7.4. Система оценки параметров модели процесса каталитической очистки газов

Математическая модель процесса каталитической очистки газов должна прогнозировать температуру очищенных газов и концентрацию NO и NO_2 с учетом изменений физико-химических свойств катализатора, а также состояния оборудования. Конкретной задачей, решаемой системой оценки параметров модели процесса каталитической очистки газов, является прогнозирование постоянной времени интегрирования $T_и$ передаточных функций $W_4(p)-W_9(p)$ по различным каналам, так как эти передаточные функции претерпевают наибольшие изменения по постоянной времени интегрирования в то время как коэффициент усиления остается практически неизменным на всем протяжении работы узла.

Для определения зависимости постоянных времени интегрирования от различных параметров на входе и выходе реактора каталитической очистки газов использован аппарат нейро-фаззи сетей (НФС), в котором выводы делаются на основе аппарата нечеткой логики, но соответствующие функции принадлежности подстраиваются с использованием алгоритмов обучения нейронных сетей.

Оценка постоянной времени интегрирования передаточной функции W_8

Входными параметрами модели являются расход природного газа в реактор каталитической очистки газов $G_{ПГ}$ и концентрация окислов азота на выходе из реактора C_{NO+NO_2}.

Первоначально вводятся три лингвистические переменные: «расход природного газа в реактор»; «концентрация окислов азота на выходе из реактора»; «постоянная времени интегрирования 8». Для каждой из них определяются терм-множества и задаются функции принадлежности каждому терм-множеству лингвистической переменной. Формализация данных лингвистических переменных представлена в таблицах 7.2 и 7.3.

Таблица 7.2

Формализация лингвистической переменной «концентрация окислов азота на выходе из реактора»

Область регламентного состояния	Терм-множество	Область определения терм-множества	Функция принадлежности терм-множества
[0; 0.005],%	C_1=«Низкая»	[0; 0.002]	$1,\quad при\ 0 \le C_{NO+NO_2} \le 0.001$ $\frac{1}{1+\exp(2\cdot(C_{NO+NO_2}-0.0005))},\ при\ 0.001 < C_{NO+NO_2} \le 0.002$
	C_2= «Средняя»	[0.001; 0.003]	$\frac{1}{1+\exp(-2\cdot(C_{NO+NO_2}-0.0015))},\ при\ 0.001 \le C_{NO+NO_2} \le 0.002$ $\frac{1}{1+\exp(2\cdot(C_{NO+NO_2}-0.0025))},\quad при\ 0.002 < C_{NO+NO_2} \le 0.003$
	C_3= «Повышенная»	[0.002; 0.004]	$\frac{1}{1+\exp(-2\cdot(C_{NO+NO_2}-0.0025))},\ при\ 0.002 \le C_{NO+NO_2} \le 0.003$ $\frac{1}{1+\exp(2\cdot(C_{NO+NO_2}-0.0035))},\quad при\ 0.003 < C_{NO+NO_2} \le 0.004$
	C_4= «Высокая»	[0.003; 0.005]	$\frac{1}{1+\exp(-2\cdot(C_{NO+NO_2}-0.0035))},\ при\ 0.003 \le C_{NO+NO_2} \le 0.004$ $1,\quad при\ 0.004 < C_{NO+NO_2} \le 0.005$

Таблица 7.3

Формализация лингвистической переменной «постоянная времени интегрирования 8»

Область регламентного состояния	Терм-множество	Область определения терм-множества	Функция принадлежности терм-множества

[0; 0.15]	D_1= «Малая»	[0; 0.075]	$1, \quad при\ 0 \le T_u^8 \le 0.0375$ $\frac{1}{1+\exp(4.5\cdot(T_u^8-0.046875))},\ при\ 0.0375 < T_u^8 \le 0.075$
	D_2= «Средняя»	[0.0375; 0.1125]	$\frac{1}{1+\exp(-4.5\cdot(T_u^8-0.046875))},\ при\ 0.0375 \le T_u^8 \le 0.075$ $\frac{1}{1+\exp(4.5\cdot(T_u^8-0.084375))},\ при\ 0.075 < T_u^8 \le 0.1125$
	D_3= «Повышенная»	[0.075; 0.13125]	$\frac{1}{1+\exp(-4.5\cdot(T_u^8-0.084375))},\ при\ 0.075 \le T_u^8 \le 0.1125$ $\frac{1}{1+\exp(4.5\cdot(T_u^8-0.121875))},\ при\ 0.1125 < T_u^8 \le 0.13125$
	D_4= «Большая»	[0.1125; 0.15]	$\frac{1}{1+\exp(-4.5\cdot(T_u^8-0.121875))},\ при\ 0.1125 \le T_u^8 \le 0.13125$ $1, \quad при\ 0.13125 < T_u^8 \le 0.15$

Определение нечеткого значения коэффициента T_u^8 строится на основании набора правил R_i логического вывода, хранящегося в базе знаний системы.

Каждый набор правил R_i логического вывода, имеет вид

П$_1$: ЕСЛИ $G_{ПГ}$ есть B_1 И C_{NO+NO_2} есть C_1 ТОГДА T_u^8 есть D_1;

П$_2$: ЕСЛИ $G_{ПГ}$ есть B_1 И C_{NO+NO_2} есть C_2 ТОГДА T_u^8 есть D_1;

П$_3$: ЕСЛИ $G_{ПГ}$ есть B_1 И C_{NO+NO_2} есть C_3 ТОГДА T_u^8 есть D_2;

П$_4$: ЕСЛИ $G_{ПГ}$ есть B_1 И C_{NO+NO_2} есть C_4 ТОГДА T_u^8 есть D_3;

П$_5$: ЕСЛИ $G_{ПГ}$ есть B_2 И C_{NO+NO_2} есть C_1 ТОГДА T_u^8 есть D_1;

П$_6$: ЕСЛИ $G_{ПГ}$ есть B_2 И C_{NO+NO_2} есть C_2 ТОГДА T_u^8 есть D_2;

П$_7$: ЕСЛИ $G_{ПГ}$ есть B_2 И C_{NO+NO_2} есть C_3 ТОГДА T_u^8 есть D_3;

П$_8$: ЕСЛИ $G_{ПГ}$ есть B_2 И C_{NO+NO_2} есть C_4 ТОГДА T_u^8 есть D_4;

П$_9$: ЕСЛИ $G_{ПГ}$ есть B_3 И C_{NO+NO_2} есть C_1 ТОГДА T_u^8 есть D_2;

П$_{10}$: ЕСЛИ $G_{ПГ}$ есть B_3 И C_{NO+NO_2} есть C_2 ТОГДА T_u^8 есть D_3;

П$_{11}$: ЕСЛИ $G_{ПГ}$ есть B_3 И C_{NO+NO_2} есть C_3 ТОГДА T_u^8 есть D_3;

П$_{12}$: ЕСЛИ $G_{ПГ}$ есть B_3 И C_{NO+NO_2} есть C_4 ТОГДА T_u^8 есть D_4.

Аналогично строятся оценки постоянной времени интегрирования для W_9, W_6, W_7, W_5, W_4

Структура нейро-фаззи сети показана на рис. 7.21. Входные переменные X_{BX}^1 и X_{BX}^2 НФС обозначены выше. Для всех постоянных времени интегрирования НФС будет однотипной

В первом слое нейро-фаззи сети проводится фаззификация входных переменных. Выходы узлов первого слоя представляют собой значения функций принадлежности терм-множеств конкретных значений соответствующих входных переменных.

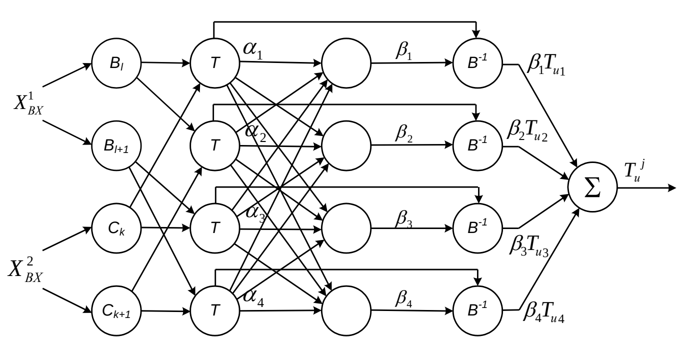

Рис. 7.21 Структура нейро-фаззи сети (НФС) для прогнозирования постоянной времени интегрирования

Выходами нейронов второго слоя являются степени истинности предпосылок каждого правила нечеткого вывода базы знаний системы:

$$\alpha_1 = B_l\left(X^1_{BX}\right) \wedge C_k\left(X^2_{BX}\right)$$
$$\alpha_2 = B_l\left(X^1_{BX}\right) \wedge C_{k+1}\left(X^2_{BX}\right)$$
$$\alpha_3 = B_{l+1}\left(X^1_{BX}\right) \wedge C_k\left(X^2_{BX}\right)$$
$$\alpha_4 = B_{l+1}\left(X^1_{BX}\right) \wedge C_{k+1}\left(X^2_{BX}\right)$$

Выходы нейронов третьего слоя вычисляют величины:

$$\beta_1 = \frac{\alpha_1}{\alpha_1+\alpha_2+\alpha_3+\alpha_4}$$
$$\beta_2 = \frac{\alpha_2}{\alpha_1+\alpha_2+\alpha_3+\alpha_4}$$
$$\beta_3 = \frac{\alpha_3}{\alpha_1+\alpha_2+\alpha_3+\alpha_4}$$
$$\beta_4 = \frac{\alpha_4}{\alpha_1+\alpha_2+\alpha_3+\alpha_4}$$

Нейроны четвертого слоя выполняют операции:

$$\beta_1 T_{u1} = \beta_1 \cdot B^{-1}(\alpha_1)$$
$$\beta_2 T_{u2} = \beta_2 \cdot B^{-1}(\alpha_2)$$
$$\beta_3 T_{u3} = \beta_3 \cdot B^{-1}(\alpha_3)$$
$$\beta_4 T_{u4} = \beta_4 \cdot B^{-1}(\alpha_4)$$

где

$$T_{u1} = B^{-1}(\alpha_1) = d_l + \frac{1}{c_l}\cdot \ln\left(\frac{1-\alpha_1}{\alpha_1}\right)$$
$$T_{u2} = B^{-1}(\alpha_2) = d_l + \frac{1}{c_l}\cdot \ln\left(\frac{1-\alpha_2}{\alpha_2}\right)$$
$$T_{u3} = B^{-1}(\alpha_3) = d_l + \frac{1}{c_l}\cdot \ln\left(\frac{1-\alpha_3}{\alpha_3}\right)$$
$$T_{u4} = B^{-1}(\alpha_4) = d_l + \frac{1}{c_l}\cdot \ln\left(\frac{1-\alpha_4}{\alpha_4}\right)$$

Единственный нейрон пятого слоя вычисляет выход сети, т.е. выполняет операцию приведения к четкости центроидным способом:

$$T_u = \beta_1 T_{u1} + \beta_2 T_{u2} + \beta_3 T_{u3} + \beta_4 T_{u4} = \frac{\alpha_1 T_{u1} + \alpha_2 T_{u2} + \alpha_3 T_{u3} + \alpha_4 T_{u4}}{\alpha_1+\alpha_2+\alpha_3+\alpha_4}$$

Нейро-фаззи сети с подобной архитектурой в англоязычной литературе получили название ANFIS (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System).

Алгоритм обучения нейро-фаззи сети. Обучение данной нейро-фаззи сети проводилось при помощи алгоритма обратного распространения ошибки (back propagation) [149, 158]. Это итеративный градиентный алгоритм обучения.

Для обучения данной нейро-фаззи сети требуется осуществить такую настройку параметров функций принадлежности терм-множествам выходной переменной c_l, d_l , при которой минимизируется функция ошибки системы: $E(c_l, d_l) = \frac{1}{2}\cdot\left[T_u(c_l, d_l) - T_u^*\right]^2$

Где: $T_u(c_l, d_l)$ – прогнозное значение коэффициента T_u нейро-фаззи сетью; T_u^* – текущее коэффициента T_u.

Алгоритм состоит из следующих шагов:

Шаг 1. Вводятся начальные значения параметров c_l, d_l.

Шаг 2. Вычисляется выход сети $T_u(c_l, d_l)$.

Шаг 3. Вычисляется значение функции ошибки $E(c_l, d_l)$.

Шаг 4. Проверка условия минимизации функции ошибки $E < \varepsilon$.

Шаг 5. Корректировка значений c_l, d_l.

Шаг 6. Повторение шагов 2-4 до выполнения условия минимизации функции ошибки.

Корректировка значений c_l, d_l производится по известным формулам:

$$c_l := c_l - \eta \cdot \frac{\partial E(c_l, d_l)}{\partial c_l} = c_l - \eta \cdot \delta \cdot \frac{\partial b(c_l, d_l)}{\partial c_l} \quad d_l := d_l - \eta \cdot \frac{\partial E(c_l, d_l)}{\partial d_l} = d_l - \eta \cdot \delta \cdot \frac{\partial b(c_l, d_l)}{\partial d_l}$$

где $\delta = T_u(c_l, d_l) - T_u^*$; η – константа скорости обучения $0 < \eta < 1$.

Блок-схема данного алгоритма приведена на рис. 7.22.

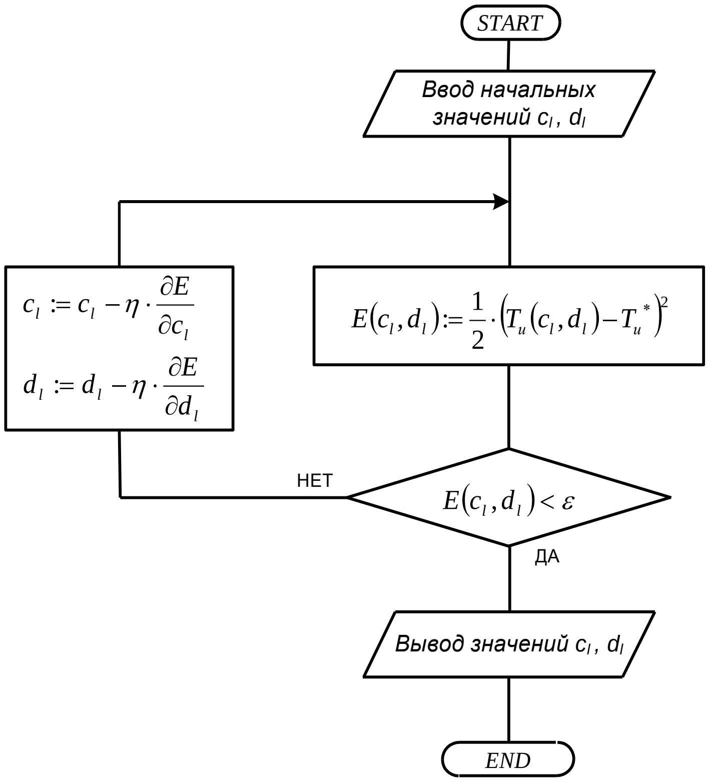

Рис. 7.22. Алгоритм обучения нейро-фаззи сети.

Рассмотрим алгоритм обратного распространения ошибки применительно к нейро-фаззи сети для прогноза функции разрушения материала.

Запишем выход сети, вычисляемый по формуле

$$b = \frac{\alpha_1 b_1(\alpha_1, c_1, d_1) + \alpha_2 b_2(\alpha_2, c_2, d_2) + \alpha_3 b_3(\alpha_3, c_3, d_3) + \alpha_4 b_4(\alpha_4, c_4, d_4)}{\alpha_1 + \alpha_2 + \alpha_3 + \alpha_4}$$

Предположим, что $c_1 \neq c_2 \neq c_3 \neq c_4$ и $d_1 \neq d_2 \neq d_3 \neq d_4$.

Тогда в алгоритме обучения сети корректировка параметров будет производиться по следующим формулам: $c_1 := c_1 - \eta \cdot \delta \cdot \frac{\partial b(\alpha_1, c_1, d_1)}{\partial c_1} = c_1 + \eta \cdot \delta \cdot \frac{1}{c_1^2} \cdot \frac{\alpha_1 \cdot \ln\left(\frac{1-\alpha_1}{\alpha_1}\right)}{\alpha_1 + \alpha_2 + \alpha_3 + \alpha_4}$

$$d_1 := d_1 - \eta \cdot \delta \cdot \frac{\partial b(\alpha_1, c_1, d_1)}{\partial d_1} = d_1 - \eta \cdot \delta \cdot \frac{\alpha_1}{\alpha_1 + \alpha_2 + \alpha_3 + \alpha_4}$$

$$c_2 := c_2 - \eta \cdot \delta \cdot \frac{\partial b(\alpha_2, c_2, d_2)}{\partial c_2} = c_2 + \eta \cdot \delta \cdot \frac{1}{c_2^2} \cdot \frac{\alpha_2 \cdot \ln\left(\frac{1-\alpha_2}{\alpha_2}\right)}{\alpha_1 + \alpha_2 + \alpha_3 + \alpha_4}$$

$$d_2 := d_2 - \eta \cdot \delta \cdot \frac{\partial b(\alpha_2, c_2, d_2)}{\partial d_2} = d_2 - \eta \cdot \delta \cdot \frac{\alpha_2}{\alpha_1 + \alpha_2 + \alpha_3 + \alpha_4}$$

$$c_3 := c_3 - \eta \cdot \delta \cdot \frac{\partial b(\alpha_3, c_3, d_3)}{\partial c_3} = c_3 + \eta \cdot \delta \cdot \frac{1}{c_3^2} \cdot \frac{\alpha_3 \cdot \ln\left(\frac{1-\alpha_3}{\alpha_3}\right)}{\alpha_1 + \alpha_2 + \alpha_3 + \alpha_4}$$

$$d_3 := d_3 - \eta \cdot \delta \cdot \frac{\partial b(\alpha_3, c_3, d_3)}{\partial d_3} = d_3 - \eta \cdot \delta \cdot \frac{\alpha_3}{\alpha_1 + \alpha_2 + \alpha_3 + \alpha_4}$$

$$c_4 := c_4 - \eta \cdot \delta \cdot \frac{\partial b(\alpha_4, c_4, d_4)}{\partial c_4} = c_4 + \eta \cdot \delta \cdot \frac{1}{c_4^2} \cdot \frac{\alpha_4 \cdot \ln\left(\frac{1-\alpha_4}{\alpha_4}\right)}{\alpha_1 + \alpha_2 + \alpha_3 + \alpha_4}$$

$$d_4 := d_4 - \eta \cdot \delta \cdot \frac{\partial b(\alpha_4, c_4, d_4)}{\partial d_4} = d_4 - \eta \cdot \delta \cdot \frac{\alpha_4}{\alpha_1 + \alpha_2 + \alpha_3 + \alpha_4}$$

При нечетком логическом выводе может случиться так, что $c_1 = c_2$ и $d_1 = d_2$. Тогда формулы корректировки будут иметь вид:

$$c_1 := c_1 + \eta \cdot \delta \cdot \frac{1}{c_1^2} \cdot \frac{\alpha_1 \cdot \ln\left(\frac{1-\alpha_1}{\alpha_1}\right) + \alpha_2 \cdot \ln\left(\frac{1-\alpha_2}{\alpha_2}\right)}{\alpha_1 + \alpha_2 + \alpha_3 + \alpha_4}$$

$$d_1 := d_1 - \eta \cdot \delta \cdot \frac{\alpha_1 + \alpha_2}{\alpha_1 + \alpha_2 + \alpha_3 + \alpha_4}$$

$$c_3 := c_3 + \eta \cdot \delta \cdot \frac{1}{c_3^2} \cdot \frac{\alpha_3 \cdot \ln\left(\frac{1-\alpha_3}{\alpha_3}\right)}{\alpha_1 + \alpha_2 + \alpha_3 + \alpha_4}$$

$$d_3 := d_3 - \eta \cdot \delta \cdot \frac{\alpha_3}{\alpha_1 + \alpha_2 + \alpha_3 + \alpha_4}$$

$$c_4 := c_4 + \eta \cdot \delta \cdot \frac{1}{c_4^2} \cdot \frac{\alpha_4 \cdot \ln\left(\frac{1-\alpha_4}{\alpha_4}\right)}{\alpha_1 + \alpha_2 + \alpha_3 + \alpha_4}$$

$$d_4 := d_4 - \eta \cdot \delta \cdot \frac{\alpha_4}{\alpha_1 + \alpha_2 + \alpha_3 + \alpha_4}$$

Для случая, когда $c_1 = c_2 = c_3$ и $d_1 = d_2 = d_3$:

$$c_1 := c_1 + \eta \cdot \delta \cdot \frac{1}{c_1^2} \cdot \frac{\alpha_1 \cdot \ln\left(\frac{1-\alpha_1}{\alpha_1}\right) + \alpha_2 \cdot \ln\left(\frac{1-\alpha_2}{\alpha_2}\right) + \alpha_3 \cdot \ln\left(\frac{1-\alpha_3}{\alpha_3}\right)}{\alpha_1 + \alpha_2 + \alpha_3 + \alpha_4}$$

$$d_1 := d_1 - \eta \cdot \delta \cdot \frac{\alpha_1 + \alpha_2 + \alpha_3}{\alpha_1 + \alpha_2 + \alpha_3 + \alpha_4}$$

$$c_4 := c_4 + \eta \cdot \delta \cdot \frac{1}{c_4^2} \cdot \frac{\alpha_4 \cdot \ln\left(\frac{1-\alpha_4}{\alpha_4}\right)}{\alpha_1 + \alpha_2 + \alpha_3 + \alpha_4}$$

$$d_4 := d_4 - \eta \cdot \delta \cdot \frac{\alpha_4}{\alpha_1 + \alpha_2 + \alpha_3 + \alpha_4}$$

Для случая, когда $c_1 = c_2 = c_3 = c_4$ и $d_1 = d_2 = d_3 = d_4$:

$$c_1 := c_1 + \eta \cdot \delta \cdot \frac{1}{c_1^2} \cdot \frac{\alpha_1 \cdot \ln\left(\frac{1-\alpha_1}{\alpha_1}\right) + \alpha_2 \cdot \ln\left(\frac{1-\alpha_2}{\alpha_2}\right) + \alpha_3 \cdot \ln\left(\frac{1-\alpha_3}{\alpha_3}\right) + \alpha_4 \cdot \ln\left(\frac{1-\alpha_4}{\alpha_4}\right)}{\alpha_1 + \alpha_2 + \alpha_3 + \alpha_4}$$

$$d_1 := d_1 - \eta \cdot \delta$$

Структура модели технологического процесса каталитической очистки газов представлена на рис. 7.24.

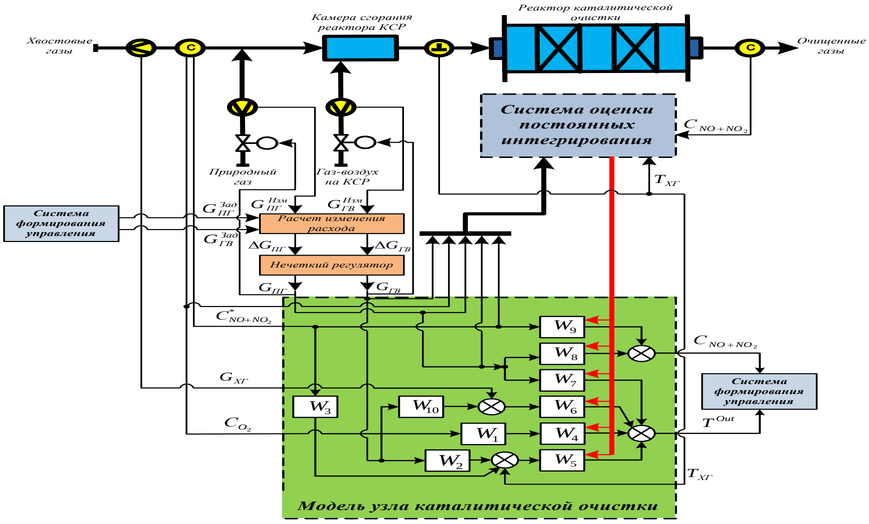

Рис. 7.23. Структура математической модели технологического процесса каталитической очистки газов.

Разработанная модель позволяет учитывать изменения состояния оборудования и катализатора при работе оборудования, что должно обеспечить исключение ненормальных режимов очистки (когда концентрация нитрозных газов будет превышать предельно допустимые значения).

Имитационное моделирование системы регулирования температурного режима узла каталитической очистки с системой оценки постоянных интегрирования проводилось среде Matlab 7.0.1 (рис. 7.24).

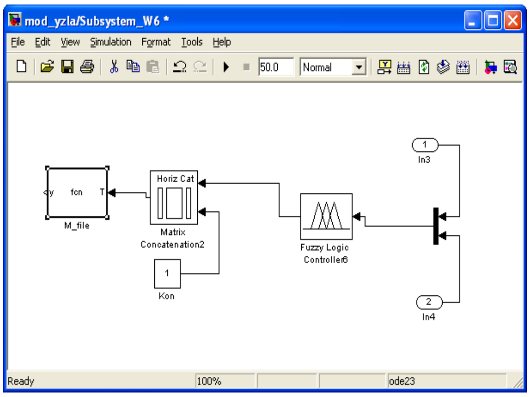

Рис. 7.24. Модель системы регулирования температурного режима узла каталитической очистки с ситемой оценки постоянных интегрирования в среде Matlab 7.0.1.

В результате проведенного моделирования были получены графики, отображающие переходные процессы изменения температуры и концентрации нитрозных газов на выходе реактора. Адекватность модели подтверждена на основе сопоставления экспериментальных данных и данных, полученных в результате моделирования.