

УДК 004.8

**В. И. ВАСИЛЬЕВ, И. И. ИДРИСОВ****АЛГОРИТМЫ ПРОЕКТИРОВАНИЯ И АНАЛИЗА УСТОЙЧИВОСТИ  
ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОЙ СИСТЕМЫ УПРАВЛЕНИЯ ГТД**

Рассматриваются особенности синтеза и анализа устойчивости интеллектуальной системы управления ГТД. *Интеллектуальные системы; нейруправление; отказоустойчивость; идентификация; нейронные сети; устойчивость*

Устойчивой тенденцией в развитии систем автоматического управления (САУ) ГТД является постоянный рост сложности и числа решаемых с их помощью задач. Наряду с традиционными задачами, САУ ГТД нового поколения должны решать задачи, в которых требуется принимать оперативные решения на основе накопленных знаний в условиях неопределенности и адаптироваться (т. е. изменять свою структуру и параметры) в случае появления непредсказуемых нештатных ситуаций. Современные тенденции развития бортовых систем управления связаны с их дальнейшей интеллектуализацией, основанной на применении технологий обработки знаний для автоматизации функций управления ГТД и летательным аппаратом и поддержки действий экипажа как в нормальных, так и в нештатных ситуациях.

Требования, которые предъявляются к перспективным САУ ГТД, делают необходимым поиск альтернативных решений построения бортовых вычислительных систем на основе современных методов искусственного интеллекта. Одним из перспективных направлений в области автоматического управления ГТД является построение интеллектуальных систем управления на основе искусственных нейронных сетей (НС) [1, 2].

В данной статье рассматриваются особенности решения задач синтеза нейросетевых САУ ГТД, включая вопросы идентификации ГТД, построения нейросетевого многорежимного регулятора, исследования устойчивости синтезированной системы, обеспечения отказоустойчивости САУ ГТД.

**1. ОБЩАЯ ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ СИНТЕЗА  
ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОЙ САУ ГТД**

В процессе проектирования САУ ГТД к ним предъявляются жесткие и нередко противоречивые требования. Область этих требований обычно ограничивается заданным множеством внутренних и внешних параметров системы управления. Применение методов искусственного интеллекта, и в частности НС, позволяет расширить и ужесточить эти требования путем снятия ограничений на область изменения этих параметров. К числу дополнительно предъявляемых к САУ ГТД требований при этом относятся:

- адаптация характеристик САУ ГТД к изменяющимся режимам работы и условиям полета, индивидуальным особенностям конкретного двигателя;
- прогнозирование поведения системы с целью оперативной корректировки алгоритмов управления в изменяющейся среде;
- обеспечение устойчивости рабочих процессов и работоспособности САУ ГТД как на расчетных, так и на нештатных режимах, связанных с отказами исполнительных механизмов, датчиков, устройств ввода-вывода информации, БЦВМ, сильных внешних возмущений на входе ГТД и т. п.

В настоящее время наибольший прогресс в проектировании интеллектуальных систем управления (ИСУ) достигнут для систем управления, обладающих свойством «интеллектуальности в малом» [3]. Это означает, прежде всего, что управляющая система использует в процессе своего функционирования (для достижения поставленных целей) знания как средство преодоления неопределенности входной информации, поведения



ваются вектор выходов объекта  $y$  и вектор выходов НС  $y_{НС}$  при одном и том же векторе входных воздействий  $u$ . Процедура обучения НС состоит в изменении весов ее связей таким образом, чтобы уменьшить сумму квадратов невязок  $E$  до приемлемой (достаточно малой) величины:

$$E = \sum_{ij} \varepsilon_i^2 < E_{доп.}, \quad (1)$$

где  $\varepsilon_i = y_i - y_{iНС}$  — невязка на  $i$ -м шаге;  $E_{доп.}$  — допустимая величина ошибки обучения.

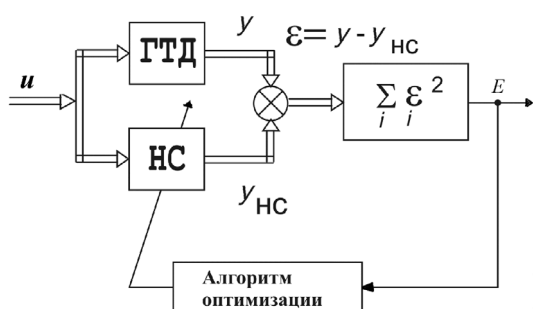


Рис. 2. Схема решения задачи идентификации

Методика НС-идентификации включает в себя следующие этапы:

- 1) предобработка данных;
- 2) нормирование данных;
- 3) выбор архитектуры (структуры) сети;
- 4) выбор алгоритма обучения;
- 5) тестирование сети;
- 6) оценка качества идентификации.

В качестве примера рассмотрим задачу построения НС-модели двухвального ГТД. Обучающая выборка представляет собой в данном случае оцифрованные данные бортового самописца, с шагом дискретизации 0,5 с. В качестве данных использовались значения следующих параметров двигателя:

$G_T$  — расход топлива в камеру сгорания;

$n_1$  — частота вращения вала низкого давления;

$n_2$  — частота вращения вала высокого давления;

$T_4^*$  — температура заторможенного потока газа за турбиной;

$P_K$  — степень повышения давления за компрессором.

Длина временного окна, составившего обучающую выборку, принимаем равной 80 с, что составляет 160 последовательных значений по каждому параметру. Для обучения НС

предварительно обработанные данные нормировались путем приведения их к интервалу (0, 1).

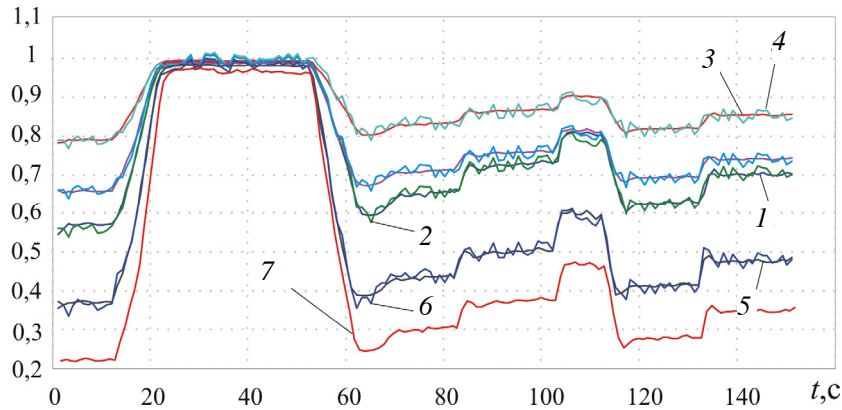
Полагая, что  $G_T$  является входной переменной нейронной сети, а ее выходными переменными —  $n_1, n_2, T_4^*, P_K$ , были исследованы следующие архитектуры НС: динамический персептрон, имеющий 1 нейрон во входном слое, 3 нейрона в скрытом слое, 4 нейрона в выходном слое, задержка входного сигнала на 2 такта; рекуррентная сеть Элмана, имеющая 1 нейрон во входном слое, 3 нейрона в скрытом слое, 4 нейрона в выходном слое. Все нейроны имели логистическую тангенциальную функцию активации, обучение сети проводилось с использованием алгоритма Левенберга–Маркуордта.

Как показали эксперименты, наилучшее качество идентификации обеспечивает динамический персептрон с тремя нейронами в скрытом слое. Для данного типа нейронных сетей были проведены дополнительные исследования зависимости ошибки идентификации от вида функции активации нейронов и количества нейронов в скрытом слое, наилучшие результаты были показаны с использованием логистической сигмоидальной функции активации и тремя нейронами в скрытом слое.

Также проводилось сравнение различных алгоритмов обучения НС: а) алгоритм Левенберга–Маркуордта; б) метод градиентного спуска с адаптивным обучением; в) метод градиентного спуска с учетом моментов и с адаптивным обучением. Как показали результаты исследования, метод алгоритма Левенберга–Маркуордта обеспечивает лучшее качество обучения.

Для тестирования НС-модели ГТД использовалась входная последовательность длиной 320 тактов (временное окно длительностью 2 мин. 40 с, шаг дискретизации 0,5 с). НС обучалась на окне длительностью 80 с, принадлежащей тестовой последовательности. Оценка качества идентификации проводилась путем сравнения выходов нейронной сети с тестовой выходной последовательностью.

Были получены следующие значения суммарной квадратической ошибки (СКО) НС-модели на тестовой последовательности:  $\delta n_1 = 2,19\%$ ,  $\delta n_2 = 1,36\%$ ,  $\delta P_K = 1,52\%$ ,  $\delta T_4^* = 2,8\%$ . Осциллограммы изменения входной и выходной переменных НС-модели ГТД показаны на рис. 3.



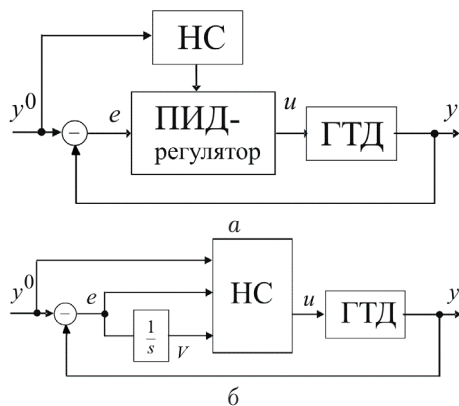
**Рис. 3.** Результаты идентификации ГТД с помощью перцептрона: 1 — выход НС по  $n_1$  (тестовая последовательность), 2 — реальные данные по  $n_1$ ; 3 — выход НС по  $n_2$  (тестовая последовательность); 4 — реальные данные по  $n_2$ ; 5 — выход НС по  $T_4^*$  (тестовая последовательность); 6 — реальные данные по  $T_4^*$ ; 7 — входные данные по  $G_t$

Полученные результаты показывают, что обученная НС адекватно воспроизводит значения временного ряда, соответствующего реальным процессам функционирования ГТД для конкретных условий полета ЛА.

Из результатов экспериментов следует, что НС обеспечивают высокое качество идентификации ГТД. Наиболее эффективным при этом является использование динамических перцептронов с задержкой входного сигнала, наиболее эффективным алгоритмом обучения НС является алгоритм Левенберга-Марквардта.

### 3. АЛГОРИТМ СИНТЕЗА МНОГОРЕЖИМНОГО НС-РЕГУЛЯТОРА ГТД

Возможны различные способы применения НС в ИСУ ГТД [8]. На рис. 4 представлены наиболее распространенные варианты включения НС в САУ ГТД.



**Рис. 4.** Схемы включения НС-регулятора в САУ ГТД

Каждая из этих схем имеет свои преимущества. На рис. 4, а представлена схема замкнутой САУ ГТД, в которой супервизор-

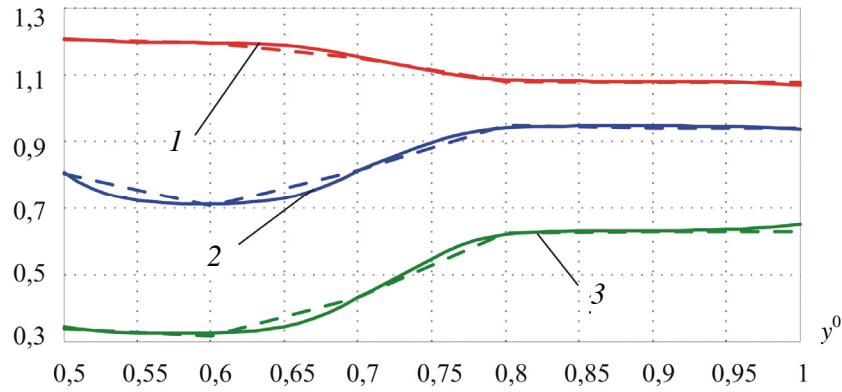
ная НС используется для настройки параметров линейного ПИД-регулятора в зависимости от режима работы ГТД и внешних условий. По сравнению с классическим (табличным) способом аппроксимации коэффициентов, НС-аппроксиматор обеспечивает более гибкие возможности адаптации (обучения) к изменению внешних условий и параметров ГТД.

На рис. 4, б представлена схема непосредственного включения НС-регулятора в канал управления ГТД. В данном случае НС выполняет функции нелинейного многорежимного регулятора, обеспечивая формирование требуемых управляющих воздействий на исполнительные механизмы ГТД на основе процедуры обучения. Заложенная в НС структурная избыточность предполагает при этом повышенную, по сравнению с классическими алгоритмами, помехо- и отказоустойчивость.

#### 3.1. Синтез супервизорной НС, аппроксимирующей коэффициенты ПИД-регулятора

Для построения обучающей выборки, содержащей требуемые значения коэффициентов линейного регулятора на различных режимах, можно использовать различные методики. Наибольшую эффективность показал метод последовательного симплексного поиска. Суть данного метода состоит в том, что движение к оптимуму в  $n$ -мерном пространстве варьируемых параметров (в нашем случае коэффициентов ПИД-регулятора) осуществляется путем последовательного отражения (относительно одной из граней) вершин симплекса. Симплекс представляет собой фигуру в  $n$ -мерном пространстве, образованную

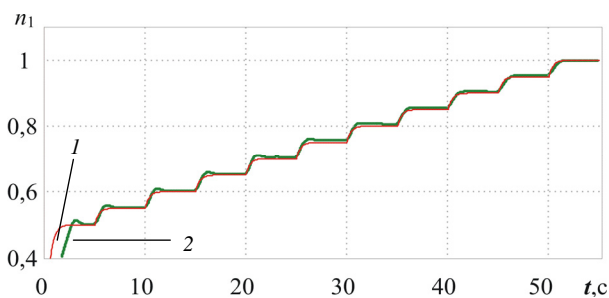




**Рис. 5.** Зависимость коэффициентов ПИД-регулятора от значения уставки управления: 1 — пропорциональный коэффициент; 2 — интегральный коэффициент; 3 — дифференциальный коэффициент (сплошной линией показаны значения, полученные с помощью НС, пунктирной — с использованием кусочно-линейной аппроксимации)

$(n + 1)$  вершинами, не принадлежащими ни одному из пространств меньшей размерности.

Для решения задачи аппроксимации была выбрана НС на основе персептрона с 3 нейронами в скрытом слое, 3 нейронами в выходном слое и логистической сигмоидальной функцией активации нейронов скрытого слоя. Поиск осуществлялся на 6 режимах работы ГТД при неизменных внешних условиях, что являются обучающей выборкой для начального обучения НС. Входными данными для обучения являются значения уставки (задающего воздействия)  $y_0$  на базовых режимах работы ГТД. Для обучения НС использовался метод градиентного спуска. На рис. 5 показана зависимость коэффициентов ПИД-регулятора от значения уставки управления (в относительных величинах).



**Рис. 6.** Графики переходных процессов по частоте вращения  $n_1$

На рис. 6 изображены графики переходных процессов при тестировании работы НС в составе замкнутой САУ ГТД, где кривая 1 — желаемые переходные процессы (выход эталонной модели); 2 — переходные процессы по частоте вращения ротора низкого давления  $n_1$ , полученные для последовательных 5%-х увеличений сигнала уставки. Анализ полученных переходных процессов показывает,

что поставленные требования к показателям качества процессов управления ГТД выполняются.

### 3.2. Синтез многорежимного НС-регулятора

Для синтеза многорежимного НС-регулятора можно воспользоваться методикой, предложенной в [8] и включающей в себя следующие этапы:

- 1) выбор способа включения НС в качестве регулятора в систему управления ГТД;
- 2) выбор архитектуры (структуры) нейронной сети;
- 3) определение состава обучающей выборки для обучения НС-регулятора в составе замкнутой САУ ГТД;
- 4) выбор критериев и алгоритма обучения параметров НС-регулятора ГТД.

В качестве базовой выбрана схема, изображенная на рис. 4, б. НС-регулятор, построенный согласно данной схеме, представляет собой нелинейный ПИ-регулятор, весовые коэффициенты которого настраиваются из условия получения заданных показателей качества на всех режимах работы системы. Согласно критерию минимальной сложности, простейшим из возможных решений в данном случае является использование персептрона, имеющего 3 нейрона в скрытом слое.

Для обучения НС необходимо определить установившиеся значения входов и выходов ПИ-регулятора на одном из режимов работы САУ ГТД и использовать эти значения в качестве обучающей выборки.

После получения обучающей выборки для НС-регулятора проводится предварительное обучение (инициализация) НС с использованием любого метода оптимизации. Экспери-

менты показали, что для этой цели достаточно использовать метод градиентного спуска.

После предварительной инициализации НС можно переходить к обучению НС-регулятора в составе замкнутой САУ ГТД. Для этого на каждом из заданных базовых режимов работы ГТД на вход САУ подается малое отклонение уставки, вычисляется рассогласование между выходным параметром ГТД и выходом эталонной модели (желаемой реакцией САУ), после чего производится корректировка весов НС в сторону уменьшения рассогласования. Данные действия повторяются до тех пор, пока рассогласование (ошибка обучения) не достигает заданного значения.

Как показали эксперименты, высокую эффективность в процессе обучения НС показал метод последовательного симплексного поиска. Варьируемыми параметрами в данном случае являются значения весов синаптических связей НС. Для корректной работы алгоритма необходима предобработка исходных данных для построения исходного симплекса, так как веса предварительно обученной НС имеют значения, изменяющиеся в широком диапазоне — от десятков до сотых долей единицы. Для каждого нейрона были определены максимальные значения его весов, соответствующие веса были нормированы в диапазоне  $[-1, 1]$ . В качестве критерия обучения НС в данном случае, согласно требованиям, предъявляемым к САУ ГТД, применялся квадратичный критерий:

$$E = \sum_i \sigma n_{1i}^2 + 10 \cdot \sum_i \sigma T_{4\text{over}}^2,$$

где  $\sigma n_{1i}$  — значение ошибки регулирования по каналу частоты вращения  $n_1$ ;  $\sigma T_{4\text{over}}$  — значение перерегулирования по каналу температуры газа  $T_4^*$ .

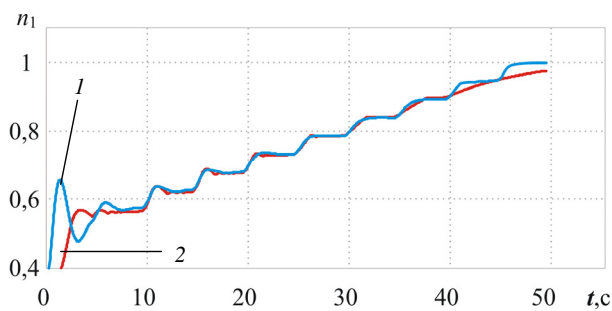


Рис. 7. Графики переходных процессов по частоте вращения  $n_1$

На рис. 7 изображены графики переходных процессов при тестировании работы НС-регулятора в составе замкнутой САУ ГТД:

кривая 1 — переходные процессы по частоте вращения вала ротора низкого давления  $n_1$  при использовании предварительно инициализированного НС-регулятора; 2 — переходные процессы по частоте вращения  $n_1$  в системе с НС-регулятором, обученным на всем диапазоне рабочих режимов, для последовательных 5%-х увеличений сигнала уставки.

Анализ полученных переходных процессов в САУ ГТД показывает, что поставленные требования к показателям качества процессов управления выполняются и использование предложенной процедуры обучения параметров многорежимного НС-регулятора ГТД является эффективным.

#### 4. АНАЛИЗ УСТОЙЧИВОСТИ НЕЙРОСЕТЕВОЙ САУ ГТД

Поскольку синтезированная САУ ГТД с НС-регулятором является существенно нелинейной, остается открытым вопрос об устойчивости процессов управления в данной системе при отработке внешних возмущений.

В общем случае, для исследования устойчивости нелинейных САУ применяются различные методы: первый и второй методы А. М. Ляпунова, круговой критерий устойчивости В. А. Якубовича и др. В данной работе предлагается подход к исследованию устойчивости САУ с НС-регулятором с использованием теоремы о малом коэффициенте усиления [9].

Предполагается, что на базовых (установившихся) режимах работы ГТД (с учетом динамики исполнительного механизма) описывается передаточными функциями вида:

$$W_{\text{ГТД}}^{(r)}(s) = \frac{N_1(s)}{G_T(s)} = \frac{a(s)}{b(s)} = \frac{a_0^{(r)}s^m + \dots + a_m^{(r)}}{b_0^{(r)}s^n + \dots + b_n^{(r)}}, \quad (2)$$

где  $N_1(s)$  и  $G_T(s)$  — изображения по Лапласу для переменных  $n_1$  и  $G_T$ ;  $r$  — номер режима работы ГТД, ( $r = 1, 2, \dots, M$ );  $m < n$ . Коэффициенты  $a_0^{(r)}, \dots, a_m^{(r)}, b_0^{(r)}, \dots, b_n^{(r)}$  передаточных функций  $W_{\text{ГТД}}^{(r)}(s)$  зависят от конкретного режима работы двигателя.

Путем эквивалентных преобразований схему, представленную на рис. 4, б, можно привести к типовой структурной схеме (рис. 8), где  $y = (e, V)^T$  и  $x$  — векторы выходных координат линейной части (ЛЧ) и выхода нелинейного элемента (НЭ) размерности

2·1 и  $m·1$  соответственно;  $u$  – скалярный выход НЭ:  $u = \Phi(x)$  – характеристика «вход-выход» НС;  $W_{ЛЧ}(s) = W_{ГТД}^{(r)}(s) \cdot (1, s^{-1})^T$  – матричная передаточная функция ЛЧ размера 2·1;  $f_1 = f_1(t)$  и  $f_2 = f_2(t)$  – внешние воздействия на систему, ограниченные по величине.

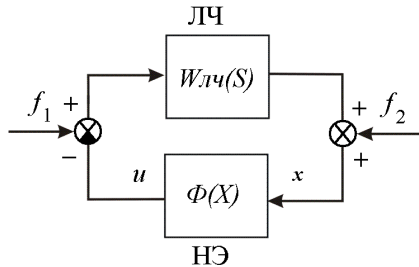


Рис. 8. Эквивалентная структурная схема нелинейной САУ ГТД

В соответствии с теоремой о малом коэффициенте усиления, процессы управления в данной системе устойчивы, если можно найти такой линейный закон управления с обратной связью  $u = Cx$  и положительное число  $r$ , для которых выполняются следующие условия:

1) граничный коэффициент усиления нелинейного отображения  $\Phi(x) - Cx$  должен быть меньше, чем угловой коэффициент конуса  $r$ :

$$\sup_{x \neq 0} \frac{\|\Phi(x) - Cx\|}{\|x\|} \leq r; \quad (3)$$

2) замкнутая линейная система, полученная путем замены  $\Phi(x)$  на  $Cx$  и описываемая матрицей передаточных функций  $H(s) = W_{ЛЧ}(s)[I + CW_{ЛЧ}(s)]^{-1}$ , является устойчивой;

3) произведение коэффициента усиления линейной системы  $H$ , заданной ее матричной частотной характеристикой  $H(j\omega)$ , на угловой коэффициент конуса  $r$  должно быть меньше 1:

$$\sup_{\omega} \bar{\sigma}\{H(j\omega)\} \cdot r < 1, \quad (4)$$

где  $\bar{\sigma}$  – максимальное собственное число матрицы  $H(j\omega)$ .

Применительно к рассматриваемому в данной работе двухвальному ГТД, коэффициенты передаточной функции  $W_{ГТД}^{(r)}(s)$  для различных режимов работы двигателя приведены в таблице.

Предполагается, что все переменные САУ ГТД приведены к базовым (максимальным) значениям, т.е. являются относительными и безразмерными.

Таблица

Режим	$a_0$	$a_1$	$b_0$	$b_1$	$b_2$	$b_3$	$b_4$
1	1,87	2,05	0,1	1,46	5,04	4,87	2,05
2	1,96	3,53	0,1	1,78	7,89	0,8	3,53
3	1,72	12,48	0,1	2,61	21,84	58,13	1,284

В качестве НС-регулятора рассматриваем многослойную нейронную сеть прямого распространения (персептрон) с тремя нейронами в скрытом слое и одним нейроном в выходном слое (рис. 9). Общее количество весов синаптических связей (настраиваемых параметров НС-регулятора) равно 9; вид функции активации нейронов – тангенциальная сигмоида.

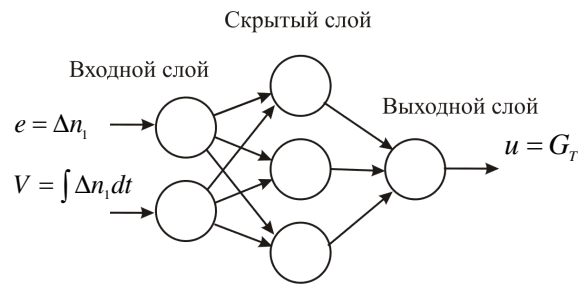


Рис. 9. Структурная схема многорежимного НС-регулятора ГТД

Для синтезированного НС-регулятора была построена характеристика «вход-выход» нейронной сети  $u = \Phi(e, V)$ , для которой в качестве линеаризующей характеристики  $u = Cx$  была выбрана зависимость  $u = 0,5e + 0,5V$ , т.е.  $C = (0,5; 0,5)$ . Для данного способа аппроксимации оператора  $\Phi(x)$  получаем для диапазонов  $e \in [-1, 1]$ ,  $V \in [0, 1]$  значение коэффициента  $r = 0,38$ .

Вычисление собственного числа матрицы:

$$H(s) = W_{ЛЧ}(s)[I + CW_{ЛЧ}(s)]^{-1} = \frac{s \cdot W_{ГТД}^{(r)}(s)}{s + 0,5(s + 1) \cdot W_{ГТД}^{(r)}(s)} \times (1; s^{-1})^T \quad (5)$$

осуществляется по правилу:

$$\begin{aligned} \sup_{\omega \geq 0} \bar{\sigma}\{H(j\omega)\} &= \max_{\omega \geq 0} \{H * (j\omega)H(j\omega)\}^{\frac{1}{2}} = \\ &= \max_{\omega \geq 0} \left\{ \frac{(\omega^2 + 1) |W_{ЛЧ}^{(r)}(j\omega)|^2}{|j\omega + 0,5(j\omega + 1)W_{ЛЧ}^{(r)}(j\omega)|^2} \right\}^{\frac{1}{2}} = 2,24. \end{aligned} \quad (6)$$

Здесь  $H * (j\omega)$  — матрица передаточных функций, сопряженная по отношению к  $H(j\omega)$ .

Таким образом, произведение граничных значений коэффициентов усиления ЛЧ и НЭ в данном случае равно:

$$\sup_{\omega \geq 0} \bar{\sigma}\{H(j\omega)\} \cdot r = 2,24 \cdot 0,38 = 0,8512 < 1,$$

т. е. условия теоремы о малом коэффициенте усиления выполняются. Следовательно, все вынужденные процессы в исследуемой САУ, соответствующие ограниченному задающему воздействию (уставке)  $g(t)$  и другим внешним возмущениям, действующим в процессе функционирования ГТД, асимптотически устойчивы в целом, что является необходимым условием работоспособности синтезированной САУ ГТД.

## 5. ОБЩИЙ ПОДХОД К ОБЕСПЕЧЕНИЮ ОТКАЗОУСТОЙЧИВОСТИ САУ ГТД С НС-РЕГУЛЯТОРОМ

Современные ГТД, функционирующие в условиях параметрической и структурной неопределенности, требуют применения новых подходов к обеспечению отказоустойчивости САУ. В качестве базы для построения отказоустойчивой ИСУ могут быть использованы алгоритмы принятия решений на основе нечеткой логики. Наличие базы правил вида «ЕСЛИ–ТО» позволяет использовать для решения данной задачи экспертные знания. Нечеткую систему диагностики, прогнозирования и реконфигурации САУ можно представить в данном случае в виде супервизора, управляющие сигналы которого используются для изменения структуры основного НС-регулятора. Данный регулятор должен содержать определенную функциональную избыточность (к примеру, дополнительные программы управления или дублирующие упрощенные алгоритмы НС $i$ ,  $i = 1, \dots, m$ ).

В качестве эффективного способа обеспечения отказоустойчивости можно использовать так называемый активный подход, основанный на реконфигурации НС-регулятора с помощью селектора (рис. 10) при возникновении нештатных ситуаций в работе САУ.

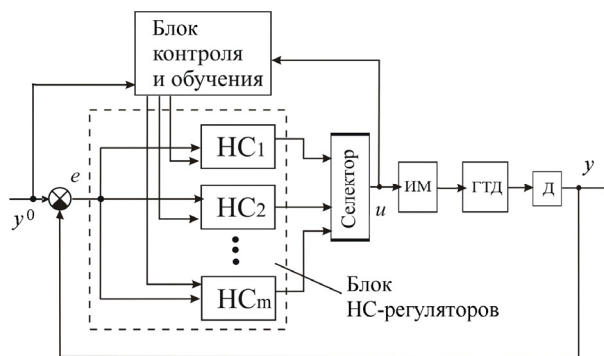


Рис. 10. Отказоустойчивая САУ ГТД с селектируемым блоком НС-регуляторов

Алгоритм контроля и обучения представляет собой систему правил:

Если  $e = S$  и  $\Delta e = S$  и  $\dots$   $u = M$ , то выбрать НС $_1$ ;

Если  $e = M$  и  $\Delta e = M$  и  $\dots$   $u = M$ , то выбрать НС $_2$ ;

$\dots$

Если  $e = L$  и  $\Delta e = L$  и  $\dots$   $u = L$ , то выбрать НС $_m$ ;

где  $e$ ,  $\Delta e$ ,  $u$  — входы и выходы регулятора;  $S$ ,  $M$ ,  $L$  — значения лингвистической переменной, соответствующие множествам «Малое», «Среднее», «Большое». Соответственно для каждого параметра строится функция принадлежности. Далее с использованием механизма логического вывода вычисляется значение выходных параметров блока контроля и обучения, которые являются управляющими сигналами, подключающими к ИМ требуемый на данный момент НС-регулятор НС $i$ .

## ВЫВОДЫ

1. Предложенные нейросетевые алгоритмы позволяют обеспечить высокую точность идентификации ГТД в широком диапазоне изменения его параметров (в проведенных экспериментах погрешность идентификации по основным параметрам двигателя не превысила 2,8%).

2. Разработанные нейросетевые алгоритмы управления ГТД на основе многослойных персептронов обеспечивают требуемые показатели качества переходных процессов в заданном диапазоне изменения режимов работы двигателя, начиная от малого газа до максимала. Синтезированный НС-регулятор обладает при этом минимальной сложностью (количество нейронов в скрытом слое равно трем).

3. Применение предложенного алгоритма анализа устойчивости НС-системы управле-



ния на основе теоремы о малом коэффициенте усиления гарантирует абсолютную устойчивость системы управления ГТД для произвольного диапазона задающих и возмущающих воздействий.

#### СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. **Сигеру, О.** Нейроуправление и его приложения / О. Сигеру, Х. Марзуки, Ю. Рубия. М. : ИПРЖР, 2000. 272 с.
2. Нейрокомпьютеры в авиации (самолеты) / под ред. В.И. Васильева, Б.Г. Ильясова, С.Т. Кусимова. Кн. 14. М. : Радиотехника, 2003. 496 с.
3. **Захаров, В. Н.** Нечеткие модели интеллектуальных промышленных регуляторов и систем управления. I. Научно-организационные, технико-экономические и прикладные аспекты / В. Н. Захаров, С. В. Ульянов // Известия РАН: Техническая кибернетика. 1990. № 5. С. 171–196.
4. **Макаров, И. М.** Искусственный интеллект и интеллектуальные системы управления / И. М. Макаров, В. М. Лохин, С. В. Манько, М. П. Романов. М. : Наука, 2006, 333 с.
5. **Кусимов, С. Т.** Проблемы проектирования и развития систем автоматического управления и контроля ГТД / С. Т. Кусимов, Б. Г. Ильясов, В. И. Васильев. М.: Машиностроение, 1999.
6. **Васильев, В. И.** Применение нейросетевых моделей реального времени в системах управления ГТД / В. И. Васильев, С. С. Валеев, А. А. Шилоносков, И. А. Каримов // Научная сессия МИФИ-2000. 2-я Всерос. науч.-техн. конф. «Нейроинформатика-2000» : сб. науч. тр. Ч. 1. М. : МИФИ, 2000. С. 236–242.
7. **Васильев, В. И.** Контроль и диагностика технического состояния авиационных двигателей на основе экспертных систем / В. И. Васильев, С. В. Жернаков // Вестник УГАТУ. 2007. Т. 9, № 4(22). С. 11–23.
8. **Васильев, В. И.** К выбору структуры нейрорегулятора в системе управления динамическим объектом / В. И. Васильев, С. С. Валеев, А. А. Шилоносков // Нейрокомпьютеры: разработка и применение. 2001. № 4–5. С. 25–60.
9. **Дезоер, Ч.** Системы с обратной связью: вход-выходные соотношения / Ч. Дезоер, М. Видьясагар, В. И. Васильев. М. : Наука, 1983. 280 с.

#### ОБ АВТОРАХ



**Васильев Владимир Иванович**, проф., зав. каф. выч. техн. и защ. инф. Дипл. инж. по промэлектронике (УГАТУ, 1970). Д-р техн. наук по сист. анализу и автом. управлению (ЦИАМ, 1990). Иссл. в обл. много-связн., многофункц. и интел. систем.



**Идрисов Ильдар Ирекович**, асп. той же каф. Дипл. магистр техники и технологии (УГАТУ, 2006). Иссл. в обл. интеллектуальных систем управления.