

УДК 621

В. И. ВАСИЛЬЕВ, С. С. ВАЛЕЕВ, А. А. ШИЛОНОСОВ

## АЛГОРИТМЫ ИДЕНТИФИКАЦИИ И МНОГОРЕЖИМНОГО УПРАВЛЕНИЯ ГТД НА ОСНОВЕ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

Рассматривается алгоритм идентификации параметров газотурбинных двигателей на основе нейронных сетей. Приводится пример построения и обучения нейросетевой модели воздушных винтов турбовинтовентиляторного двигателя. Предложен алгоритм синтеза нейросетевого регулятора на основе критерия минимальной сложности при выполнении требований к точности, устойчивости и качеству переходных процессов «в малом» на заданном множестве режимов работы объекта управления. Приводится пример синтеза, обучения и моделирования многорежимного нейросетевого регулятора в составе замкнутой системы автоматического управления. *Газотурбинный двигатель; идентификация; управление; нейронные сети*

### ВВЕДЕНИЕ

Совершенствование конструкции и технологии изготовления ГТД, улучшение их рабочих параметров и характеристик, усложнение условий эксплуатации требуют появления принципиально новых классов алгоритмов систем управления, обладающих высокой точностью и надежностью, адекватных решаемым задачам и перспективам.

Одним из перспективных направлений в области автоматического управления сложными динамическими объектами является применение интеллектуальных систем управления на основе искусственных нейронных сетей (НС). Главное преимущество данных систем управления заключается в использовании таких свойств нейронных сетей, как возможность аппроксимации произвольных нелинейных зависимостей (за что их нередко называют «универсальными аппроксиматорами»), способность к обучению, высокое быстродействие (в силу параллельной природы самой сети), потенциально более высокая помехоустойчивость и отказоустойчивость [1, 2].

Используя перечисленные свойства НС, можно ставить и решать задачи идентификации параметров ГТД и построения САУ ГТД в условиях неполной информации о характеристиках двигателя (при этом математическая модель двигателя может быть известна лишь частично, а ее параметры могут изменяться внутри некоторых интервалов возможных значений и заранее неизвест-

ны). Вместе с тем сегодня построение нейросетевых моделей и регуляторов ГТД является скорее исключением, чем правилом, и осуществляется на основе метода «проб и ошибок». Остаются без ответа важные вопросы, связанные с выбором типа (архитектуры) используемой НС, места её включения в систему управления, определением требуемой сложности НС, состава обучающей выборки, алгоритма обучения НС и т. д. Формализация соответствующих этапов построения НС-моделей и НС-регуляторов позволит создать методику синтеза алгоритмов идентификации и многорежимного управления ГТД на основе нейронных сетей.

### 1. ИДЕНТИФИКАЦИЯ ПАРАМЕТРОВ ГТД НА ОСНОВЕ НС

Общая идея алгоритма идентификации ГТД и его элементов на основе нейронных сетей основана на представлении модели ГТД в виде «черного ящика» с помощью НС с заданной структурой и с большим числом настраиваемых коэффициентов (весов синаптических связей).

На рис. 1 приведена обобщенная структурная схема процесса настройки параметров  $W_{ij}$  (процедуры обучения) НС — модели ГТД, где  $U = (u_1, u_2, \dots, u_m)^T$  — вектор входных воздействий,  $Y = (y_1, y_2, \dots, y_n)^T$  — вектор выходных параметров ГТД,  $Y^{НС} = (y_1^{НС}, y_2^{НС}, \dots, y_n^{НС})^T$  — вектор выходов НС. Преобразование входного вектора ГТД в вы-

ходной описывается оператором  $F^{ГТД}$ :

$$Y = F^{ГТД}(U). \quad (1)$$

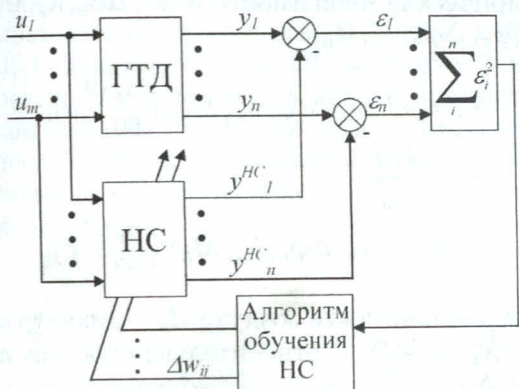


Рис. 1. Обобщенная схема процедуры обучения НС-модели ГТД

Задача идентификации ГТД с помощью ПС может быть сформулирована следующим образом. На основе предъявляемых сети множеств векторов  $(U; Y)$ , полученных экспериментальным путем для реального ГТД, необходимо указать оператор  $F^{НС}$  в классе нейросетевых архитектур, который наилучшим образом представлял бы (аппроксимировал) оператор  $F^{ГТД}$ .

Аппроксимация оператора  $F^{ГТД}$  оператором  $F^{НС}$  может считаться наилучшей, если некоторый функционал от разности  $(Y - Y^{НС})$  стремится к минимуму. Процесс обучения сети сводится к минимизации данного функционала:

$$E = \|Y - Y^{НС}\| = \sum_i^n \varepsilon_i^2 \rightarrow \min. \quad (2)$$

В общем случае реализация алгоритма идентификации ГТД и его элементов с помощью нейросетевых структур состоит из следующих этапов.

1. **Постановка задачи идентификации.** На данном этапе определяются идентифицируемые параметры ГТД (переменные «вход-выход»), вид модели (динамическая или статическая), требуемая точность НС-модели, способ реализации НС-модели (аппаратный, программный).

2. **Планирование (проведение) эксперимента.** Основная задача данного этапа — получение множества данных о функционировании ГТД, необходимых для дальнейшей параметрической оптимизации выбранной НС-модели. Достоверность и информативность входных и выходных данных определяет качество модели.

3. **Предварительная обработка данных.** Предварительная подготовка данных является эффективным средством получения адекватной модели ГТД. Существует несколько различных способов предварительной обработки экспериментальных данных с целью извлечения наиболее значимой информации. К ним относятся фильтрация, удаление избыточных данных и выбросов сигналов. Это в конечном итоге обеспечивает составление репрезентативной обучающей и тестовой выборки для построения НС-модели.

К предварительной обработке данных также необходимо отнести масштабирование. Это объясняется тем, что:

- обычно сигналы имеют различную размерность и сигналы с максимальной амплитудой становятся доминирующими при построении нейросетевой модели;

- масштабирование положительно сказывается на вычислительной способности алгоритмов обучения НС.

Практика показывает, что при использовании масштабированных данных получаются более точные ПС-модели.

4. **Выбор структуры модели.** В зависимости от наличия или отсутствия фактора динамики требования к модели ГТД предполагают использование двух подходов к выбору типа ПС. Статическая ПС-модель ГТД строится на основе многослойной нейронной сети без обратных связей; динамическая ПС-модель ГТД строится на основе рекуррентной многослойной нейронной сети. Использование многослойных персептронов в качестве базиса построения НС-модели предполагает необходимость решения проблемы выбора внутренней структуры НС.

5. **Оптимизация параметров НС-модели.** Для реализации процедуры обучения НС-моделей ГТД рекомендуется использовать комбинацию алгоритмов быстрого и обратного распространения. При этом обучение НС обычно начинается при помощи алгоритма Quick Propagation и заканчивается применением алгоритма Back Propagation. Этим достигается требуемая точность процесса обучения, быстрая сходимость к точке минимума целевой функции, к тому же алгоритмы просты в применении. Так как минимизируемая функция имеет в общем случае множество локальных минимумов, рекомендуется повторять процесс обучения НС 5–7 раз, изменяя начальные значения ее весовых коэффициентов.

6. **Принятие решения об адекватности модели.** Подтверждение модели в большой мере зависит от особенностей поставленной задачи и ее предполагаемого практического применения. В общем случае желательно, чтобы работоспособность модели подтверждалась оценкой средней ошибки обучения  $E$  как на контрольном, так и на тестовом множестве.

7. **Реализация НС-модели ГТД.** В зависимости от требований к модели ГТД возможна программная и аппаратная реализация НС-модели. В последнем случае возможно применение программируемых логических интегральных схем (ПЛИС) или специализированных нейрочипов (например, NeuroMatrix NM6403).

**2. ИДЕНТИФИКАЦИЯ ПАРАМЕТРОВ ВВ ТВВД**

Рассмотрим в качестве объекта идентификации турбовинтовентиляторный двигатель (ТВВД), предназначенный для использования на четырехдвигательном транспортном самолете АН-70. Данный двигатель выполнен по трехвальной схеме с приводом соосных воздушных винтов (ВВ) противоположного вращения через дифференциальный редуктор [3, 4]. Упрощенная схема ТВВД представлена на рис. 2, где используются следующие обозначения: ПВ — передний винт, ЗВ — задний винт, ГГ — газогенератор.

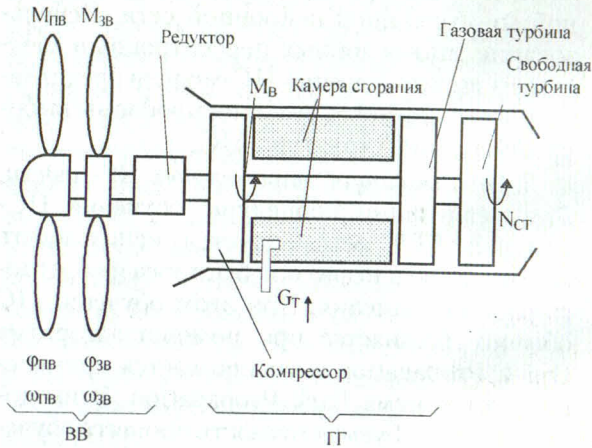


Рис. 2. Упрощенная схема ТВВД

Математическая модель (ММ) ТВВД подразделяется на математическую модель собственно двигателя (газогенератора) и математическую модель винтовентилятора, связанных между собой через мощность на валу свободной турбины (турбины винтовентиляторов)  $N_{ст}$ .

Для вычисления тяги  $R_B$  и крутящего момента  $M_{п}$  на валу привода винтовентилятора используются формулы, содержащие эмпирические зависимости  $\alpha(\varphi_B, \Delta\varphi_B, \lambda_B, M_{п})$  и  $\beta(\varphi_B, \Delta\varphi_B, \lambda_B, M_{п})$ :

$$N_B = \rho\beta(\varphi_B, \Delta\varphi_B, \lambda_B, M_{п}) \left(\frac{n_B}{60}\right)^3 d_B^5;$$

$$M_B = \frac{N_B}{\omega_B};$$

$$R_B = \rho\alpha(\varphi_B, \Delta\varphi_B, \lambda_B, M_{п}) \left(\frac{n_B}{60}\right)^2 d_B^4,$$

где  $\rho$  — плотность воздуха;  $d_B$  — диаметр винта;  $\lambda_B = \frac{V_{п} \cdot 60}{n_B d_B}$  — относительная поступь винта;  $\Delta\varphi_B = \varphi_{пв} - \varphi_{зв}$  — относительный угол установки лопастей винтовентиляторов;  $V_{п}$  — скорость полета;  $n_B$  — частота вращения винта;  $\varphi_B$  — угол установки лопастей;  $\omega_B$  — циклическая частота вращения ВВ,  $N_B$  — мощность на валу привода ВВ.

Коэффициенты  $\alpha$  и  $\beta$  определяются в результате экспериментов, заданы в табличном виде для каждого винтовентилятора в отдельности и зависят от 4-х переменных: угла установки лопастей  $\varphi_B$ , относительного угла  $\Delta\varphi_B = \varphi_{пв} - \varphi_{зв}$ ; относительной поступи винта  $\lambda_B$  и числа Маха полета  $M_{п}$ . Таблица экспериментальных данных содержит около 2000 значений.

Для идентификации зависимостей  $\alpha(\varphi_B, \Delta\varphi_B, \lambda_B, M_{п})$  и  $\beta(\varphi_B, \Delta\varphi_B, \lambda_B, M_{п})$  в уравнениях движения соосных ВВ (3) требуется построить НС-модель, удовлетворяющую следующим требованиям: точность вычисления параметров  $\alpha$  и  $\beta$  — не хуже 1%, минимальный объем занимаемой памяти бортовой ЭВМ, простота алгоритма обучения НС; высокое быстродействие (минимальные вычислительные затраты); возможность реализации в реальном времени.

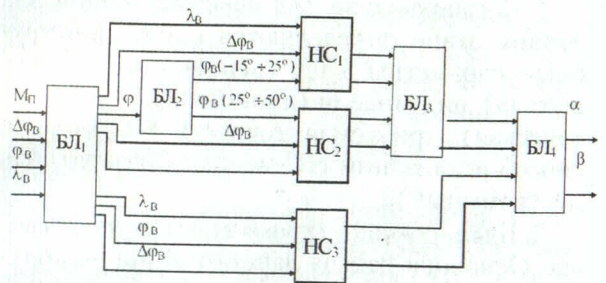


Рис. 3. Модульная НС-модель

Для получения более эффективной НС-модели можно использовать набор локальных НС (рис. 3), аппроксимирующих отдельные

подмножества значений экспериментальных функций. Как видно из рисунка, НС-модель для каждого из винтов состоит из трех модулей нейронных сетей (НС<sub>1</sub>, НС<sub>2</sub>, НС<sub>3</sub>) и четырех логических блоков (БЛ<sub>1</sub>, БЛ<sub>2</sub> и БЛ<sub>3</sub>, БЛ<sub>4</sub>). Каждый модуль НС включает 3 нейрона во входном слое, 8 нейронов в первом скрытом слое, 7 нейронов во втором скрытом слое, 2 нейрона в выходном слое. Соответствующая структура модуля НС показана на рис. 4.

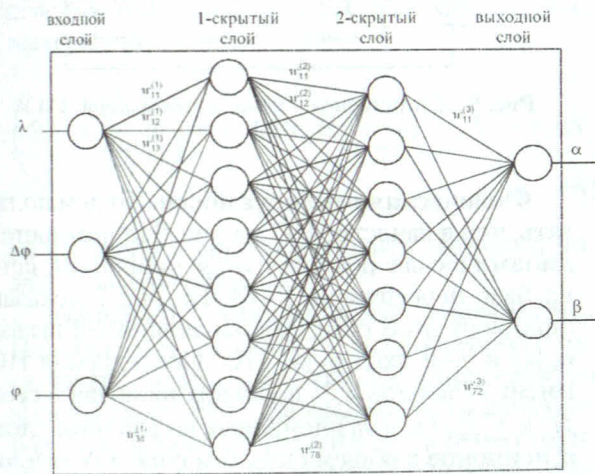


Рис. 4. Структура одного модуля НС-модели

Работа НС-модели осуществляется следующим образом. НС<sub>1</sub> работает в случае, если  $\varphi_B \in [-15^\circ, 25^\circ]$ , НС<sub>2</sub> работает, если  $\varphi_B \in [25^\circ, 50^\circ]$ . Блок логики БЛ<sub>2</sub> осуществляет выбор НС<sub>1</sub> и НС<sub>2</sub> по правилу:

IF  $\varphi_B < 25^\circ$  THEN НС<sub>1</sub>,  
IF  $\varphi_B > 25^\circ$  THEN НС<sub>2</sub>,

т.е. в один и тот же момент времени работает либо НС<sub>1</sub>, либо НС<sub>2</sub>. Через блок логики БЛ<sub>3</sub> сформированные коэффициенты  $\alpha$  и  $\beta$  проходят на блок БЛ<sub>4</sub> или от НС<sub>1</sub>, или от НС<sub>2</sub>.

НС<sub>3</sub> включается в работу в том случае, когда  $M_{\Pi} = 0,7$ . В этом случае также работают либо НС<sub>1</sub>, либо НС<sub>2</sub>. Данный режим обеспечивается с помощью БЛ<sub>1</sub>. Сформированные коэффициенты поступают на БЛ<sub>4</sub>, который формирует итоговые коэффициенты на выходе НС-модели.

В случае, когда  $M_{\Pi} = 0...0,35$ , коэффициенты, снимаемые с БЛ<sub>3</sub>, через БЛ<sub>4</sub> проходят на выход, а НС<sub>3</sub> не работает.

Модули НС обучаются с использованием комбинации методов обратного распространения (Back Propagation) и быстрого распространения (Quick Propagation) с количеством

циклов обучения от 100 000 до 300 000. Процедура обучения начинается с помощью алгоритма быстрого распространения (область Г1 на рис. 5) и заканчивается с использованием алгоритма обратного распространения (область Г2 на рис. 5).

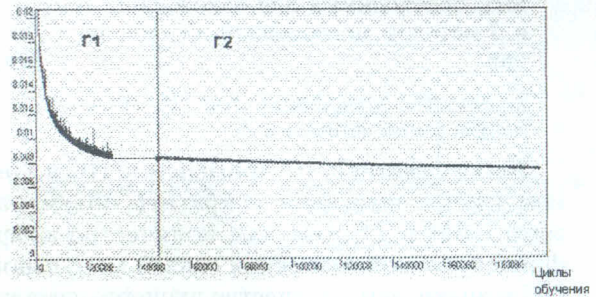


Рис. 5. Ошибка обучения НС

Относительная погрешность идентификации коэффициентов  $\alpha$  и  $\beta$  на основе НС рассчитывается по формулам:

$$\Delta\alpha_{НС} = \frac{\sum_{n_{об}=1}^{N_{об}} \frac{|\alpha_T - \alpha_{НС}|}{\alpha_T^{max}} \cdot 100\%}{N_{об}}, \quad (4)$$

$$\Delta\beta_{НС} = \frac{\sum_{n_{об}=1}^{N_{об}} \frac{|\beta_T - \beta_{НС}|}{\beta_T^{max}} \cdot 100\%}{N_{об}},$$

где  $\alpha_T$  и  $\beta_T$  — табличные значения параметров  $\alpha$  и  $\beta$  (получены экспериментальным путем);  $\alpha_T^{max}$  и  $\beta_T^{max}$  — максимальные табличные значения параметров  $\alpha$  и  $\beta$ ;  $\alpha_{НС}$  и  $\beta_{НС}$  — параметры  $\alpha$  и  $\beta$ , рассчитанные с помощью НС-модели;  $N_{об}$  — число примеров обучающей выборки. Анализ результатов идентификации показывает, что указанные погрешности не превышают 1,0%, что соответствует поставленным требованиям. Конкретные значения погрешностей идентификации  $\alpha$  и  $\beta$  с помощью НС-моделей для переднего и заднего винтов приведены в табл. 1.

Таблица 1

Относительные погрешности модулей НС

Модульная НС	НС	$\Delta\alpha, \%$	$\Delta\beta, \%$
переднего винта	НС <sub>1</sub>	0,9892	0,5701
	НС <sub>2</sub>	0,9946	0,5626
	НС <sub>3</sub>	0,3645	0,2800
заднего винта	НС <sub>1</sub>	0,9954	0,8506
	НС <sub>2</sub>	0,6571	0,4925
	НС <sub>3</sub>	0,5366	0,2842

Количество коэффициентов, необходимых для реализации НС-модели параметров ВВ ТВВД, а также количество экспериментальных данных, используемых для нахождения параметров  $\alpha$  и  $\beta$  методом многомерной интерполяции, следующее:

количество экспериментальных данных, необходимых для нахождения $\alpha$ и $\beta$ методом многомерной интерполяции.....	1992
количество коэффициентов НС-модели для вычисления $\alpha$ и $\beta$ .....	759

Легко заметить, что применение НС в данном случае позволяет сократить объем памяти ЭВМ в 2,6 раза; так, количество коэффициентов синаптических связей модульной НС меньше, чем количество экспериментальных данных, которые необходимо использовать в случае метода многомерной интерполяции (759 против 1992).

### 3. СИНТЕЗ МНОГОРЕЖИМНОГО НЕЙРОСЕТЕВОГО РЕГУЛЯТОРА ГТД

Будем полагать, что динамические свойства ГТД как объекта управления описываются дифференциальными уравнениями «вход-выход» вида

$$\varphi(Y^{(n)}, Y^{(n-1)}, \dots, Y; U^{(m)}, U^{(m-1)}, \dots, U) = 0, \quad (5)$$

где  $U = (u_1(t), u_2(t), \dots, u_N(t))$  и  $Y = (y_1(t), y_2(t), \dots, y_N(t))$  — соответственно векторы входов и выходов исследуемого объекта;  $m$  и  $n$  — максимальные порядки производных  $u_k^{(i)}$  и  $y_e^{(j)}$  для входных и выходных переменных  $u_k(t)$  и  $y_e(t)$ , ( $m \leq n$ );  $N$  — размерность (число входов и выходов) объекта;  $\varphi(\cdot)$  — нелинейная вектор-функция. Будем считать, что ГТД является управляемым и наблюдаемым объектом управления.

Требуется построить такой регулятор (в классе нейросетевых структур), который обеспечивал бы управление объектом (5) при соблюдении следующих требований к синтезируемой САУ: астатизм (нулевая статическая ошибка); физическая реализуемость регулятора; устойчивость и заданное качество процессов управления на фиксированном множестве режимов  $M = \{M_1, \dots, M_R\}$  работы ГТД; минимальная сложность регулятора.

**Астатизм.** Требование астатизма САУ сводится к включению в систему  $N$  интеграторов — по одному в каждом из  $N$  каналов системы управления. Тогда для схемы на рис. 6

можно принять

$$V_i(z) = \frac{T_0}{1-z^{-1}} E_i(z), \quad (i = 1, 2, \dots, N), \quad (6)$$

где  $z^{-1}$  — оператор временного сдвига (т. е. задержки на один такт  $T_0$ );  $\frac{T_0}{1-z^{-1}}$  — дискретная передаточная функция интегратора.

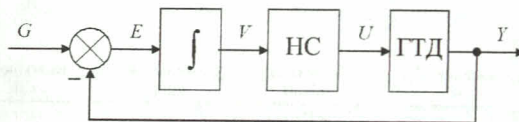


Рис. 6. Структурная схема многомерной САУ ГТД

**Физическая реализуемость.** Будем полагать, что в качестве НС на рис. 6 принимается динамическая рекуррентная нейронная сеть на базе персептрона [5, 6]. На рис. 7 показан фрагмент этой сети, связывающий  $i$ -й выход  $u_i[k]$  и  $j$ -й вход  $v_j[k]$  НС. Исследуемая НС имеет  $N$  входов и  $N$  выходов, включая в себя  $N + \sum_{i=1}^N (p_i + q_i)$  нейронов во входном слое,  $\sigma$  нейронов в общем скрытом слое и  $N$  нейронов в выходном слое, связи между которыми осуществляются с помощью настраиваемых (обучаемых) весов  $W_{\alpha\beta}$ ,  $W_{\beta}$ , ( $\alpha = 1, 2, \dots, N + \sum_{i=1}^N (p_i + q_i)$ ;  $\beta = 1, 2, \dots, N\sigma$ ).

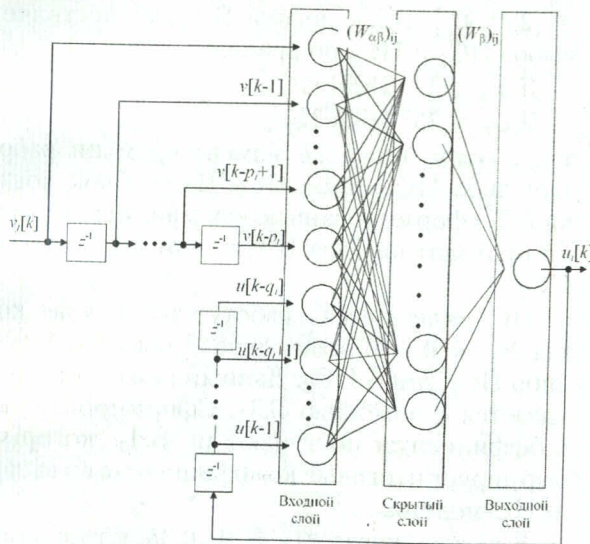


Рис. 7. Динамическая рекуррентная НС на базе персептрона

Очевидно, что количество нейронов в скрытом слое  $\sigma$  должно удовлетворять ограничению  $\sigma \geq N$  (в противном случае нельзя

обеспечить независимое формирование управляющих воздействий  $u_1, u_2, \dots, u_N$  при изменении входов НС  $v_1, v_2, \dots, v_N$ .

Общее количество неизвестных параметров НС-регулятора (т.е. число настраиваемых весов НС) при этом равно

$$(КП) = \left[ 2N + \sum_{i=1}^N (p_i + q_i) \right] \cdot \sigma. \quad (7)$$

В [5, 6] показано, что для обеспечения устойчивости «в малом» на заданном множестве режимов работы САУ ГТД необходимо выдерживать соотношение

$$\left( 2N + \sum_{i=1}^N p_i \right) \sigma + (\sigma - R) \sum_{i=1}^N q_i \geq (N + n) R, \quad (8)$$

из которого можно определить значения коэффициентов  $p$  и  $q$ .

**Критерий минимальной сложности.**

Полагая, что сложность нейросетевого регулятора (схема на рис. 6) определяется количеством его настраиваемых параметров (7), искомым решением задачи структурного синтеза на основе критерия минимальной сложности должен считаться нейрорегулятор, описываемый набором чисел  $\{p_1, \dots, p_N; q_1, \dots, q_N; \sigma\}$ , минимизирующих значение целевой функции (7) при выполнении ограничения (8).

**4. ПРИМЕР СИНТЕЗА И МОДЕЛИРОВАНИЯ НЕЙРОСЕТЕВОЙ САУ ДВУХВАЛЬНЫМ ГТД**

Рассмотрим в качестве объекта управления двухвальный газотурбинный двигатель (ГТД), вектор входов (управляющих воздействий) для которого принимает вид  $U = (G_T, F_C)^T$ , где  $G_T$  — расход топлива в камере сгорания;  $F_C$  — площадь критического сечения реактивного сопла, а вектор состояния и вектор выходов (управляемых переменных) ГТД записываются соответственно как  $X = (n_1, n_2)^T$  и  $Y = (n_1, T_4^*)^T$ , где  $n_1$  и  $n_2$  — частоты вращения роторов компрессора низкого и высокого давления;  $T_4^*$  — температура газов за турбиной. Для описания изменения режимов работы ГТД воспользуемся нелинейной динамической моделью двигателя, приведенной в [7].

Будем полагать, что структурная схема САУ ГТД соответствует рис. 8, где  $D_n$  и  $D_T$  — датчики частоты вращения и температуры;  $ИМ_{G_T}$  и  $ИМ_{F_C}$  — исполнительные

механизмы по координатам  $\bar{G}_T$  и  $\bar{F}_C$ ;  $g = (n_1^0, T_4^{*0})^T$  — вектор уставок (задающих воздействия) САУ;  $n_1^0$  и  $(T_4^*)^0$  — требуемые (заданные) значения частоты вращения  $n_1$  и температуры газов  $T_4^*$ . Все координаты на схеме рис. 8 приведены к относительным (безразмерным) значениям.

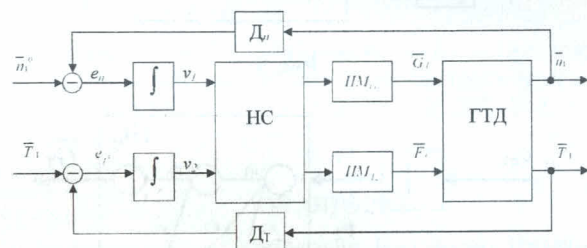


Рис. 8. Структурная схема синтезируемой САУ двухвальным ГТД

Примем в качестве базовых режимов статические режимы работы ГТД, приведенные в табл. 2.

Таблица 2

Режимы работы двухвального ГТД

Режим работы	$\bar{n}_1$	$\bar{n}_2$	$\bar{T}_4^*$	$\bar{G}_T$	$\bar{F}_C$
$M_1$ (номинальный)	0,71	1,20	0,09	0,1	0,19
$M_2$ (максимальный)	1,11	1,53	0,24	0,42	0,21

Целью синтеза является построение такого нейросетевого регулятора минимальной сложности, который обеспечил бы выполнение требований астатизма (нулевая статическая ошибка); физической реализуемости; устойчивости и заданного качества процессов управления «в малом» на фиксированном множестве режимов  $M = \{M_1, \dots, M_R\}$  работы ГТД.

Учитывая, что в данном случае:  $N = n = R = 2$ , можно переписать условие (8) следующим образом:  $(4 + p_1 + p_2) \sigma + (q_1 + q_2) (\sigma - 2) \geq 8$ .

Легко видеть, что решение данного неравенства принимает вид  $p_1 = p_2 = q_1 = q_2 = 0$ ;  $\sigma = 2$ .

Соответствующая структура нейрорегулятора, имеющего в своем составе 8 настраиваемых параметров, изображена на рис. 9.

Заметим, что если отказаться от требования полноты набора связей между соседними слоями НС, то вместо полученной структуры регулятора можно воспользоваться аналогичной ей по сложности структурой, например, структурой с 3-мя нейронами во входном слое (рис. 10), также имеющей 8 настраиваемых параметров.

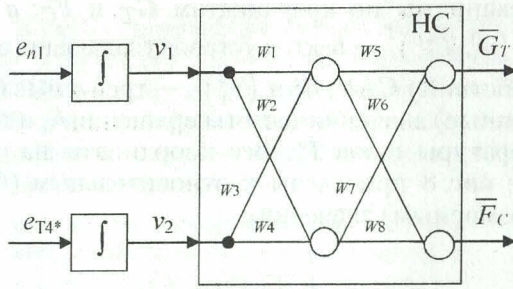


Рис. 9

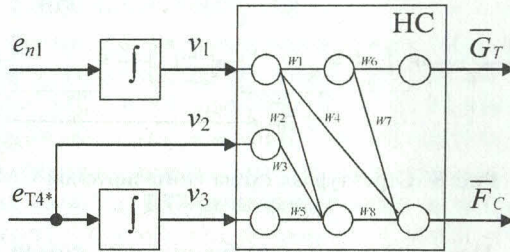


Рис. 10

можно проводить таким образом, чтобы получить, например, единичные коэффициенты передачи по каналам  $(v_1)_0 \rightarrow (u_1)_0$ ;  $(v_2)_0 \rightarrow (u_2)_0$ . В качестве значений  $(v_1)_0$  и  $(u_1)_0$  используется величина расхода топлива  $\bar{G}_T$  для 2-го режима (табл. 2); в качестве  $(v_2)_0$  и  $(u_2)_0$  — величина  $\bar{F}_c$  для режима  $M_2$ .

Обучение НС-регулятора проводилось методом симплексного поиска [8]. В качестве критерия оптимизации параметров НС использовался улучшенный интегральный критерий качества.

На рис. 11 представлены результаты моделирования САУ ГТД с синтезированным НС-регулятором (для схемы рис. 9), из которых следует, что переходные процессы в системе управления удовлетворяют поставленным требованиям.

Переходя к этапу обучения параметров НС-регулятора, будем полагать, что этому обучению предшествует процедура инициализации, т.е. получения предварительных значений весов НС. Инициализацию НС

В целом результаты исследований авторов позволяют сделать вывод о перспективности применения НС-алгоритмов идентификации и управления ГТД (в том числе в режиме online обучения [9, 10]).

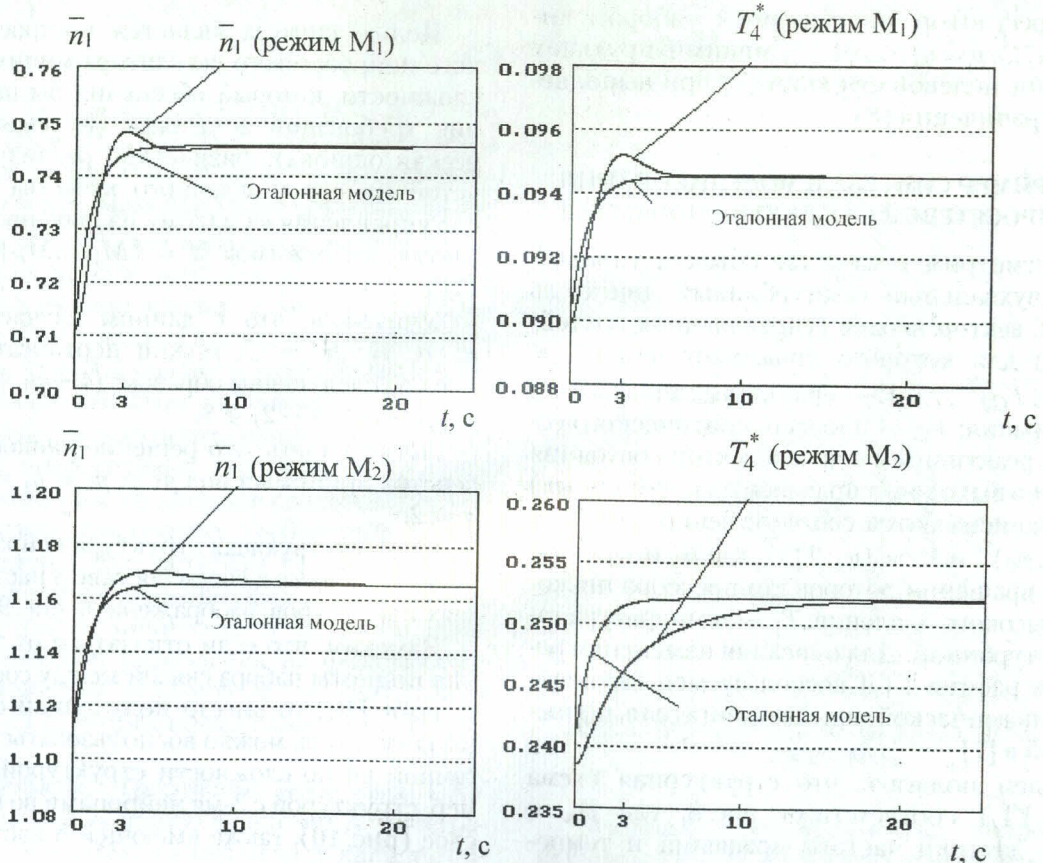


Рис. 11. Результаты моделирования САУ двухвального ГТД

## ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Рассмотрен подход к идентификации математической модели ГТД и его элементов в нейросетевом базисе, основанный на использовании модульной архитектуры НС прямого распространения. Показано, что данный подход обеспечивает требуемую точность идентификации характеристик ВВ ТВВД, сокращение затрат памяти и времени вычислений.

Предложен формализованный алгоритм структурного синтеза нейросетевого регулятора ГТД. На конкретном примере показано, что применение данного алгоритма позволяет обоснованно выбирать структуру нейросетевых регуляторов минимальной сложности (включая число слоев НС, количество нейронов и связей между ними), адекватных решаемой задаче управления ГТД.

## СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. **Галушкин А. И.** Теория нейронных сетей. Кн. 1: Учеб. пособие для вузов. М.: ИПРЖР, 2000. 416 с.
2. **Терехов В. А., Ефимов Д. В., Тюкин И. Ю.** Нейросетевые системы управления. Кн. 8: Учеб. пособие для вузов / Под. общей ред. А. И. Галушкина. М.: ИПРЖР, 2002. 480 с.
3. **Shilonosov A. A., Vasilyev V. I., Valeyev S. S.** Neural networks application in the problems of identification and control of aero-engines // Int. Conf. ASI-2000. France, Bordeaux, Sept. 18–20, 2000. P. 333–339.
4. **Васильев В. И., Валеев С. С., Шилоносов А. А.** Интеллектуальная система автоматического управления газотурбинным двигателем // Идентификация систем и задачи управления: Тр. Междунар. конф. М.: ИПУ РАН. С. 1404–1410.
5. **Васильев В. И., Валеев С. С., Шилоносов А. А.** К выбору структуры нейрорегулятора в системе управления динамическим объектом // Нейрокомпьютеры: разработка и применение. 2001. № 4–5. С. 52–60.
6. **Vasilyev V. I., Valeyev S. S., Shilonosov A. A.** Design of neurocontroller for gas-turbine engine multi-mode control // Proc. of the 8th Int. Conf. on Neural Information Processing. Shanghai, China, November 14–18, 2001. V. 2. P. 746–750.

7. **Черкасов Б. А.** Автоматика и регулирование воздушно-реактивных двигателей: Учебник для вузов. 3-е изд. М.: Машиностроение, 1988. 360 с.
8. **Дамбраускас А. П.** Симплексный поиск. М.: Энергия, 1979. 176 с.
9. **Васильев В. И., Валеев С. С., Шилоносов А. А.** Синтез многосвязной адаптивной системы управления ГТД на основе нейронных сетей // Авиакосмическое приборостроение. 2003. № 7. С. 36–41.
10. **Vasilyev V. I., Shilonosov A. A.** Dynamic plant control on the base of on-line learning neurocontroller // CSIT. 2003. V. 1. P. 237–242.

## ОБ АВТОРАХ

**Васильев Владимир Иванович**, проф., зав. каф. выч. техники и защиты информации. Дипл. инж. по пром. электронике (УГАТУ, 1970). Д-р техн. наук по системн. анализу и автоматич. управлению (ЦИАМ, 1990). Иссл. в обл. многосвязных, многофункциональных и интеллектуальных систем.



**Валеев Сагит Сабитович**, доц. той же каф. Дипл. инж.-электромех. (УГАТУ, 1980). Канд. техн. наук по системн. анализу и управл. (УГАТУ, 1991). Иссл. в обл. интеллектуальных систем управления.



**Шилоносов Антон Александрович**, преп. той же каф. Дипл. инж.-системотехник (УГАТУ, 1997). Канд. техн. наук по системн. анализу, управлению и обр. информации (УГАТУ, 2003). Иссл. в обл. интеллектуальных систем.

