

УДК 629.7.03.004.66

**П.Ш. АБДУЛЛАЕВ, А. Д. МИРЗОЕВ***Национальная академия авиации, Азербайджан, Баку***СИСТЕМА ДИАГНОСТИРОВАНИЯ АВИАЦИОННЫХ ГАЗОТУРБИННЫХ ДВИГАТЕЛЕЙ**

*Предложена методика диагностирования авиационных газотурбинных двигателей на комплексной основе, базирующаяся на математическом моделировании объекта, методах математической статистики, нейросетевых методов и булевой алгебры. Рассмотрены основные этапы формирования подсистемы диагностирования технического состояния авиационных газотурбинных двигателей на основе статической нейронной сети с прямым распространением сигнала. Данная подсистема диагностирования основывается на обработке полетной информации, устойчиво обученной сетью имплантированными классами двигателя. При этом источниками формирования банка имплантированных классов двигателя являются результаты численных экспериментов получения расчетных точек с применением полумпирической математической модели двигателя, модели двигателя, полученной на основе множественного регрессионного анализа параметров и реальных неисправностей, накопленных по мере наработки однотипных двигателей. Несмотря на грубую идентификацию текущего состояния двигателя, преимуществом данного этапа является возможность формирования первоначального «портрета» двигателя в виде «исправен» или «вероятность развития диагностической ситуации». Проведены эксперименты по практическому применению предложенной подсистемы диагностирования, где были получены устойчивые результаты.*

**Ключевые слова:** авиационный газотурбинный двигатель, техническое состояние, диагностирование, нейронная сеть.

**Введение**

С развитием авиационной техники возникает все большая потребность в разработке и внедрении онлайн-овых (в режиме реального времени) и оффлайн-овых методов диагностирования авиационных газотурбинных двигателей (АГТД).

Проведенный анализ работ [1 – 5] показывает, что, традиционно, большинство систем диагностирования АГТД используют один из известных методов диагностирования. Однако ни один метод не является универсальным и абсолютно надежным. Естественно, что подобные системы диагностирования, построенные на основе только одного классификатора, не смогут в полной мере удовлетворить возрастающие требования, предъявляемые к диагностированию двигателей как в онлайн-овом, так и в оффлайн-овом режимах.

Следовательно, построение алгоритмов диагностирования технического состояния (ТС) АГТД должно, в большинстве случаев, базироваться на комбинированных методах [6 – 7].

Существующие в настоящее время комплексные подходы диагностирования и мониторинга АГТД в эксплуатации требуют существенных доработок, так как рабочий процесс двигателя характеризуется множеством разнородной и неопределен-

ной информации, что требует их научно обоснованного синтеза [2 – 4, 7].

**Цель и постановка задачи**

Целью представленной работы является создание комплексной системы диагностирования ТС АГТД на основе данных полетной информации (бортовой и ручной регистрации). В качестве основы при построении комплексной системы диагностирования АГТД, предлагается использовать математические модели объекта, методы математической статистики, нейросетевые методы и булеву алгебру [8].

Предлагаемая комплексная система диагностирования АГТД приведена на рис. 1.

Рассмотрим подсистему диагностирования ТС АГТД с применением статической нейронной сети (НС) с прямым распространением сигнала.

Данная подсистема диагностирования основывается на обработке полетной информации устойчиво обученной статической НС с прямым распространением сигнала имплантированными классами ТС АГТД.

С целью реализации рассматриваемой подсистемы диагностирования АГТД проанализируем отдельные этапы ее формирования.

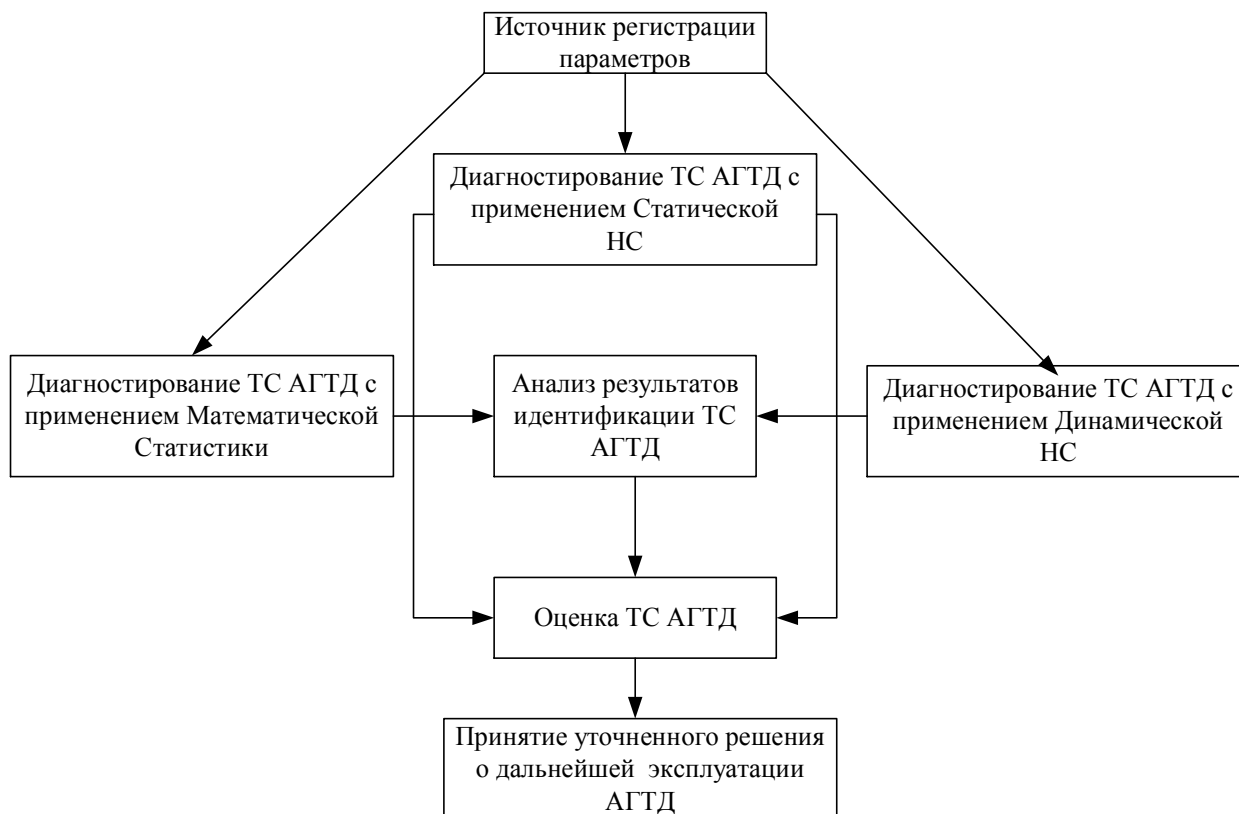


Рис. 1. Обобщенная схема комплексной системы диагностирования ТС АГТД

### 1. Методика оценки ТС АГТД на основе статической НС с прямым распространением сигнала

Основными этапами формирования подсистемы диагностирования ТС АГТД, приведенной на рис. 2 являются:

- формирование банка имплантированных классов однотипных двигателей на основе математической модели (ММ) рабочего процесса АГТД;
- формирование устойчивой архитектуры статической НС с прямым распространением сигнала;
- опрос устойчивой статической НС с прямым распространением сигнала полетными данными.

#### 1.1. Формирование имплантированного класса ТС АГТД

Общая схема проведения численного эксперимента с целью получения функциональных признаков имплантированных классов ТС двигателей приведена на рис. 3.

В ходе численного эксперимента значения режимного параметра двигателя подаются на вход ММ рабочего процесса АГТД с предварительно смоделированным классом ТС.

На выходе из ММ рабочего процесса АГТД получаются функциональные признаки имплантированного класса.

Анализ задач моделирования [9, 10] показывает, что в качестве ММ АГТД целесообразно использовать нелинейную полуэмпирическую модель двигателя, имеющую второй уровень сложности по степени глубины диагностирования.

Полуэмпирическая ММ АГТД позволяет описывать рабочий процесс двигателя в широком диапазоне режимов работы и внешних условий и опирается на двухмерные характеристики параметров двигателя [9].

С целью формирования функциональных признаков имплантированного класса неисправности узла АГТД введем алгоритм, основанный на отклонении значения основного параметра от предельно допустимого значения, указанного в нормативно-технической документации, на величину  $\Delta$ :

$$P^O = P_D \pm \Delta,$$

$$\Delta = (5 \div 10) \% P'_{\text{баз}},$$

где  $P_D$  – допустимый верхний и нижний диапазоны основного параметра  $P^O$  имплантированного класса двигателя;



Рис. 2. Блок-схема методики формирования имплантированных классов АГТД

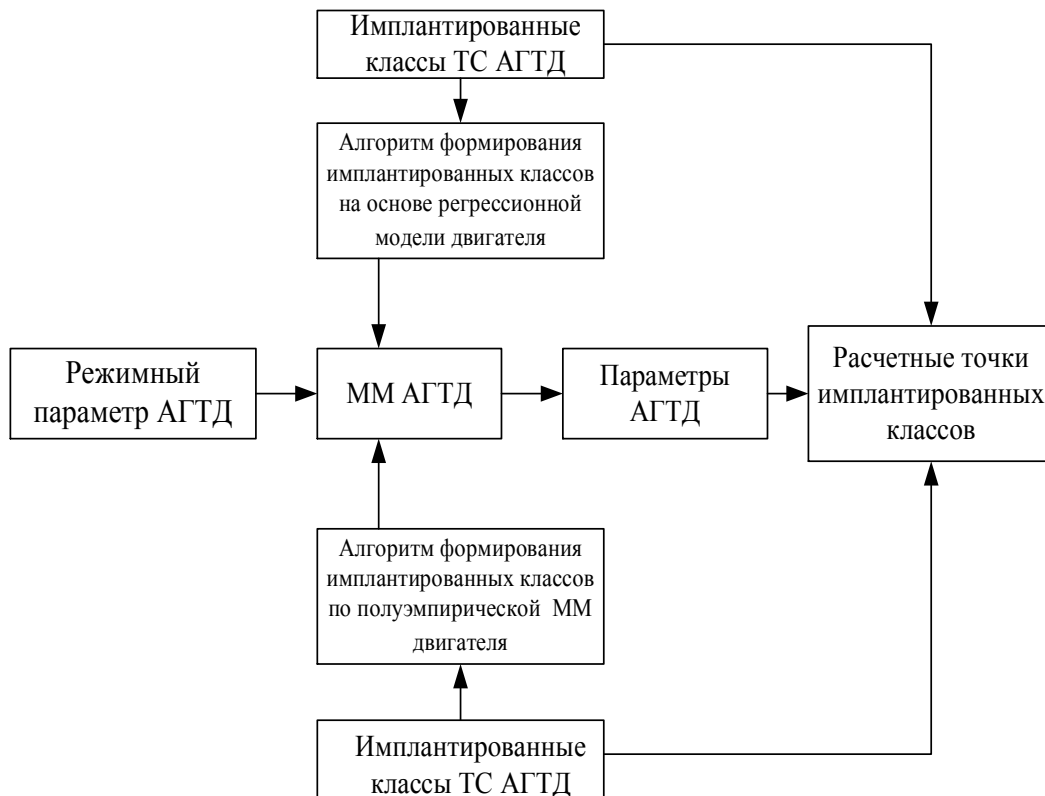


Рис. 3. Обобщенная схема численного эксперимента получения функциональных характеристик в имплантированных классах ТС АГТД

$P_{\text{баз}}$  – базовое значение основного параметра, соответствующее исправному состоянию двигателя на крейсерском режиме,

и подбора перечня вспомогательных параметров по ММ двигателя:

$$P_n^O = f(P_1^{\text{всп}}, P_2^{\text{всп}}, \dots, P_n^{\text{всп}}),$$

где  $P_1^{\text{всп}}, \dots, P_n^{\text{всп}}$  – вспомогательные параметры имплантированного класса ТС АГТД.

При этом основной параметр  $i$ -го неисправности узла двигателя назначается на основе опыта экспертов и знаний исследователей, а перечень вспомогательных параметров ограничивается возможностями ММ рассматриваемого АГТД.

В случае отсутствия полуэмпирической ММ АГТД рекомендуется построить регрессионную модель двигателя по результатам первых полетов [11]

$$\begin{aligned} (P_1^B)_N &= a_1 P_1^{\text{BX}} + a_2 P_2^{\text{BX}} + a_3 P_3^{\text{BX}} + \dots + a_n P_n^{\text{BX}}; \\ (P_2^B)_N &= b_1 P_1^{\text{BX}} + b_2 P_2^{\text{BX}} + b_3 P_3^{\text{BX}} + \dots + b_n P_n^{\text{BX}}; \\ (P_3^B)_N &= c_1 P_1^{\text{BX}} + c_2 P_2^{\text{BX}} + c_3 P_3^{\text{BX}} + \dots + c_n P_n^{\text{BX}}; \\ &\dots \\ (P_n^B)_N &= f_1 P_1^{\text{BX}} + f_2 P_2^{\text{BX}} + f_3 P_3^{\text{BX}} + \dots + f_n P_n^{\text{BX}} \end{aligned} \quad (1)$$

где  $a, b, c, \dots$  – соответствующие коэффициенты влияния уравнений регрессий;

$P_n^B$  и  $P_n^{\text{ВЫХ}}$  – выходной (диагностируемый) и входной параметры уравнения регрессии за  $N$  измерений.

В данном подходе алгоритм имплантации узла неисправности двигателя идентичен стратегии при полуэмпирической ММ рабочего процесса АГТД, т.е. поочередно симулируются значения входных параметров в наборе регрессионных уравнений, отвечающих за  $i$ -ый имплантированный класс ТС АГТД. В случае выступления выходного (диагностируемого) параметра  $P_n^B$  уравнения регрессии в качестве симулированного (входного) параметра  $P_n^{\text{ВЫХ}}$  рассматриваемое уравнение исключается из набора (1.1):

$$\begin{aligned} P_1^C &= a_1 P_1^{\text{BX}} + a_2 P_2 + a_3 P_3 + \dots + a_n P_n; \\ P_2^C &= b_1 P_1 + b_2 P_1^{\text{BX}} + b_3 P_3 + \dots + b_n P_n; \\ P_3^C &= c_1 P_1 + c_2 P_2 + c_3 P_1^{\text{BX}} + \dots + c_n P_n; \\ &\dots \\ P_T^C &= q_1 P_1 + q_2 P_2 + q_3 P_3 + \dots + q_n P_1^{\text{BX}} \end{aligned}$$

где  $P_1^C, P_2^C, P_3^C, \dots, P_n^C$  – смоделированные значения входных параметров линейных уравнений регрессии:

$$P_n^{\text{BX}} = P_D \pm \Delta,$$

$$\Delta = (5 \div 10) \% P_{\text{баз}},$$

где  $P_{\text{баз}}$  – базовое значение входного параметра, которое сформировано по первым полетам двигателя на крейсерском режиме ( $N = 20$ ).

Дополнительным источником формирования банка имплантированных классов ТС двигателя могут служить реальные неисправности, накопленные по мере наработки двигателя. Источником сбора реальных неисправностей служат различные средства современного мониторинга и диагностирования ТС АГТД посредством внедрения комплексного информационного обмена данных [12, 13].

Полученный набор функциональных признаков на основе различных моделей двигателя составляют выборку расчетных точек имплантированных классов ТС рассматриваемого АГТД.

С целью подготовки необходимого объема данных для обучения статической НС с прямым распространением сигнала, сгенерируем значения расчетных точек, полученных по вышеприведенным методам, в имплантированных классах ТС АГТД:

$$P_n = f(M(a), S(a)),$$

где  $M(a)$  и  $S(a)$  – математическое ожидание и среднеквадратичное отклонение смоделированного параметра  $P_n^C$  (при наличии регрессионной модели двигателя) и основного параметра (при наличии полуэмпирической модели двигателя) АГТД,  $f(\bullet)$  – функция, которая возвращает случайные числа и подчиняется нормальному закону распределения с математическим ожиданием,

$$M(a) = \left( (P_n^C, P_n^O)_{\text{max}} + (P_n^C, P_n^O)_{\text{min}} \right) / 2,$$

где  $(P_n^C, P_n^O)_{\text{max}}$  и  $(P_n^C, P_n^O)_{\text{min}}$  – верхний и нижний диапазоны значений расчетных точек имплантированных классов,

и среднеквадратичным отклонением:

$$S(a) = \sqrt{\frac{1}{q-1} \sum_{j=1}^q (P_j - M(a))^2},$$

где  $P_j$  – значение параметра, соответствующего исправному состоянию двигателя,

$q$  – объем выборки параметра исправного состояния.

## 1.2. Методика формирования устойчивой статической НС с прямым распространением сигнала

Основными этапами формирования устойчивой статической НС с прямым распространением сигнала являются:

- А) корректировка параметров обучения;
- Б) определение необходимого количества нейронов в скрытом слое.

А. В качестве базовой стратегии обучения нейромодели (НМ) двигателя применим комбинированный алгоритм, обладающий наилучшей степенью эффективности распознавания расчетных точек [18], в основе которого лежит правило корректировки параметров обучения квазиньютонового алгоритма Левенберга-Маркварда LM[15,17]:

$$W_{k+1} = W_k - (H + \mu I)^{-1} g_k,$$

$$B_{k+1} = B_k - (H + \mu I)^{-1} g_k,$$

где  $W_k = [w_i]$  и  $B_k = [b_i]$  – вектор синаптических весов и смещений на  $k$ -й итерации процесса обучения,  $\mu$  – скорость обучения,  $g_k$  – градиент функционала ошибки алгоритма,

$$g_k = J^T e_k,$$

$J^T$  – матрица Якоби ошибки,

$$J^T = \frac{\partial J}{\partial W} = \begin{vmatrix} \frac{\partial e(1)}{\partial w_1} & \frac{\partial e(1)}{\partial w_2} & \dots & \frac{\partial e(1)}{\partial w_m} \\ \frac{\partial e(2)}{\partial w_1} & \frac{\partial e(2)}{\partial w_2} & \dots & \frac{\partial e(2)}{\partial w_m} \\ \frac{\partial e(k)}{\partial w_1} & \frac{\partial e(k)}{\partial w_2} & \dots & \frac{\partial e(k)}{\partial w_m} \end{vmatrix}$$

$e_k$  – ошибка обучения на  $k$ -й итерации,

$$e_k = \frac{1}{2} \sum_{q=1}^Q \sum_{i=1}^s \left( t_i^q - f(n_i^q) \right)^2,$$

где  $Q$  – объем выборки расчетных точек,  
 $s$  – число нейронов в слое,

$T = [t_i]$  – вектор желаемых значений сигнала на выходе сети,

$f(n_i)$  – гиперболическая функция активации нейрона,

$$f(n_i) = \frac{1}{1 + e^{(-\alpha_{ск} n_i)}},$$

$\alpha_{ск}$  – коэффициент крутизны гиперболической функции активации скрытого слоя, уточняемый по

рекомендации, приведенной в работе [8];

$n_i$  – выход гиперболической функции активации для  $i$ -го нейрона,

$$n_i = \sum_{j=0}^R w_j p_j + b_i,$$

$P = [p_i]$  – вектор входного сигнала статической НС с прямым распространением сигнала,  $H$  – матрица Гессе,

$$H = J^T J = \begin{vmatrix} \frac{\partial^2 e(1)}{\partial w_1^2} & \frac{\partial^2 e(1)}{\partial w_1 \partial w_2} & \dots & \frac{\partial^2 e(1)}{\partial w_1 \partial w_m} \\ \frac{\partial^2 e(2)}{\partial w_2 \partial w_1} & \frac{\partial^2 e(2)}{\partial w_2^2} & \dots & \frac{\partial^2 e(2)}{\partial w_2 \partial w_m} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \frac{\partial^2 e(k)}{\partial w_n \partial w_1} & \frac{\partial^2 e(k)}{\partial w_n \partial w_2} & \dots & \frac{\partial^2 e(k)}{\partial w_n^2} \end{vmatrix}.$$

Каждый элемент матрицы Гессе возможно вычислить с помощью разностной аппроксимации производных:

$$\frac{\partial^2 e(k)}{\partial w_1 \partial w_m} = \frac{e(w + (I_l + I_m)h) - e(w + I_l h) - e(w + I_m h) + e(w)}{h^2},$$

где  $I_l$  и  $I_m$  – единичные вектора нейронов  $l$  и  $m$ ,

$h$  – шаг метода обучения,

и градиентного алгоритма Полака-Рибьере CGP [15, 17]:

$$W_{k+1} = W_k + \eta_k \rho_k,$$

$$B_{k+1} = B_k + \eta_k \rho_k$$

где  $\eta_k$  – скорость обучения алгоритма,

$\rho_k$  – направление нового поиска локального минимума функционала ошибки,

$$\rho_{k+1} = -g_k + \beta_k \rho_{k-1},$$

где  $\beta_k$  – константа алгоритма CGP,

$$\beta_k = \frac{\Delta g_{k-1}^T g_k}{g_{k-1}^T g_{k-1}},$$

где  $\Delta g_{k-1}^T$  – приращение текущего градиента функционала ошибки на  $k-1$ -й итерации обучения.

Исследования показали, что процесс обучения статической НС с прямым распространением сигнала целесообразно начать с квазиньютонового алгоритма LM.

Далее, по достижению качества обучения  $J = J_{\Phi} = 10^{-16}$  полученные результаты (синаптические веса и смещения) присваиваются начальным значениям алгоритма обучения CGP [19].

Б. Критериальным условием определения необходимого количества нейронов в скрытом слое статической нейронной сети с прямым распространением является момент возникновения эффекта «переобучения» [16, 18].

Одним из признаков наличия эффекта «переобучения» является уменьшение значения коэффициента качества распознавания расчетных точек учебного набора данных  $K_{\text{ОШ}}^0$ ,

$$K_{\text{ОШ}} = \frac{N_{\text{Н.Р.}}}{N_{\text{Общ}}} 100\%,$$

где  $N_{\text{Н.Р.}}$  и  $N_{\text{Общ}}$  – количество неправильно распознанных и общих расчетных точек имплантированных (исправных и неисправных) классов двигателя соответственно, тогда как полученный коэффициент качества за контрольным или тестовым набором (в зависимости от типа нейронной сети) данных не изменяется, или начинает возрастать:

$$(K_k^{K(T)} - K_k^Y) - (K_{k-1}^{K(T)} - K_{k-1}^Y) > 0, \quad (1.2)$$

где  $K_k^{K(T)}$  и  $K_k^Y$  – коэффициенты качества распознавания контрольных (тестовых) и учебных расчетных точек имплантированного класса ТС АГТД,  $i$  – номер эпохи (цикла) обучения.

При этом процедура определения необходимого количества нейронов в скрытом слое статической НС с прямым распространением сигнала реализуется в следующем порядке.

В качестве исходной НМ (сеть сформирована под рассматриваемую задачу) двигателя воспользуемся двухслойной статической НС с прямым распространением сигнала с гиперболической функцией активации [8].

**Шаг 1.** Присвоение первоначального количества нейронов в скрытом слое:

$$L_{\text{СК}} = M + 1;$$

$$M = 0 : 1 : \infty.$$

**Шаг 2.** Обучение статической НС с прямым распространением сигнала.

$$X_{k+1} = \begin{cases} X_k - (H + \mu I)^{-1} g_k^{LM}, & \text{если } J < J_{\Phi}; \\ X_k + \alpha_k P_k, & \text{если } J > J_{\Phi}, \end{cases}$$

где  $X_k$  – параметр обучения (синаптический вес и

смещения) комбинированного алгоритма на  $k$ -й итерации (цикла) обучения.

**Шаг 3.** Анализ наличия эффекта «переобучения» по условию (1.2). В случае подозрения наличия эффекта «переобучения» необходимо вернуться к шагу 1, в противном случае – шаг 4.

**Шаг 4.** Опрос устойчивой статической НС с прямым распространением сигнала на основе реальных полетных данных.

### 1.3. Идентификация ТС АГТД на основе статической НС с прямым распространением сигнала

С целью идентификации текущего состояния АГТД на вход статической НС с прямым распространением сигнала подаются значения параметров двигателя от различных (доступных) средств регистрации полетной информации. По результатам отклика НС идентифицируется текущее состояние рассматриваемого двигателя. При этом отклик статической НС с прямым распространением сигнала представляется набором комбинаций 0 и 1, где положение 1 в наборе презентуется единичному дефекту АГТД [7].

В силу инерционности процесса обучения отклик статической НС с прямым распространением сигнала может принимать непрерывное значение в интервале  $[-1; 1]$ . Следовательно, рекомендуется округлить текущий отклик сети до ближайшего целого числа, используя нижеприведенную закономерность:

$$\bar{\xi} = \begin{cases} 0, & \text{если } \xi_i \leq 0,7; \\ 1, & \text{если } \xi_i \geq 0,7, \end{cases}$$

где  $\bar{\xi}$  – отклик статической НС с прямым распространением сигнала [6].

При идентификации текущего состояния двигателя допускается возможность одновременного возникновения неисправностей в двух или нескольких узлах двигателя, которые могут быть попарными комбинациями единичных неисправностей АГТД. В данном случае кодировка неисправностей двигателя, возникающих в двух или трех узлах одновременно, характеризуется различными комбинациями положения 0 и 1 на выходе статической НС с прямым распространением сигнала.

В случае одновременного возникновения нескольких неисправностей АГТД, в качестве оценки обобщенности и адекватности статической НС с прямым распространением, определяется величина грубого распознавания имплантированных классов двигателя  $K_{\text{ОШ}}^{\Gamma}$ , когда неверно определены все или

часть расчетных точек имплантированных классов или двигатель отнесен к классу исправного состояния [9, 18]:

$$K_{\text{ОИШ}}^{\Gamma} = \frac{N_{\text{Н.Р}}^{\Gamma}}{N_{\text{ОБЩ}}^{\Gamma}} 100\%,$$

где  $N_{\text{Н.Р}}^{\Gamma}$  – количество расчетных точек неверно определенных всех или части имплантированных классов ТС АГТД.

Таким образом, по результатам оценки адекватности сети принимается окончательное решение о достижения устойчивой статической НС с прямым распространением сигнала.

## 2. Эксперименты и результаты

Для исследования эффективности предложенной подсистемы диагностирования ТС АГТД проанализируем параметры двигателя Д30КУ-154, работавшего с завышенной вибрацией задней опоры, и RB211-535E4, имевшего тенденцию завышенного значения вибрации передней опоры ротора низкого давления.

В первом случае, в качестве исходной информации формирования имплантированных классов двигателя используем расчетные точки результатов численного эксперимента с применением полуэмпирической ММ и банка реальных неисправностей двигателя Д30КУ-154.

Учебный набор данных двигателя Д30КУ-154 содержит информацию о 8 имплантированных классах,

каждый из которых представлен 50 расчетными точками.

Первые 20 расчетных точек формируют бездефектный (исправный) двигатель (1 класс);  
с 21 по 60 – деградация одного из узлов или системы двигателя – компрессор (2 и 3 классы);  
с 61 по 100 – турбина (4 и 5 классы);  
со 101 по 140 – камера сгорания;  
со 141 по 180 – система автоматического регулирования топлива питания и подачи (6 и 7 классы);  
со 181 по 220 – реальная неисправность по каналу вибрации опор двигателя (8 класс).

Степень смещения и направление сгенерированных значений параметров имплантированных классов двигателя Д30КУ-154 относительно отклонений параметров, соответствующих бездефектному двигателю, приведены на рис. 4.

Анализ результатов распознавания реальной полетной информации при  $N = 20 \div 60$  замеров, приведенных на рис. 5, позволяет оценить исходное состояние двигателя Д30КУ-154 как «исправное».

Однако, в характере отклика устойчивой статической НС прослеживаются разбросы распознанной полетной информации при  $N = 40 \div 60$  замерах, что свидетельствует о начале развития новой диагностической ситуации (отличной от исправного) в двигателе Д30КУ-154.

Особый интерес представляет период наработки двигателя при  $N = 150 \div 250$  замерах, где наблюдается устойчивая тенденция отнесения полетной информации двигателя Д30КУ-154 к имплантированному классу неисправности по каналу компрессора (рис. 5).

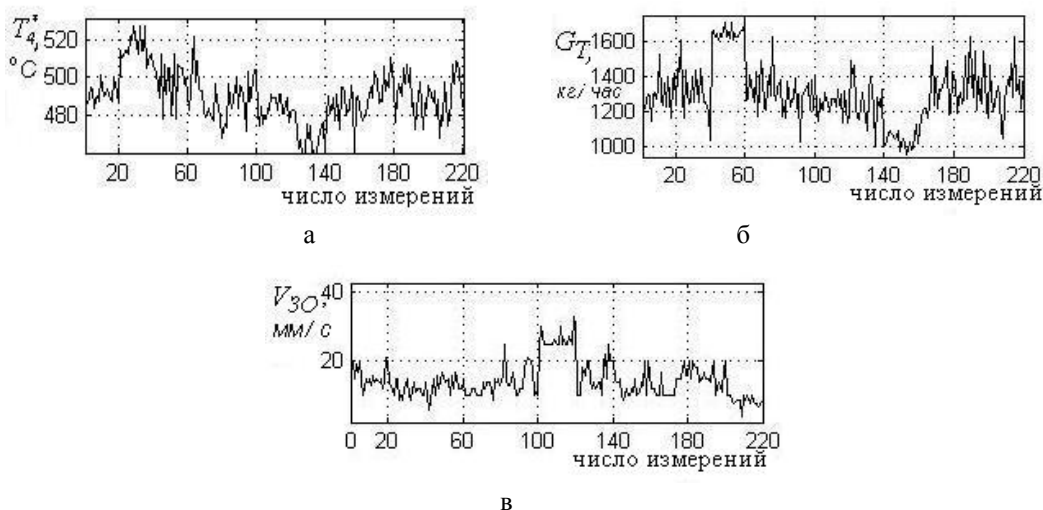


Рис. 4. Изменение направлений сгенерированных значений параметров двигателя Д30КУ-154:

а – по каналу  $n_{\text{НД}}$ , б – по каналу  $T_4^*$ , в – по каналу  $G_T$

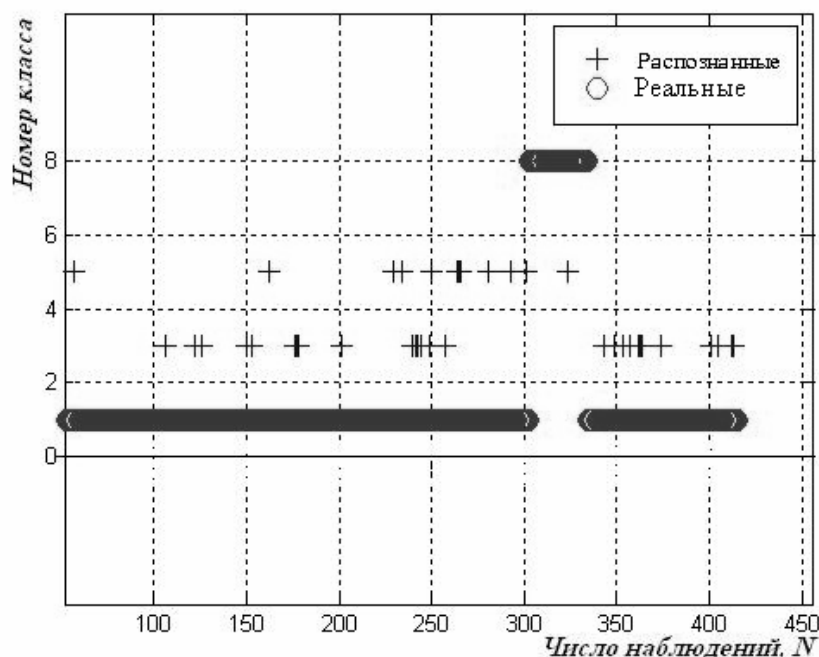


Рис. 5. Нейросетевое распознавание текущего состояния двигателя Д30КУ-154

Анализом искомым значений параметров двигателя была обнаружена их идентичность значениям, формирующим класс неисправности компрессора по каналу завышенного значения  $n_{НД}$ .

Дальнейший анализ результатов распознавания двигателя свидетельствует об устойчивом переходе нейросетевой идентификации к диагностической ситуации, оцениваемой текущим состоянием двигателя неисправным по каналу турбины (рис. 5)

Существенный интерес представляет устойчивый переход нейросетевой идентификации на новый уровень при  $N = 300 \div 350$  замерах, соответствующий реальной неисправности по каналу вибрации опор двигателя Д30КУ-154.

Во втором случае, предыстория полетной информации трехвального двигателя RB-211-535E4 (с/н 30738) свидетельствует о прослеживании тенденции завышенного значения вибрации передней опоры ротора низкого давления.

Имплантиции классов ТС двигателя RB-211-535E4 выполнены с применением множественного регрессионного анализа параметров АГТД, характер смещений и направлений которых иллюстрирован на рис. 6. При этом учебный набор данных двигателя RB-211-535E4 содержит информацию о 17 имплантированных классах, каждый из которых представлен 20 расчетными точками.

Анализ расчетных точек имплантированных классов ТС двигателя RB-211-535E4 (рис. 6) свидетельствует о расположении большого количества точек представителей различных классов в пригра-

ничных зонах. Данное обстоятельство значительно усложняет адекватное разделение входных данных статической НС, что подтверждается результатами обобщенности НС над учебным, контрольным и тестовым набором расчетных точек. При этом коэффициент ошибки распознавания над расчетными точками не превышает допустимое значение ( $K_{Ош} \leq K_D$ ) [8].

Согласно предложенной подсистеме диагностирования ТС АГТД, состояние двигателя по реальным полетным данным при измерениях  $N = 20 \div 80$  было оценено как «годное» (рис. 7).

Однако, в характере отклика статической НС при  $N = 65 \div 80$  замерах наблюдаются разбросы классов идентификации полетной информации, что свидетельствует о возможности развития новой диагностической ситуации в двигателе RB-211-535E4 (рис. 7).

Значительный интерес нейросетевой идентификации двигателя RB-211-535E4 представляет период наработки  $N = 220 \div 240$  и  $N = 258 \div 301$  замерах, где наблюдается устойчивое отнесение полетной информации к имплантируемому образу по каналу вибрации. Дальнейшая эксплуатация двигателей Д30КУ-154 и RB-211-535E4 подтвердила состоятельность вышеприведенных анализов методами неразрушающего контроля эксплуатирующей организации, о чем можно удостовериться по записям, произведенным в формулярах двигателей [18].



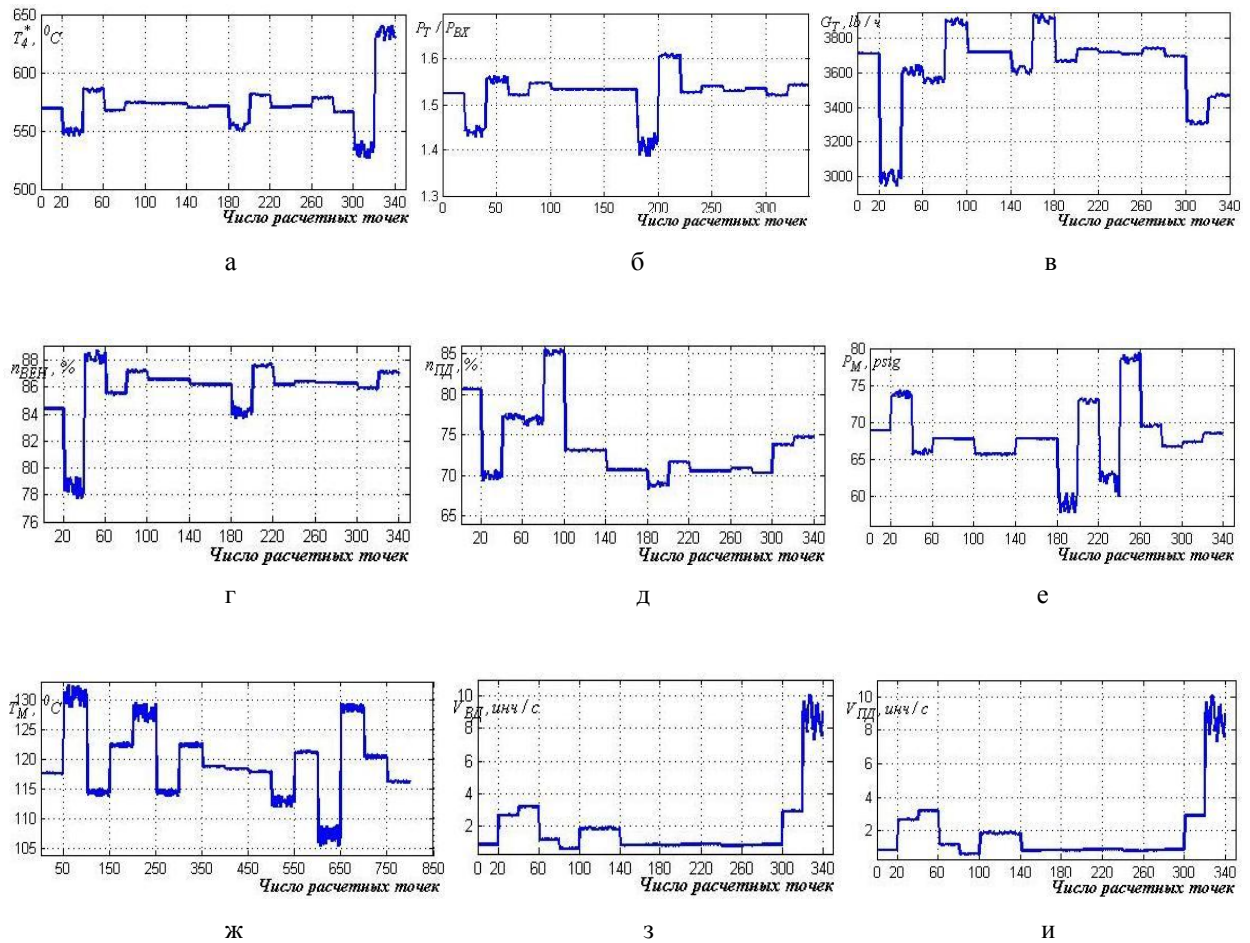


Рис. 6. Изменение направлений сгенерированных значений параметров двигателя RB-211-534E4:

а – по каналу  $T_4^*$ , б – по каналу  $P_T/P_{BX}$ , в – по каналу  $G_T$ , г – по каналу  $n_{ВЕH}$ ,  
 д – по каналу  $n_{ПД}$ , е – по каналу  $P_M$ , ж – по каналу  $T_M$ , з – по каналу  $V_{ВД}$ , и – по каналу  $V_{ПД}$

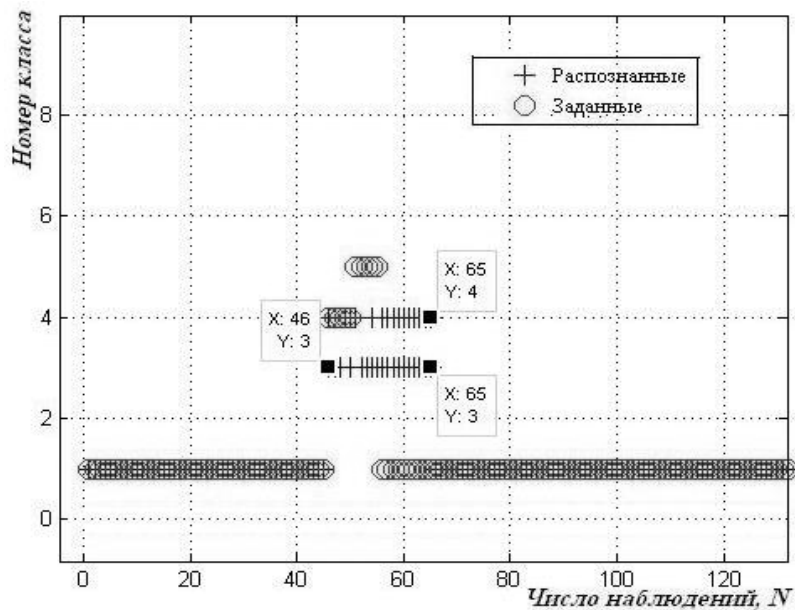


Рис. 7. Нейросетевое распознавание текущего состояния двигателя RB-211-535E4

## Выводы

Анализ результатов, полученных с помощью предложенной подсистемы диагностирования ТС АГТД, позволяет подчеркнуть эффективность методики, заключающейся в чувствительности системы к начальной стадии развития диагностических ситуаций, адаптивности к различным типам двигателей и средств регистрации полетной информации. Эффективность изложенной методики диагностирования ТС АГТД повышается при ее автоматизированной реализации.

## Литература

1. Рыбалко В.В. Параметрическое диагностирование энергетических объектов на основе факторного анализа в среде Statistic/ В.В. Рыбалко // Мастерская решений. – 2004. – № 2(6). – С. 78-83.
2. Kobayashi T. Application of a Bank of Kalman Filters for Aircraft Engine Fault Diagnostics/ T. Kobayashi, D.L. Simon // Proceedings of ASME Turbo Expo 2003, Atlanta, USA; GT2003-38550, – P. 751-758.
3. Sampath S. Fault Diagnostics using Genetic Algorithm for Advanced cycle Gas Turbine/ S. Sampath, A. Gulati, R. Singh // Proceedings of ASME Turbo Expo 2002, Amsterdam, The Netherlands, – P. 211-251.
4. Bajwa A.R. Engine Data Analysis Using Decision Trees/ A.R. Bajwa, D. Kulkarni // 36 Joint Propulsion Conference, 2000; AIAA 2000-3627, – P. 591-601.
5. Tang G. Comparative study of two neural networks applied to jet engine fault diagnosis for turbofan engine/ G. Tang, C.L. Yates, D. Chen // Proceedings of ASME TURBO EXPO 2000, 2000-GT-0032, – P. 71-81.
6. Жернаков С.В. Диагностика и прогнозирование состояния газотурбинного двигателя гибридными нейронечеткими экспертными системами./ С.В. Жернаков // Теория и системы управления. Известия РАН. – 1999. – №5. – С. 213-220.
7. Prognosis -of Faults in Gas Turbine Engines / T. Brotherton, G. Jahns, J. Jacobs, D. Wroblewski// Proceedings of the IEEE Aerospace Conference. – 2000. – Vol. 6. – P. 163-171.
8. Мирзоев А.Д. Комплексная система диагностирования авиационных газотурбинных двигателей / А.Д. Мирзоев // Авиационно-космическая техника и технология. – 2007. – № 6 (42). – С. 47-59.
9. Якушенко О.С. Нейронные сети для диагностирования газотурбинных двигателей/ О.С. Якушенко // Вестник НАУ. – 2004. – № 2 (20). – С. 67-71.
10. Ямпольский В.И. Основные принципы применения в эксплуатации параметрических методов технического диагностирования / В.И. Ямпольский,

Ю.Г. Ашихин //Инженерное обеспечение повышения эффективности технической эксплуатации летательных аппаратов: межвуз. темат. сб. науч. трудов. – М.:МИИГА, 1985. – С. 117-121.

11. Абдуллаев П.Ш. Оценка технического состояния ГТД по данным полетной информации / П.Ш. Абдуллаев // Тезисы науч. конф. аспирантов и молодых исследователей посвящ. 80-летию Бакинского Гос. Университета им. М.А. Расулзаде, Баку, февраль, 2000. – С. 8-9.

12. Абдуллаев П.Ш. Диагностирование авиационных газотурбинных двигателей с использованием нейронных сетей/ П.Ш. Абдуллаев, А.Д. Мирзоев // Elmi Məstuiələr. – 2006. – cild 8, №3. – С. 3-7.

13. Application Of Soft Computing Methods In Complex Condition Monitoring System For Aviation Gas Turbine Engines/ M.G. Shaxtaxtinskiy, P.S. Abdullayev, A.C. Mirzoyev, A.S. Yakushenko, V.N. Oхmakevich // Материалы 8 міжнародної науково – технічної конференції “АВИА - 2007”. Т.2 – К.: НАУ, 2007. – С. 31.14-31.17.

14. Шахтактинский М.Г. Нейронная идентификация технического состояния авиационных газотурбинных двигателей / М.Г. Шахтактинский, П.Ш. Абдуллаев, А.Д. Мирзоев // Milli Aviasiya Akademiyasının Elmi Əsərləri. – 2005. – №2. – С. 12-22.

15. Выбор оптимальной архитектуры нейронной сети для диагностирования авиационных ГТД / М.Г. Шахтактинский, П.Ш. Абдуллаев, А.Д. Мирзоев, А.С. Якушенко // Milli Aviasiya Akademiyasının elmi əsərləri. – 2006. – №2. – С. 61-67.

16. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс / С. Хайкин. – 2 изд.: пер. с англ. – М.: ООО И.Д. Вильямс, 2006. – 1104 с.

17. Мирзоев А.Д. Выбор архитектуры нейронных сетей при диагностировании авиационных газотурбинных двигателей / А.Д. Мирзоев // Известия Национальной Академии Наук Азербайджана. – 2007. – №2-3. – С. 184-189.

18. Архивная документация по неисправностям двигателей эксплуатирующихся в авиакомпании «Азербайджан Хава Йоллары»: отчет эксплуатационной документации по двигателям Д30КУ-154, ПС-90А-SW76 и RB211-535E4: / Национальный Гос. Концерн «Азербайджан Хава Йоллары» (Азербайджан, Баку), 2005. – 36 с.

19. Комбинированный алгоритм обучения НС с прямым распространением сигнала в задачах диагностирования ТС АГТД / Пашаев А.М., Шахтактинский М.Г., Абдуллаев П.Ш., Мирзоев А.Дж. // Международная научно-техническая конференция «Проблемы и перспективы развития авиации, наземного транспорта и энергетики АНТЭ-2009», Том 2. Казань: Изд-во Казан. Гос. Тех.ун-та, 2009, С. 12-15.

Поступила в редакцию 15.09.2009

**Рецензент:** д-р техн. наук, проф., проф. кафедры авиационных двигателей Ю.М. Терещенко, Национальный авиационный университет, Киев, Украина.

### СИСТЕМА ДІАГНОСТИВАННЯ АВІАЦІЙНИХ ГАЗОТУРБІННИХ ДВИГУНІВ

*П.Ш. Абдуллаєв, А.Дж. Мірзоев*

Запропоновано методику діагностування авіаційних газотурбінних двигунів на комплексній основі. Методика базується на математичному моделюванні, математичній статистиці, різних типів нейронних мережах з прямим розповсюдженням сигналу і булеві алгебрі. Розглянуто основні етапи формування підсистеми діагностування технічного стану авіаційних газотурбінних двигунів на основі статичної нейронної мережі з прямим розповсюдженням сигналу. Така підсистема діагностування ґрунтується на обробці польотної інформації мережею, навченою розпізнаванню імплантованих класів двигуна. Джерелом формування банку імплантованих класів двигуна є результати чисельних експериментів з отримання розрахункових точок із застосуванням нелінійної напівемпіричної математичної моделі двигуна та моделі двигуна, одержаної на основі множинного регресійного аналізу параметрів і реальних несправностей, накопичених у процесі експлуатації двигунів одного типу. Не зважаючи на спрощену ідентифікацію поточного стану двигуна, перевагою даного етапу є можливість формування первинного «портрета» двигуна в вигляді «справний» або «підозри тенденції розвитку діагностичної ситуації». Проведено експерименти з практичного застосування запропонованої підсистеми діагностування і було отримано стійкі результати.

**Ключові слова:** авіаційний газотурбінний двигун, технічний стан, діагностика, нейронна мережа.

### AVIATION GAS TURBINE ENGINE DIAGNOSTIC SYSTEM

*P.Sh. Abdullayev, A.J. Mirzoyev*

The aviation gas turbine engine diagnostic complex system based on the mathematic simulation, mathematic statistics, different type of backpropagation neural network and Boolean algebra was submitted. The main steps of aviation gas turbine engine diagnostic subsystem forming based on the static backpropagation neural network are considered. This diagnostic subsystem is based on the flight data handling by stably implanted engine technical condition class trained neural network. The source of implantation bank engine condition class is results of experiment of reaching computation point using unlined semiempirical engine model, engine model formed by plural regression analyze of flight data and real faults gathered from time to time. Notwithstanding such identification of engine is the rough ones the advantage of this step is forming of preliminary engine «portrait» in type as «correct function» or «there is some suspect for presenting of developing new diagnostic situation». The experiments based on the practical using of suggested subsystem is performed, where were reached the satisfaction results.

**Key words:** aviation gas turbine engine, technical condition, diagnostic, neural network.

**Абдуллаєв Парвиз Шахмурад оглы** – канд. техн. наук, доцент, зав. каф. «Конструкція і експлуатація ЛА і АД», Национальная академия авиации, Баку, Бина 25-й км, Азербайджан, e-mail: a\_parviz@azeronline.com.

**Мирзоев Азер Джаваншир оглы** – аспирант, преподаватель кафедры «Конструкция и эксплуатация ЛА и АД», Национальная академия авиации, Баку, Бина 25-й км, Азербайджан, e-mail: amirzoyev@swt.az.