

УДК 629.7.03.004.64

А.М. ПАШАЕВ, Д.Д. АСКЕРОВ, Р.А. САДЫХОВ, П.Ш. АБДУЛЛАЕВ

*Национальная академия авиации, Азербайджан***СИСТЕМА ДИАГНОСТИРОВАНИЯ ТЕХНИЧЕСКОГО СОСТОЯНИЯ
АВИАЦИОННЫХ ГТД С ПРИМЕНЕНИЕМ НЕЧЕТКО-НЕЙРОННОГО ПОДХОДА**

Показывается необоснованность применения вероятностно-статистических методов, особенно на ранней стадии диагностирования технического состояния (ТС) авиационных газотурбинных двигателей (ГТД), когда объем информации обладает свойством нечеткости, ограниченности и неопределенности, и эффективность применения новой технологии Soft Computing. На этих этапах диагностирования с использованием нечеткой логики и нейросетевых методов с высокой точностью производится обучение многомерных линейных и нелинейных моделей (уравнений регрессий), полученных на основе статистических нечетких данных. В качестве применения приведенной методики была произведена оценка технического состояния вновь поступившего в эксплуатацию двигателя Д30КУ-154.

система диагностирования, авиационный газотурбинный двигатель, нечеткая логика и нейронные сети, нечеткая статистика

Введение

Одним из важнейших условий эксплуатации современных авиационных газотурбинных двигателей (ГТД) по техническому состоянию является наличие эффективной параметрической системы диагностирования. В настоящее время в технических подразделениях авиакомпаний эксплуатируются различные автоматизированные системы диагностирования (АСД) ТС ГТД. Суть методик указанных АСД заключается, в основном, в формировании гибких или фиксированных диапазонов для регистрируемых параметров по мере наработки двигателя и в сравнении зарегистрированных значений параметров с их точечными или интервальными оценками.

Однако, следует отметить, что статистическая обработка данных по указанным методикам ведется с предварительным допущением о нормальности законов распределений значений регистрируемых параметров, что неблагоприятно сказывается на достоверности оценки ТС ГТД и обуславливает появление ошибочных решений в процессе диагностирования [1 – 3]. Такое обстоятельство обуславливает создание комбинированной системы диагностирования ТС ГТД.

**Основы комбинированной системы
диагностирования ТС ГТД**

Предлагается методика комбинированного диагностирования ТС ГТД основана на оценивании параметров двигателя с помощью методов Soft Computing, нечеткой математической статистики и регрессионного анализа (рис. 1).

На первом этапе процесса диагностирования (в начале эксплуатации), когда исходная информация недостаточна и нечетка, ТС ГТД оценивается с помощью методов нечеткой логики (НЧ) и нейронных сетей (НС). Несмотря на грубые оценки параметров ТС ГТД, преимуществом этого этапа является возможность создания первоначального образа двигателя по неопределенной информации.

Одним из методов оценки ТС ГТД, применяющихся на практике, является контроль уровня их вибраций и анализ тенденции изменения этого уровня в процессе эксплуатации. Применение различных математических моделей, описываемых уравнениями регрессии, для оценки ТС ГТД предложено в [4]. Рассмотрим математическую модель вибросостояния ГТД, описываемого нечеткими регрессионными уравнениями:

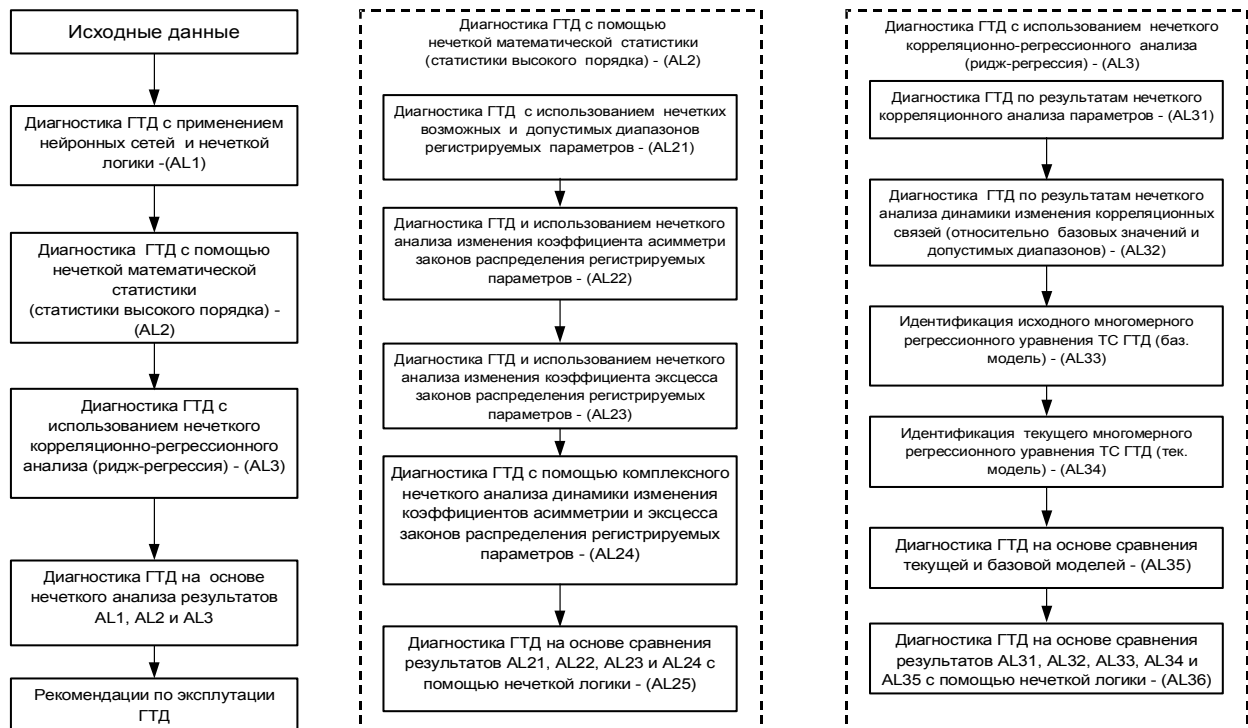


Рис. 1. Блок-схема параметрического диагностирования авиационного ГТД

$$\tilde{Y}_i = \sum_{j=1}^n \tilde{a}_{ij} \otimes \tilde{x}_j; i = \overline{1, m}; \quad (1)$$

$$\tilde{Y}_i = \sum_{r,s} \tilde{a}_{rs} \otimes \tilde{x}_1^r \otimes \tilde{x}_2^s; r = \overline{0, l}; s = \overline{0, l}; r + s \leq l, \quad (2)$$

где \tilde{a}_{ij} и \tilde{a}_{rs} – искомые нечеткие параметры.

Ставится задача определения нечетких значений параметров \tilde{a}_{ij} уравнения (1) и \tilde{a}_{rs} уравнения (2) на основе статистических экспериментальных нечетких данных процесса, т.е. входных \tilde{x}_j и \tilde{x}_1, \tilde{x}_2 и выходных \tilde{Y} координат модели.

Рассмотрим решение данных задач с использованием НЧ и НС [5 – 7]. НС состоит из соединенных между собой наборов нечетких нейронов. При использовании НС для решения (1) и (2) входными сигналами сети являются соответственно нечеткие значения переменных $\tilde{X} = (\tilde{x}_1, \tilde{x}_2, \dots, \tilde{x}_n)$, $\tilde{X} = (\tilde{x}_1, \tilde{x}_2)$, а выходными – \tilde{Y} .

В качестве параметров сети выступают нечеткие значения параметров \tilde{a}_{ij} и \tilde{a}_{rs} . Представим нечеткие переменные в треугольной форме, функции принадлежности которых вычисляются по формуле:

$$\mu(x) = \begin{cases} 1 - (x - \bar{x})/\alpha, & \text{если } \bar{x} - \alpha < x < \bar{x}; \\ 1 - (\bar{x} - x)/\beta, & \text{если } \bar{x} < x < \bar{x} + \beta; \\ 0, & \text{иначе.} \end{cases}$$

При решении задачи идентификации параметров \tilde{a}_{ij} уравнения (1) и \tilde{a}_{rs} уравнения (2) с использованием НС, основной проблемой является обучение последних. Для обучения значений параметров воспользуемся α -срезом [7].

Допустим, имеются статистические нечеткие данные, полученные на основе экспериментов. На основе этих входных и выходных данных составим обучающие пары для обучения сети (\tilde{X}, \tilde{T}) . Для построения модели процесса на вход НС подаются входные сигналы \tilde{X} (рис. 2), а выходы его сравниваются с эталонными выходными сигналами \tilde{T} . После сравнения вычисляется значение отклонения

$$\tilde{E} = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^k (\tilde{Y}_j - \tilde{T}_j)^2.$$

С применением α -срезов для левой и правой части значения отклонения вычисляются по следующим формулам

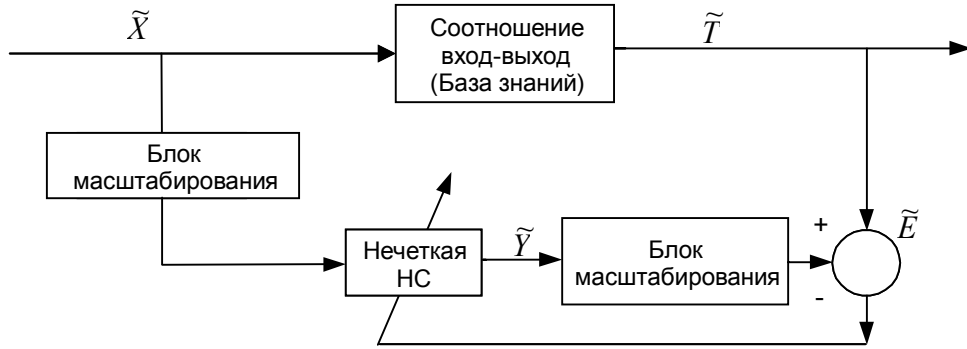


Рис. 2. Схема нейронной идентификации

$$E_1 = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^k [y_{j1}(\alpha) - t_{j1}(\alpha)]^2;$$

$$E_1 = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^k [y_{j1}(\alpha) - t_{j1}(\alpha)]^2; \quad E = E_1 + E_2,$$

где $\tilde{Y}_j(\alpha) = [y_{j1}(\alpha), y_{j2}(\alpha)]$; $\tilde{T}_j(\alpha) = [t_{j1}(\alpha), t_{j2}(\alpha)]$.

Если для всех обучающих пар значения отклонения E меньше заданного, то обучение (коррекция) параметров сети заканчивается (рис. 3). В противном случае оно продолжается до тех пор, пока значение E не достигнет минимума.

Коррекция параметров сети для левой и правой части осуществляется следующим образом:

$$a_{rs1}^h = a_{rs1}^c + \gamma \frac{\partial E}{\partial a_{rs}}; \quad a_{rs2}^h = a_{rs2}^c + \gamma \frac{\partial E}{\partial a_{rs}},$$

где $a_{rs1}^c, a_{rs1}^h, a_{rs2}^c, a_{rs2}^h$ – старые и новые значения левой и правой части параметров НС; $\tilde{a}_{rs} = [a_{rs1}, a_{rs2}]$; γ – скорость обучения.

Структура нейронной сети для идентификации параметров уравнения (1) приведена на рис. 4.

Для уравнения (2) рассмотрим конкретный частный случай в виде уравнения регрессии 2-го порядка

$$\tilde{Y} = \tilde{a}_{00} + \tilde{a}_{10}\tilde{x}_1 + \tilde{a}_{01}\tilde{x}_2 + \tilde{a}_{11}\tilde{x}_1\tilde{x}_2 + \tilde{a}_{20}\tilde{x}_1^2 + \tilde{a}_{02}\tilde{x}_2^2. \quad (3)$$

Построим нейронную структуру для решения уравнения (2), где в качестве параметров сети выступают коэффициенты $\tilde{a}_{00}, \tilde{a}_{10}, \tilde{a}_{01}, \tilde{a}_{11}, \tilde{a}_{20}, \tilde{a}_{02}$. При этом структура будет иметь четыре входа и один выход (рис. 5). Используя нейросетевую структуру, осуществим обучение параметров сети.

Для значения $\alpha = 0$ получим выражения:

$$\frac{\partial E_1}{\partial a_{001}} = \sum_{j=1}^k (y_{j1} - t_{j1}); \quad \frac{\partial E_2}{\partial a_{002}} = \sum_{j=1}^k (y_{j2} - t_{j2});$$

$$\frac{\partial E_1}{\partial a_{101}} = \sum_{j=1}^k (y_{j1} - t_{j1})x_{11}; \quad \frac{\partial E_2}{\partial a_{102}} = \sum_{j=1}^k (y_{j2} - t_{j2})x_{12};$$

$$\frac{\partial E_1}{\partial a_{011}} = \sum_{j=1}^k (y_{j1} - t_{j1})x_{21}; \quad \frac{\partial E_2}{\partial a_{012}} = \sum_{j=1}^k (y_{j2} - t_{j2})x_{22};$$

$$\frac{\partial E_1}{\partial a_{111}} = \sum_{j=1}^k (y_{j1} - t_{j1})x_{11}x_{21};$$

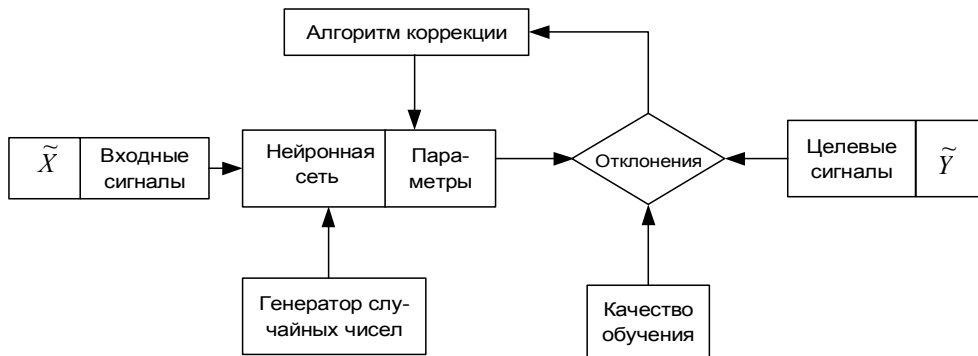


Рис. 3. Схема обучения параметров (пороги, веса) сети (обучение с обратной связью)

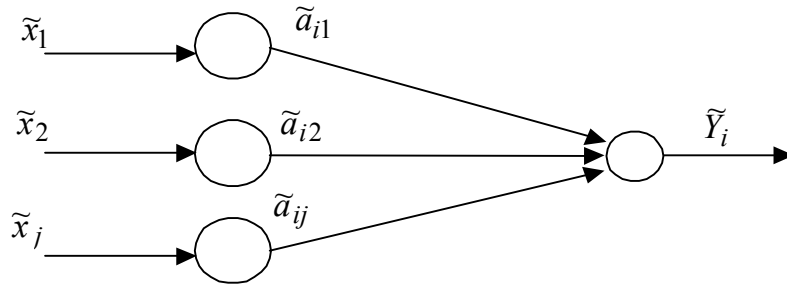


Рис. 4. Структура нейронной сети для многомерного линейного уравнения регрессии

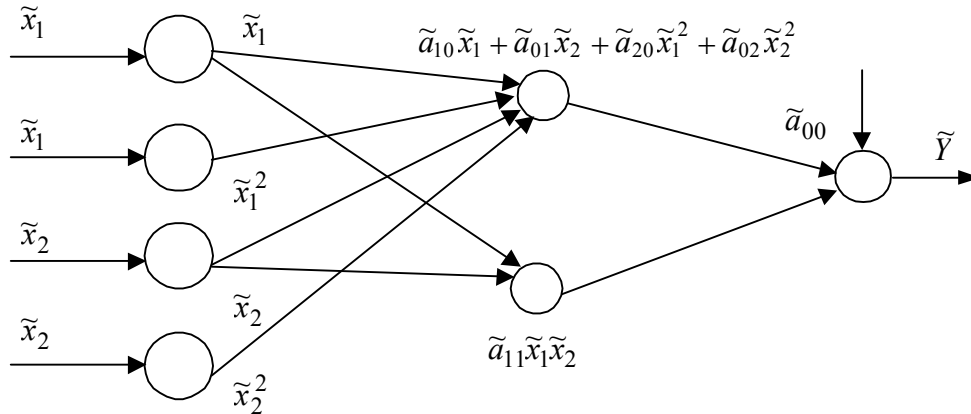


Рис. 5. Структура нейронной сети для уравнения регрессии второго порядка

$$\frac{\partial E_2}{\partial a_{112}} = \sum_{j=1}^k (y_{j2} - t_{j2}) x_{12} x_{22};$$

$$\frac{\partial E_1}{\partial a_{201}} = \sum_{j=1}^k (y_{j1} - t_{j1}) x_{11}^2; \quad \frac{\partial E_2}{\partial a_{202}} = \sum_{j=1}^k (y_{j2} - t_{j2}) x_{12}^2;$$

$$\frac{\partial E_1}{\partial a_{021}} = \sum_{j=1}^k (y_{j1} - t_{j1}) x_{21}^2;$$

$$\frac{\partial E_1}{\partial a_{021}} = \sum_{j=1}^k (y_{j1} - t_{j1}) x_{21}^2; \quad \frac{\partial E_2}{\partial a_{022}} = \sum_{j=1}^k (y_{j2} - t_{j2}) x_{22}^2. \quad (4)$$

Следует отметить, что при отрицательных значениях параметра \tilde{a}_{rs} ($\tilde{a}_{rs} < 0$), формулы вычисления выражений, которые включают в себя параметры \tilde{a}_{rs} в (3) и коррекция данного параметра в (4), будут изменять свою форму. Например, пусть $\tilde{a}_{rs} < 0$. Тогда формулы вычисления четвертого выражения, которая включает в себя \tilde{a}_{rs} , в (3) будет иметь вид:

$$y_{41} = a_{111}x_{12}x_{22}; \quad y_{42} = a_{112}x_{12}x_{21},$$

а коррекция:

$$\frac{\partial E_1}{\partial a_{111}} = \sum_{j=1}^k (y_{j1} - t_{j1}) x_{12} x_{22}; \quad \frac{\partial E_2}{\partial a_{112}} = \sum_{j=1}^k (y_{j2} - t_{j2}) x_{12} x_{21}.$$

Для значения $\alpha = 1$ получим:

$$\frac{\partial E_3}{\partial a_{003}} = \sum_{j=1}^k (y_{j3} - t_{j3});$$

$$\frac{\partial E_3}{\partial a_{113}} = \sum_{j=1}^k (y_{j3} - t_{j3}) x_{13} x_{23};$$

$$\frac{\partial E_3}{\partial a_{103}} = \sum_{j=1}^k (y_{j3} - t_{j3}) x_{13}; \quad \frac{\partial E_3}{\partial a_{203}} = \sum_{j=1}^k (y_{j3} - t_{j3}) x_{13}^2;$$

$$\frac{\partial E_3}{\partial a_{013}} = \sum_{j=1}^k (y_{j3} - t_{j3}) x_{23}; \quad \frac{\partial E_3}{\partial a_{023}} = \sum_{j=1}^k (y_{j3} - t_{j3}) x_{23}^2. \quad (5)$$

В результате обучения (4), (5) находим параметры сети, удовлетворяющие базе знаний с требуемым качеством обучения (рис. 3).

Проведенные исследования показывают, что между нечеткими термогазодинамическими и механическими параметрами двигателя существуют нечеткие корреляционные связи, имеющие различную динамику в конкретных диагностических ситуациях (рис. 6, табл. 1). При этом для различных ситуаций развития неисправностей наблюдается разная динамика нечетких корреляционных связей между

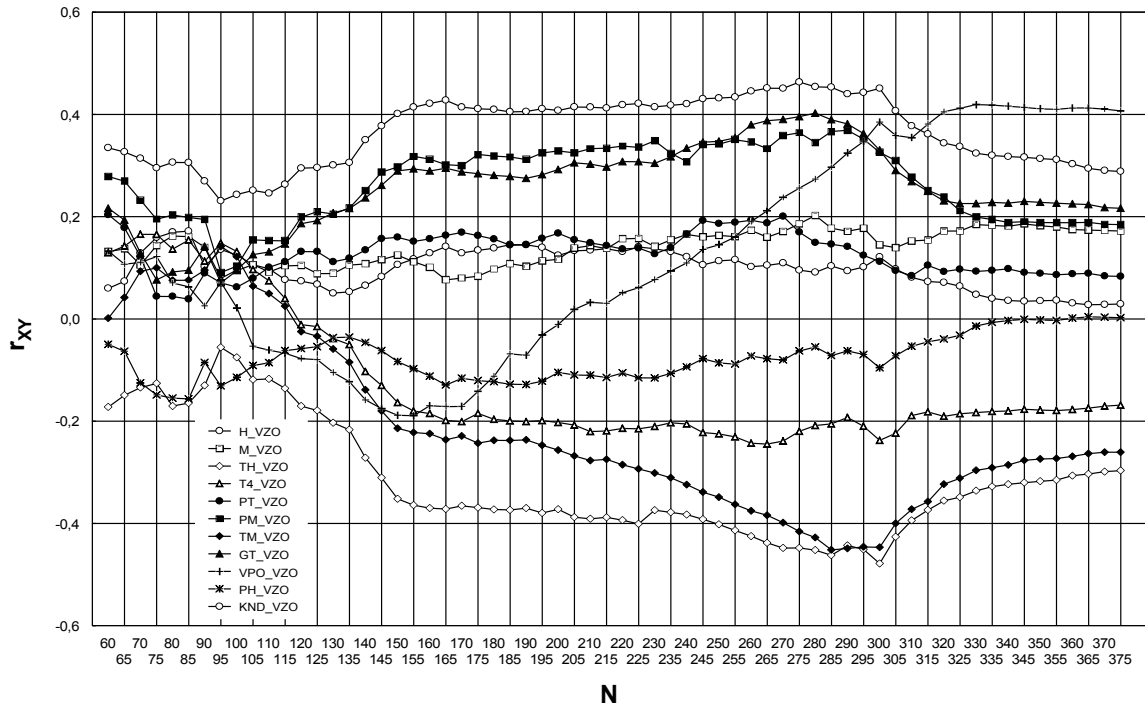


Рис. 6. Изменения значений коэффициентов корреляций входных и выходного параметров входящих в многомерное регрессионное уравнение $D = (V_{30})_{тек}$ в эксплуатации:

H_VZO – связь между H и V_{30} (коэффициент $r_{H,V_{30}}$); M_VZO – связь между M и V_{30} (коэффициент $r_{M,V_{30}}$); TH_VZO – связь между T_H^* и V_{30} (коэффициент $r_{T_H^*,V_{30}}$); T4_VZO – связь между T_4^* и V_{30} (коэффициент $r_{T_4^*,V_{30}}$); PT_VZO – связь между p_T и V_{30} (коэффициент $r_{p_T,V_{30}}$); PM_VZO – связь между p_M и V_{30} (коэффициент $r_{p_M,V_{30}}$); TM_VZO – связь между T_M и V_{30} (коэффициент $r_{T_M,V_{30}}$); GT_VZO – связь между G_T и V_{30} (коэффициент $r_{G_T,V_{30}}$); VPO_VZO – связь между $V_{ПО}$ и V_{30} (коэффициент $r_{V_{ПО},V_{30}}$); PH_VZO – связь между p_H^* и V_{30} (коэффициент $r_{p_H^*,V_{30}}$); KND_VZO – влияние $n_{нд}$ и V_{30} (коэффициент $r_{n_{нд},V_{30}}$); N – число полетов

Таблица 1

Основные характеристики нечетких коэффициентов корреляции

Коэффициенты корреляции $r_{X,Y}$	Среднее значение $r_{X,Y}$	Минимальные значения $r_{X,Y}$	Максимальные значения $r_{X,Y}$	Дисперсия $r_{X,Y}$	$\tilde{r}_{X,Y} = (r_{X,Y}, \alpha, \beta)$
$r_{H,V_{BS}}$	0,098569	0,027764	0,171722	0,039039	(0,126, 0,098, 0,046)
$r_{M,V_{BS}}$	0,140608	0,070871	0,202407	0,034495	(0,157, 0,086, 0,045)
$r_{T_H^*,V_{BS}}$	-0,318031	-0,478252	-0,055527	0,111266	(-0,423, 0,056, 0,367)
$r_{T_4^*,V_{BS}}$	-0,126122	-0,244704	0,165399	0,131245	(-0,179, 0,066, 0,344)
$r_{p_T,V_{BS}}$	0,127778	0,038779	0,203882	0,040909	(0,142, 0,103, 0,062)
$r_{p_M,V_{BS}}$	0,266707	0,090810	0,368872	0,073460	(0,348, 0,257, 0,021)
$r_{T_M,V_{BS}}$	-0,217393	-0,451692	0,141657	0,167810	(-0,368, 0,084, 0,510)
$r_{G_T,V_{BS}}$	0,256634	0,076418	0,402499	0,084452	(0,288, 0,211, 0,115)
$r_{V_{FS},V_{BS}}$	0,124647	-0,189260	0,419226	0,205637	(0,222, 0,411, 0,641)
$r_{p_H^*,V_{BS}}$	-0,075837	-0,156228	0,004146	0,043771	(-0,091, 0,066, 0,095)
$r_{n_{LP},V_{BS}}$	0,366038	0,230781	0,463275	0,066236	(0,396, 0,165, 0,067)

нечеткими параметрами двигателя по мере наработки, обусловленная появлением или исчезновением разнообразных, воздействующих на ТС ГТД, факторов. Следовательно, в любое рассматриваемое время эксплуатации состояние двигателя характеризуется нечеткой группой параметров, на значениях которых отражается наличие воздействующих факторов. Такое обстоятельство определяет необходимость применения нечеткого корреляционного анализа, что позволяет выбрать более адекватную модель ТС ГТД. Выбор модели (линейная и нелинейная) ТС ГТД можно проводить с помощью анализа результатов комплексного сравнения значений нечетких корреляционных коэффициентов \tilde{r}_{xy} и нечетких корреляционных отношений $\tilde{\rho}_{y/x}$. При этом возможны следующие случаи:

- а) \tilde{y} не зависит от \tilde{x} , то $\tilde{\rho}_{y/x} \cong \tilde{0}$ (нечеткий ноль);
- б) между \tilde{y} и \tilde{x} существует нечеткая линейная функция, т.е. $\tilde{r}_{xy} \cong \tilde{\rho}_{y/x} \cong \tilde{1}$ (нечеткая единица);
- в) между \tilde{y} и \tilde{x} существует нечеткая нелинейная функция, т.е. $\tilde{r}_{xy} \lesssim \tilde{\rho}_{y/x} \cong \tilde{1}$;
- г) между \tilde{y} и \tilde{x} существует линейная регрессия, но нет функциональной зависимости, т.е.

$$\tilde{r}_{xy} \cong \tilde{\rho}_{y/x} \lesssim \tilde{1};$$

- е) между \tilde{y} и \tilde{x} существует нелинейная регрессия, но нет функциональной зависимости, т.е.

$$\tilde{r}_{xy} \lesssim \tilde{\rho}_{y/x} \lesssim \tilde{1},$$

где \lesssim, \cong – нечеткие отношения, которые определяются значениями функций принадлежности $\mu(r_{xy})$ и $\mu(\rho_{y/x})$.

Значения \tilde{r}_{xy} и $\tilde{\rho}_{y/x}$ могут быть оценены так:

$$\tilde{r}_{xy} = \frac{\tilde{R}}{\tilde{R}_x \otimes \tilde{R}_y}; \tilde{\rho}_{y/x} = \sqrt{1 - \frac{\tilde{\sigma}_{y/x}^2}{\tilde{\sigma}_y^2}},$$

$$\text{где } \tilde{R} = \sum \tilde{x} \otimes \tilde{y} - \frac{1}{n} \sum \tilde{x} \otimes \sum \tilde{y};$$

$$\tilde{R}_x = \sqrt{\sum \tilde{x}^2 - \frac{1}{n} \left(\sum \tilde{x} \right)^2}; \tilde{R}_y = \sqrt{\sum \tilde{y}^2 - \frac{1}{n} \left(\sum \tilde{y} \right)^2};$$

$$\tilde{\sigma}_{y/x}^2 = \frac{\sum (\tilde{y} - \tilde{y}_x)^2}{n} - \text{остаточная дисперсия } \tilde{y},$$

которая формируется под влиянием параметра \tilde{x} ;

$$\tilde{\sigma}_y^2 = \frac{\sum (\tilde{y} - \tilde{y})^2}{n} - \text{общая вариация за счет действия}$$

всех факторов; \tilde{y}_x – нечеткое частное среднее

значение \tilde{y} , которое формируется влиянием \tilde{x} ;

\tilde{y} – нечеткое общее среднее значение \tilde{y} .

Проведенные исследования показывают, что законы распределения параметров работы ГТД имеют нечеткий и неустойчивый характер (рис.7, а, б).

Поэтому следует отметить, что корректное применение корреляционно-регрессионного подхода требует анализа нечетких характеристик законов распределения параметров работы ГТД. С этой целью должен быть проведен нечеткий анализ характера законов распределения параметров на основе нечетких значений коэффициентов асимметрии и эксцесса по следующим формулам:

$$\tilde{A}(P) = \tilde{M}(P)_3 / \tilde{S}_n^3; \tilde{E}(P) = \tilde{M}(P)_4 / \tilde{S}_n^4 - \tilde{3},$$

где $\tilde{A}(P)$ и $\tilde{E}(P)$ – нечеткие коэффициенты асимметрии и эксцесса параметра P (например, для выходного y или входного x параметра);

$$\tilde{M}(P)_3 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(\tilde{P}_i - \tilde{P}_n \right)^3 - \text{нечеткий 3-й центральный}$$

$$\text{момент параметра; } \tilde{M}(P)_4 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(\tilde{P}_i - \tilde{P}_n \right)^4 -$$

нечеткий 4-й центральный момент параметра;

$$\tilde{S}_n^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n \left(\tilde{P}_i - \tilde{P}_n \right)^2 - \text{нечеткое стандартное от}$$

клонение параметра P (входных и выходных параметров модели технического состояния ГТД).

Анализ показывает, что в течении последующих 60 – 120 измерений происходит приближение законов

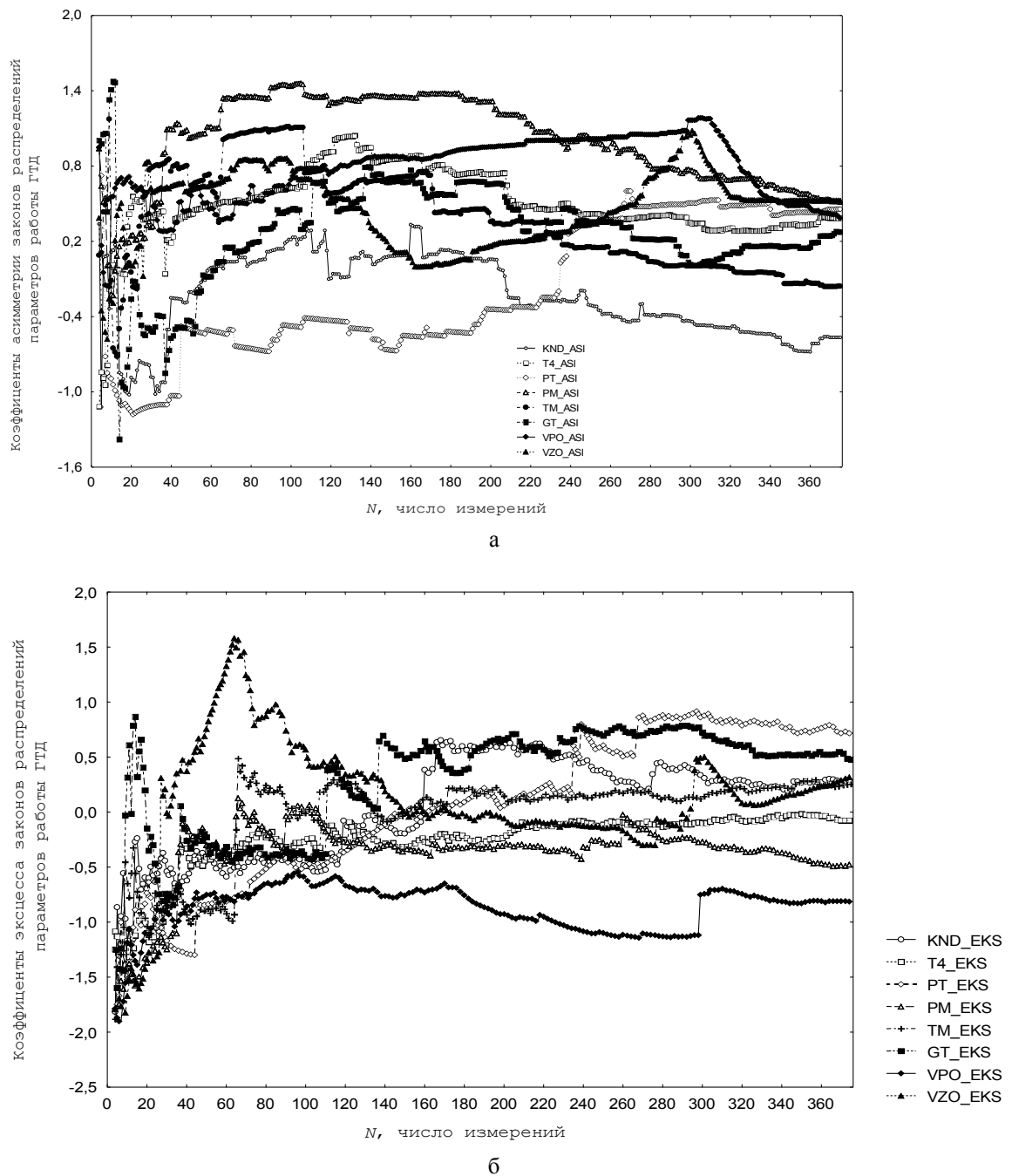


Рис. 7. Изменение значений коэффициентов асимметрии (а) и эксцесса (б) законов распределений параметров работы ГТД в эксплуатации

KND_ASI и KND_EKS – коэффициенты асимметрии и эксцесса закона распределения параметра n_{LP} ; T4_ASI и T4_EKS – коэффициенты асимметрии и эксцесса закона распределения параметра T_4^* ; PT_ASI и PT_EKS – коэффициенты асимметрии и эксцесса закона распределения параметра p_T ; PM_ASI и PM_EKS – коэффициенты асимметрии и эксцесса закона распределения параметра p_M ; TM_ASI и TM_EKS – коэффициенты асимметрии и эксцесса закона распределения параметра T_M ; GT_ASI и GT_EKS – коэффициенты асимметрии и эксцесса закона распределения параметра G_T ; VPO_ASI и VPO_EKS – коэффициенты асимметрии и эксцесса закона распределения параметра V_{FS} ; VZO_ASI и VZO_EKS – коэффициенты асимметрии и эксцесса закона распределения параметра V_{BS} ; N – число измерений

распределения отдельных параметров ГТД к нормальному. Поэтому на втором этапе, по накоплению определенной информации, с помощью математической статистики производится оценка ТС ГТД – приведенные и перечисленные к одному режиму параметры контролируются на соответствие рассчитанным их возможным и допустимым диапазонам.

Далее с помощью метода наименьших квадратов (МНК) идентифицируется множественная линейная регрессионная модель изменения ТС ГТД. Такие модели составляются для каждого исправного подконтрольного двигателя парка в их начальном периоде эксплуатации. При этом на основе анализа изменения значений коэффициентов регрессии (коэффициентов влияния) модели по всему парку с помощью математической статистики для них формируются базовые и допустимые диапазоны [1 – 3].

На третьем этапе (для более 120 измерений) с помощью МНК проводится углубленный анализ ТС ГТД, суть которого заключается в составлении фактической модели ТС ГТД и сравнении фактических коэффициентов влияния с их базовыми или допустимыми диапазонами. Выход значения коэффициентов влияния за указанные диапазоны позволяет сделать вывод о значимом изменении физического процесса, оказывающего влияние на конкретный параметр работы ГТД. Устойчивый выход одного или нескольких коэффициентов влияния за указанные диапазоны свидетельствует о дополнительном признаке неисправности и позволяет конкретизировать адрес и возможную причину неисправности. При этом для получения устойчивых МНК оценок используются методы конфлюэнтного анализа и ридж-оценки [8].

В целях прогнозирования ТС ГТД коэффициенты регрессии аппроксимируются по наработке полиномами второй и третьей степени. Рассмотрено кусочно-полиномиальное сглаживание с автоматической стыковкой: используется МНК, сплайны и гладкие восполнения.

В качестве примера по применению указанной методики было изучено изменение ТС, вновь посту-

пившего в эксплуатацию двигателя Д-30КУ-154, который в течении 2600 часов эксплуатировался без всяких замечаний.

На предварительном этапе, когда число измерений $N \leq 60$, ТС ГТД описывается нечетким линейным регрессионным уравнением (1). Идентификация нечеткой линейной модели ГТД производится с помощью НС, структура которой приведена на рис. 4. При этом за выходной параметр модели принимается вибрация задней опоры двигателя V_{3O} :

$$(\tilde{V}_{3O})_{ucx} = \tilde{a}_1 \tilde{H} + \tilde{a}_2 \tilde{M} + \tilde{a}_3 \tilde{T}_H^* + \tilde{a}_4 \tilde{p}_H^* + \tilde{a}_5 \tilde{n}_{HД} + \tilde{a}_6 \tilde{T}_4^* + \tilde{a}_7 \tilde{G}_T + \tilde{a}_8 \tilde{p}_T + \tilde{a}_9 \tilde{p}_M + \tilde{a}_{10} \tilde{T}_M + \tilde{a}_{11} \tilde{V}_{ПО} \quad (6)$$

А на последующем этапе для каждого текущего измерения $N > 60$, когда наблюдается нормальное распределение параметров работы двигателя, вибрационное состояние ГТД описывается линейным регрессионным уравнением

$$D=(V_{3O})_{мек} = a'_1 H + a'_2 M + a'_3 T_H^* + a'_4 p_H^* + a'_5 n_{HД} + a'_6 T_4^* + a'_7 G_T + a'_8 p_T + a'_9 p_M + a'_{10} T_M + a'_{11} V_{ПО} \quad (7)$$

В результате проведенных исследований для изменяющегося ТС рассматриваемого двигателя была выявлена определенная динамика изменения значений коэффициентов регрессии, которая приведена в [1 – 3]. Для третьего этапа получены следующие допуски на коэффициенты регрессии (коэффициенты влияния различных параметров на вибрацию) линейного многомерного регрессионного уравнения (6): частота вращения двигателя (n_{KHD}) – $1,33 \cdot 10^{-2} \div 1,96 \cdot 10^{-2}$; давление топлива (p_T) – $2,8 \cdot 10^{-2} \div 3,7 \cdot 10^{-2}$; расход топлива (G_T) – $0,5 \cdot 10^{-3} \div 1,1 \cdot 10^{-3}$; температура газов за турбиной (T_4^*) – $2,1 \cdot 10^{-3} \div 3,2 \cdot 10^{-3}$; давление масла (p_M) – $0,289 \div 0,374$; температура масла (T_M) – $0,026 \div 0,084$; вибрация передней опоры ($V_{ПО}$) – $0,22 \div 0,53$; давление атмосферы (p_H^*) – $1,44 \div 3,62$; температура атмосферы (T_H^*) – $(-4,1 \cdot 10^{-2}) \div (-2,9 \times 10^{-2})$; скорость полета (число Маха полета) – $1,17 \div 1,77$; высота полета (H) – $0,1 \cdot 10^{-3} \div 0,2 \cdot 10^{-3}$.

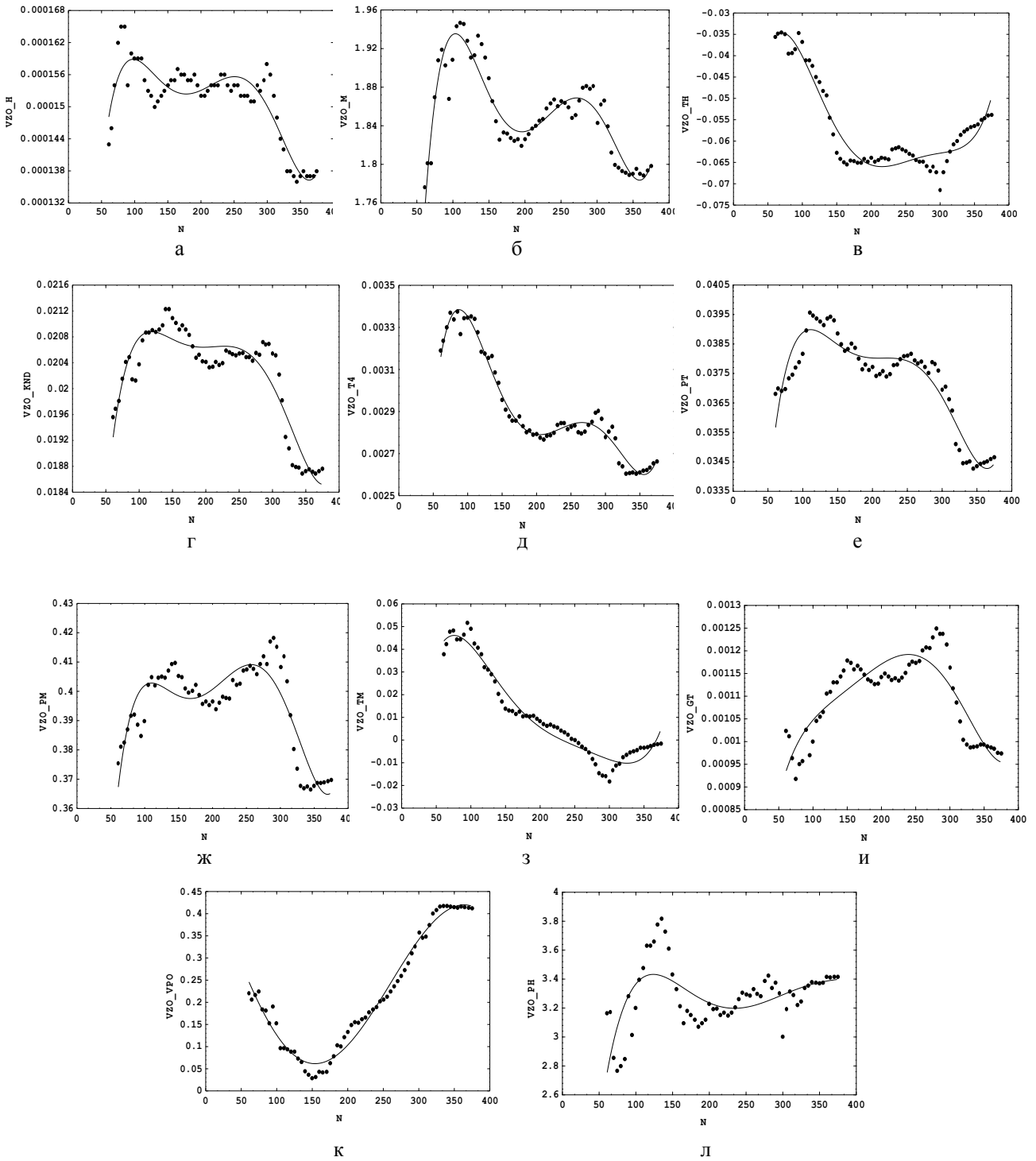


Рис. 8. Изменения значений коэффициентов влияния параметров, входящих в многомерное регрессионное уравнение $D = (V_{30})_{тек}$ на V_{30} в эксплуатации:

- а) VZO_H – влияние H на V_{30} (коэффициент a'_1);
 - б) VZO_M – влияние M на V_{30} (коэффициент a'_2);
 - в) VZO_TH – влияние T_H^* на V_{30} (коэффициент a'_3);
 - г) VZO_KND – влияние $n_{НД}$ на V_{30} (коэффициент a'_5);
 - д) VZO_T4 – влияние T_4^* на V_{30} (коэффициент a'_6);
 - е) VZO_PT – влияние p_T на V_{30} (коэффициент a'_8);
 - ж) VZO_PM – влияние p_M на V_{30} (коэффициент a'_9);
 - з) VZO_TM – влияние T_M на V_{30} (коэффициент a'_{10});
 - и) VZO_GT – влияние G_T на V_{30} (коэффициент a'_7);
 - к) VZO_VPO – влияние $V_{П0}$ на V_{30} (коэффициент a'_{11});
 - л) VZO_PH – влияние p_H^* на V_{30} (коэффициент a'_4);
- N – число полетов

В пределах указанных допусков производится аппроксимация текущих значений коэффициентов регрессии полиномами второй и третьей степени с помощью МНК и с использованием кубических сплайнов (рис. 8).

Заключение

1. Показано, что применение методов Soft Computing в распознавании технического состояния авиационных газотурбинных двигателей имеет определенные преимущества по сравнению с традиционными вероятностно-статистическими подходами. Предлагаемые методы могут быть использованы независимо от вида распределения параметров работы газотурбинного двигателя, тем более, что на ранней стадии работы двигателя из-за ограниченного объема информации вид распределения параметров трудно установить.

2. Проведенные исследования доказывают неустойчивую динамику характера законов распределения параметров газотурбинного двигателя при его установившемся режиме работы, что требует дифференцированного применения методов Soft Computing по мере увеличения наработки двигателя.

3. Комплексным анализом установлено, что между нечеткими термогазодинамическими и механическими параметрами двигателя существуют нечеткие связи, имеющие различную динамику в конкретных диагностических ситуациях. Следовательно, в любое рассматриваемое время эксплуатации ТС ГТД характеризуется нечеткой группой параметров, выявление которых требует применение нечеткого анализа.

Предлагаемая методика позволяет также прогнозировать безопасную наработку двигателя. Она дает устойчивые результаты и может быть рекомендована к практическому использованию для АСД, где в качестве исходной информации являются данные различных систем регистрации.

Литература

1. Pashayev A.M., Sadiqov R.A., Abdullayev P.S. Complex Identification Technique of Aircraft Gas Turbine Engine's Health. – ASME TurboEXPO 2003, Atlanta GA, USA. – Paper GT2003-38704, 2003.
2. Pashayev A.M., Sadiqov R.A., Abdullayev P.S. Fuzzy-Neural Approach for Aircraft Gas Turbine Engines Diagnosing. – AIAA 1st Intelligent Systems Technical Conference (Chicago, Illinois, Sep. 20-22, 2004). – AIAA-2004-6222, 2004.
3. Пашаев А.М., Аскеров Д.Д., Садыхов Р.А., Абдуллаев П.Ш. Система диагностирования технического состояния авиационных газотурбинных двигателей // Сб. тез. докл. XII Всероссийской НТК “Газотурбинные и комбинированные установки и двигатели”. – М.: МГТУ им. Н.Э.Баумана. – 24–26 ноября 2004. – С. 209 – 210.
4. Дорошко С.М. Контроль и диагностирование ТС ГТД на вибрационных параметрах. – М.: Транспорт, 1984. – 128 с.
5. Abasov M.T., Sadiqov A.H., Aliyarov R.Y. Fuzzy Neural Networks in the system of oil and gas geology and geophysics // Third International Conference on Application of Fuzzy Systems and Soft Computing. – Wiesbaden, Germany. – 1998. – P. 108 – 117.
6. Yager R.R., Zadeh L.A. (Eds). Fuzzy Sets. Neural Networks and Soft Computing. – VAN Nostrand Reinhold. – №. 4. – 1994.
7. Mohamad H. Hassoun. Fundamentals of Artificial neural networks // A Bradford Book. The mit press Cambridge, Massachusetts, London, England. – 1995.
8. Грановский В.А., Сирая Т.Н. Методы обработки экспериментальных данных при измерениях. – М.: Энергоатомиздат, 1990.

Поступила в редакцию 16.05.05

Рецензент: д-р техн. наук, проф. С.В. Епифанов, Национальный аэрокосмический университет им. Н.Е. Жуковского «ХАИ», Харьков.