

УДК 629.7:519.63

А. М. П а ш а е в, Д. Д. А с к е р о в,
Р. А. С а д ы х о в, П. Ш. А б д у л л а е в

СИСТЕМА КОМПЛЕКСНОЙ ИДЕНТИФИКАЦИИ ТЕХНИЧЕСКОГО СОСТОЯНИЯ АВИАЦИОННЫХ ГАЗОТУРБИННЫХ ДВИГАТЕЛЕЙ

Показана необоснованность применения вероятностно-статистических методов, особенно на ранней стадии диагностирования технического состояния авиационных газотурбинных двигателей, когда объем информации нечеткий, ограниченный и неопределенный. Показана эффективность применения новой технологии Soft Computing на этих этапах диагностирования. Проанализирована динамика изменения коэффициентов асимметрии и эксцесса, а также динамика изменения коэффициентов корреляции. Обусловлено применение нечеткого корреляционного анализа. Предложен рекуррентный алгоритм идентификации технического состояния авиационных газотурбинных двигателей (использована технология Hard Computing) по измерениям входных и выходных параметров многомерных линейных и нелинейных обобщенных моделей при наличии шумов. Проведена оценка технического состояния вновь поступившего в эксплуатацию двигателя Д30КУ-154.

Одним из важнейших условий эксплуатации современных авиационных газотурбинных двигателей (ГТД) по техническому состоянию является наличие эффективной параметрической системы технической диагностики. Как известно, проблема диагностирования ГТД таких самолетов, как Як-40, Як-42, Ту-134, Ту-154 и других, в основном, заключается в том, что бортовые системы объективного контроля записывают не все параметры работы двигателя. Это обстоятельство обуславливает дополнительную регистрацию остальных параметров работы ГТД вручную. Следовательно, возникает необходимость в создании такой системы диагностирования, которая бы обеспечила возможность оценки технического состояния (ТС) и выработки точных рекомендаций по дальнейшей эксплуатации ГТД как по данным ручной регистрации, так и по данным бортовых накопителей.

В настоящее время в подразделениях авиакомпаний стран СНГ эксплуатируются различные автоматизированные системы диагностирования (АСД) ТС ГТД (“Диагностика Д-30”, “Диагностика Д-36”, “Контроль-8-2У” и т.д.). Суть методик указанных АСД заключается в

формировании гибких диапазонов для регистрируемых параметров по мере наработки двигателя и в сравнении зарегистрированных значений параметров с их точечными или интервальными оценками.

Следует отметить, что статистическая обработка данных по указанным методикам ведется с предварительным допущением о нормальности законов распределения значений регистрируемых параметров. Такое допущение неблагоприятно сказывается на достоверности оценки ТС ГТД и обуславливает появление ошибочных решений в процессе диагностирования [1–3]. Кроме того, одно и то же сочетание изменений различных параметров двигателя может быть вызвано разными причинами, что затрудняет определение неисправности.

Основы предлагаемой системы диагностирования. Методика комбинированного диагностирования ТС ГТД основана на оценивании параметров двигателя с помощью методов Soft Computing, математической статистики и регрессионного анализа (рис. 1).

Методика предусматривает поэтапную оценку ТС ГТД. Созданию данной методики предшествовал тщательный анализ работы 15 двигателей в течение двух лет (суммарная наработка всех двигателей составила более 5000 полетов).

Экспериментальные исследования, проведенные по данным ручной регистрации показывают, что в начале эксплуатации, в течение 40...60 измерений, накопленные значения регистрируемых параметров исправно работающих ГТД не подчиняются нормальному закону распределения.

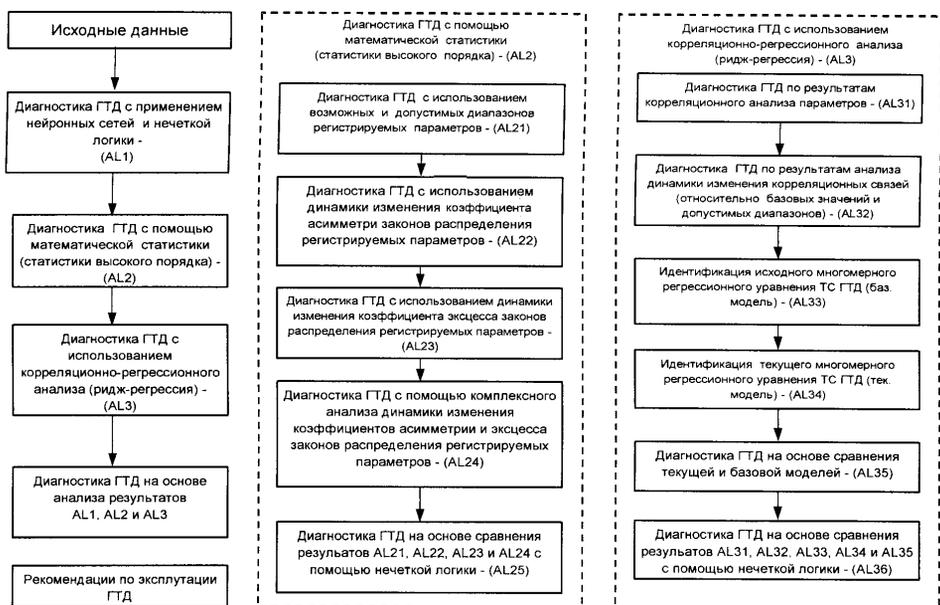


Рис. 1. Блок-схема параметрического диагностирования авиационного ГТД

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

Одним из методов оценки технического состояния авиационных ГТД, применяющихся в нашей и зарубежной практике, является контроль уровня их вибраций и анализ тенденции изменения этого уровня в процессе эксплуатации. Примеры применения различных математических моделей, описываемых уравнениями регрессии, для оценки ТС авиационных ГТД имеются в работах [4, 5].

Рассмотрим математическую модель вибросостояния авиационного ГТД, описываемого нечеткими регрессионными уравнениями:

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

$$\tilde{Y}_i = \sum_{r,s} \tilde{a}_{rs} \otimes \tilde{x}_1^r \otimes \tilde{x}_2^s; \quad r = \overline{1, l}; \quad s = \overline{0, l}; \quad r + s \leq l, \quad (2)$$

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

Ставится задача определения нечетких значений параметров уравнений \tilde{a}_{ij} (1) и \tilde{a}_{rs} (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}_i координат модели.

Рассмотрим решение данных задач с использованием нечеткой логики и нейронных сетей [6–8].

Нейронная сеть (НС) состоит из соединенных между собой наборов нечетких нейронов. При использовании НС для решения уравнений (1) и (2) входными сигналами сети являются соответственно нечеткие значения переменной $\tilde{X} = (\tilde{x}_1, \tilde{x}_2, \dots, \tilde{x}_n)$, $\tilde{X} = (\tilde{x}_1, \tilde{x}_2)$, а выходом — \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

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

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 [8].

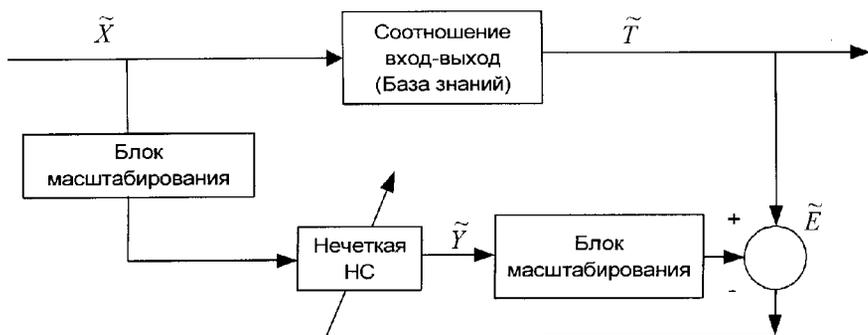


Рис. 2. Схема нейронной идентификации

Допустим, имеются статистические нечеткие данные, полученные на основе экспериментов. На основе этих входных и выходных данных составляем 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 -среза для левой и правой части значения отклонения вычисляются по формулам:

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

$$E_2 = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^k [y_{j2}(\alpha) - t_{j2}(\alpha)]^2;$$

$$E = E_1 + E_2,$$

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

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

$$a_{rs1}^H = a_{rs1}^c + \gamma \frac{\partial E}{\partial a_{rs}},$$

$$a_{rs2}^H = a_{rs2}^c + \gamma \frac{\partial E}{\partial a_{rs}}.$$

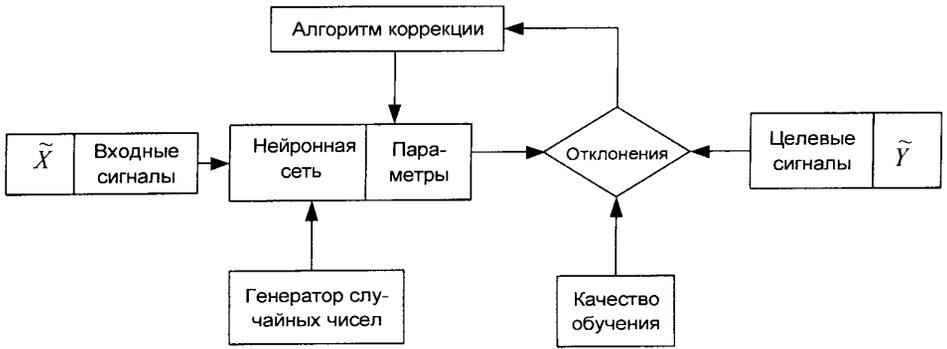


Рис. 3. Схема обучения параметров сети (обучение с обратной связью)

Здесь $a_{rs1}^c, a_{rs1}^h, a_{rs2}^c, a_{rs2}^h$ — 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 второго порядка:

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

Для решения уравнения (2) построим нейронную структуру, 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 следующие выражения:

$$\begin{aligned} \frac{\partial E_1}{\partial a_{001}} &= \sum_{j=1}^k (y_{j1} - t_{j1}); & \frac{\partial E_2}{\partial a_{002}} &= \sum_{j=1}^k (y_{j2} - t_{j2}); \\ \frac{\partial E_1}{\partial a_{101}} &= \sum_{j=1}^k (y_{j1} - t_{j1})x_{11}; & \frac{\partial E_2}{\partial a_{102}} &= \sum_{j=1}^k (y_{j2} - t_{j2})x_{12}; \\ \frac{\partial E_1}{\partial a_{011}} &= \sum_{j=1}^k (y_{j1} - t_{j1})x_{21}; & \frac{\partial E_2}{\partial a_{012}} &= \sum_{j=1}^k (y_{j2} - t_{j2})x_{22}; \\ \frac{\partial E_1}{\partial a_{111}} &= \sum_{j=1}^k (y_{j1} - t_{j1})x_{11}x_{21}; & \frac{\partial E_2}{\partial a_{112}} &= \sum_{j=1}^k (y_{j2} - t_{j2})x_{12}x_{22}; \\ \frac{\partial E_1}{\partial a_{201}} &= \sum_{j=1}^k (y_{j1} - t_{j1})x_{11}^2; & \frac{\partial E_2}{\partial a_{202}} &= \sum_{j=1}^k (y_{j2} - t_{j2})x_{12}^2; \\ \frac{\partial E_1}{\partial a_{021}} &= \sum_{j=1}^k (y_{j1} - t_{j1})x_{21}^2; & \frac{\partial E_2}{\partial a_{022}} &= \sum_{j=1}^k (y_{j2} - t_{j2})^2 x_{22}^2. \end{aligned} \quad (4)$$

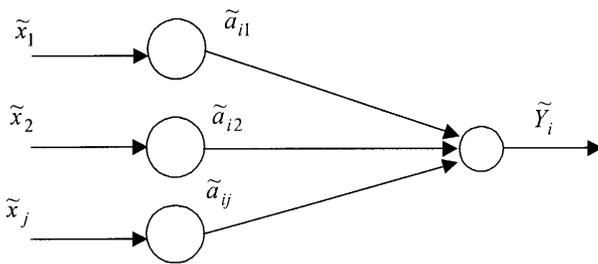


Рис. 4. Структура нейронной сети для многомерного линейного уравнения регрессии

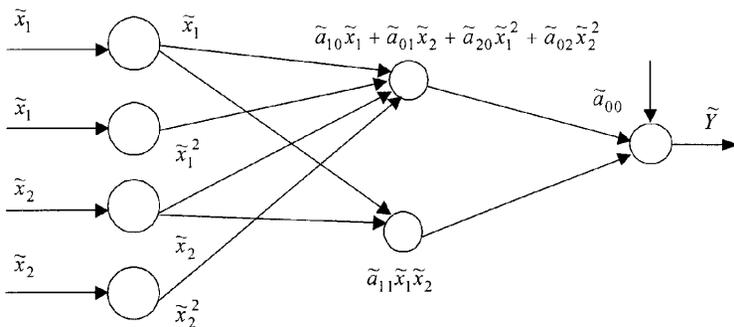


Рис. 5. Схема нейронной сети для уравнения регрессии второго порядка

Следует отметить, что при отрицательных значениях параметра \tilde{a}_{rs} ($\tilde{a}_{rs} < 0$) формулы, которые включают в себя параметры \tilde{a}_{rs} , в уравнении (3), и коррекция данного параметра в выражениях (4) будут изменять свою формулу.

Например, допустим, что $\tilde{a}_{rs} < 0$, тогда формула вычисления четвертого выражения, которая включает в себя \tilde{a}_{rs} , в уравнении (3), будет иметь следующий вид: $y_{41} = a_{111}x_{12}x_{22}$; $y_{42} = a_{112}x_{12}x_{21}$, а формулы коррекции —

$$\frac{\partial E_1}{\partial a_{111}} = \sum_{j=1}^k (y_{j1} - t_{j1})x_{12}x_{22}; \quad \frac{\partial E_2}{\partial a_{112}} = \sum_{j=1}^k (y_{j2} - t_{j2})x_{11}x_{21}.$$

Для значения $\alpha = 1$ получим

$$\begin{aligned} \frac{\partial E_3}{\partial a_{003}} &= \sum_{j=1}^k (y_{j3} - t_{j3}); & \frac{\partial E_3}{\partial a_{113}} &= \sum_{j=1}^k (y_{j3} - t_{j3})x_{13}x_{23}; \\ \frac{\partial E_3}{\partial a_{103}} &= \sum_{j=1}^k (y_{j3} - t_{j3})x_{13}; & \frac{\partial E_3}{\partial a_{203}} &= \sum_{j=1}^k (y_{j3} - t_{j3})x_{23}^2; \\ \frac{\partial E_3}{\partial a_{013}} &= \sum_{j=1}^k (y_{j3} - t_{j3})x_{23}; & \frac{\partial E_3}{\partial a_{023}} &= \sum_{j=1}^k (y_{j3} - t_{j3})x_{23}^2. \end{aligned} \quad (5)$$

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

Проведенные исследования показывают, что между термогазодинамическими и механическими параметрами двигателя существуют нечеткие корреляционные связи, имеющие различную динамику в конкретных диагностических ситуациях. При этом для различных ситуаций развития неисправностей наблюдается разная динамика нечетких корреляционных связей между 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 отражаются воздействующие факторы. Такое обстоятельство определяет необходимость применения нечеткого корреляционного анализа, анализ позволяет выбрать более адекватную модель ТС.

Модель (линейная и нелинейная) ТС можно выбирать 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:

\tilde{y} не зависит от \tilde{x} , то $\tilde{\rho}_{y/x} \cong \tilde{0}$ (нечеткий нуль);

между \tilde{y} и \tilde{x} существует нечеткая линейная функция $\tilde{r}_{xy} \cong \tilde{\rho}_{y/x} \cong \tilde{1}$ (нечеткая единица);

между \tilde{y} и \tilde{x} — нечеткая нелинейная функция $\tilde{r}_{xy} \lesssim \tilde{\rho}_{y/x} \cong \tilde{1}$;

между \tilde{y} и \tilde{x} существует линейная регрессия, но нет функциональной зависимости, $\tilde{r}_{xy} \cong \tilde{\rho}_{y/x} \lesssim \tilde{1}$;

между \tilde{y} и \tilde{x} существует нелинейная регрессия, но нет функциональной зависимости, $\tilde{r}_{xy} \lesssim \tilde{\rho}_{y/x} \lesssim \tilde{1}$, 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 следующим образом:

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

где

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

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

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

под влиянием параметра \tilde{x} ; $\tilde{\sigma}_y^2 = \frac{\sum (\tilde{y} - \tilde{\bar{y}})^2}{n}$ — общая вариация (за счет действия всех факторов); \tilde{y}_x — нечеткое частное среднее значение \tilde{y} , которое формируется под влиянием \tilde{x} ; $\tilde{\bar{y}}$ — нечеткое общее среднее значение \tilde{y} .

Проведенные исследования показывают, что законы распределения параметров работы ГТД имеют нечеткий и неустойчивый характер. 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:

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

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

$\tilde{M}(P)_3 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\tilde{P}_i - \tilde{P}_n)^3$ — нечеткий 3-й центральный момент параметра;

$\tilde{M}(P)_4 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\tilde{P}_i - \tilde{P}_n)^4$ — нечеткий 4-й центральный момент параметра;

$\tilde{S}_n^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (\tilde{P}_i - \tilde{P}_n)^2$ — нечеткое стандартное отклонение

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

Анализы показывают, что в течение последующих 60...120 измерений происходит приближение законов распределения отдельных параметров ГТД к нормальному. Поэтому на втором этапе, по мере накопления определенной информации, с помощью математической статистики проводится оценка ТС ГТД. Здесь приведенные к одному режиму параметры контролируются на соответствие рассчитанным 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 в их начальном периоде эксплуатации. При этом на основе анализа изменения значений коэффициентов регрессии (коэффициентов влияния) модели по всему парку с помощью ма-

тематической статистики для них формируются базовые и допустимые диапазоны [3, 9].

Рассмотрим математическую модель вибросостояния авиационного ГТД, описываемую с помощью линейной модели регрессии (применение различных моделей регрессии для оценки ТС ГТД приведено в работах [2–5]):

$$y_i(k) = \sum_{j=1}^n a_{ij}x_j(k), \quad (i = \overline{1, m}), \quad (6)$$

где y_i — выходной параметр системы; x_j — входное воздействие; a_{ij} — неизвестные (оцениваемые) коэффициенты влияния; n — число входных воздействий, i — номер итерации.

Пусть уравнения измерений входной и выходной координат модели имеют вид

$$\begin{aligned} z_{y_i}(k) &= y_i(k) + \xi_{y_i}(k); \\ z_{x_j}(k) &= x_j(k) + \xi_{x_j}(k), \end{aligned} \quad (7)$$

где $\xi_{y_i}(k)$, $\xi_{x_j}(k)$ — случайные погрешности измерений с гауссовым законом распределения и статистическими характеристиками:

$$\begin{aligned} E[\xi_{y_i}(k)] &= E[\xi_{x_j}(k)] = 0; \\ E[\xi_{y_i}(k)\xi_{y_i}(j)] &= D_{y_i}\delta(k, j); \\ E[\xi_{x_j}(k)\xi_{x_j}(l)] &= D_{x_j}\delta(k, l). \end{aligned} \quad (8)$$

Здесь E — оператор статистического усреднения; $\delta(k, l)$ — дельта-функция Кронекера:

$$\delta(k, l) = \begin{cases} 1, & k = l, \\ 0, & k \neq l. \end{cases}$$

Для решения подобных задач хорошо подходит МНК. Однако классический МНК может быть использован тогда, когда значения аргументов x_j известны точно. Поскольку аргументы x_j измеряются с погрешностью, то использование МНК в данном случае может привести к смещенным результатам, а главное, будет давать неправильные оценки их погрешностей. Для обработки данных в подобном случае целесообразно использовать методы конфлюентного анализа [10, 11].

Выбор конфлюентного метода зависит от вида математической модели и априорной информации относительно значений аргументов и параметров. Во многих случаях рекуррентное применение МНК дает хорошие результаты [3, 9]. Однако при этом необходима дополнительная информация об измеряемых параметрах (выходных и входных

координатах системы). Практические примеры показывают, что найденные таким образом зависимости могут существенно отличаться от построенных обычным МНК.

Прежде чем использовать МНК рекуррентной формы, учитывающий погрешности входных воздействий, для оценивания параметров модели (6), представим ее в векторной форме:

$$y_i(k) = X^T(k) \cdot \theta_i, \quad (k = \overline{1, l}), \quad (9)$$

где $\theta_i^T = \|a_{i1}, a_{i2}, \dots, a_{im}\|$ — вектор оцениваемых коэффициентов; $X^T(k) = \|x_1(k), x_2(k), \dots, x_m(k)\|$ — вектор входных координат.

Алгоритм оценивания параметров модели (4) с учетом погрешности входных координат имеет следующий вид:

$$\hat{\theta}_i(k) = \hat{\theta}_i(k-1) + K_i(k)[Z_{y_i}(k) - X^T(k)\hat{\theta}_i(k-1)];$$

$$K_i(k) = \frac{D_i(k-1)X(k)}{D_{y_i}(k) + \hat{\theta}_i^T(k-1)D_x(k)\hat{\theta}_i(k-1) + X^T(k)D_i(k-1)X(k)}; \quad (10)$$

$$D_i(k) = D_i(k-1) - \frac{D_i(k-1)X(k)X^T(k)D_i(k-1)}{D_{y_i}(k) + \hat{\theta}_i^T(k-1)D_x(k)\hat{\theta}_i(k-1) + X^T(k)D_i(k-1)X(k)},$$

где $K_i(k)$ — коэффициент усиления фильтра; $D_i(k)$; $D_x(k)$; $D_{y_i}(k)$ — дисперсионные матрицы ошибок оценок входных и выходных координат соответственно.

Рассмотрим четкое уравнение регрессии второго порядка с двумя переменными:

$$y = a_{00} + a_{10}x_1 + a_{01}x_2 + a_{11}x_1x_2 + a_{20}x_1^2 + a_{02}x_2^2. \quad (11)$$

Выходные и входные координаты модели (11) регистрируются измерительной аппаратурой. Случайные погрешности измерений имеют гауссовый закон распределения и известны их статистические характеристики (математическое ожидание случайных величин равно нулю). Требуется оценить (неизвестные) коэффициенты \hat{a}_{10} , \hat{a}_{01} , \hat{a}_{11} , \hat{a}_{20} , \hat{a}_{02} уравнения регрессии (11).

Пусть x_1 и x_2 определяются с погрешностью, дисперсии которых соответственно равны D_{x_1} и D_{x_2} . Тогда погрешности входного воздействия (в целях определения этой погрешности воспользуемся методом линеаризации [12] с учетом того, что переменные мало коррелированы) можно определить с помощью выражений (предварительно, обозначив $x_4 = x_1x_2$; $x_5 = x_1^2$; $x_6 = x_2^2$):

$$D_{x_4} = \left(\frac{\partial x_1x_2}{\partial x_1}\right)^2 D_{x_1} + \left(\frac{\partial x_1x_2}{\partial x_2}\right)^2 D_{x_2} = x_2^2 D_{x_1} + x_1^2 D_{x_2},$$

$$D_{x_5} = \left(\frac{\partial x_1^2}{\partial x_1} \right)^2 D_{x_1} = 4x_1^2 D_{x_1}, \quad D_{x_6} = \left(\frac{\partial x_2^2}{\partial x_2} \right)^2 D_{x_2} = 4x_2^2 D_{x_2}.$$

Найдя среднеквадратические отклонения погрешностей и дисперсионную матрицу погрешностей входных координат, можно оценить коэффициенты уравнений (6) и (9), воспользовавшись фильтром типа (10).

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. Достоверность результатов диагностирования на этом этапе высокая и составляет 0,95... 0,99. Выход значения коэффициентов влияния за указанные диапазоны позволяет сделать вывод о значимом изменении физического процесса, влияющего 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 используется ридж-оценки.

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

В качестве примера применения указанной методики было изучено изменение ТС вновь поступившего в эксплуатацию двигателя Д-30КУ-154, который в течение 2600 ч (690 полетов) 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:

$$\begin{aligned} (\tilde{V}_{3.0})_{\text{исх}} = & \tilde{a}_1 \tilde{H} + \tilde{a}_2 \tilde{M} + \tilde{a}_3 \tilde{T}_H^* + \tilde{a}_4 \tilde{p}_H^* + \\ & + \tilde{a}_5 \tilde{n}_{\text{н.д}} + \tilde{a}_6 \tilde{T}_4^* + \tilde{a}_7 \tilde{G}_T + \tilde{a}_8 \tilde{p}_T + \tilde{a}_9 \tilde{p}_M + \tilde{a}_{10} \tilde{T}_M + \tilde{a}_{11} \tilde{V}_{\text{п.о}}. \end{aligned} \quad (12)$$

На последующем этапе для каждого текущего измерения $N > 60$, когда наблюдается нормальное распределение параметров работы двигателя, вибрационное состояние ГТД описывается линейным регрессионным уравнением (6), параметры которого оцениваются рекуррентным алгоритмом (10):

$$\begin{aligned} (\tilde{V}_{3.0})_{\text{тек}} = & a'_1 H + a'_2 M + a'_3 T_H^* + a'_4 p_H^* + \\ & + a'_5 n_{\text{н.д}} + a'_6 T_4^* + a'_7 G_T + a'_8 p_T + a'_9 p_M + a'_{10} T_M + a'_{11} V_{\text{п.о}}. \end{aligned} \quad (13)$$

В результате проведенных исследований для изменяющегося ТС рассматриваемого двигателя была выявлена определенная динамика изменения значений коэффициентов регрессии. Для третьего этапа получены следующие допуски на коэффициенты регрессии (коэффициенты влияния различных параметров на вибрацию) линейного многомерного регрессионного уравнения (12): частота вращения двигателя — $(1,33 \dots 1,96) \cdot 10^{-2}$, давление топлива — $(2,8 \dots 3,7) \cdot 10^{-2}$, расход топлива — $(0,5 \dots 1,1) \cdot 10^{-3}$, температура газов за турбиной — $(2,1 \dots 3,2) \cdot 10^{-3}$ С, давление масла — $0,289 \dots 0,374$, температура масла — $0,026 \dots 0,084$, вибрация передней опоры — $0,22 \dots 0,53$, давление атмосферы — $1,44 \dots 3,62$, температура атмосферы — $(-4,1 \dots -2,9) \times 10^{-2}$, скорость полета (число Маха полета) — $1,17 \dots 1,77$, высота полета — $(0,1 \dots 0,2) \cdot 10^{-3}$. В пределах указанных допусков была проведена аппроксимация текущих значений коэффициентов регрессии полиномами второй и третьей степени с помощью МНК и с использованием кубических сплайнов.

Заключение. 1. Предложен подход комбинированного диагностирования ТС ГТД, основанный на оценивании параметров двигателя с помощью методов Soft Computing (нечеткой логики и нейронных сетей) и конфлюентного анализа.

2. Показано, что применение методов Soft Computing в распознавании ТС ГТД имеет определенные преимущества по сравнению с традиционными вероятностно-статистическими подходами. Прежде всего, это связано с тем, что предложенные методы могут быть использованы независимо от вида распределения параметров работы ГТД. Тем более, что на ранней стадии работы двигателя, из-за ограниченного объема информации, вид распределения параметров трудно установить.

3. Проведенные исследования указывают на неустойчивую динамику характера законов распределения параметров ГТД при его установившемся режиме работы, что требует дифференцированного применения методов Soft Computing по мере увеличения наработки двигателя.

4. В результате анализа установлено, что между термогазодинамическими и механическими параметрами двигателя существуют нечеткие связи, имеющие различную динамику в конкретных диагностических ситуациях; для различных ситуаций развития неисправностей наблюдается разная динамика нечетких связей между нечеткими параметрами двигателя по мере наработки, обусловленная появлением или исчезновением воздействующих на ТС ГТД факторов. Следовательно, в любое рассматриваемое время эксплуатации состояние двигателя характеризуется нечеткой группой параметров, на значениях которых отражается наличие воздействующих факторов, которые имеют нечеткие характеристики.

Предлагаемая методика позволяет не только диагностировать, но и прогнозировать безопасную наработку двигателя. Она дает устойчивые результаты и может быть рекомендована к практическому использованию как для АСД, где в качестве исходной информации служат данные ручной регистрации, так и для бортовых систем контроля работы двигателей.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Садыхов Р. А. Идентификация параметров уравнения контроля качества // Надежность и контроль качества. – 1999. – № 6. – С. 36–39.
2. Садыхов Р. А., Макаров Н. В., Абдуллаев П. Ш. Проблемы оценки технического состояния авиационных ГТД в эксплуатации // Матер. 5-й Международ. науч.-техн. симпозиума “Авиационные технологии XXI века”: Сб. тр. Секц. 4 “Перспективные технологии летных испытаний и проблемы повышения безопасности полетов” // Россия, г. Жуковский, август 1999.
3. Пашаев А. М., Садыхов Р. А., Макаров Н. В., Абдуллаев П. Ш. Эффективность диагностирования ГТД с учетом законов распределения параметров в эксплуатации // Машиностроение и техносфера на рубеже XXI века: Сб. науч. тр. / Украина, Севастополь, 1999. – С. 234–237.
4. Иванов Л. А. Методика диагностирования и прогнозирования ГТД самолетов гражданской авиации по изменению регистрируемых параметров роторной вибрации в процессе эксплуатации. – М.: ГОС НИИГА, 1984. – 88 с.
5. Дорощко С. М. Контроль и диагностирование ТС ГТД по вибрационным параметрам. – М.: Транспорт, 1984. – 128 с.
6. 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.
7. Yager R. R., Zadeh L. A. (Eds). Fuzzy sets, neural networks and soft computing. VAN Nostrand Reinhold. – N. 4. 1994.
8. Mohamad H. Nassoun. Fundamentals of Artificial neural networks / A Bradford Book. The mit press Cambridge, Massachusetts, London, England. – 1995.
9. Пашаев А. М., Садыхов Р. А., Макаров Н. В., Абдуллаев П. Ш. Оценка технического состояния ГТД по полетной информации: Тезисы докл. XI Всерос. межвуз. науч.-техн. конф. “Газотурбинные и комбинированные установки и двигатели”, ноябрь 2000 г. МГТУ им. Н.Э. Баумана. – М.: Изд-во МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2000. – С. 22–24.
10. Грановский В. А., Сирая Т. Н. Методы обработки экспериментальных данных при измерениях. – М.: Энергоатомиздат, 1990.
11. Грешилов А. А. Анализ и синтез стохастических систем. Параметрические модели и конфлюэнтный анализ. – М.: Радио и связь, 1990.
12. Пугачев В. С. Теория вероятностей и математическая статистика. – М.: Наука, 1979.

Статья поступила в редакцию 29.11.2005

Ариф Мир Джалал оглы Пашаев родился в 1934 г. Д-р физ.-мат. наук, профессор, академик, ректор Национальной академии авиации (г. Баку). Автор ряда научных работ в области физических полей в твердых телах, физики строения вещества и техники ее изучения на основе современных методов и технологий.

Arif M. Pashayev (b. 1934), D. Sc. (Eng), professor, academician. Rector of the National Academy of Aviation (Azerbaijan, Baku). Author of some publications, among them monographs, dealing with physical fields in solids, physics of the matter structure, modern technique of physical research.

Джахангир Джалал оглы Аскеров родился в 1950 г. Заведующий кафедрой “Организация авиатранспортного производства” Национальной академии авиации (г. Баку). Автор ряда научных работ в области моделирования авиатранспортной системы на основе современных математических методов и технологий.

Djakhangir D. Askerov (b. 1950), head of “Organization of Manufacture of aviation transport” department of the National Academy of Aviation (Azerbaijan, Baku). Author of some publications in the field of modelling the aviation transporting systems on the basis of modern mathematical methods and techniques.

Рамиз Али Джабар оглы Садыхов родился в 1949 г. Д-р техн. наук, профессор, зав. кафедрой “Информатика и математическое моделирование” Национальной академии авиации (г. Баку). Автор ряда научных работ в области моделирования систем авиационной техники на основе современных математических методов и технологий.

Ramiz A. Sadiqov (b. 1949), D. Sc. (Eng), professor, head of “Informatics and Mathematical Simulation” department of the National Academy of Aviation (Azerbaijan, Baku). Author of some publications in the field modelling the aviation technological systems on the basis of modern mathematical methods and techniques.

Парвиз Шахмурад оглы Абдуллаев родился в 1967 г. Канд. техн. наук, доцент, зав. кафедрой “Конструкция и эксплуатация летательных аппаратов и авиационных двигателей” Национальной академии авиации (г. Баку). Автор ряда научных работ в области систем диагностирования авиационных газотурбинных двигателей с использованием современных математических методов.

Parviz Shahmurad Abdullayev (b. 1967). Ph. D. (Eng), head of “Design and Exploitation of Aircrafts and Aviation Engines” department of the Azerbaijan National Academy of Aviation (Azerbaijan, Baku). Author of some publications in the field of aircraft gas turbine engines condition monitoring methods on the basis of modern mathematical methods.