

УДК 629.7.03.004.67

П.Ш. АБДУЛЛАЕВ, А. Дж. МИРЗОЕВ, Э.А. АБДУЛЛАЕВ, Т.В. ТАХИРИ

Национальная академия авиации, Баку, Азербайджан

ИДЕНТИФИКАЦИЯ ТЕХНИЧЕСКОГО СОСТОЯНИЯ АГТД МЕТОДАМИ МАТЕМАТИЧЕСКОЙ СТАТИСТИКИ И НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

Предложена методика диагностирования авиационных газотурбинных двигателей на комплексной основе, базирующаяся на математическом моделировании, математической статистике, различных типах нейронных сетей (НС) с прямым распространением сигнала и булевой алгебры. Рассмотрены основные этапы реализации предложенной системы диагностирования технического состояния авиационных газотурбинных двигателей (АГТД) на основе математической статистики и различных типов НС с прямым распространением сигнала. Разработаны и научно обоснованы алгоритмы принятия решений о дальнейшей эксплуатации двигателя по результатам идентификации технического состояния АГТД методами математической статистики и различных типов НС с прямым распространением сигнала. Проведены эксперименты по практическому применению предложенной системы диагностирования на основе реальных неисправностей двигателя RB211-535E4, где были получены устойчивые результаты.

Ключевые слова: авиационный газотурбинный двигатель, техническое состояние, диагностирование, математическая статистика, нейронная сеть с прямым распространением сигнала.

Введение

Высокие темпы развития гражданской авиации и превращение ее в массовый вид транспорта придают особую актуальность проблемам повышения эффективности использования летательных аппаратов, обеспечения высокой безопасности воздушных перевозок и сокращения эксплуатационных расходов. Успешное решение этих проблем тесно связано с необходимостью постоянного совершенствования процессов технической эксплуатации авиационной техники (АТ), что, в свою очередь, выражается в переходе системы технического обслуживания и ремонта (ТО и Р) к стратегии по состоянию. Приоритетным направлением формирования программы ТО и Р по состоянию является разработка эффективной параметрической системы диагностирования АТ, основной задачей которой является определение текущего состояния и прогнозирование изменения ее в зависимости от наработки [1, 2].

Одним из изделий АТ, техническое состояние (ТС) которого в значительной степени определяет уровень безопасности и регулярности полетов, является авиационный газотурбинный двигатель (АГТД). Опыт эксплуатации западной и российской АТ показывает, что значительное количество отказов и неисправностей приходится на АГТД [18], что обуславливает необходимость организации рациональной системы диагностирования ТС АГТД.

Особую остроту проблема диагностирования ТС АГТД приобретает с поступлением в эксплуата-

цию новых поколений двигателей, которые, помимо высоких энергетических и экономических характеристик, отличаются высокой нагруженностью конструктивных элементов, повышенной чувствительностью к условиям эксплуатации и обладают высокой стоимостью [3, 4].

В настоящее время потенциалы внедренных в практику технической эксплуатации систем диагностирования ТС АГТД сильно ограничены, в основном, степенью универсальности, автоматизации и полнотой диагностирования как для морально и физически устаревших типов двигателей, так и для новых поколений [4, 5]. При этом обеспечение требуемого уровня оперативности, универсальности и полноценности диагностирования представляется возможным путем внедрения комплексной системы, позволяющей производить мониторинг и обработку информации в полете (в режиме реального времени – онлайн-режим) с дальнейшим углубленным анализом (на основе параметрических и физических методов) на земле (оффлайн-режим). В полной степени комбинация «онлайн-оффлайн» стратегии диагностирования ТС АГТД может быть реализована для двигателей новых поколений со встроенными автоматизированными средствами регистрации полетной информации [6]. Что касается двигателей ранних поколений, количество параметров ответственных узлов и подсистем которых сильно ограничиваются, целесообразно диагностировать ТС АГТД по оффлайн-стратегии на основе параметров, регулярно зарегистрированных ручным регистратором в текущей эксплуатации.

При онлайн-овой стратегии диагностирования ТС АГТД полное выявление и локализация вероятных неисправностей узлов двигателя возможно в совокупности различных методов и средств диагностирования, так как системы диагностирования, построенные на основе одного классификатора, не смогут в полной мере удовлетворить возрастающие требования, предъявляемые к диагностированию двигателей [7].

Цель и постановка задачи

Целью представленной работы является разработка комплексной системы оценки ТС АГТД, позволяющая объединить разные методы и алгоритмы диагностирования и научно обосновать синтез полученных результатов.

В качестве основы при построении комплексной системы диагностирования ТС АГТД, предлагается использовать методы математической модели объекта, методы математической статистики, нейросетевые методы и булевой алгебры [7]. Предлагаемая комплексная система диагностирования ТС АГТД приведена на рис. 1.

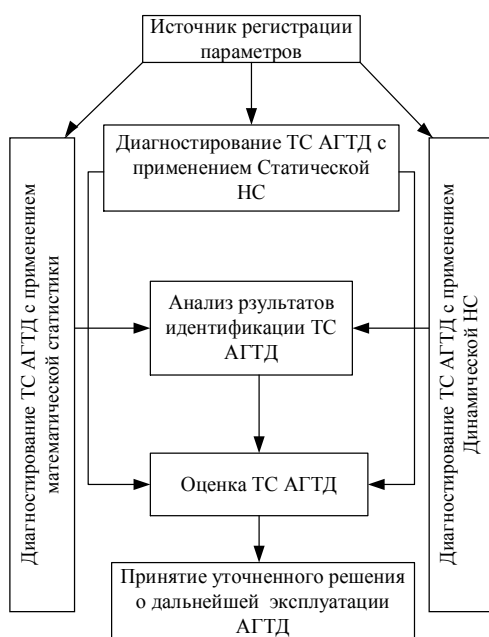


Рис. 1. Обобщенная схема комплексной системы диагностирования ТС АГТД

С целью реализации предложенной комплексной системы диагностирования ТС АГТД рассмотрим отдельные этапы ее формирования. При этом обработке подвергаются значения параметров рабочего процесса авиационного газотурбинного двигателя, которые регистрируются различными средствами, как непосредственно в начале эксплуатации, так и по мере накопления значений регистрируемых параметров.

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

Основными этапами формирования подсистемы диагностирования ТС АГТД на основе статической нейронной сети (НС) с прямым распространением сигнала, 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.

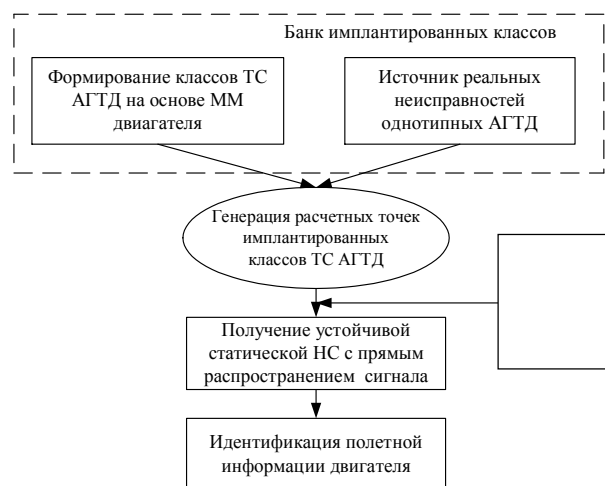


Рис. 2. Блок-схема методики формирования имплантированных классов АГТД

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. Формирование банка имплантированных классов ТС двигателя производится в следующем порядке. При наличии эмпирической (полуэмпирической) ММ двигателя функциональные характеристики имплантированного узла формируются по алгоритму, основанному на отклонении значения основного параметра от предельно допустимых значений, указанных в нормативно-технической документации, на величину Δ :

$$P^O = P_D \pm \Delta, \quad \Delta = (5 \div 10) \% P'_{\text{баз}},$$

где P_D - допустимый верхний и нижний диапазоны основного параметра P^O имплантированного класса двигателя, $P'_{\text{баз}}$ - базовое значение основного параметра, соответствующее исправному состоянию двигателя на крейсерском режиме полета, и подбора перечня вспомогательных параметров на основе ММ двигателя:

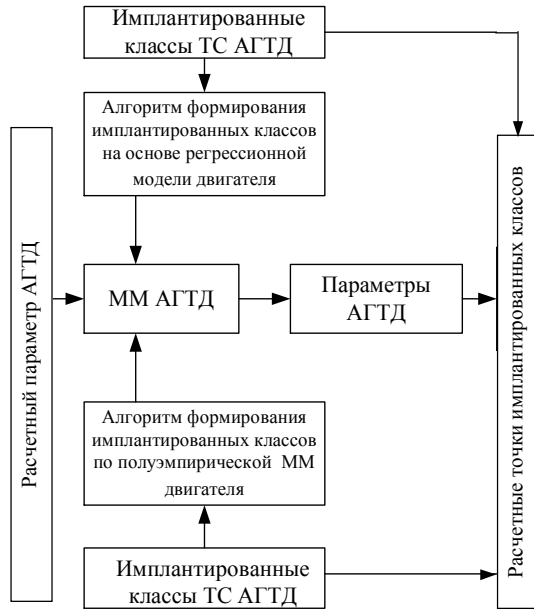


Рис. 3. Обобщенная схема численного эксперимента получения функциональных характеристик в имплантированных классах ТС АГТД

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

где $P_1^{всп}, \dots, P_n^{всп}$ — вспомогательные параметры имплантированного класса ТС АГТД. При этом основной параметр i -й неисправности узла двигателя назначается на основе опыта экспертов и знаний исследователей, а перечень вспомогательных параметров ограничивается возможностями ММ рассматриваемого АГТД. В случае отсутствия эмпирической (полуэмпирической) ММ АГТД рекомендуется построить регрессионную модель двигателя по результатам первых полетов ($N \leq 20$, где N — количество полетов (измерений)) [7]

$$\begin{aligned} (P_1^B)_{N=20} &= a_1 P_1^{BX} + a_2 P_2^{BX} + \dots + a_n P_n^{BX}; \\ (P_2^B)_{N=20} &= b_1 P_1^{BX} + b_2 P_2^{BX} + \dots + b_n P_n^{BX}; \\ (P_3^B)_{N=20} &= c_1 P_1^{BX} + c_2 P_2^{BX} + \dots + c_n P_n^{BX}; \\ &\dots \\ (P_n^B)_{N=20} &= f_1 P_1^{BX} + f_2 P_2^{BX} + \dots + f_n P_n^{BX}, \end{aligned} \quad (1)$$

где $a, b, c, \dots, f$ — соответствующие коэффициенты уравнений регрессий (коэффициенты влияния); P_n^B и P_n^{BX} — выходной (диагностируемый) и входной параметры уравнения регрессии.

Далее, симулируются отклонения и формируются значения входных параметров в наборе регрессионных уравнений, отвечающих за i -й имплантированный класс неисправности ТС АГТД.

$$P_n^{BX} = P_D \pm \Delta, \quad \Delta = (5 \div 10)\% P_{баз},$$

где P_D — допустимые верхний и нижний диапазоны входного параметра P_n^{BX} , $P_{баз}$ — базовое значение входного параметра, сформированного по первым полетам двигателя на крейсерском режиме ($N \leq 20$).

Далее подставляются значения симулированных входных параметров в уравнение регрессии (1):

$$P_1^C = a_1 P_1^{BX} + a_2 P_2 + \dots + a_n P_n;$$

$$P_2^C = b_1 P_1 + b_2 P_1^{BX} + \dots + b_n P_n;$$

$$P_3^C = c_1 P_1 + c_2 P_2 + \dots + c_n P_n;$$

...

$$P_n^C = q_1 P_1 + q_2 P_2 + \dots + q_n P_1^{BX},$$

где $P_1^C, P_2^C, \dots, P_n^C$ — симулированные значения входных параметров линейных уравнений регрессии. В случае выступления выходного параметра P_n^B уравнения регрессии в качестве симулированного (входного) параметра P_n^{BX} рассматриваемое уравнение исключается из набора (1).

Дополнительным источником формирования банка имплантированных классов ТС двигателя могут служить значения параметров реальных неисправностей, накопленных по мере наработки двигателя. Источником сбора значений параметров реальных неисправностей служат различные средства современного мониторинга и диагностирования ТС АГТД [8]. Полученный набор функциональных признаков имплантированных классов на основе различных источников (модели двигателя и реальные неисправности) генерируется в размере 100 расчетных точек:

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

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

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

$((P_n^C, P_n^O)_{\max}$ и $(P_n^C, P_n^O)_{\min}$ — верхний и нижний диапазоны значений расчетных точек имплантированных классов ТС двигателя) и среднеквадратичным отклонением

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

где P_i – значение параметра, соответствующего исправному состоянию двигателя, q – объем выборки параметра исправного состояния.

В результате генерации расчетных точек имплантированных классов ТС АГТД формируются выборки для обучения статической НС с прямым распространением сигнала.

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.

Рассмотрим детали формирования архитектуры статической НС с прямым распространением сигнала:

1. В качестве базовой стратегии обучения статической НС с прямым распространением сигнала применим комбинированный алгоритм, обладающий наилучшей степенью эффективности распознавания расчетных точек [9], в основе которого лежит правило корректировки параметров обучения квази-ньютонового алгоритма Левенберга-Маркварда LM [10, 11]:

$$X_{k+1} = X_k - [H_k + \eta_k I] g_k,$$

где X_k – параметры обучения комбинированного алгоритма на k -й итерации (цикла) обучения, H_k – матрица Якоби первых производных функционала ошибки по настраиваемым параметрам на k -й итерации,

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

J^T – матрица Гессе ошибки,

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

e_k – ошибка обучения на k -й итерации,

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

Q – объем выборки параметров, S – число нейронов в слое сети, $T = [t_i]$ – вектор требуемых значений

параметра на выходе нейрона, $f(n_i)$ – гиперболическая функция активации нейрона,

$$f(n_i) = \frac{1}{1 + e^{(-\alpha n_i)}};$$

α – коэффициент крутизны гиперболической функции активации, уточняемый в работе [12]; 1 – единичный вектор нейрона; η_k – скорость обучения; g_k – градиент функционала ошибки,

$$g_k = J^T e_k,$$

После достижения функционала ошибки $J = 0,0118$ значения параметров обучения присваиваются начальным значениям алгоритма обучения Поляка-Рибьера и процесс обучения продолжается [10, 11],

$$X_{k+1} = X_k + \eta_k p_k,$$

где p_k – направление нового поиска локального минимума функционала ошибки,

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

где β_k – константа алгоритма Поляка-Рибьера,

$$\beta_k = \Delta g_{k-1}^T g_k / (g_{k-1}^T g_{k-1}),$$

где Δg_{k-1}^T – приращение текущего градиента функционала ошибки на $(k-1)$ -й итерации обучения.

Дальнейшим этапом формирования архитектуры статической НС с прямым распространением сигнала является назначение необходимого количества нейронов в скрытом слое, от правильного выбора которого зависит оперативность процесса обучения и точность отображения входного и выходного пространств сети [12].

2. Критерияльным условием определения необходимого количества нейронов в скрытом слое статической НС с прямым распространением является момент возникновения эффекта «переобучения» [11]. Одним из признаков наличия эффекта «переобучения» является уменьшение значения коэффициента качества распознавания расчетных точек учебного набора данных $K_{\text{ош}}^Y$, тогда как полученное значение коэффициента качества за контрольным или тестовым набором данных не изменяется, или начинает возрастать:

$$(K_k^{K(T)} - K_k^Y) - (K_{k-1}^{K(T)} - K_{k-1}^Y) > 0, \quad (3)$$

где $K_k^{K(T)}$ и K_k^Y – коэффициенты качества распознавания контрольных (тестовых) и учебных расчетных точек имплантированного класса ТС АГТД на k -й итерации обучения,

$$K_{\text{ош}} = (N_{\text{н.р.}} / N_{\text{общ}}) \cdot 100\%,$$

$N_{\text{н.р.}}$ и $N_{\text{общ}}$ – количество неправильно распознанных и общих расчетных точек имплантированных классов двигателя соответственно.

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

В качестве исходной структуры статической НС с прямым распространением сигнала используем двухслойную сеть с гиперболической функцией активации, выбор архитектуры которой обоснован в работе [11].

Шаг 1. Присвоение первоначального количества нейронов в скрытом слое:

$$L_{\text{СК}} = i + 1, \quad i = 0:1:\infty,$$

где i – шаг назначения количества нейронов.

Шаг 2. Обучение статической НС с прямым распространением сигнала.

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

где X_k – параметры обучения комбинированного алгоритма на k -й итерации (цикла) обучения, $J_{\text{Ф}}$ – экспериментально исследуемый функционал ошибки обучения, при котором значение весов и смещение фиксируются и присваиваются начальным значениям параметров алгоритма CGP ($J_{\text{Ф}} = 0,0118$) [9].

Шаг 3. Анализ наличия эффекта «переобучения» по условию (3). В случае подозрения наличия эффекта «переобучения» необходимо вернуться к **Шагу 1**, в противном случае – **Шаг 4**. В силу инерционности процесса обучения отклик статической НС с прямым распространением сигнала $\bar{\xi}$ может принимать непрерывное значение в рабочем интервале гиперболической функции активации ($\bar{\xi} \in [-1; 1]$).

Следовательно, рекомендуется округлить отклик сети до ближайшего целого числа, используя нижеприведенную закономерность [13]:

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

где набор комбинаций 0 и 1 презентуется единичной неисправности двигателя, возможные варианты которых приведены в табл. 1.

Шаг 4. Обработка полетной информации устойчивой статической НС с прямым распространением сигнала. В случае выполнения условия

$$\bar{\xi}_{n-3}, \bar{\xi}_{n-2}, \bar{\xi}_{n-1}, \bar{\xi}_n \in (0,7 \div 1),$$

($\bar{\xi}$ – результат опроса статической НС с прямым распространением сигнала полетными данными двигателя) обработка полетной информации продолжается с помощью математической статистики и динамической НС с прямым распространением.

Таблица 1

Характеристики комбинации кодеров банка классов ТС АГТД

№ п/п	U	Кодировка узлов неисправности АГТД							
1	ИУН1*	0	1	0	0	0	0	0	0
2	ИУН2	0	0	1	0	0	0	0	0
3	ИУН3	0	0	0	1	0	0	0	0
4	ИУН4	0	0	0	0	1	0	0	0
5	ИУН5	0	0	0	0	0	1	0	0
6	РУН6**	0	0	0	0	0	0	1	0
7	РУН7	0	0	0	0	0	0	0	1

* ИУН – имплантированный узел неисправности,

** РУН – реальный узел неисправности; U – узел неисправности (имплантированный и реальный) двигателя

2. Методика оценки ТС АГТД на основе динамической НС с прямым распространением сигнала

Оценка ТС АГТД с применением динамической НС с прямым распространением включает в себя следующие этапы:

- а) формирование входного и выходного пространств динамической НС с прямым распространением сигнала;
- б) формирование объема обучающей и тестовой выборки;
- в) выбор стратегии минимизации функционала ошибки;
- г) процесс «выращивание сети»;
- д) аппроксимация и подсчет порогов выходного параметра динамической НС с прямым распространением сигнала.

Рассмотрим отдельные этапы реализации методики оценки ТС АГТД на основе динамической НС с прямым распространением сигнала.

1. Основной задачей формирования входного и выходного пространств динамической НС с прямым распространением сигнала является извлечение информативных признаков из исходного ансамбля данных, путем преобразования полетной информации. Методика извлечения информативных параметров базируется на прослеживании динамик изменения основных характеристик законов распределения, коэффициента асимметрии $A(P)$ и эксцесса $E(P)$, и корреляционных связей параметров двигателя [14].

По мере накопления значений параметров рабочего процесса двигателя подсчитываются коэффициенты асимметрии и эксцесса

$$A(P) = \frac{M(P)_3}{S_n^3}, \quad E(P) = \frac{M(P)_4}{S_n^4},$$

($M(P)_3$ и $M(P)_4$ – третий и четвертый центральные моменты параметра P , S – среднее квадратическое

отклонение параметра P , определяемое по формуле (2)) и сравниваются их абсолютные значения для четырех последовательных замеров:

$$\begin{aligned} |A(P_1)_{n-4}| &< |A(P_2)_{n-4}| < \dots < |A(P_n)_{n-4}|, \\ |E(P_1)_{n-4}| &< |E(P_2)_{n-4}| < \dots < |E(P_n)_{n-4}|, \\ |A(P_1)_{n-3}| &< |A(P_2)_{n-3}| < \dots < |A(P_n)_{n-3}|, \\ |E(P_1)_{n-3}| &< |E(P_2)_{n-3}| < \dots < |E(P_n)_{n-3}|, \\ |A(P_1)_n| &< |A(P_2)_n| < \dots < |A(P_n)_n|, \\ |E(P_1)_n| &< |E(P_2)_n| < \dots < |E(P_n)_n|, \end{aligned}$$

где ">", "<" – знак "больше" или "меньше".

Параметр, коэффициент асимметрии или эксцесса которого имеет минимальное значение по абсолютному знаку, назначается выходным (диагностируемым) параметром динамической НС с прямым распространением сигнала.

$$|A(P)| = |A(P)|_{\min}, |E(P)| = |E(P)|_{\min}. \quad (4)$$

В случае подчинения нескольких параметров условию (4), выходной параметр (диагностируемый) динамической НС с прямым распространением сигнала уточняется динамикой изменения значений, по абсолютному знаку, коэффициентов асимметрии и эксцесса:

$$\begin{aligned} |T_{A(P_1)}|_{\Delta\tau} &< |T_{A(P_2)}|_{\Delta\tau} < \dots < |T_{A(P_m)}|_{\Delta\tau}; \\ |T_{E(P_1)}|_{\Delta\tau} &< |T_{E(P_2)}|_{\Delta\tau} < \dots < |T_{E(P_m)}|_{\Delta\tau}, \end{aligned}$$

где $T_{A(P_n)}$ и $T_{E(P_n)}$ – темпы изменения (скорость изменения) значений коэффициентов асимметрии $A(P_n)$ и эксцесса $E(P_n)$ в период наработки двигателя $\Delta\tau$:

$$\frac{|A(P)_n| - |A(P)_{n-4}|}{\Delta\tau} = T_{A(P)}, \frac{|E(P)_n| - |E(P)_{n-4}|}{\Delta\tau} = T_{E(P)}.$$

Возможна ситуация незначительного отличия динамики изменения значений коэффициентов $A(P_i)$ и эксцесса $E(P_i)$ рассматриваемых параметров P_i . В данном случае выходной (диагностируемый) параметр уточняется количеством входных параметров динамической НС с прямым распространением сигнала, имеющих с выходным сильную корреляционную связь

$$r_{ij} \geq 0,7,$$

где r – коэффициент парной корреляции диагностируемого (выходного) γ и входного параметра j динамической НС с прямым распространением сигнала.

При совпадении объема входных параметров, имеющих сильную корреляционную связь с выходными параметрами динамической НС с прямым распространением сигнала

$$Q(r_\gamma) = Q(r_j)$$

($Q(r_\gamma)$ и $Q(r_j)$ – объем входных параметров, имеющих сильную корреляционную связь с выходными параметрами n и m динамической НС с прямым распространением сигнала) выходное пространство динамической НС с прямым распространением сигнала формируется на основе нескольких параметров.

Кроме уточнения информативных параметров изучение изменения коэффициентов асимметрии и эксцесса способствует определению объема обучающей и тестовой выборки динамической НС с прямым распространением сигнала.

2. Критериальным условием начала процесса обучения динамической НС с прямым распространением сигнала является подчинение диагностируемого (выходного) параметра условию (4). При этом необходимо отметить, что формирование обучающей выборки сети ведется одновременно с уточнением информативных параметров АГТД.

Здесь процесс останова обучения и начала тестирования (аппроксимации) выходного параметра НМ двигателя реализуется при выполнении условия

$$\begin{aligned} |A(P)_{n-4}| &\leq |A(P)_{n-3}| \leq |A(P)_{n-2}| \leq |A(P)_{n-1}| \leq |A(P)_n|, \\ |E(P)_{n-4}| &\leq |E(P)_{n-3}| \leq |E(P)_{n-2}| \leq |E(P)_{n-1}| \leq |E(P)_n|. \end{aligned}$$

Для полного формирования архитектуры динамической НС с прямым распространением сигнала необходимо выбрать стратегию минимизации функционала ошибки.

3. В качестве базового алгоритма обучения динамической НС с прямым распространением сигнала применим комбинированный алгоритм LM-CGP [9]:

$$\begin{aligned} X_{k+1} &= X_k - (H + \mu I)^{-1} J^T \times \\ &\times \frac{1}{2} \sum_{q=1}^Q \sum_{i=1}^S \left(t_i^q - f \left(\sum_{j=0}^1 w_i p_i(n-l) + b_i \right) \right)^2, \\ X_{k+1} &= X_k + \eta_k \times \\ &\times \left(- \left(\frac{1}{2} \sum_{q=1}^Q \sum_{i=1}^S \left(t_i^q - f \left(\sum_{j=0}^1 w_i p_i(n-l) + b_i \right) \right)^2 \right) + \beta_k p_{k+1} \right), \end{aligned}$$

где X_k – параметры обучения комбинированного алгоритма на k -й итерации (цикла) обучения, H – матрица Якоби первых производных функционала ошибки, J^T – матрица Гессе ошибки, η_k – скорость обучения алгоритма CGP, μ – скорость обучения алгоритма LM, w_i и b_i – синаптический вес и смещение нейрона i , $f(\bullet)$ – функция активации, t_i – целевая функция; $P = [p(n), p(n-1), \dots, p(n-u)]$ – вектор входного параметра нейрона i с временной задержкой u .

При этом степень корректности отображения входного-выходного ансамбля динамической НС с прямым распространением сигнала за обучающую и тестовую выборку данных (степень адекватности и обобщенности) проверяется коэффициентами качества прогнозирования (аппроксимации) K_{K1} и K_{K2} [9], определяемыми по формулам:

$$\begin{aligned} K_{K1} &= (P_{\Phi} - P_{\text{ж}}) / P_{\text{ж}} 100\%; \\ K_{K2} &= (1 - S) 100\%, \end{aligned} \quad (5)$$

где K_{K1} и K_{K2} – коэффициенты качества прогнозирования соответствующего подхода, P_{Φ} и $P_{\text{ж}}$ – фактический и желаемый выходы динамической НС с прямым распространением соответственно, S – среднеквадратическое отклонение отклика сети,

$$S = \sqrt{\sum_{\theta=1}^q \sum_{j=1}^r \delta_{\theta j}^2} / (q \cdot r), \quad \delta = (P_{\Phi} - P_{\text{ж}}) / \Delta_{\text{мкс}},$$

q – количество входных параметров, r – объем обучающей выборки данных, $\Delta_{\text{мкс}}$ – максимальная погрешность измерительной аппаратуры контроля параметров работы двигателя.

Однако, достижение удовлетворительной степени корректности отображения входного и выходного ансамбля динамической НС с прямым распространением сигнала во многом определяется выбором оптимального размера (количества нейронов) скрытого слоя.

4. С целью оперативного определения удовлетворительного размера скрытого слоя динамической НС с прямым распространением сигнала введем стратегию «выращивание сети», которая реализуется в следующем порядке.

В качестве исходной структуры динамической НС с прямым распространением сигнала сети применим двухслойную сеть типа TDDN с гиперболической функцией активации [5]:

Шаг 1. Определение нижнего и верхнего диапазонов возможного количества нейронов в скрытом слое:

$$L_H = \frac{ur}{1 + \log_2 r}; \quad L_B = u \left(\frac{r}{u} + 1 \right) (q + u + 1) + u,$$

где L_H и L_B – нижние и верхние границы возможного количества нейронов соответственно, q и u – размерность входного и выходного пространств динамической НС с прямым распространением, r – число элементов обучающей выборки.

Шаг 2. Присвоение скрытому слою сети нижнего диапазона возможного количества нейронов.

$$L = i + (L_H - 1), \quad i = L_H : 1 : L_B,$$

i – шаг назначения количества нейронов.

Шаг 3. Корректировка параметров обучения на основе комбинированной стратегии минимизации функционала ошибки:

$$X_{k+1} = \begin{cases} X_k - (H + \mu I)^{-1} J^T \cdot (1/2) \times \\ \times \sum_{q=1}^Q \sum_{i=1}^S \left(t_i^q - f \left(\sum_{j=0}^1 w_{ij} p_i(n-1) + b_i \right) \right)^2, & \text{если } J < J_{\Phi}; \\ X_k + \eta_k \cdot \beta_k p_{k+1} - \eta_k \cdot (1/2) \times \\ \times \sum_{q=1}^Q \sum_{i=1}^S \left(t_i^q - f \left(\sum_{j=0}^1 w_{ij} p_i(n-1) + b_i \right) \right)^2, & \text{если } J > J_{\Phi}, \end{cases}$$

где J_{Φ} – экспериментально исследуемый функционал ошибки обучения, при котором значение весов и смещение фиксируются и присваиваются начальным значениям параметров алгоритма CGP ($J_{\Phi} = 0,0118$) [9].

Шаг 4. Оценка адекватности и обобщенности динамической НС с прямым распространением сигнала над учебным и тестовым набором данных по формулам (5).

Шаг 5. Сравнение степени корректности отображения учебных и тестовых данных.

$$K_{K1}^Y - K_{K1}^T > K_D; \quad K_{K2}^Y - K_{K2}^T > K_D, \quad (6)$$

где $K_D = 5\%$ – экспериментально исследуемая допустимая ошибка аппроксимации значения выходного параметра динамической НС с прямым распространением сигнала [15].

В случае невыполнения или не полного выполнения условия (6) необходимо вернуться на **Шаг 2**, в противном случае на **Шаг 6**.

Шаг 6. Аппроксимация и подсчет порогов выходного параметра динамической НС с прямым распространением сигнала.

Подсчет верхнего U^B и нижнего U^H уровней выходного (диагностируемого) параметра динамической НС с прямым распространением сигнала:

$$U^B = P_n + \gamma_B, \quad \gamma_B = P_{\phi} * \phi_1;$$

$$U^H = P_n - \gamma_H, \quad \gamma_H = P_{\phi} * \phi_2,$$

где P_n – значение выходного (диагностируемого) параметра динамической НС с прямым распространением сигнала, P_{ϕ} – базовое значение выходного (диагностируемого) параметра, определяемое как среднеарифметическое за четыре последовательных замера, $\phi_1 = 0,5 \div 0,6$ и $\phi_2 = 0,1 \div 0,2$ – коэффициенты, полученные на основе экспериментальных исследований реальных неисправностей двигателей Д30КУ-154, ПС90 и RB211-535E4.

Далее сравниваются аппроксимирующиеся значения выходного параметра динамической НС с прямым распространением сигнала с рассчитанными верхними и нижними порогами:

$$U^B \diamond P_n^{HC} \diamond U^H,$$

где ">" и "<" – знак "больше" или "меньше"

Результаты сравнения могут привести к различным комбинациям подсчитанных порогов, которые указаны в табл. 2.

По мере подсчета возможных (верхних и нижних) уровней выходного (диагностируемого) параметра динамической НС с прямым распространением сигнала обработке подвергаются значения параметров рабочего процесса двигателя методами математической статистики.

3. Методика оценки ТС АГТД на основе математической статистики

Построение методики диагностирования ТС АГТД на основе математической статистики (МС) основывается на формировании гибких диапазонов регистрируемых параметров и сравнении их значений с рассчитанными верхними и нижними границами измерений. Для расчета возможных верхних и нижних границ значений параметров, характери-

зующих рабочий процесс двигателя, необходимо произвести предварительную отбраковку параметров, исключение влияния внешних факторов и режима работы двигателя по рекомендациям, приведенным в работе [16].

Начиная с $N = 60$ -го измерения (полета) значений регистрируемых параметров двигателя, подчиняющихся нормальному закону распределения, для n -го последующего измерения подсчитываются верхние и нижние статистические возможные диапазоны [16]:

$$P_n^B = \bar{P}_n + K_{1,n} \sqrt{S_n^2}; \quad P_n^H = \bar{P}_n - K_{1,n} \sqrt{S_n^2},$$

где $\bar{P}_n$ и S_n – среднее значение и дисперсия параметра за n измерений, $K_{1,n}$ – толерантный коэффициент, зависящий от числа измерений n , принятого уровня значимости и доверительной вероятности [16].

Результаты обработки значений параметров рабочего процесса двигателя могут привести к различным комбинациям статистических возможных диапазонов, которые приведены в табл. 2.

Единое рекомендационное сообщение о дальнейшей эксплуатации двигателя формируется блоком принятия решений по результатам синтеза нейро-статистической идентификации ТС АГТД.

Таблица 2

Возможные диагностические ситуации нейро-статистической идентификации ТС АГТД

№	Статистический симптом	Нейросетевой симптом	Ситуация
1	$P_H^D < P_H^B < P < P_B^B < P_B^D$		С 1
2	$P_B^B < P < P_B^D$ или $P_H^D < P < P_H^B$	$U_H^B(\uparrow) > P_n^{HC} > U_H^H(\uparrow)$ или $U_H^H(\downarrow) > P_n^{HC} > U_H^B(\downarrow)$	С 2
2.1	$P > P_B^B$ и $P < P_H^B$ поочередно	$U_H^B(\uparrow) > P_n^{HC} > U_H^H(\uparrow)$ и $U_H^H(\downarrow) > P_n^{HC} > U_H^B(\downarrow)$; поочередно	С 2.1
2.2	$P > P_B^B$, 4 раза подряд	$U_H^B(\uparrow) > P_n^{HC} > U_H^H(\uparrow)$; 4 раза подряд	С 2.2
2.3	$P < P_H^B$, 4 раза подряд	$U_H^H(\downarrow) > P_n^{HC} > U_H^B(\downarrow)$; 4 раза подряд	С 2.3
3	$P_B^D < P$ или $P < P_H^D$,		С 3
3.1	$P > P_B^D$, 3 раза подряд;	$U_H^B(\uparrow) < P^{HC}$ или $U_H^H(\uparrow) > P^{HC}$ - 3 раза подряд	С 3.1
3.2	$P < P_H^D$, 3 раза подряд;	$U_H^B(\downarrow) < P^{HC}$ или $U_H^H(\downarrow) > P^{HC}$ - 3 раза подряд	С 3.2
3.3	$P > P_B^B$ и $P < P_H^B$ поочередно,	$U_H^B(\uparrow) < P^{HC}$ и $U_H^H(\uparrow) > P^{HC}$ или $U_H^B(\downarrow) < P^{HC}$ и $U_H^H(\downarrow) > P^{HC}$ - поочередно;	С 3.3

4. Методика анализа результатов нейро-статистической идентификации неисправности ТС АГТД

Синтез результатов нейро-статистической идентификации неисправности выполняется на основе математической логики блока принятия решений [17], основной задачей которого является правильная комбинация результатов идентификации

двух классификаторов и выдача соответствующей рекомендации первого уровня о ТС АГТД.

Формально блок принятия решений $Y^{БПР}$ является конъюнкцией результатов идентификации ТС АГТД на основе МС и НС:

$$Y_\tau^{БПР} = MC_\tau \otimes HC_\tau,$$

где MC_τ и HC_τ - результаты статистической и нейросетевой идентификации развития неисправности

соответственно в период наработки двигателя τ , “ $\oplus$ ” – знак логического умножения.

Блок принятия единого решения, при выдаче рекомендационного сообщения за эталонную идентификацию состояния двигателя, принимает результат статистической оценки ТС двигателя, т.е. присваивает ему логический ноль, а результат нейроидентификации берется под особый контроль и, без проведения наземного углубленного анализа, двигатель к дальнейшей эксплуатации не допускается.

Алгоритмическая реализация методики принятия решений о дальнейшей эксплуатации двигателя по результатам нейро-статистической идентификации приведена на рис. 4.

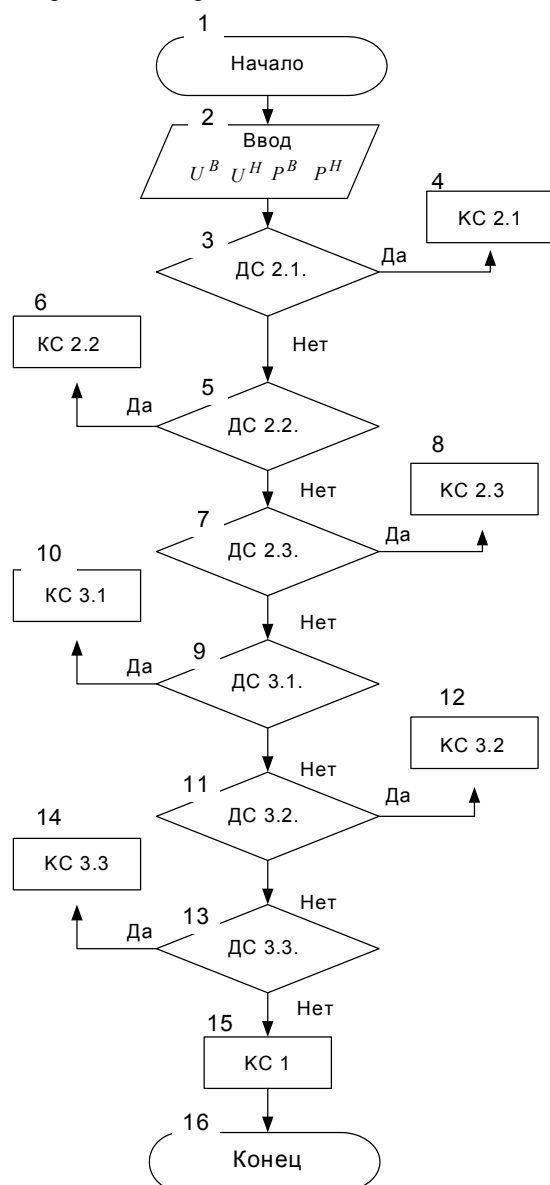


Рис. 4. Алгоритм принятия решений о дальнейшей эксплуатации двигателя по результатам нейро-статистической оценки ТС АГТД (КС – код сообщений, которые присваиваются каждой диагностической ситуации, ДС – диагностическая ситуация)

5. Эксперименты и результаты

Для исследования эффективности разработанной системы диагностирования ТС АГТД проанализируем параметры двигателя RB211-535E4 (с/н 30738) с высокой степенью двухконтурности ($m = 4,4$), работавшего с постепенным разрушением ролика подшипника передней опоры двигателя.

Степень эффективности разработанной системы диагностирования ТС АГТД уточняется в сравнении с существующими методами, результаты которых приведены ниже. При этом основное внимание было уделено совместному анализу изменений всех параметров рабочего процесса двигателя RB211-535E4.

Согласно разработанной методике на первом этапе формируются имплантированные классы ТС двигателя. При этом в качестве исходной информации формирования имплантированных классов двигателя используются расчетные точки результатов численного эксперимента с применением множественного регрессионного анализа параметров и банка реальных неисправностей двигателя RB211-535E4, характер смещений и направлений, которых иллюстрирован на рис. 5.

Анализ расчетных точек имплантированных классов ТС двигателя RB-211-535E4 (см. рис. 5) свидетельствует о расположении большого количества точек представителей различных классов в приграничных зонах. Данное обстоятельство усложняет задачу точного распознавания расчетных точек и требует гибкую архитектуру статической НС с прямым распространением сигнала.

Учебный набор данных двигателя RB211-535E4 содержит информацию о 8 имплантированных классах, каждый из которых представлен 40 расчетными точками. Первые 40 расчетных точек формируют бездефектный (исправный) двигатель (1 класс), с 41 по 160 – деградация одного из узлов или системы двигателя – компрессор (2 класс – низкого давления, 3 класс – промежуточного давления, 4 класс – высокого давления), с 161 по 200 – камера сгорания (5 класс), с 201 по 280 – турбина (6 класс – высокого давления, 7 класс – низкого давления), с 281-320 – реальная неисправность по каналу вибрации передней опоры двигателя (8 класс).

Согласно разработанной методике результаты обработки полетной информации статической НС с прямым распространением сигнала приведены на рис. 6. Как видно из рис. 6, в начале эксплуатации двигателя RB-211-534E4 ($N = 0 \div 30$) наблюдается своеобразное поведение отклика статической НС с прямым распространением сигнала $\bar{\xi}$, что объясняется с приработкой узлов и деталей, как проточной части двигателя, так и его систем.

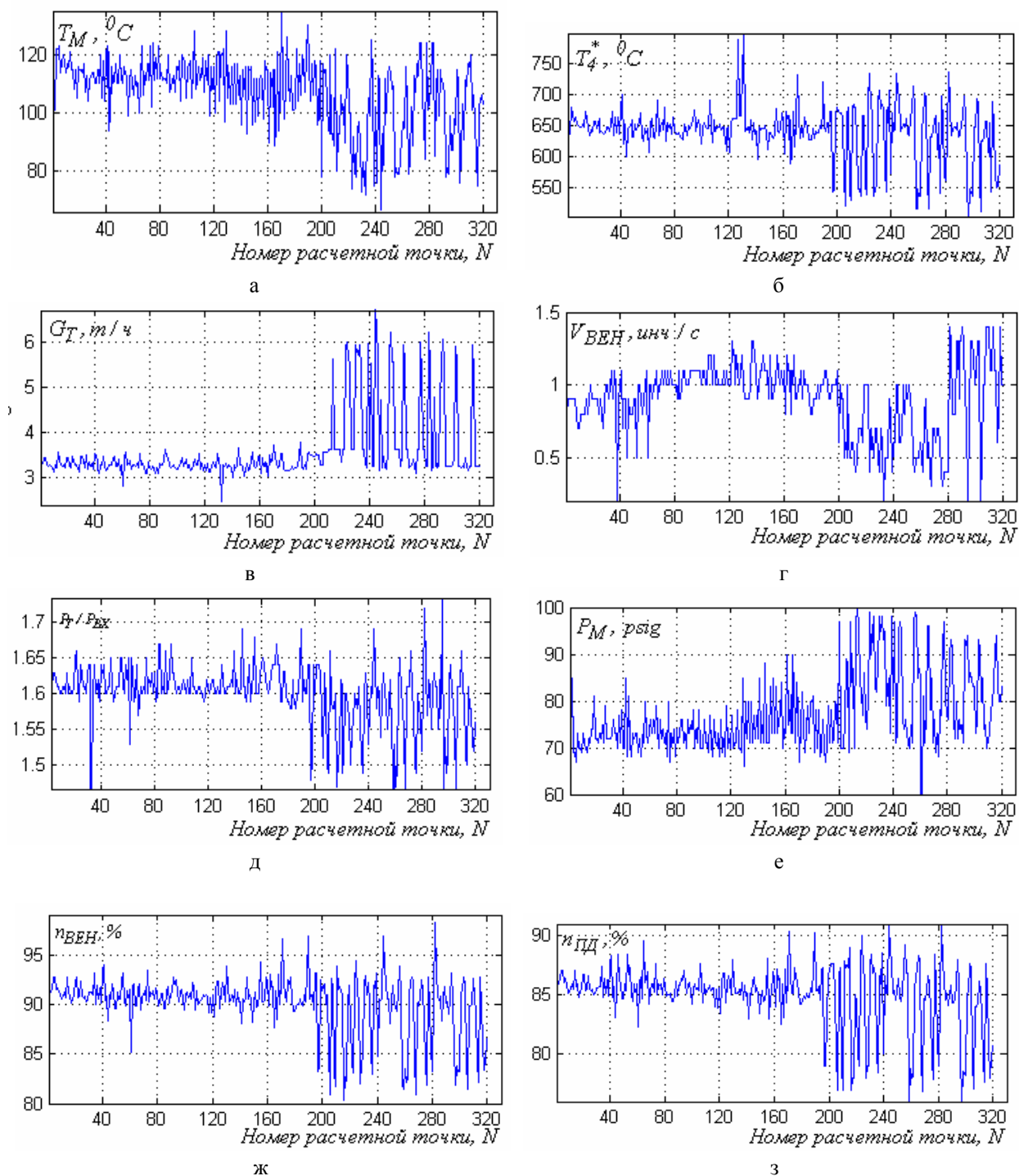


Рис. 5. Изменение направлений сгенерированных значений параметров двигателя RB-211-534E4:
 а – по каналу, б - по каналу T_4^* , в - по каналу G_T , г – по каналу V_{BEH} , д – по каналу P_T / P_{BX} $\eta_{ПД}$,
 е – по каналу P_M , ж – по каналу T_M , з – по каналу η_{BEH} .

При этом в период эксплуатации $N = 40 \div 50$ наблюдается устойчивое (больше 3 раз подряд) отнесение отклика сети $\bar{\xi}$ к области соответствующей имплантированной неисправности по каналу турбины $\bar{\xi} = \in (5, 6)$ (область А) и по каналу компрессора $\bar{\xi} = \in (3, 4)$ (область А1).

Изучение дальнейшей динамики изменения отклика сети показывает на повторяемость вышеприведенной диагностической ситуации при $N = 195 \div 200$ (область С и С1) и $N = 245 \div 250$ (область D и D1). Такое обстоятельство является уже признаком возможного развития неисправности узла двигателя непосредственно связывающего ком-

прессор и турбину. При этом согласно действующей методике [18] в выше рассматриваемый период эксплуатации, работа двигателя RB-211-535E4 была оценена без замечаний. Данное обстоятельство показывает на необходимость дальнейшей обработки полетной информации согласно разработанной методике диагностирования ТС АГТД.

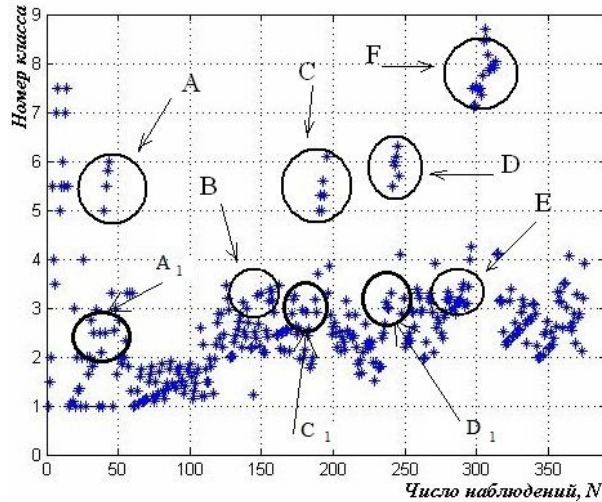


Рис. 6. Нейросетевое распознавание текущего состояния двигателя RB211-535E4 (области A, B, C, D и A1, C1, D1 – соответствуют имплантированным неисправностям по каналу турбины и компрессора в период эксплуатации $N = 40 \div 50, 195 \div 200, 245 \div 250$ соответственно, области B и E – соответствуют имплантированной неисправности по каналу компрессора промежуточного давления в период эксплуатации $N = 145 \div 150, 285 \div 295$ соответственно, область F – соответствующая реальной неисправности по каналу вибрации передней опоры)

На втором этапе с целью прогнозирования изменения ТС двигателя RB-211-535E4 (с/н 30738), начиная с $N = 220$, полетная информация обрабатывается динамической НС с прямым распространением сигнала. При этом в качестве диагностируемого параметра двигателя был выбран параметр вибрации опоры вала промежуточного давления $V_{ПД}$ и частота вращения ротора вентилятора $n_{ВЕН}$, так как коэффициент асимметрии этих параметров в рассматриваемый период эксплуатации ($N = 0 \div 220$) носит нестабильный характер:

$$A(V_{ПД})_{N=0 \div 220} \rightarrow 0,$$

$$A(n_{ВЕН})_{N=0 \div 220} \rightarrow 0.$$

Ввиду того, что темп стремления значений коэффициента асимметрии параметра $V_{ПД}$ к нулевому уровню превышает значение параметра $n_{ВЕН}$,

$$|T_{A(V_{ПД})}| > |T_{A(n_{ВЕН})}|$$

то в качестве диагностируемого параметра был выбран параметр $V_{ПД}$. А входное пространство динамической НС с прямым распространением сигнала был сформирован из параметров: T_4^* , G_T , $V_{ВЕН}$, $P_T / P_{ВХ}$, $n_{ПД}$, P_M , T_M , $n_{ВЕН}$.

Как видно из рис. 7 в течение $N = 220 \div 270$ наблюдений аппроксимирующий параметр $V_{ПД}$ 3 раза приближался к подсчитанному верхнему порогу (область 1), т.е. выполнялось условие:

$$U_{П}^B(V_{ПД}^П) \geq V_{ПД}^П.$$

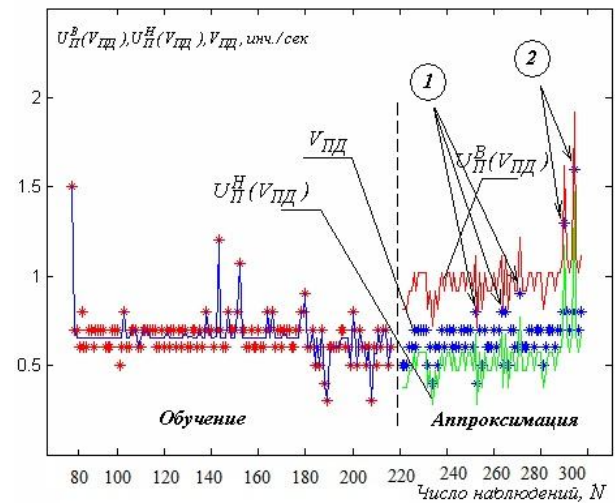


Рис. 7. Результат аппроксимации выходного (диагностируемого) параметра двигателя RB211-535E4 (область 1 – условие $U_{П}^B(V_{ПД}^П) \geq V_{ПД}^П$, область 2 – условие $U_{П}^B(V_{ПД}^П) < V_{ПД}^П$)

Дальнейшее изучение динамики изменения аппроксимирующего параметра $V_{ПД}^П$ показало, что в течение $N = 270 \div 290$ происходит выход значения параметра $V_{ПД}^П$ за верхний посчитанный порог (область 2),

$$U_{П}^B(V_{ПД}^П) < V_{ПД}^П,$$

что и отразилось на нейросетевом распознавании полетной информации (см. область F). Такое обстоятельство показывает на неизбежное развитие неисправности узла двигателя, связывающего компрессор и турбину.

С целью локализации вероятного узла неисправности проанализируем степень влияния параметров входного пространства динамической НС с прямым распространением сигнала (T_4^* , G_T , $V_{ВЕН}$, $P_T / P_{ВХ}$, $n_{ПД}$, P_M , T_M) на нестабильный параметр $n_{ВЕН}$. Выбор параметра $n_{ВЕН}$ в качестве

диагностируемого параметра обоснован повышенной степенью воздействия на параметр $V_{ПД}$.

Как видно из рис. 8, по мере наработки двигателя сильное воздействие (по степени интенсивности) на параметр $n_{ВЕН}$ оказывают $P_M, T_M, n_{ВД}, n_{ПД}, V_{ВЕН}$. Опыт диагностирования по вибрации опор и частоте вращения двигателя показывает, что между $V_{ПД}, n_{ВЕН}$ и $P_M, T_M, n_{ВД}, n_{ПД}, V_{ВЕН}$ существует определенная связь, выражающаяся в нарушении работы системы смазки, суфлировании и вероятности разрушения опор двигателя.

Дальнейшая эксплуатация двигателя еще раз подтвердила состоятельность выводов, полученных в соответствии с разработанной методикой. Так, спектральный анализ масла и исследования двигателя на ремонтном заводе показали на рост концентрации металлов и разрушения ролика подшипника передней опоры двигателя [18].

Существенный интерес представляет устойчивый переход нейросетевой идентификации на новый уровень при $N=145 \div 150$ (область В) и $N=285 \div 295$ (область Е), соответствующий новой диагностической ситуации двигателя RB211-535E4 отличной от вышерассмотренной. Отклик сети отнес полетную информацию в рассмотренный период эксплуатации двигателя к имплантированной неисправности по каналу компрессора промежуточного и высокого давления ($\bar{\xi} = \in (3, 4)$), причиной которого может быть нарушение условий обтекаемости лопаток компрессора высокого и промежуточного давления. Состоятельность данного вывода было подтверждено результатами обследования воздушного тракта двигателя (рис. 9), выполненного при плановых работах установленных нормативно-технической документацией.

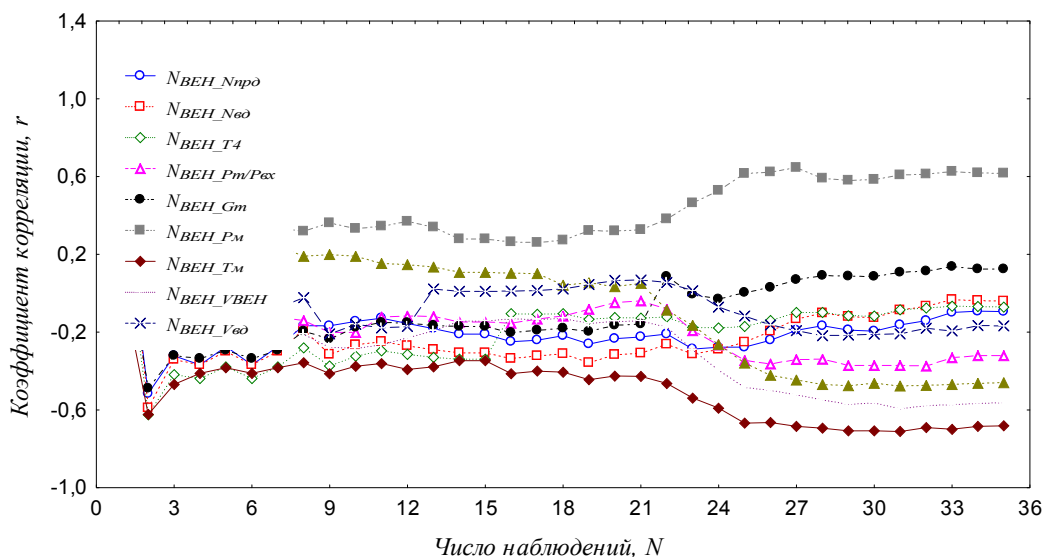


Рис. 8. Динамика изменения степени связи параметров двигателя RB211-535E4

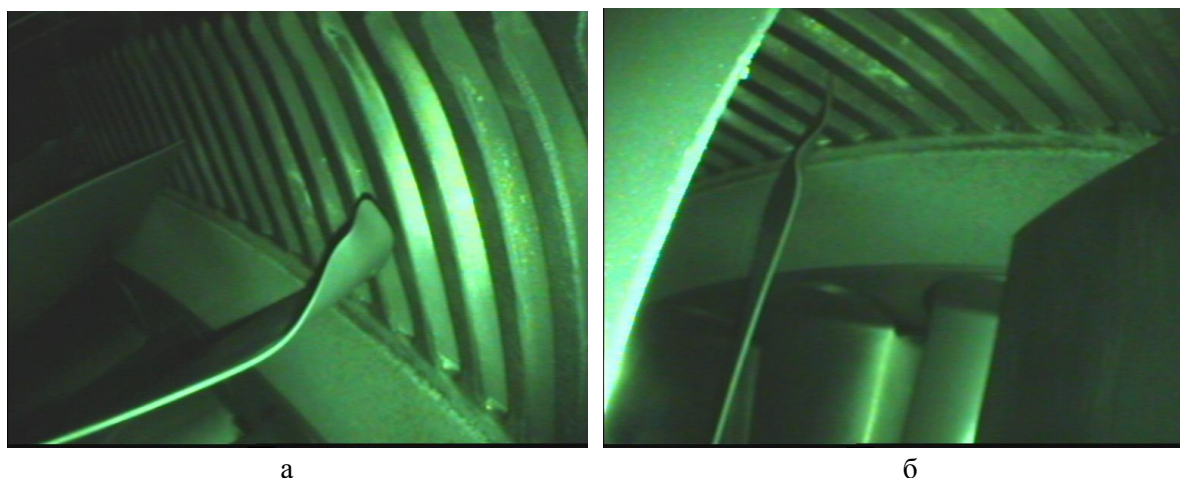


Рис. 9. Фрагмент бороскопического обследования компрессора промежуточного давления двигателя RB211-535E4 (а — лопатка компрессора № 23, б — лопатка компрессора № 31)

Выводы

Анализ результатов, полученных с помощью разработанной системы диагностирования ТС АГТД, позволяет подчеркнуть эффективность методики, заключающейся в сравнительной чувствительности системы к начальной стадии развития диагностических ситуаций и возможности локализации вероятных узлов с достаточной большой точностью.

Эффективность изложенной методики диагностирования ТС АГТД повышается при ее автоматизированной реализации.

Литература

1. Контроль технической исправности самолетов и вертолетов: справ. / В.Г. Александров, Ю.А. Глазков, А.Г. Александров, П.Н. Сидоркин; под ред. В.Г. Александрова. – М.: Транспорт, 1976. – 360 с.
2. Sampath S. Fault Diagnostics using Genetic Algorithm for Advanced cycle Gas Turbine/ S. Sampath, A. Gulati, R. Singh // *Proceedings of ASME Turbo Expo.* – Amsterdam, The Netherlands, 2002. – P. 211-251.
3. Конструкция и прочность авиационных газотурбинных двигателей /Л.П. Лозицкий, С.М. Ветров, С.М. Дорошко и др. – М.: Воздушный транспорт, 1992. – 536 с.
4. Кулик Н.С. Параметрические методы оценки технического состояния АГТД в эксплуатации / Н.С. Кулик. – К.: КИИГА, 1993. – 139 с.
5. 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.
6. 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.
7. Система диагностирования авиационного ГТД с применением методов Soft Computing / А.М. Пашаев, М.Г. Шахтахтинский, П.Ш. Абдуллаев, А.Дж. Мирзоев // *Авиационно-космическая техника и технология.* – 2009. – № 9 (66). – С. 194-197.
8. Система диагностирования авиационного ГТД с применением методов Soft Computing/ А.М. Пашаев, М.Г. Шахтахтинский, П.Ш. Абдуллаев, А.Дж. Мирзоев // *Матеріали 9 міжнародної нау-*

ково-технічної конференції “ABIA - 2009”, т. 2. – К.: НАУ, 2009. – С. 15.43-15.45.

9. Комбинированный алгоритм обучения НС с прямым распространением сигнала в задачах диагностирования ТС АГТД / А.М. Пашаев, М.Г. Шахтахтинский, П.Ш. Абдуллаев, А.Дж. Мирзоев // *Международная научно-техническая конференция проблемы и перспективные развития авиации, наземного транспорта и энергетики “АНТЭ-2009”, т. 2.* – Казань: Изд-во Казан. госуд. техн. ун-та, 2009. – С. 344-347.

10. Уоссерман Ф. Нейрокомпьютерная техника: Теория и практика: пер. с англ. / Ф. Уоссерман. – М.: Мир, 1992. – 240 с.

11. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс: пер. с англ. / С. Хайкин. – 2-е изд. – М.: ООО “И.Д. Вильямс”, 2006. – 1104 с.

12. 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.

13. Абдуллаев П.Ш. Система диагностирования авиационных газотурбинных двигателей/ П.Ш. Абдуллаев, А.Д. Мирзоев // *Авиационно-космическая техника и технология.* – 2009. – № 5 (62). – С. 1-11.

14. Мирзоев А.Д. Комплексная система диагностирования авиационных газотурбинных двигателей / А.Д. Мирзоев // *Авиационно-космическая техника и технология.* – 2007. – № 6 (42). – С. 47-59.

15. Абдуллаев П.Ш. Прогнозирование технического состояния авиационных газотурбинных двигателей с использованием нейронных сетей / П.Ш. Абдуллаев, А.Д. Мирзоев // *Известия национальной академии наук Азербайджана.* – 2006. – № 3. – С. 152-157.

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

17. Диагностирование и прогнозирование технического состояния авиационного оборудования: учеб. пособие для вузов гражд. авиации / В.Г. Воробьев, В.В. Глухов, Ю.В. Козлов и др.; под ред. И.М. Синдеева. – М.: Транспорт, 1984. – 191 с.

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

Поступила в редакцию 28.01.2011

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

ІДЕНТИФІКАЦІЯ ТЕХНІЧНОГО СТАНУ АГТД МЕТОДАМИ МАТЕМАТИЧНОЇ СТАТИСТИКИ ТА НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

П.Ш. Абдуллаєв, А.Дж. Мірзоев, Е.А. Абдуллаєв, Т.В. Тахірі

Запропоновано методику діагностування авіаційних газотурбінних двигунів на комплексній основі, яка базується на математичному моделюванні, математичній статистиці, використовує різні типи нейронних мереж з прямим розповсюдженням сигналу і булеву алгебру. Розглянуто основні етапи формування запропонованої системи діагностування технічного стану авіаційних газотурбінних двигунів на основі математичної статистики і різних типів нейронних мереж з прямим розповсюдженням сигналу. Розроблені і науково обґрунтовані алгоритми ухвалення рішень про подальшу експлуатацію двигуна за результатами ідентифікації технічного стану авіаційного газотурбінного двигуна методами математичної статистики та з використанням різних типів нейронних мереж з прямим розповсюдженням сигналу. Проведено експерименти з практичного застосування запропонованої системи діагностики на основі реальних несправностей двигунів RB211-535E4, де були отримані стійкі результати.

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

IDENTIFICATION OF AVIATION GAS TURBINE ENGINE BASED ON THE MATHEMATIC STATISTIC AND NEURAL NETWORKS METHODS

P.Sh. Abdullayev, A.J. Mirzoyev, E. A. Abdullayev, T.V. Takhiri

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 system forming based on the mathematic statistics and different type of backpropagation neural network are considered. The accepted decision algorithms' regarding the further aviation gas turbine engine exploitation using the results of mathematic statistic's and different type of backpropagation neural network's identification was preceded and scientifically proved. The practical experiments based on the real faults of the engine RB211-535E4 using the suggested complex aviation gas turbine engine diagnostic system is performed, where were reached the satisfaction results.

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

Абдуллаєв Парвиз Шахмурад оглы – канд. техн. наук, доцент, заведуючий кафедрой «Летательные аппараты и авиационные двигатели», Национальная академия авиации, Баку, Азербайджан, e-mail: a_parviz@azeronline.com.

Мирзоев Азер Джаваншир оглы – аспирант, преподаватель кафедры «Летательные аппараты и авиационные двигатели», Национальная академия авиации, Баку, Азербайджан, e-mail: azermirzoyev@mail.ru.

Абдуллаєв Эльман Акиф оглы – аспирант кафедры «Летательные аппараты и авиационные двигатели», Национальная Академия Авиации, Баку, Азербайджан, e-mail: elman-t@mail.ru.

Тахири Тябриз Вагиф оглы – аспирант кафедры «Летательные аппараты и авиационные двигатели», Национальная Академия Авиации, Баку, Азербайджан, e-mail: tebriz21@inbox.az.