

УДК 629.7.03.005.66

А.М. ПАШАЕВ, П.Ш. АБДУЛЛАЕВ, А.Дж. МИРЗОЕВ, Э.Т. МЕЛИКОВ*Национальная академия авиации, Баку, Азербайджан***ПОРЯДОК ИНТЕГРАЦИИ МЕТОДОВ МАТЕМАТИЧЕСКОЙ СТАТИСТИКИ И НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ В ЗАДАЧАХ ДИАГНОСТИРОВАНИЯ ТС АГТД**

Предложена методика диагностирования авиационных газотурбинных двигателей на комплексной основе, базирующаяся на математическом моделировании, математической статистике, различных типов нейронных сетей (НС) с прямым распространением сигнала и булевой алгебры. Рассмотрены основные этапы интеграции методов математической статистики и динамической нейронной сети. Проведены эксперименты по практическому применению предложенной подсистемы 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 [1 – 3].

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 [8], что обуславливает необходимость организации рациональной системы диагностирования ТС АГТД.

Обзор проведенных исследований показывает, что несмотря на существование образцов систем диагностирования, которые были разработаны и внедрены в эксплуатационные предприятия, они все еще характеризуются определенными проблемами [5]. Одной из этих проблем является отсутствие эффективного подхода по интеграции различных методов диагностирования, что мешает созданию комплексных систем диагностирования.

Цель и постановка задачи

В связи с этим была поставлена цель создания комплексной системы диагностирования ТС АГТД на основе интеграции методов математической статистики и различных типов нейронных сетей (НС), обобщенная схема которой приведена на рис. 1.

С целью реализации предложенной комплексной системы диагностирования ТС АГТД рассмотрим основные этапы формирования подсистемы на основе математической статистики и динамической нейронной сетью (НС) с обратной связью. При этом обработке подвергаются значения параметров рабочего процесса АГТД, которые регистрируются различными средствами, как непосредственно в начале эксплуатации, так и по мере накопления значений регистрируемых параметров.

1. Методика оценки ТС АГТД на основе математической статистики и динамической НС с прямым распространением сигнала

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

- а) формирование входного и выходного пространств динамической НС с прямым распространением сигнала на основе динамик изменения основных характеристик законов распределения;
- б) формирование объема обучающей и тестовой выборки по результатам сравнения значений основных характеристик законов распределения;
- в) выбор стратегии минимизации функционала ошибки;

теля $\Delta\tau$:

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

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

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,

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

где $Q(r_\gamma)$ 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.

б). Критериальным условием начала процесса обучения динамической НС с прямым распространением сигнала является подчинение диагностируемого (выходного) параметра условию (1.1). 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 $|A(P)_{n-4}| \leq |A(P)_{n-3}| \leq |A(P)_{n-2}| \leq |A(P)_{n-1}| \leq |A(P)_n|$; $|E(P)_{n-4}| \leq |E(P)_{n-3}| \leq |E(P)_{n-2}| \leq |E(P)_{n-1}| \leq |E(P)_n|$.

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

в). В качестве базового алгоритма обучения динамической НС с прямым распространением сигнала применим комбинированный алгоритм LM-CGP [5]:

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

где X_k – параметры обучения комбинированного алгоритма на k -ой итерации (цикла) обучения; H – матрица Якоби первых производных функционала ошибки; J^T – матрица Гессе ошибки; η_k – скорость обучения; μ – скорость обучения алгоритма LM; e_k – ошибка обучения на k -ой итерации,

$$e_k = \frac{1}{2} \sum_{q=1}^Q \sum_{i=1}^S \left(t_i^q - f \left(\sum_{j=0}^1 w_i p_i (n-1) + b_i \right) \right)^2,$$

где $P = [p(n), p(n-1), \dots, p(n-1)]$ – вектор входного параметра нейрона i с временной задержкой 1.

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, 10], определяемыми по формулам:

$$K_{k1} = (P_\Phi - P_\Psi) / P_\Psi 100\%; \\ K_{k2} = (1 - S) 100\%, \quad (1.2)$$

где K_{k1} и K_{k2} – коэффициенты качества прогнозирования соответствующего подхода; P_Φ и P_Ψ – фактический и желаемый выходы динамической НС с прямым распространением соответственно; S – среднеквадратическое отклонение отклика сети,

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

где 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.

г). 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 [7,8]:

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

$$L_H = \frac{ur}{1 + \log_2 r};$$

$$L_B = u\left(\frac{r}{u} + 1\right)(q + u + 1) + u,$$

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.

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

Где i – шаг назначения количества нейронов.

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

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

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 (1.2).

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

$$K_{k1}^Y - K_{k1}^T > K_D;$$

$$K_{k2}^Y - K_{k2}^T > K_D,$$
(1.3)

где $K_D = 5\%$ – экспериментально исследуемая допустимая ошибка аппроксимации значения выходного параметра динамической НС с прямым распространением сигнала [4].

В случае не выполнения или не полного выполнения условия (1.3) 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:

$$U^B = P_n + \gamma_B, \quad \gamma_B = P_{\sigma} * \varphi_1;$$

$$U^H = P_n - \gamma_H, \quad \gamma_H = P_{\sigma} * \varphi_2,$$

где P_n – значение выходного (диагностируемого) параметра динамической НС с прямым распространением сигнала; P_{σ} – базовое значение выходного (диагностируемого) параметра, определяемое как среднееарифметическое за четыре последовательных замера; $\varphi_1 = 0,5 \div 0,6$ и $\varphi_2 = 0,1 \div 0,2$ – 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 порогоми:

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

где ”>” и ”<” – означает знак ”больше” или ”меньше”.

Результаты сравнения могут привести к различным комбинациям подсчитанных порогов, которые указаны в работе [9]. 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.

2. Эксперименты и результаты

Согласно разработанной методике интеграции 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 $V_{\Pi Д}$ и частота вращения ротора вентилятора $n_{ВЕН}$, так как коэффициент асимметрии этих параметров в рассматриваемый период эксплуатации ($N = 0 \div 220$) носит нестабильный характер:

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

Ввиду того, что темп стремления значений коэффициента асимметрии параметра $V_{\Pi Д}$ к нулево-

му уровню превышает значение параметра $n_{ВЕН}$,

$$|T_{A(V_{\Pi Д})}| > |T_{A(n_{ВЕН})}|,$$

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

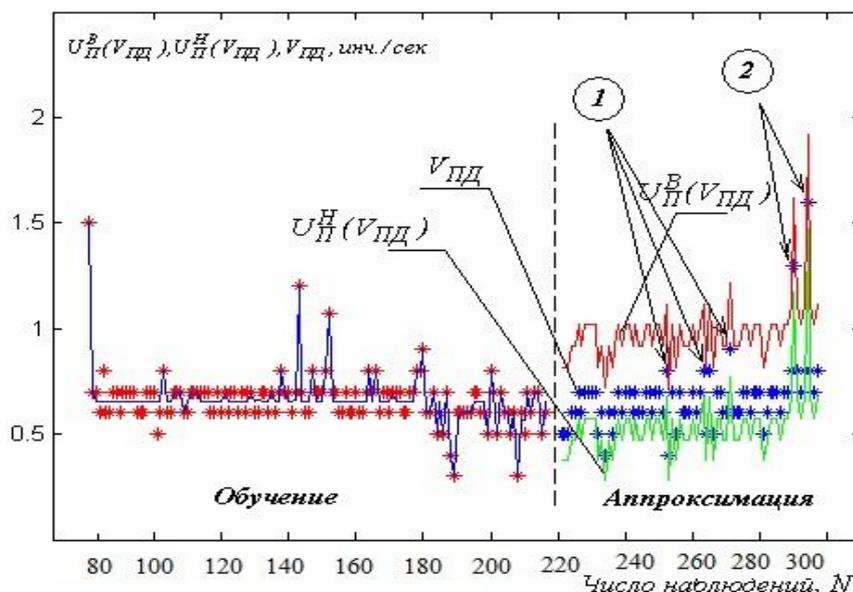


Рис. 2. Результат аппроксимации выходного (диагностируемого) параметра двигателя RB211-535E4 (область 1 – условие $U_{\Pi}^B(V_{\Pi Д}^{\Pi}) \geq V_{\Pi Д}^{\Pi}$, область 2 - условие $U_{\Pi}^B(V_{\Pi Д}^{\Pi}) < V_{\Pi Д}^{\Pi}$)

Как видно из рис. 2 в течение $N = 220 \div 270$ наблюдений аппроксимирующий параметр $V_{\Pi Д}$ 3 раза приближался к подсчитанному верхнему порогу (область 1), т.е. выполнялось условие:

$$U_{\Pi}^B(V_{\Pi Д}^{\Pi}) \geq V_{\Pi Д}^{\Pi}.$$

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

$$U_{\Pi}^B(V_{\Pi Д}^{\Pi}) < V_{\Pi Д}^{\Pi}.$$

Такое обстоятельство показывает на неизбежное развитие неисправности узла двигателя, связывающего компрессор и турбину, что было подтверждено эксплуатацией данного двигателя [10].

Выводы

Анализ результатов, полученных с помощью разработанной системы диагностирования ТС АГТД, позволяет подчеркнуть эффективность методики,

закрывающейся в сравнительной чувствительности системы к начальной стадии развития диагностических ситуаций и возможности локализации вероятных узлов с достаточно большой точностью.

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

Литература

1. Контроль технической исправности самолетов и вертолетов [Текст] / 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 [Text] / 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 [Текст] /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 эксплуата-

ции [Текст]: учеб. пособие для вузов / Н.С. Кулик. – К.: КИИГА, 1993. – 139 с.

5. Система диагностирования авиационного ГТД с применением методов Soft Computing [Текст] / А.М. Пашаев, М.Г. Шахтахтинский, П.Ш. Абдуллаев, А.Дж. Мирзоев // Материалы IX Міжнар. наук.-техн. конф. “AVIA - 2009”, Т. 2. – К.: НАУ, 2009. – С. 15.43-15.45.

6. Мирзоев, А.Д. Выбор архитектуры нейронных сетей при диагностировании авиационных газотурбинных двигателей [Текст] / А.Д. Мирзоев // Изв. нац. академ. наук Азербайджана. – 2007. – № 2-3. – С. 184-189.

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

8. Мирзоев, А.Д. Комплексная система диагностирования авиационных газотурбинных двигателей [Текст] / А.Д. Мирзоев // Авиационно-космическая техника и технология. – 2007. – № 6 (42). – С. 47-59.

9. Абдуллаев, П.Ш. Прогнозирование технического состояния авиационных газотурбинных двигателей с использованием нейронных сетей [Текст] / П.Ш. Абдуллаев, А.Д. Мирзоев // Изв. нац. академ. наук Азербайджана. – 2006. – № 3. – С. 152-157.

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

Поступила в редакцию 1.06.2012

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

ПОРЯДОК ІНТЕГРУВАННЯ МЕТОДІВ МАТЕМАТИЧНОЇ СТАТИСТИКИ ТА НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ У ЗАДАЧАХ ДІАГНОСТУВАННЯ ТС АГТД

А.М. Пашаєв, П.Ш. Абдуллаєв, А.Дж. Мірзоев, Е.Т. Меліков

Запропоновано методику діагностування авіаційних газотурбінних двигунів на комплексній основі, що базується на математичному моделюванні, математичній статистиці, різних типах нейронних мереж (НС) із прямим поширенням сигналу та булевої алгебри. Розглянуто основні етапи інтеграції методів математичної статистики та динамічної нейронної мережі. Проведено експерименти з практичного застосування запропонованої підсистеми діагностування на основі реальних несправностей двигуна RB211-535E4, де були отримані стійкі результати.

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

INTERGARTION SCHEME OF THE MATHEMATIC STATISTICS AND NEURAL NETWORKS METHODS FOR AVIATION GAS TURBINE ENGINE DIAGNOSTICS

A.M. Pashayev, P.Sh. Abdullayev, A.J. Mirzoyev, E. T. Melikov

The aviation gas turbine engine diagnostic complex system based on the mathematic simulation, mathematic statistics, different type of neural network and Boolean algebra was submitted. The main steps of the mathematic statistics and different type neural network method integration for aviation gas turbine engine diagnostic are considered. 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.

Пашаєв Ариф Мир Джалал – доктор фізико-математических наук, академик, ректор Национальной Академии Авиации, Баку, Азербайджан, e-mail: a_parviz@azeronline.com.

Абдуллаєв Парвиз Шахмурад оглы – кандидат технических наук, доцент, зав. кафедры «Летательных аппаратов и авиационных двигателей», Национальная Академия Авиации, Баку, Азербайджан, e-mail: a_parviz@azeronline.com.

Мирзоев Азер Джаваншир оглы – аспирант, преподаватель кафедры «Летательных аппаратов и авиационных двигателей», Национальная Академия Авиации, Баку, Азербайджан, инженер по авиационным двигателям авиакомпании «Азербайджан Хава Йоллары», Азербайджан, e-mail: azermirzoyev@mail.ru.

Меликов Эмин Тофиг оглы – аспирант кафедры «Летательных аппаратов и авиационных двигателей», Национальная Академия Авиации, Баку, Азербайджан, помощник шеф-пилота самолетов Боинг 757-200 и 767-300ER авиакомпании «Азербайджан Хава Йоллары», e-mail: emin757-200@rambler.ru.