

УДК 681.518.5: 519.816

В. Е. СТРЕЛЕЦ¹, М. Л. УГРЮМОВ¹, И. А. ТРОФИМОВА¹, С. А. ВАМБОЛЬ²¹ *Национальный аэрокосмический университет им. Н. Е. Жуковского «ХАИ», Украина*² *Национальный университет гражданской защиты Украины, Харьков, Украина*

МЕТОДОЛОГИЯ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧ ДИАГНОСТИРОВАНИЯ ТЕХНИЧЕСКОГО СОСТОЯНИЯ ГАЗОТУРБИННЫХ ДВИГАТЕЛЕЙ В УСЛОВИЯХ НЕОПРЕДЕЛЕННОСТИ ВХОДНЫХ ДАННЫХ

Усовершенствован статистический метод классификации состояния газотурбинных двигателей (ГТД) с множественными дефектами на основе аппарата вероятностных нейронных сетей; предложены методы решения задач нахождения интервалов значений симптомов, соответствующих исправному техническому состоянию, а также оценки величин расчетных параметров функциональных элементов (ФЭ) ГТД в процессе эксплуатации на основе данных измерений симптомов с известной точностью. Представлены примеры применения описанных методов при диагностировании технического состояния турбореактивных двухконтурных двигателей (ТРДД).

Ключевые слова: информационные технологии, диагностирование состояния систем, неопределенность входных данных, газотурбинный двигатель.

Введение

На современном этапе развития сложных технических систем (СТС), в частности систем с многоуровневой иерархией на примере объектов авиационной техники, постоянно происходит значительное их усложнение и усовершенствование, также повышаются требования к их технико-экономической эффективности, надежности и безопасности. Поэтому важной является проблема своевременного обнаружения и устранения повреждений и отказов, особенно для объектов авиационной техники (авиационных систем) во время эксплуатации.

Повышение безопасности авиационных систем возможно с применением методов математического моделирования процессов. Существующие математические модели, методы и реализующие их компьютерные системы широко используются для решения задач диагностирования технического состояния, но их применение не всегда гарантирует комплексное обеспечение эффективности и отказоустойчивости авиационных систем.

Характерной особенностью авиационных систем является невысокий, а в некоторых случаях, и низкий уровень контролепригодности, что усложняет процесс диагностирования их технического состояния. Поэтому широко ведется разработка авиационных систем и методов диагностирования, которые обеспечили бы повышение уровня отказоустойчивости [1, 2].

Причина выхода из строя СТС может иметь

комплексный характер с точки зрения появления дефекта или отказа в целом. Отказы могут быть вызваны как отдельными дефектами, так и множественными дефектами функциональных элементов подсистем [3, 4].

Традиционный подход к организации диагностирования технического состояния СТС основан на непрерывном анализе и регистрации значений измеряемых переменных рабочего процесса (диагностических симптомов) [5]. В условиях возникновения множественных дефектов процесс определения диагностических симптомов приобретает случайный характер, другими словами появляется неопределенность в данных измеряемых симптомов для разных сценариев отказов. Методы решения этой задачи должны учитывать известную точность измерения данных.

Таким образом, является актуальной разработка моделей и методов диагностирования СТС с множественными отказами в условиях неопределенности входных данных. В статье представлена методология решения данной задачи.

1. Постановка задачи диагностирования

Переход объекта диагностирования [6] в аномальное состояние требует решения задачи диагностирования, которая формулируется следующим образом: исходя из измеренных значений симптомов S^o , определить подсистемы (функциональные элементы), в которых произошли отказы.

В результате декомпозиции задача диагностирования может быть представлена как последовательность взаимосвязанных задач:

– задачи структурного анализа – по заданным структурной и системной диагностической моделям объекта (таблица неисправностей, таблица «симптом – дефект») построение дерева отказов, позволяющего определить связи между дефектами функциональных элементов, симптомами и отказами системы в целом;

– задачи кластеризации – определение возможного количества состояний (сценариев отказов), в которых может оказаться авиационная система. Методология решения задачи следующая: задается модель объекта в виде таблицы неисправностей, таблицы «симптом – дефект», по ним строится дерево отказов, затем дерево событий. Другой формой результата решения задачи может быть диагностическая логическая модель (диагностическая гипотеза);

– задачи классификации – определение состояния, в котором объект диагностирования находится в настоящий момент. Результатом является распознавание принадлежности образца тому или иному сценарию;

– обратной задачи интервального анализа для каждого сценария – нахождение интервалов значений симптомов, соответствующих исправному техническому состоянию объекта диагностирования с множественными отказами.

На основе полученных результатов формируется база данных, содержащая допуски на изменение параметров и симптомов, соответствующие исправному техническому состоянию системы в целом;

– измерения симптомов S° , определение подмножества симптомов $S_a^\circ = \{s_{al}^\circ\}$, $l = 1 \dots L_a$, $S_a^\circ \subseteq S^\circ$, где L_a – количество измеряемых переменных, для которых фактическое отклонение текущего значения этого критерия от эталонного $\delta_{sl} \neq 0$, а также перечня параметров $\{\tau_j\}$, $j = 1 \dots J_a$, соответствующих наблюдаемым симптомам S_a° ;

– определения технического состояния объекта диагностирования, т.е. вида сценария отказа системы в целом, который достоверно соответствует наблюдаемым симптомам. Результатом решения этой задачи будет подмножество $S_k^\circ = \{s_{kl}^\circ\}$, $S_l^\circ \subseteq S^\circ$, $l \in [1, L_k]$, где L_k – число симптомов, фактическое отклонение текущих значений s_{kl}° которых выходят за пределы допустимых отклонений $[\varepsilon_{sl}^-, \varepsilon_{sl}^+]$ для этого сценария, а также подмножество

параметров $\{\tau_j\}$, $j = 1 \dots J_k$, соответствующих наблюдаемым симптомам S_k° ;

– оценки величин расчетных параметров функциональных элементов в процессе эксплуатации на основе наблюдаемых симптомов S_a° :

$$\{\delta_{sl}\} \rightarrow \{\delta_{\tau j}\}, j = 1 \dots J_a;$$

– определения функциональных элементов, отказ которых привел к отказу системы в целом. Результатом решения этой задачи будет подмножество $\{\tau_j\}$, $l = 1 \dots L_k$, $j = 1 \dots J_a$, где J_a – число параметров, фактическое отклонение текущих значений R_{lj} которых выходят за пределы $[\varepsilon_{rl}^-, \varepsilon_{rl}^+]$ для этого сценария.

2. Метод решения задачи классификации технического состояния СТС

Рассмотрим отказ системы как одно из возможных состояний системы. Любой отказ характеризуется появлением дефекта или множества дефектов $f_j^{(k)}$, $j = 1 \dots J_k$. Введем определение сценария отказа. Для k -го сценария: $m_k = \{S_k^\circ, F^{(k)}\}$, $k = 1 \dots K$, $l = 1 \dots L_k$, $j = 1 \dots J_k$, где $S_k^\circ = \{s_{kl}^\circ\}$ – множество наблюдаемых симптомов, $F^{(k)} = \{f_j^{(k)}\}$ – множество дефектов системы (подсистемы), которые соответствуют сценарию k .

Сформулируем постановку задачи классификации. Пусть известно множество наблюдаемых симптомов S^* , необходимо найти такой k -й сценарий, для которого максимальна условная вероятность появления S^* в системе.

Пусть на основе данных мониторинга получено множество наблюдаемых симптомов S^* . Известно количество возможных сценариев отказов системы в целом, а также для каждого сценария сформирована обучающая выборка, элементами которой являются множества значимых наблюдаемых симптомов. В качестве статистического решающего правила классификации выбрано следующее: максимум условной вероятности появления S^* в системе при k -ом сценарии.

Для решения задачи классификации технического состояния применяем вероятностную нейронную сеть [7], имеющую следующую структуру:

– входной слой $S_1^* \dots S_A^*$ – входными элементами являются значения проекций вектора наблюдаемых симптомов S^* ;

– слой образцов $\rho_{1m} \dots \rho_{Mm}$ – центры классов обучающей выборки. Количество образцов равно количеству классов в обучающей выборке.

Входной слой и слой образцов образуют полносвязную структуру. Активность элемента слоя образцов определялась зависимостью, соответствующей плотности распределения вероятностей согласно t-закону Стьюдента (что уместно и для ограниченных выборок)

$$\rho_{lm} = \rho(S_m^* | S_l) = \frac{\Gamma\left(\frac{n+1}{2}\right)}{\sqrt{\pi n} \Gamma\left(\frac{n}{2}\right)} \left(1 + \frac{t_{ml}^2}{n}\right)^{-\frac{n+1}{2}},$$

где Γ – гамма-функция Эйлера с n степенями свободы ($n = K_1 + K_m - 2$; K_1, K_m – число образцов в соответствующих классах, $l, m = 1..M$);

t_{lm} – статистика Стьюдента

$$t_{lm} = \sqrt{\frac{MD_{lm}^2}{\frac{1}{K_1} + \frac{1}{K_m}}};$$

MD_{lm}^2 – расстояние Махаланобиса от неизвестного образца (полагая, что он относится к l -му классу) до m -го образца

$$MD_{lm}^2 = \frac{1}{A} (S^* - \langle S_m \rangle)^T \Sigma_{pooled}^{-1} (S^* - \langle S_m \rangle),$$

где S^* – значения проекций вектора наблюдаемых симптомов неизвестного образца;

$\langle S_m \rangle$ – средние значения проекций вектора наблюдаемых симптомов элемента слоя образцов;

Σ_{pooled} – объединенная корреляционная матрица для рассматриваемых сценариев (классов) определяется с учетом принадлежности образца к тому, либо иному классу

$$\Sigma_{pooled} = \frac{1}{K_1 + K_m - 2} ((K_1 - 1)\Sigma_1 + (K_m - 1)\Sigma_m);$$

– выходной слой $m^*, \rho(S_m^* | S_m^*)$ (выходной элемент) – дискриминатор пороговой величины, который указывает элемент слоя образцов с максимальным значением активности (другими словами, указывает класс, которому принадлежит неизвестный экземпляр).

Следует обратить внимание, что значения статистики Стьюдента t_{lm} зависят от выбора базиса, в котором оценивается степень близости между неизвестным элементом и образцами (при решении задачи классификации), а также между образцами (при анализе значимости расстояний между классами). Поэтому возникает необходимость в структурировании дополнительного статистического решающего правила выбора единственного (опорного) базиса. Согласно принципу максимального правдоподобия в качестве решающего правила выбора опорного базиса m^* принято следующее:

$$\exists! m^* \in C_m(t_{lm}) (l, m = 0..M-1): \min_l t_{lm} \rightarrow \max_l,$$

где $C_m(t_{lm})$ – множество m -х индексов статистик.

Согласно принципу максимального правдоподобия в качестве критерия перехода от одного к другому техническому состоянию может быть использовано решающее байесовское правило

$$\forall m = 0..M-1: \frac{\rho(\bar{S}_{m+1}^* | S_{m+1})}{\rho(\bar{S}_m^* | S_m)} \geq 1,$$

которое справедливо при условии, что

$$\frac{P(S_m)}{P(S_{m+1})} \cdot \frac{\rho(\bar{S}_{m+1}^*)}{\rho(\bar{S}_m^*)} \approx 1,$$

где $P(S_m)$ – априорные вероятности реализации классов.

3. Метод решения нелинейной задачи определения интервалов значений симптомов, соответствующих исправному состоянию объекта диагностирования

Рассмотрим в качестве примера диагностирование проточной части турбореактивного двухконтурного двигателя (ТРДД). Пусть критериями качества, характеризующими состояние объекта диагностирования, в рассматриваемом случае являются удельный расход топлива $C_{уд}$ и удельная тяга $R_{уд}$. Определим компоненты векторов допустимых отклонений значений этих критериев от эталонных:

$$\varepsilon_{wl}^{+,-} = \frac{2(C_{уд}^{+,-} - C_{уд}^*)}{(C_{уд})_{\max} - (C_{уд})_{\min}},$$

$$\varepsilon_{w2}^{+,-} = \frac{2(R_{yD}^{+,-} - R_{yD}^*)}{(R_{yD})_{\max} - (R_{yD})_{\min}}, \quad (1)$$

где $C_{yD}^* = (C_{yD})_0$;

$$R_{yD}^* = (R_{yD})_0.$$

Рассмотрим обратную задачу интервального анализа – задачу о назначении допусков на параметры R° и переменные S° , которые соответствуют исправному техническому состоянию системы в целом.

Выберем нижнее и верхнее значения оценок границ, например: $\Delta C_{yD}^- = 0$; $\Delta C_{yD}^+ = 2$; $\Delta R_{yD}^- = -3$; $\Delta R_{yD}^+ = 0$. Значения $\varepsilon_{w1}^{+,-}$ и $\varepsilon_{w2}^{+,-}$ могут быть определены используя (1).

Введем отображение $G : \{w_i^\circ\} \rightarrow \hat{w}^\circ$, которое определяет скалярную свертку функций выбора, где G – система предпочтений ЛПП. Поскольку задача определения интервалов значений симптомов, соответствующих исправному техническому состоянию объекта диагностирования, формулируется в условиях неопределенности входных данных, предлагается рассматривать ее как задачу стохастической оптимизации со смешанными условиями.

Обозначенные условия для многокритериальной задачи могут вводиться, например, в виде скалярной свертки функций цели на основе концепции степенных средних А. Н. Колмогорова

$$\hat{w}^\circ(R^{(k)}, \beta) = \frac{1}{I} \sum_{i=1}^I f_{\text{fit}} \left((\delta_{wi} - \varepsilon_{wi}^{+,-})^2 \right) + \left(\frac{i_{\alpha,w}}{n_\alpha} - P^* \right)^2 + \frac{\beta}{M_k} \left[\sum_{m=1}^{M_k} f_{\text{fit}} (\Delta_{r,m}^2) + \sum_{m=1}^{M_k} f_{\text{fit}} \left(\frac{1}{n_\alpha} |\chi_{r,m}^2 - n_\alpha| \right) \right], \quad (2)$$

где $i_{\alpha,w}$ – количество точек из n_α , которые попали в заданный диапазон;

P^* – желаемая вероятность достижения выбранной ФЦ;

β – параметр регуляризации;

$$\Delta_{r,m} = \frac{M_\alpha [r_m] - r_{m,0}}{\sigma_m^*}, \quad r_{m,0} \text{ – значения переменных } r_m \text{ для прототипа, } \sigma_m^* \text{ – средние квадратичные отклонения переменных } r_{m,0};$$

$$\chi_{r,m}^2 = \frac{n_\alpha M_\alpha \left[(r_m - M_\alpha [r_m])^2 \right]}{(\sigma_m^*)^2},$$

$$f_{\text{fit}}(d) = 1 - \exp(-C \cdot d), \quad C > 1,$$

d – аргумент ФЦ ($d > 0$).

Задача определения интервалов симптомов, соответствующих исправному техническому состоянию объекта диагностирования, принадлежит классу существенно некорректных задач [8]. Квазирешение поставленной задачи может быть найдено методом регуляризации Тихонова [8] для обеспечения единственности и устойчивости решений относительно малых вариаций входных данных:

$$\hat{R}_p^{(k)} = \arg \min_{R^{(k)} \in \pi} \hat{w}^\circ(R^{(k)}, \beta_p),$$

$$\pi = \left\{ R^{(k)} \in R^n : R^{(k)} \in [-1, 1] \right\}. \quad (3)$$

Параметр β_p выбран ($\beta_{p+1} = \beta_p / 10$, $p = 0, 1, 2, \dots$) в соответствии с обобщенным принципом невязки нелинейных задач [9].

Синтез квазирешения задачи (3) осуществлялся с помощью эволюционного метода.

Далее для каждого сценария путем решения прямой задачи интервального анализа определить интервалы значений симптомов, соответствующих исправному техническому состоянию объекта диагностирования.

4. Метод решения нелинейной задачи оценки величин расчетных параметров подсистем объектов диагностирования в процессе эксплуатации

Входными данными для задачи оценки величин расчетных параметров ФЭ при эксплуатации на основе данных измерений симптомов являются подмножество $S_a^\circ = \{s_{al}^\circ\}$, $l = 1 \dots L_a$, $S_a^\circ \subseteq S^\circ$, где L_a – количество измеряемых переменных, для которых $\delta_{sl} \neq 0$, а также список параметров $\{r_{lj}^{(a)}\}$, $j = 1 \dots J_a$, которые соответствуют наблюдаемым симптомам S_a° . Необходимо определить множество $\{(\delta_r)_j\}$ фактических отклонений текущих значений параметров и переменных $r_{lj}^{(a)}$, $j = 1 \dots J_a$ от эталонных значений $r_{lj,0}$.

Отметим, что размерность поставленной задачи может быть существенно уменьшена, если на основе решения задачи распознавания образов будет заранее определен вид сценария отказа системы в целом, который достоверно соответствует наблюдаемым симптомам. Результатом решения данной задачи будет список $S_k^\circ = \{s_{kl}^\circ\}$, $l \in [1, L_k]$, $S_k^\circ \subseteq S^\circ$, где L_k – количество симптомов, фактическое отклонение

текущих значений которых s_{kl}° выходят за границы $[\varepsilon_{sl}^-, \varepsilon_{sl}^+]$ для этого сценария, а также список параметров $r_{ij}^{(k)}, j=1...J_k$, которые соответствуют наблюдаемым симптомам s_k° . В таком случае можно выполнить замену границ изменения переменных суммирования: $L_a \rightarrow L_k, J_a \rightarrow J_k$.

Поскольку задача оценки величин расчетных параметров ФЭ формулируется в условиях неопределенности входных данных, предложено рассматривать ее как задачу стохастической оптимизации, в которой необходимо следить за изменениями математического ожидания и дисперсиями функции цели одновременно, не допуская при этом превышения ими заданных значений. Для решения этой проблемы рассматривается модель со смещенными условиями. Указанные условия для многокритериальной задачи могут вводиться, например, в виде скалярной «свертки» функций цели на основе концепции степенных средних А. Н. Колмогорова

$$\hat{f}^{\circ}(R^{(k)}, \beta) = \frac{1}{L_k} \sum_{l=1}^{L_k} f_{\text{fit}} \left(\Delta_{s_{kl}}^2 \right) + \left(\frac{i_{\alpha, s}}{n_{\alpha}} - P^* \right)^2 + \frac{\beta}{M_k} \left[\sum_{m=1}^{M_k} f_{\text{fit}}(\Delta_{r, m}^2) + \sum_{m=1}^{M_k} f_{\text{fit}} \left(\frac{1}{n_{\alpha}} \left| \chi_{r, m}^2 - n_{\alpha} \right| \right) \right], \quad (4)$$

$$\text{где } \Delta_{s_{kl}} = \frac{M[s_{kl}^{\circ}] - s_{kl}^*}{\sigma_{s_{kl}}^*}, s_{kl}^*,$$

$\sigma_{s_{kl}}^*$ – желаемые значения функции цели и их средних квадратических отклонений,

$i_{\alpha, s}$ – количество точек из n_{α} , которые попали в заданный диапазон,

$$\Delta_{r, m} = \frac{M[r_m] - r_{m, 0}}{\sigma_m^{(t)}}, \sigma_m^{(t)} = \frac{\sigma_m^*}{1 - Q_m},$$

$$Q_m = 1 - \exp\left(-\frac{t}{T_m}\right) - \text{вероятность появления па}$$

раметрического отказа, t – время эксплуатации объекта диагностирования, T_m – характерное время наработки на отказ.

Задача оценки величин расчетных параметров ФЭ при эксплуатации на основе данных измерений симптомов относится к классу существенно некорректных задач. Квазирешение сформулированной задачи (нормальное решение) может быть найдено методом регуляризации Тихонова (3). Синтез квазирешения задачи осуществлялся с помощью эволюционного метода.

5. Практический пример применения предложенной методологии

Рассмотрим в качестве примера диагностирование проточной части трехвального ТРДД.

Вначале решена задача кластеризации. Выделено восемь возможных состояний рассматриваемой системы.

Техническое состояние ТРДД в определенный момент времени определяется множеством наблюдаемых симптомов. Из них выделены наиболее информативные: давление за турбиной вентилятора, давление за турбиной среднего давления и расход топлива.

Предположим, что в процессе мониторинга технического состояния выбранного экземпляра объекта исследования зафиксированы следующие значения симптомов:

$$\Delta G_T^{\circ} = -1.289, \Delta P_{ТСД}^{\circ} = -15.434, \Delta P_{ТВ}^{\circ} = -16.116, \text{ а также известные соответствующие им средние квадратические отклонения } \sigma_{G_T}^* = 1.003 \text{ кг/с, } \sigma_{P_{ТСД}}^* = 400 \text{ Па и } \sigma_{P_{ТВ}}^* = 400 \text{ Па.}$$

Используя аппарат вероятностных нейронных сетей, определяем, что данные мониторинга соответствуют состоянию с множественным отказом в компрессоре высокого давления, камере сгорания и турбине высокого давления с максимальной, относительно других из восьми состояний, условной вероятностью.

Проведен анализ для сценария, которому как установлено на основе данных мониторинга соответствует текущее состояние ТРДД, – множественный отказ в компрессоре высокого давления, камере сгорания и турбине высокого давления.

Результаты расчетов параметров подсистем и соответствующих им симптомов для рассматриваемого сценария отказа при $m = \text{const}$, $\pi_{ВП} = \text{const}$,

$\pi_I = \text{const}$, $T_I = \text{const}$ ($\Delta C_{УД}^+ = 2$, $\Delta R_{УД}^- = -3$ при заданных средних квадратических отклонениях критериев качества, а также известных номинальных значениях искомых параметров прототипа и их средних квадратичных отклонений: $\sigma_{\eta}^* = 0.003$,

$\sigma_{КС}^* = 0.003$) для $\beta = 0.001$ представлены в табл. 1.

Таким образом, решена задача интервального анализа в условиях неопределенности входных данных:

$$\{\Delta C_{УД}^{\circ} \in [0, 2], \Delta R_{УД}^{\circ} \in [-3, 0]\} \rightarrow \{\Delta G_T^{\circ} \in [-1.22; 0],$$

$$\Delta T_{ТСД}^{\circ} \in [-5.82; 0], \Delta T_{ТВ}^{\circ} \in [-6.53; 0]\}.$$

Таблица 1
Результаты расчетов параметров

$\Delta\eta_{\text{КВД}}^{\circ}$	-3.329	$\sigma_{\eta_{\text{КВД}}}$	0.00220
$\Delta\sigma_{\text{КС}}^{\circ}$	-1.954	$\sigma_{\sigma_{\text{КС}}}$	0.00236
$\Delta\eta_{\text{ТВД}}^{\circ}$	-0.083	$\sigma_{\eta_{\text{ТВД}}}$	0.00287
$\Delta G_{\text{T}}^{\circ}$	-1.218	$\sigma_{G_{\text{T}}}$	1.033
$\Delta P_{\text{ТСД}}^{\circ}$	-5.817	$\sigma_{P_{\text{ТСД}}}$	974.574
$\Delta P_{\text{ТВ}}^{\circ}$	-6.535	$\sigma_{P_{\text{ТВ}}}$	392.067

Результаты расчетов параметров и соответствующих им оценок достигнутых критериев качества для определенного ранее сценария отказа при зафиксированных значениях симптомов и их средних квадратичных отклонений ($m = \text{const}$, $\pi_{\text{ВЦ}} = \text{const}$, $\pi_{\text{I}} = \text{const}$, $T_{\text{T}} = \text{const}$) для $\beta = 0.001$ представлены в табл. 2.

Таблица 2
Результаты расчетов

$\Delta\eta_{\text{КВД}}^{\circ}$	-3.436	$\sigma_{\eta_{\text{КВД}}}$	0.00177
$\Delta\sigma_{\text{КС}}^{\circ}$	-4.562	$\sigma_{\sigma_{\text{КС}}}$	0.00101
$\Delta\eta_{\text{ТВД}}^{\circ}$	-6.284	$\sigma_{\eta_{\text{ТВД}}}$	0.0011
$\Delta C_{\text{УД}}^{\circ}$	8.594	σ_{C}	$1.26 \cdot 10^{-4}$
$\Delta R_{\text{УД}}^{\circ}$	-9.067	σ_{R}	0.202

Таким образом, решена задача оценки величин расчетных параметров ФЭ в процессе эксплуатации на основе данных измерений симптомов.

Заключение

Разработана системная математическая модель и методология поиска рациональных решений многокритериальных задач диагностирования технического состояния СТС на основе концепции допускового контроля.

Для решения задачи классификации технического состояния СМЭИ предложено применять аппарат модифицированных вероятностных нейронных сетей, в которых вместо эвклидовой функции активности вводится функция активности с расстоянием Махаланобиса. Это позволяет прогнозировать появление одного из предполагаемых состояний (сценариев) работы системы с большей вероятностью

и позволяет еще до отказа всей системы выявить функциональные элементы, в которых возникли дефекты.

Проведена практическая проверка достоверности предложенных математических моделей и вычислительных методов решения многокритериальных задач диагностирования технического состояния СТС в условиях неопределенности входных данных на примере современного ТРДД.

Литература

1. Loboda, I. A more realistic scheme of deviation error representation for gas turbine diagnostics [Text] / I. Loboda, S. Yepifanov, Ya. Feldshteyn // Program and Proceedings of ASME Turbo Expo 2012. – Copenhagen (Denmark), 2012. (GT2012-69368).
2. Intelligent fault diagnosis and prognosis for engineering systems [Text] / G. Vachtsevanos, F.L. Lewis, M. Roemer, A. Hess, B. Wu. – New Jersey : John Wiley & Sons Inc., 2006. – 258 p.
3. Попов, А. В. Исследование динамических характеристик ТРДД с перемежающимися неисправностями проточной части на установившихся режимах его работы [Текст] / А. В. Попов // Авиационно-космическая техника и технология. – 2007. – № 2 (38). – С. 63–67.
4. Экспертные модели определения множественных отказов в авиационных двигателях [Текст] / С. А. Дмитриев, А. Е. Литвиненко, Е. П. Степушкина, А. В. Попов // Вестник двигателестроения. – 2005. – № 1. – С. 12–17.
5. Бушуева, М. Е. Диагностика сложных технических систем [Текст] / М. Е. Бушуева, В. В. Беляков // Тр. 1-го совещания по проекту НАТО SfP-972799 Semiconductors. – Нижний Новгород, 2001. – С. 63–98.
6. Метод решения задач диагностики технического состояния газотурбинных двигателей на основе измерений газодинамических параметров в условиях неопределенности входных данных [Текст] / В. Е. Афанасьевская, А. А. Трончук, Е. М. Угрюмова, М. В. Рожкова // Авиационно-космическая техника и технология. – 2012. – № 7 (94). – С. 208-214.
7. Каллан Р. Основные концепции нейронных сетей [Текст] / Р. Каллан. – М. : Изд. дом «Вильямс», 2001. – 287 с.
8. Численные методы решения некорректных задач [Текст] / А. Н. Тихонов, А. В. Гончарский, В. В. Степанов и др. – М. : Наука, 1990. – 232 с.
9. Гончарский А. В. Обобщенный принцип невязки [Текст] / А. В. Гончарский, А. С. Леонов, А. Г. Ягола // Журнал вычислительной математики и математической физики. – 1973. – Т. 13, № 2. – С. 294-302.

Рецензент: д-р техн. наук, проф., заведующий каф. 203 С. В. Епифанов, Национальный аэрокосмический университет им. Н. Е. Жуковского «ХАИ», Харьков.

МЕТОДОЛОГІЯ РОЗВ'ЯЗАННЯ ЗАДАЧ ДІАГНОСТУВАННЯ ТЕХНІЧНОГО СТАНУ ГАЗОТУРБІННИХ ДВИГУНІВ В УМОВАХ НЕВИЗНАЧЕНОСТІ ВХІДНИХ ДАНИХ

В. Є. Стрілець, М. Л. Угрюмов, І. О. Трофимова, С. О. Вамболь

Удосконалено статистичний метод класифікації стану газотурбінних двигунів (ГТД) з множинними дефектами на основі апарату імовірнісних нейронних мереж; запропоновано методи розв'язання задач знаходження інтервалів значень симптомів, що відповідають справному технічному станові, а також оцінки величин розрахункових параметрів функціональних елементів (ФЕ) ГТД у процесі експлуатації на основі даних вимірювань симптомів з відомою точністю. Представлено приклади застосування описаних методів при діагностуванні технічного стану турбореактивних двоконтурних двигунів (ТРДД).

Ключові слова: інформаційні технології, діагностування стану систем, невизначеність вхідних даних, газотурбінний двигун.

TURBINE ENGINE TECHNICAL STATE DIAGNOSIS PROBLEMS SOLVING METHODOLOGY UNDER UNCERTAINTY INPUTS

V. Ye. Strilets, M. L. Ugryumov, I. A. Trofimova, S. A. Vambol

The statistical gas-turbine engine (GTE) classification method with multiple defects based on probabilistic neural networks is improved; the methods for solving problems of finding symptoms intervals corresponding to the working order are proposed as well as estimates of the functional elements (FE) GTE design parameters during the operation on the basis of symptoms measurement data with a certain accuracy. The application examples of these methods are presented in the Turbofan engines technical state diagnosis.

Key words: information technology, diagnosing system status, the uncertainty of the input data, a gas turbine engine.

Стрілець Вікторія Євгенівна – асистент кафедри інформатики, Национальный аэрокосмический университет им. Н. Е. Жуковского «ХАИ», Харьков, Украина, e-mail: miss_victoria@ukr.net.

Угрюмов Михаил Леонидович – д-р техн. наук, проф. кафедры информатики, Национальный аэрокосмический университет им. Н. Е. Жуковского «ХАИ», Харьков, Украина, e-mail: mlu@xai.kharkov.ua.

Трофимова Ирина Алексеевна – ст. преп. кафедры информатики, Национальный аэрокосмический университет им. Н. Е. Жуковского «ХАИ», Харьков, Украина, e-mail: Irina.trofymova@mail.ru.

Вамболь Сергей Александрович – д-р техн. наук, доцент, Национальный университет гражданской защиты Украины, Харьков, Украина, e-mail: Sergvambol@gmail.com.