

航空发动机多源异构信息融合诊断新方法

张永强¹, 顾晓华¹, 杨杰²

(1. 中国航发商发制造测试中心 上海, 201306)

(2. 华南理工大学土木与交通学院 广州, 510641)

摘要 针对航空发动机实际工作中主要监测的气路、油路和机械振动3类参数,建立了全机故障方程,改进了现有技术仅考虑单类别发动机监测参数与故障模式的简单方法。在考虑同类别监测参数与故障模式的前提下,兼顾不同类别监测参数与不同类别故障模式之间的耦合关系,实现了多源异构监测数据的有效融合,解决了同型号多台发动机/单台发动机监测参数得到的同一故障模式的结果差异或矛盾的精细化处理问题,给出了一种提高发动机故障诊断结果精度的新方法。

关键词 航空发动机;多源异构信息;数据融合;故障诊断

中图分类号 V23;TH17

引言

作为现代飞行器的“心脏”,航空发动机因其结构极其复杂,且工作在高温、高速、强振动及大应力的恶劣环境下,工作状态经常变换,承受变载荷,故对其安全性与可靠性要求极高。在飞机的常规维修中,发动机的维修更换费用占到整个维修费用的60%以上。发动机的状态监控与故障诊断水平对各类飞机的飞行安全、发动机的可靠性和飞机运行成本等有重大影响^[1-2]。因此,研究发动机准确、快速的故障诊断方法十分必要。航空发动机工作状态复杂,影响因素较多,同一故障往往有不同的表现,同一特征又可能是多种故障共同作用的结果。因此,测量与故障特征之间、故障特征与故障决策之间都是一种非线性映射关系,仅依赖单一的故障特征和故障诊断方法很难完成有效的诊断任务。新发展起来的信息融合技术^[3-5]采集各种信息源、多格式信息以及辅助知识库,进行信息融合,以获得比单个信息源更准确明晰的诊断和决策。

航空发动机现场的监测内容主要包括气路监测、油路监测和检测、振动监测等。气路诊断面临的主要技术问题是:在大多数机型上,测量参数个数少于未知参数个数;故障之间存在很强的相关性,区分相似故障很困难;测量参数中的干扰与故障造成的测量参数偏差具有相同的量级,且测量信号存在偏置;发动机工作时表现出很强的非线性及

复杂性,且工况及工作环境变化大。油路监测和检测的主要缺陷是:在油路检测方法中,金属屑过滤信号器只能发出事故信号及零件开始断裂的信号,为了在早期发现故障,滑油分析是必要手段,但只能离线进行,且比较耗时。振动分析面临的主要技术问题是振动信号成分复杂、频域宽以及早期故障信息特征不明显。

笔者对国内现役和在研的2种型号的航空发动机的大量监测数据和真实故障诊断结果进行了统计分析和征兆量提取,在此基础上提出了一种航空发动机多源异构信息融合的新方法。该方法既考虑到每次诊断结果及可能存在的错误和误差,又考虑到可能存在有用的故障信息,因此将所有故障诊断结果融合在一起,利用Dempster Shafer(简称DS)证据理论得到最终的融合结果,有效提高了故障诊断结果精度。

1 航空发动机多源异构信息融合的基本流程

航空发动机是一个包含气路和油路的复杂机电系统,伴随有高速转子和高温部件,主要可监测参数有气路、油路和机械振动3大类,其故障模式也涵盖这3大类别。所有监测参数征兆量和各类故障可统一纳入全机故障方程,即

$$\delta Y = \begin{Bmatrix} \delta y_1 \\ \delta y_2 \\ \delta y_3 \end{Bmatrix} = H \delta X = H \begin{Bmatrix} \delta x_1 \\ \delta x_2 \\ \delta x_3 \end{Bmatrix} \quad (1)$$

其中: $\delta Y, \delta X$ 分别为监测参数故障特征向量和故障模式向量; $\delta y_1, \delta x_1$ 为振动子集; $\delta y_2, \delta x_2$ 为气路子集; $\delta y_3, \delta x_3$ 为油路子集; H 为系数矩阵。

多源异构信息融合的过程本质上就是给出式(1)中的故障特征向量 δY 和系数矩阵 H ,求解出故障模式向量 δX 。此过程需要对发动机试车或实际工作中监测的气路、油路和机械振动的大量数据样本进行提炼,对多个样本求得的故障模式向量 δX 进行再融合,最终得出合理的诊断结果。多源异构信息融合流程如图1所示。

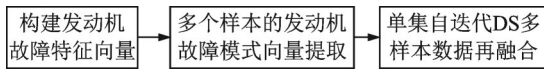


图1 多源异构信息融合流程

Fig.1 Multi-source heterogeneous information fusion flow

2 发动机故障特征向量的构建

构建发动机故障特征向量流程如图2所示,包括相关监测数据采集和处理分析、故障特征向量构建两部分内容。

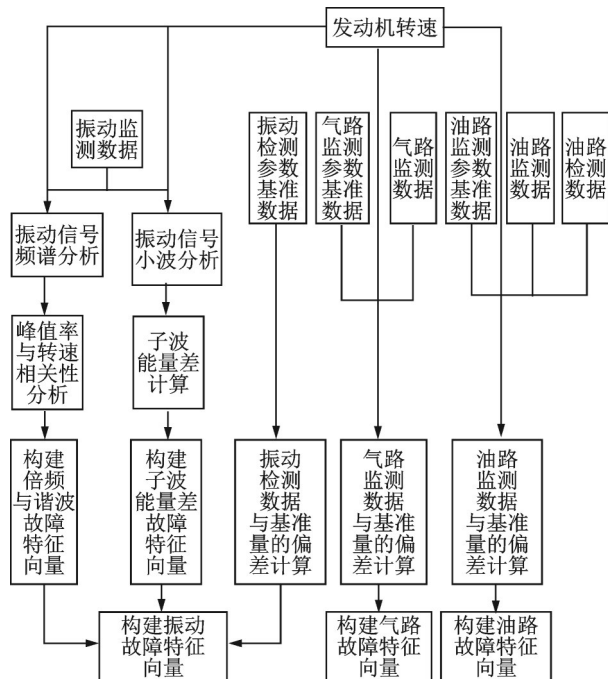


图2 构建发动机故障特征向量流程

Fig.2 The process to construct engine fault eigenvectors

2.1 数据处理分析

为了研究多源异构信息数据融合方法,笔者分

别提取了2组典型的发动机振动监测、气路监测和油路监测数据。第1组是在研某型国产商用航空发动机不同批次的3台发动机地面试车振动监测数据(3号轴承垂直)、气路监测数据及油路监测数据(包括试车后滑油理化检测数据)。第2组是现役的1台WP8(涡喷8)发动机不同工况的多个数据样本,相关融合实例采用的是本组数据样本中的5组典型数据(包括2组正常飞行数据、1组飞行过程中振动异常情况下的数据以及2组返厂排故试车数据)。对2组典型数据的研究说明,笔者给出的多源异构信息数据融合故障诊断方法对同一型号发动机和同一台发动机真实有效。

振动数据分平稳数据和非平稳数据2种。对于平稳振动数据,可进行频谱分析,然后计算谐波和次谐波频率及幅值;对于非平稳振动数据,可采用小波包分析和小波能量差谱计算。气路监测数据和油路监测与检测数据的特征提取均可采用基于基准数据库的小偏差参量计算,或基于多样本均值的偏差量计算。

2.2 故障特征向量的构建

结合发动机试车和实际飞行的监测情况,定义发动机监测参数和检测参数形成的故障特征向量 δY 为

$$\delta Y_{20 \times 1} = \begin{Bmatrix} \delta y_1 \\ \delta y_2 \\ \delta y_3 \end{Bmatrix} = \begin{bmatrix} \delta f_{1/2}, \delta f_1, \delta f_{3/2}, \delta f_2, \delta f_{5/2}, \delta f_3, \delta \pi_c, \delta T_2^*, \\ \delta T_3^*, \delta T_5^*, \delta q_f, \delta g_v, \delta g_w, \delta g_a, \delta g_m, \\ \delta g_N, \delta g_D, \delta g_f, g_T, g_P \end{bmatrix}^T \quad (2)$$

其中: f_1 为发动机转子基频; π_c 为压气机增压比; T_2^* 为压气机出口空气总温; T_3^* 为涡轮进口燃气总温; T_5^* 为涡轮出口截面燃气总温; q_f 为燃油流量; g_v 为滑油黏度; g_w 为滑油水分含量; g_a 为酸度值; g_m 为机械杂质含量; g_N 为磨损微粒数目; g_D 为磨损微粒直径; g_f 为滑油流量; g_T 为滑油温度; g_P 为滑油压力。

取航空发动机振动信号中的 $f_{1/2}, f_1, f_{3/2}, f_2, f_{5/2}, f_3$ 等6个分量构成振动特征向量,即 $\delta y_1 = [\delta f_{1/2} \delta f_1 \delta f_{3/2} \delta f_2 \delta f_{5/2} \delta f_3]^T$ 。

令发动机常规监测的气路参数 $\delta y_2 = [\delta \pi_c \delta T_2^* \delta T_3^* \delta T_5^* \delta q_f]^T$,发动机常规检测和监测的油路参数 $^{[6]} \delta y_3 = [\delta g_v \delta g_w \delta g_a \delta g_m \delta g_N \delta g_D \delta g_f g_T g_P]^T$ 。

3 多个样本的发动机故障模式向量提取

多个样本的发动机故障模式向量提取是通过给出多个样本的发动机故障特征向量和全机故障方程系数矩阵,求解全机故障方程得到,其具体流程如图3所示。

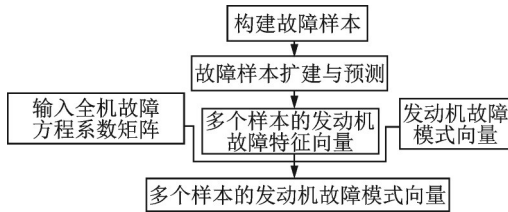


图3 多个样本的发动机故障模式向量提取流程

Fig.3 The extraction process of engine failure mode vectors for multiple samples

3.1 多样本发动机故障特征向量的构建

对监测的多源异构信息进行数据处理分析,按照式(2)生成不同数据样本对应的故障特征向量。在发动机监测数据收集的过程中,经常会出现可用样本数据量不足的情况,对此可采用基于人工神经网络^[7-8]或支持向量机的方法^[9-10],实现故障样本的扩建和预测。

3.2 发动机故障模式向量

结合现场发动机台架试车和实际工作的故障情况,定义发动机故障模式向量 δX 为

$$\delta X_{12 \times 1} = \begin{Bmatrix} \delta x_1 \\ \delta x_2 \\ \delta x_3 \end{Bmatrix} = \begin{bmatrix} \delta r_e, \delta r_c, \delta r_f, \delta \eta_c, \delta q_m, \delta \pi_T, \\ \delta A_T, \delta m_w, \delta m_c, \delta o_s, \delta s_d, \delta e_f \end{bmatrix}^T \quad (3)$$

其中: $\delta x_1, \delta x_2, \delta x_3$ 分别为振动故障模式向量、气路故障模式向量和油路故障模式向量; r_e, r_c, r_f 分别为转子不平衡、不对中和动静件碰摩量; η_c 为压气机效率; q_m 为通过压气机的空气流量; π_T 为涡轮膨胀比; A_T 为第1级涡轮导向器临界截面面积; m_w 为磨损量; m_c 为机件腐蚀量; o_s 为漏油量; s_d 为密封件损坏量; e_f 为指示电路故障量。

对于振动故障模式, $\delta x_1 = [\delta r_e \delta r_c \delta r_f]^T$;对于气路故障模式, $\delta x_2 = [\delta \eta_c \delta q_m \delta \pi_T \delta A_T]^T$;对于油路故障模式, $\delta x_3 = [\delta m_w \delta m_c \delta o_s \delta s_d \delta e_f]^T$ 。

由于航空发动机故障种类繁多,构造其故障模式向量不可能涵盖所有故障类型,笔者选取发动机

故障树较为上层级别的故障类型,先从诊断确定发动机故障的大致范围和基本类型进行研究。

3.3 全机故障方程系数矩阵

式(1)中,全机故障方程的函数矩阵 H 是多值非线性耦合矩阵,并伴随不确定性和随机性,没有解析表达式。当发动机处在稳定运行状态且监测参数变化幅度较小时, H 矩阵可退化为线性常系数矩阵 C ,这种情况更符合发动机常规运行状态,此时的全机故障方程系数可分块为

$$\delta Y = C \{ \delta X \} \rightarrow \begin{Bmatrix} \delta y_1 \\ \delta y_2 \\ \delta y_3 \end{Bmatrix} = \begin{bmatrix} C_{11} & C_{12} & C_{13} \\ C_{21} & C_{22} & C_{23} \\ C_{31} & C_{31} & C_{33} \end{bmatrix} \begin{Bmatrix} \delta x_1 \\ \delta x_2 \\ \delta x_3 \end{Bmatrix} \quad (4)$$

其中:对角矩阵 C_{11}, C_{22}, C_{33} 分别表示发动机振动、气路和油路的监测参数特征量与相应的故障模式之间的对应关系;非对角子矩阵 $C_{12}, C_{21}, C_{23}, C_{31}, C_{32}$ 分别表示异构数据之间的耦合对应关系。

依据发动机各种故障生成机理和一定数量的故障诊断样本,才能确定系数矩阵,即某种监测参数的变化量对应发生某种故障的概率。一般说来,式(4)是不满秩的,大多情况下为矛盾方程,可采用解矛盾方程的最小二乘法求得最优解。

$$\text{式(4)中 } C_{20 \times 12} = \begin{bmatrix} C_{11} & C_{12} & C_{13} \\ C_{21} & C_{22} & C_{23} \\ C_{32} & C_{32} & C_{33} \end{bmatrix}, \text{当单独考虑}$$

发动机振动、气路和油路的测量参数及其相应的故障模式时,故障融合系数矩阵 C 中的耦合子矩阵 $C_{ij} (i, j=1, 2, 3; i \neq j)$ 的取值均为0。但是实际中,航空发动机的异构测量参数和3类不同类型的故障完全有可能是耦合发生的,例如当发动机转子发生振动故障时,有可能同时引发其压气机的碰摩,从而造成流场的不均匀甚至堵塞,以致影响发动机的流量和压气机效率。另外,当油路发生滑油故障时,会引起发动机更大的振动,而剧烈的振动又可能造成油路的漏油,甚至管路密封的损坏。本研究根据现场大量测试数据和发动机故障发生的实际诊断情况,初步给出系数矩阵的子矩阵 C_{11}, C_{22}, C_{33} 的参考值。由于其他子矩阵代表3类异构数据的耦合关系,目前尚未有可参考的异构信息耦合数据,可根据收集的发动机故障模式先基本确定一部分耦合关系。例如,发动机基频振动增大可能是由于发动机转子不对中引起,从而导致发动机气流通道不畅而引起发动机流量下降,如果这种概率为30%,则可设

定耦合系数矩阵 C_{12} 中的第 2 行第 2 个元素值为 0.3。如果 2 倍频振动过大可能引起发动机管路漏油,其概率为 20%,则可设 C_{13} 中的第 4 行第 3 个元素值为 0.2。

下面给出具体的系数矩阵数值, C_{21} 和 C_{31} 初始值设为 0,则有:

$$C_{11} = \begin{bmatrix} 0.00 & 0.00 & 0.30 \\ 0.95 & 0.00 & 0.00 \\ 0.00 & 0.00 & 0.30 \\ 0.05 & 0.55 & 0.20 \\ 0.00 & 0.00 & 0.05 \\ 0.00 & 0.45 & 0.15 \end{bmatrix};$$

$$C_{22} = \begin{bmatrix} 0.14 & 0.28 & 0.16 & 0.19 \\ 0.22 & 0.06 & 0.03 & 0.04 \\ 0.41 & 0.11 & 0.48 & 0.16 \\ 0.41 & 0.11 & 0.63 & 0.25 \\ 0.59 & 0.41 & 1.00 & 0.53 \end{bmatrix};$$

$$C_{33} = \begin{bmatrix} 0.95 & 0.00 & 0.02 & 0.00 & 0.00 \\ 0.83 & 0.95 & 0.00 & 0.00 & 0.00 \\ 0.68 & 0.95 & 0.36 & 0.58 & 0.00 \\ 0.95 & 0.00 & 0.78 & 0.00 & 0.00 \\ 0.85 & 0.75 & 0.00 & 0.00 & 0.00 \\ 0.95 & 0.78 & 0.00 & 0.00 & 0.00 \\ 0.00 & 0.00 & 0.95 & 0.86 & 0.32 \\ 0.45 & 0.42 & 0.00 & 0.00 & 0.33 \\ 0.32 & 0.28 & 0.43 & 0.24 & 0.65 \end{bmatrix};$$

$$C_{13} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0.4 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0.3 & 0 & 0.2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0.3 & 0 & 0.2 & 0 & 0 \end{bmatrix};$$

$$C_{31} = \begin{bmatrix} 0.2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0.1 & 0 \\ 0 & 0 & 0.4 \\ 0 & 0 & 0.3 \\ 0 & 0 & 0.2 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}; C_{32} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0.1 \\ 0 & 0 & 0 & 0.2 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0.4 & 0 & 0 & 0.2 \\ 0.2 & 0 & 0 & 0.2 \\ 0.3 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}。$$

对于全机故障方程系数矩阵,初始值可根据异构信息的相关性给出,后续可根据故障诊断的效果进行修正。

4 单集自迭代 DS 多样本数据再融合

对于给定发动机的同一故障状态,每一次监测样本得到的特征向量 δY 都存在一定程度的误差和

随机变化,同时不论是支持向量机预报模型还是小参数常系数矩阵模型,都存在不同程度的偏离真实状态的问题,所以每一次全机故障方程的求解结果故障模式向量 δX (故障诊断结果)都是变化的。为了解决此问题,既不能选取某一次的故障诊断结果,也不能简单平均,因为每次诊断结果都含有合理有用的成分及不同程度的错误和误差。具体做法如下:①多样本故障诊断结果信任度函数计算;②单集自迭代 DS 多样本数据再融合,如图 4 所示(相对于振动、气路及油路监测数据的第 1 次融合)。

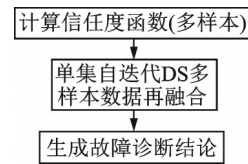


图 4 单集自迭代 DS 多样本数据再融合流程
Fig.4 The re-fusion process of a single episode of self-iterative DS multi-sample data

4.1 故障诊断结果信任度计算

对于多次故障诊断结果 $\delta X^{(1)}, \delta X^{(2)}, \dots, \delta X^{(n)}$, 在未知真值的情况下,通过均值向量求得每次故障诊断结果的信任度向量。具体做法如下:①先求得 n 次故障诊断结果的均值,计算每次故障诊断结果与均值的误差;②取误差的倒数作为基本信任度,对各个信任度向量归一化得到概率意义下的每次故障诊断结果的信任度。

4.2 单集自迭代 DS 数据融合

4.2.1 DS 数据融合

DS 理论是建立在辨识框架 Θ 上的理论^[11-12],对于问题域中的任何命题 A 都包含于幂集 2^Θ 中。在 2^Θ 上定义了基本置信指派函数 $m: 2^\Theta \rightarrow [0, 1]$ 。 m 需要满足: ① $m(\Phi) = 0$; ② $0 \leq m(A) \leq 1$; ③ $\sum_{A \subset 2^\Theta} m(A) = 1$ 。 $\forall A \subset 2^\Theta$, 如果 $m(A) > 0$, 则 A 成为焦元。假定 E_1 和 E_2 是辨识框架 Θ 下 2 个证据, m_1 和 m_2 是 E_1, E_2 相对应的基本置信指派函数, E_1 和 E_2 的焦元分别为 B_i 和 $C_j (i=1, 2, \dots, n; j=1, 2, \dots, m)$, m 和 n 分别为这 2 个证据焦元的个数, DS 规则合成如下

$$m(A) = \frac{\sum_{B_i \cap C_j = A \neq \Phi} m_1(B_i) m_2(C_j)}{1 - k} \quad (5)$$

其中: k 为矛盾因子。

$$k = \sum_{B_i \cap C_j = \Phi} m_1(B_i) m_2(C_j) \quad (6)$$

4.2.2 单集自迭代DS数据融合

辨识框架 Θ 下 2 个证据 E_1 和 E_2 间的相似系数为

$$a_{12} = \frac{\sum_{B_i \cap C_j = A \neq \Phi} m_1(B_i) m_2(C_j)}{\sqrt{\left(\sum m_1^2(B_i)\right) \left(\sum m_2^2(C_j)\right)}} \quad (7)$$

由证据间相似系数定义可知 $a_{12} = a_{21}$, 相似系数具有相互性, 相似系数 a_{12} 用来描述证据 E_1 和 E_2 间的相似程度。 $a_{12} \in [0, 1]$, 其值越接近 1, 则 E_1 和 E_2 越相似, 其冲突越小; 当 $a_{12} = 1$ 时, E_1 和 E_2 完全一致; 当 $a_{12} = 0$ 时, E_1 和 E_2 完全冲突。

若有 n 组证据, 则可算出任意 2 个证据之间的相似系数, 从而得到证据的相似系数矩阵为

$$A = \begin{bmatrix} 1 & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & 1 & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{n1} & a_{n2} & \cdots & 1 \end{bmatrix} \quad (8)$$

矩阵 A 具有对称性, 将 A 的每行元素相加可得每个证据对证据 E_i 的支持度为

$$Z(m_i) = \sum_{j=1}^n a_{ij} \quad (i = 1, 2, \dots, n) \quad (9)$$

将 $Z(m_i)$ 进行归一化处理, 可得到的支持度为

$$K(m_i) = \frac{Z(m_i)}{\sum_{i=1}^n Z(m_i)} \quad (i = 1, 2, \dots, n) \quad (10)$$

$K(m_i) \in (0, 1)$, 其值越大表示 E_i 的信任度越高; 反之, 其值越小表示证据 E_i 的信任度越低。可以看出

$$\sum_{i=1}^n K(m_i) = 1 \quad (11)$$

因此, 可以用 E_i 的信任度表示 E_i 的权重。采用该权重, 对原有证据的基本信任分配进行加权平均, 从而得到一个新的基本概率分配信任度为

$$m^N(A) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n m_i(A) K(m_i) \quad (12)$$

其中: A 为事件焦元 (发生 A 种故障); $m_i (i = 1, 2, \dots, n)$ 为原始概率分配信任度; $K(m_i)$ 为原始证据的权重; $m^N(A)$ 为经过冲突处理后新的概率分配信任度。

n 条原始证据经过加权平均后成为单一证据, 这个证据单集还需要经过 DS 融合才能作为最后的判断结果, 即需要对加权平均的证据单集进行迭代合成。若存在 n 个证据, 则用 DS 合成规则

对加权平均的证据单集进行 $n-1$ 次合成, 因为 DS 合成至少从 2 条证据开始, 故 n 条证据需要合成 $n-1$ 次。

5 融合实例

为了说明本研究多源异构故障信息融合方法的实际效果, 对 WP8 发动机不同工况的 5 组典型数据样本按照前文给出方法来进行信息融合, 完成故障诊断。

发动机振动监测数据的基频和倍频幅偏差值具体计算如下: 取 $f_{1/2}, f_1, f_{3/2}, f_2, f_{5/2}$ 及 f_3 的幅值的基准值为 0; 为了不引起发动机故障方程求解时的数据悬殊而产生病态, 将 5 组发动机振动基频与谐波幅值的偏差按最大值归一化, 其振动监测数据的基频和倍频幅偏差值如表 1 所示。

表 1 振动监测数据的基频和倍频幅偏差值

Tab.1 Fundamental frequency and octave amplitude deviation of vibration monitoring data

| 组数 | $\delta f_{1/2}$ | δf_1 | $\delta f_{3/2}$ | δf_2 | $\delta f_{5/2}$ | δf_3 |
|----|------------------|--------------|------------------|--------------|------------------|--------------|
| 1 | 0 | 1.000 0 | 0.109 8 | 0.503 0 | 0 | 0.045 9 |
| 2 | 0 | 0.714 5 | 0 | 1.000 0 | 0 | 0.476 4 |
| 3 | 0.081 6 | 0.750 0 | 0.096 9 | 1.000 0 | 0.220 2 | 0.377 0 |
| 4 | 0 | 1.000 0 | 0.069 4 | 0.625 3 | 0.171 8 | 0.399 7 |
| 5 | 0.151 2 | 1.000 0 | 0 | 0.421 3 | 0.328 1 | 0.491 6 |

利用气路 5 组样本的均值作为基准值, 得到发动机气路监测数据的偏差值, 如表 2 所示。

表 2 发动机气路监测数据的偏差值

Tab.2 Deviation values for engine gas path monitoring data

| 组数 | $\delta \pi_c$ | δT_2^* | δT_3^* | δT_5^* | δq_f |
|----|----------------|----------------|----------------|----------------|--------------|
| 1 | 0.012 2 | 0.044 1 | 0.074 1 | 0.076 2 | 0.264 |
| 2 | 0.011 5 | 0.043 8 | 0.073 8 | 0.075 9 | 0.262 |
| 3 | 0.013 2 | 0.044 6 | 0.075 1 | 0.076 4 | 0.266 |
| 4 | 0.012 1 | 0.043 5 | 0.074 4 | 0.076 1 | 0.261 |
| 5 | 0.012 6 | 0.044 0 | 0.074 2 | 0.076 5 | 0.260 |

利用油路 5 组样本的均值作为基准值 (其中磨损微粒直径 g_D 允许值为 $1\ 000^{[6]}$), 得到油路监测与检测数据的偏差值, 如表 3 所示。

根据已确定的发动机全机故障方程系数矩阵 C 和 5 组振动、气路及油路监测数据, 利用基于最小范数的最小二乘法得到 5 组故障模式和相应组别的求解误差。对于通过全机故障方程求得的 5 个故障模式向量结果 $\delta x^{(1)}, \delta x^{(2)}, \delta x^{(3)}, \delta x^{(4)}$ 和 $\delta x^{(5)}$,

表3 油路监测与检测数据偏差值

Tab.3 Deviation values from oil circuit monitoring and detection data

| 组数 | δg_v | δg_w | δg_a | δg_m | δg_N | δg_D | δg_f | δg_T | δg_P |
|----|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|
| 1 | -0.123 2 | -0.923 1 | 0 | 0.727 3 | 0.481 9 | 0 | 0.540 6 | 1.000 0 | 1.000 0 |
| 2 | 0.502 5 | 0.153 8 | 1.000 0 | 0.181 8 | 0.433 7 | 0.032 4 | 1.000 0 | -0.153 8 | -0.097 6 |
| 3 | 0.433 5 | -0.076 9 | -0.688 2 | 1.000 0 | 0.722 9 | -0.068 0 | -0.978 8 | 0.615 4 | 0.512 2 |
| 4 | -0.753 7 | 0 | -0.301 1 | 0.909 1 | 0.573 5 | 0.323 6 | -0.625 4 | -0.538 5 | -0.707 3 |
| 5 | 1.000 0 | 1.000 0 | -0.086 0 | 0.454 5 | 1.000 0 | 1.000 0 | 0.964 7 | -0.410 3 | -0.585 4 |

需要知道其信任度。用5次求解结果的均值作为标准值列向量,可以衡量求解的5组故障模式向量相对于标准向量的信任度。首先计算求得每个故障模式向量与标准向量的误差,再取误差的倒数作为基本信任度,按照所有故障模式概率总值为1对基本信任度进行归一化处理,作为计算结果的信任度。发动机故障模式向量求解结果的信任度如表4所示。

利用DS证据理论式(6)进行计算,得到5组样本的最高矛盾因子 $k=0.999\ 98$,需要采用单集自迭代DS方法进行数据融合。最终融合结果如表5所示,包括相似系数矩阵减低冲突后的新概率分配信任度 $m^N(A)$ 和DS数据融合进行4次迭代降低冲突后数据融合的最终故障概率 $m(A)$ 。由表5可知,发生振动故障(转子碰磨故障 δr_f)的概率最大,达到0.903 65。

实际上,诊断实例的WP8发动机是因为振动故障返厂进行排故试车试验,事先对发动机的故障分析为转子弯曲,而实测数据故障诊断的结果为转子的动静碰磨。这与事先分析结果一致,因为转子弯曲会造成动静部件间的间隙周向发生不均匀变化,

从而引起碰磨导致振动增大。

6 结 论

1) 建立了全机故障方程,改进了现有技术仅仅考虑单类别发动机监测参数与故障模式的简单方法,实现了多源异构信息数据融合、多样本数据再融合及故障诊断。基于实际的发动机工作数据,验证了方法的有效性,并取得了与真实发动机故障状态一致的结果。

2) 不仅考虑了同类别监测参数与故障模式,也兼顾了不同类别监测参数与不同类别故障模式之间的耦合关系,实现了多源异构监测数据的有效融合,更能真实反映航空发动机故障机理,有助于最后得到更准确的诊断结果。

3) 针对多组发动机监测参数样本得到的故障模式存在结果差异或矛盾的情况,通过信任度的评估计算、高冲突数据处理以及多个样本的有效再融合,实现了精化处理。

4) 所提出的方法要用到工程实际中,还要解决许多问题。例如:目前国内发动机主机厂还未建立发动机状态监测数据库,所用方法和所得结论还需

表4 发动机故障模式向量求解结果的信任度

Tab.4 The degree of trust in the engine failure mode vector solution results

| 故障模式 | 参数 | 第1组 | 第2组 | 第3组 | 第4组 | 第5组 |
|------|-----------------|----------|----------|----------|----------|----------|
| 振动故障 | δr_e | 0.145 38 | 0.039 84 | 0.081 46 | 0.017 42 | 0.150 88 |
| | δr_c | 0.065 81 | 0.042 28 | 0.028 72 | 0.100 89 | 0.026 93 |
| | δr_f | 0.049 94 | 0.094 91 | 0.425 54 | 0.092 72 | 0.392 00 |
| 气路故障 | $\delta \eta_c$ | 0.041 46 | 0.195 51 | 0.035 82 | 0.058 69 | 0.024 25 |
| | δq_m | 0.068 02 | 0.078 56 | 0.025 75 | 0.363 87 | 0.021 69 |
| | $\delta \pi_T$ | 0.065 43 | 0.093 85 | 0.027 58 | 0.139 14 | 0.022 65 |
| | δA_T | 0.101 78 | 0.040 78 | 0.015 23 | 0.168 42 | 0.014 38 |
| 油路故障 | δm_w | 0.151 39 | 0.104 48 | 0.154 00 | 0.014 15 | 0.061 11 |
| | δm_c | 0.075 28 | 0.103 68 | 0.131 81 | 0.014 10 | 0.193 26 |
| | δo_s | 0.151 86 | 0.089 49 | 0.044 47 | 0.010 16 | 0.029 58 |
| | δs_d | 0.073 41 | 0.023 46 | 0.013 50 | 0.008 00 | 0.037 04 |
| | δe_f | 0.010 24 | 0.093 17 | 0.016 13 | 0.012 46 | 0.026 22 |

表5 最终融合结果

Tab.5 The final fusion result

| 故障模式 | 参数 | 新概率分配 信任度 $m^N(A)$ | 最终故障 概率 $m(A)$ |
|------|-----------------|-----------------------|-------------------|
| 振动故障 | δr_e | 0.089 562 | 0.014 94 |
| | δr_c | 0.050 648 | 0.002 62 |
| | δr_f | 0.216 849 | 0.903 65 |
| 气路故障 | $\delta \eta_c$ | 0.072 346 | 0.004 98 |
| | δq_m | 0.100 254 | 0.013 09 |
| | $\delta \pi_T$ | 0.066 703 | 0.006 43 |
| | δA_T | 0.063 295 | 0.001 85 |
| 油路故障 | δm_w | 0.100 668 | 0.025 38 |
| | δm_c | 0.107 739 | 0.033 78 |
| | δo_s | 0.067 261 | 0.002 19 |
| | δs_d | 0.031 842 | 0.000 08 |
| | δe_f | 0.032 839 | 0.000 06 |

要更多的真实发动机监测数据进行验证;可供工程使用的故障诊断软件还需结合具体的发动机型号,进行大量的完善和改进工作。

参 考 文 献

- [1] 刘大响,金捷. 21世纪世界航空动力技术发展趋势与展望[J]. 中国工程科学, 2004, 6(9): 1-8.
LIU Daxiang, JIN Jie. The development trends and prospect of world aeropropulsion technology in the 21st century[J]. Strategic Study of CAE, 2004, 6(9): 1-8. (in Chinese)
- [2] ROEMER M J, ATKINSON B. Real-time engine health monitoring and diagnostics for gas turbine engines [J]. Predictive/Preventive Maintenance Technology Magazine, 1998, 11(5): 149-153.
- [3] 曾声奎, MICHAEL G P, 吴际. 故障预测与健康管理的现状与发展[J]. 航空学报, 2005, 26(5): 626-632.
ZENG Shengkui, MICHAEL G P, WU Ji. Status and perspectives of prognostics and health management technologies [J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2005, 26(5): 626-632. (in Chinese)
- [4] 陈曦, 廖明夫, 王俨劼. 航空发动机故障融合诊断研究[J]. 航空发动机, 2013, 39(4): 78-84.
CHEN Xi, LIAO Mingfu, WANG Yankai. Investigation of aeroengine fault fusion diagnosis [J]. Aeroengine, 2013, 39(4): 78-84. (in Chinese)
- [5] 王俨劼, 廖明夫, 丁小飞. 航空发动机故障诊断[M]. 北京: 科学出版社, 2020: 359-382.
- [6] 校云鹏, 赵媛莉, 吴晓文, 等. 航空发动机在用润滑油污染度与铁金属磨损颗粒含量相关性分析[J]. 广东化

工, 2014, 41(13): 39-40, 26.

- XIAO Yunpeng, ZHAO Aili, WU Xiaowen, et al. Correlation analysis between pollution and Fe particle concentration in aircraft engine engaged lubrication [J]. Guangdong Chemical Industry, 2014, 41(13): 39-40, 26. (in Chinese)
- [7] 张永强, 易亮. 基于BP神经网络技术的民用航发油路故障提取[J]. 测控技术, 2018, 37(supp1): 330-334.
ZHANG Yongqiang, YI Liang. Extraction of civil aero-engine oil path faults based on BP artificial neural network [J]. Measurement & Control Technology, 2018, 37(supp1): 330-334. (in Chinese)
- [8] 敬忠良, 杨永胜, 李建勋, 等. 基于模糊神经网络和D-S推理的智能特征信息融合研究[J]. 信息与控制, 1997, 26(2): 107-111.
JING Zhongliang, YANG Yongsheng, LI Jianxun, et al. Investigation on intelligent attribute information fusion based on fuzzy neural network and D-S inference [J]. Information and Control, 1997, 26(2): 107-111. (in Chinese)
- [9] CRISTIANINI N, SHAWE-TAYLOR J. 支持向量机导论[M]. 李国正, 王猛, 曾华军, 译. 北京: 电子工业出版社, 2004: 27-58.
- [10] 王旭辉, 黄圣国, 施鼎豪, 等. 基于支持向量机的发动机气路故障预诊断[J]. 交通运输工程学报, 2008, 8(5): 33-37.
WANG Xuhui, HUANG Shengguo, SHI Dinghao, et al. Gas path fault prognosis of aeroengine based on support vector machine [J]. Journal of Traffic and Transportation Engineering, 2008, 8(5): 33-37. (in Chinese)
- [11] SHAFER G. A mathematical theory of evidence [M]. Princeton, NJ: Princeton University Press, 1976: 238-249.
- [12] 刘准钊, 程咏梅, 潘泉, 等. 基于证据距离和矛盾因子的加权证据合成法[J]. 控制理论与应用, 2009, 26(12): 1439-1442.
LIU Zhunga, CHENG Yongmei, PAN Quan, et al. Combination of weighted belief functions based on evidence distance and conflicting belief [J]. Control Theory & Applications, 2009, 26(12): 1439-1442. (in Chinese)



第一作者简介: 张永强, 男, 1977年8月生, 硕士、高级工程师。主要研究方向为航空发动机故障诊断与分析。曾发表《基于奇异值分解的航空发动机转子碰摩故障特征提取方法》(《应用力学学报》2019年第36卷第2期)等论文。
E-mail: zhangyqnwpu@163.com