

文章编号: 100028055(2008) 1222327205

基于证据理论的航空发动机早期故障 诊断方法

杨建平^{1,2}, 黄洪钟¹, 苗强¹, 范显峰¹, 王贵宝¹

(1. 电子科技大学 机械工程学院, 成都 610054;

2. 中国人民解放军 95389 部队, 桂林 541007)

摘 要: 在分析航空发动机早期故障特点和数据融合的基础上, 将证据理论应用于发动机故障征兆级别的数据融合中, 提出了构造基本信任指派函数的方法, 从而得到了更准确的早期故障征兆。在此基础上, 应用模糊聚类分析方法, 依据最大隶属度原则得到发动机早期故障源。该方法考虑了发动机早期故障征兆不明确、不精确、不肯定等特点, 应用模糊测度来表示征兆, 更符合发动机早期故障的实际情况。

关 键 词: 证据理论; 航空发动机; 信息融合; 早期故障; 模糊聚类分析

中图分类号: V263.6

文献标识码: A

Diagnosis method of aeroengine early fault based on the Dempster-Shafer evidence theory

YANG Jianping^{1,2}, HUANG Hongzhong¹, MIAO Qiang¹,

FAN Xianfeng¹, WANG Guobao¹

(1. School of Mechatronics Engineering,

University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu 610054, China;

2. Unit 95389 of People's Liberation Army, Guilin 541007, China)

Abstract: Based on the analysis of the characteristic of aeroengine early fault and information fusion, a method of forming the basic belief function was proposed when evidence theory was applied to information fusion of aeroengine fault symptom level. Thus, more precise early fault symptom could be attained. Moreover, the acquired fault symptom was applied to fuzzy cluster analysis to obtain aeroengine fault sources. Furthermore, the proposed method used fuzzy measure to express fault symptom, and considered the characteristics of imprecision, uncertainty and ambiguity of aeroengine early fault symptom. This is more suitable for the practical situation of aeroengine early fault.

Key words: evidence theory; aeroengine; information fusion; early fault; fuzzy cluster analysis

航空发动机作为飞机最主要的部件, 它的安全性与可靠性直接影响到飞机的飞行性能、经济性和机组人员生命安全。如果能在发动机故障的

早期, 即对发动机性能变化没有产生影响或者没有造成飞机事故之前, 能够将其检测出来, 并予以处理, 将会有效地提高发动机工作的安全性、可靠

收稿日期: 20071126; 修订日期: 200805222

基金项目: 国家自然科学基金(60672165); 国家高技术研究发展计划(863 计划, 2007AA04Z403)

作者简介: 杨建平(1978-), 男, 陕西宝鸡人, 博士生, 主要从事故障诊断研究。

性.另外,这还有助于及时采取应对措施、制定维修决策、减少事故发生、延长使用寿命、避免恶性事故发生以及人员伤亡.所以,有必要开展发动机早期故障诊断研究.

发动机故障处于早期阶段时,故障特征非常微弱,而且故障特征的出现具有不确定性,时隐时现,单一特征很难准确、全面地反映发动机的健康状况.同时,发动机是高可靠性的复杂系统,本身具有大量传感器监测其实时状态.因此,为了从大量传感器中得到更精确的发动机早期故障信号,就要对传感器的数据进行融合^[1].

传统的故障征兆向量元素通常取0或1^[2].但在实际情况中,特别是在故障早期,故障特征可能是不确定、不清晰的,而且发动机故障类型在早期具有不同程度的模糊性,所以用0与1之间的数(概率)来表示每个故障征兆更符合客观实际.航空发动机的模糊聚类分析就是利用故障征兆向量与模糊关系矩阵的乘积,来确定发动机故障原因.本文将(Dempster Shafer) D2S 证据理论应用于航空发动机的早期故障特征的数据融合中,得到更准确的早期发动机的故障征兆,并应用模糊聚类分析,根据最大隶属度原则得到发动机的早期故障原因,最后应用一个实例进行验证.

1 数据融合

航空发动机早期故障诊断信息融合是对多个信息源的信息和数据的挖掘和分析,从而得到比单一传感器更精确和更准确的发动机状态信息,提高故障诊断准确性.其目的是为了得到潜在的有用信息,提高早期故障的预警.发动机的信息融合可以在整个诊断的不同级别中应用,一般可以分为三级^[3]:

- 1) 传感器级别的融合:也就是能够融合多个传感器测量的同一个相关的发动机的参数.比如发动机的润滑油压力值,排气温度等.
- 2) 故障征兆级别的融合:也就是能够融合从多个独立分析单元得到的信息.比如发动机部件性能变化,目标监测等.本文研究的就是在这个级别上的信息融合.
- 3) 决策级别的融合:也就是能够融合诊断的决定、分析、行为的信息.比如发动机的损伤评估,维修决策等.

由于发动机早期故障信号微弱,具有不确定和随机性,为取得发动机故障征兆的精确信息,对于多个传感器来说,必须对其进行数据融合.在数

据融合中最传统的方法是基于概率论的贝叶斯理论.由于这个理论需要大量的数据信息来建立先验概率,对于大型复杂的系统,特别是发动机,应用这个方法将会遇到许多难以克服的问题,如运算量太大,无法获得这类问题的先验概率和概率密度函数,难以形成复杂的判别函数和分割界面等^[4].作为贝叶斯理论的发展,D2S 证据理论应用基本概率分配函数来表示对每个假设的支持程度,同时用信任函数与极大似然函数作为置信区间的上下限来表示证据的不精确性和不确定性,从而区分了对于命题的不知道和不确定的情况.然后,应用合成规则来完成对不同证据源的证据融合,使信任向小的子集聚焦,获取单个证据源所无法获取的更精确的系统特征.所以,本文应用此理论来融合多个信息源的发动机早期故障特征,从而得到更精确的结果.

2 证据理论

D2S 证据理论由 Dempster 在 1967 年提出,Shafer 在 1976 整理并系统化形成证据理论^[5],它是在一个识别框架 $(= \{q_1, q_2, \dots, q_n\}$ 中展开的, $($ 是由一系列全部相互排斥的判别假设组成.令 $2^(($ 是 $($ 的一个幂集,其中的每一个元素代表关于 $($ 的一个基元,即

$$2^((= \{ \{U\}, \{q_1\}, \dots, \{q_n\}, \{q_1, q_2\}, \{q_1, q_3\}, \dots, \{q_1, q_n\}, \dots, \{q_{n-1}, q_n\} \{q_1, q_2, q_3\}, \dots, \{q_1, q_2, \dots, q_n\} \}$$

(1)

定义 1: 基本信任指派函数(Basic probability assignment function)

$m(x): 2^((\rightarrow [0, 1]$, 满足: $m(\emptyset) = 0$, $\sum_{x \in 2^((} m(x) = 1$; 其作用是把 $($ 中任意一个子集映射为 $[0, 1]$ 上的一个数 $m(x)$, 表示对 x 的精确信任程度. $m(\emptyset) = 0$ 表示不可能事情的信任指派.而 $\sum_{x \in 2^((} m(x) = 1$ 表示对所有 $($ 的幂集 $2^(($ 中全部假设的基本信任指派之和为 1, 保证所有假设的信任指派的归一性.

定义 2: 信任函数(Belief function)

$$Bel(X) = \sum_{Y \subseteq X, Y \neq \emptyset} m(Y)$$

(2)

$Bel(X)$ 函数做为信任区间的下限,表示对 X 的全部信任.

定义 3: 似然函数(Plausibility function)

$$Pl(X) = 1 - Bel(\bar{X}) = \sum_{Y \cap X \neq \emptyset, Y \subseteq (} m(Y)$$

(3)

$Bel(\bar{X})$ 表示对假设 X 总的确定的不信任程度, 那么 $Pl(X)$ 作为信任区间的上限函数表示对假设 X 的最大信任程度.

对于来自多个证据源的证据, 采用合成规则进行合成, 其两个证据的合成规则为

$$m(C) = m_i(X) \oplus m_j(Y) = \begin{cases} 0 & \text{当 } X \text{ H } Y = 5 \\ \frac{E_{XHY=C, P_X, Y_A}(m_i(X) @ m_j(Y))}{1 - E_{XHY=5, P_X, Y_A}(m_i(X) @ m_j(Y))} & \text{当 } X \text{ H } Y \neq 5 \end{cases} \quad (4)$$

式中 $i(j)$ 表示第 $i(j)$ 个证据, $m_{i(j)}(X)$ 为第 $i(j)$ 个证据的信任指派函数. 令 $K_{ij} = E_{XHY=5} m_i(X) @ m_j(Y)$ 称做第 i 和第 j 个证据的冲突因子, 表示两个证据之间冲突的大小.

3 早期故障诊断模型

3.1 识别框架

D2S 证据理论用于早期故障征兆的融合, 首先要建立识别框架. 发动机作为复杂系统, 为了保证其安全可靠的工作, 安装了大量的传感器来监测其状态, 把每个传感器所能体现的故障征兆作为 D2S 理论的识别框架, 比如对于发动机的振动传感器, 把它的 1 倍工频, 2 倍工频, 低阶工频和极高工频等作为故障征兆识别框架中的假设. 收集所有能反应早期故障的征兆, 建立征兆的识别框架 $\Theta = \{q^1, q^2, \dots, q^n\}$, 这里 q^i 表示征兆空集, 那么 q^i 表示第 i 个故障征兆. 得到识别框架以后, 就可以建立发动机早期故障征兆的幂集, 以有利于针对具体发动机的早期故障诊断.

3.2 基本信任指派函数

建立完成识别框架以后, 对于 D2S 证据理论来说关键的问题就是建立基本信任函数, 假设发动机有 N 个传感器, 总的故障征兆有 M 个, 同时每个传感器与每个故障征兆是相互独立的, 互不影响. 那么对于一个传感器建立一个故障征兆向量.

令

$$X = [x_1 \quad x_2 \quad \dots \quad x_m] \quad (5)$$

X 表示在一个测量周期内发动机故障征兆的参数, 代表发动机的状态; x_i 表示这个传感器对第 i 个故障征兆参数值. m 是故障征兆的数目, 当传感器不能检测到这个故障征兆参数时, x 取 0 值. 例如在某发动机测的振动信号, x_1 为 1 倍工频

率, x_2 为 2 倍工频率的参数值. 同时, 此传感器由于测不到油膜涡动频率, 所以油膜涡动频率征兆值 x_i 取 0 值.

这样对于 N 个传感器来说, 发动机的状态就可以用矩阵 S 来描述.

定义 4: 发动机状态参数矩阵 S

$$S = \begin{bmatrix} S_{11} & S_{12} & \dots & S_{1m} \\ S_{21} & S_{22} & \dots & S_{2m} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ S_{n1} & S_{n2} & \dots & S_{nm} \end{bmatrix} \quad (6)$$

S_{ij} 表示第 i 个传感器测得的第 j 个故障征兆的参数值. 这样发动机的所有传感器所可能测得的故障征兆参数用 S_{ij} 来描述. $S_{ij} = 0$ 表示第 i 传感器中不包含第 j 个故障征兆^[6].

定义 5: 发动机故障征兆预警量化矩阵 E

$$E = \begin{bmatrix} e_{11} & e_{12} & \dots & e_{1m} \\ e_{21} & e_{22} & \dots & e_{2m} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ e_{n1} & e_{n2} & \dots & e_{nm} \end{bmatrix} \quad (7)$$

对每个传感器在测得的故障征兆中设置一个预警值, 此值表示该故障征兆危险上限值. 当征兆值到达这个值时, 表示发生故障. 所以对 N 个传感器与 M 个故障征兆量来说可以建立矩阵 E 来表示.

定义 6: 基本信任指派函数矩阵 B

$$B = \begin{bmatrix} b_{11} & b_{12} & \dots & b_{1m} \\ b_{21} & b_{22} & \dots & b_{2m} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ b_{n1} & b_{n2} & \dots & b_{nm} \end{bmatrix} \quad (8)$$

通过矩阵 S 和 E 可以得到基本信任指派矩阵, B_i 表示第 i 个传感器所得到的每个故障征兆接近故障的信任指派向量. 那么 b_i 就表示第 i 个传感器对第 j 个故障征兆的信任指派函数. 其中

$$b_i = \begin{cases} \frac{S_{ij}}{e_{ij} @ \sum_{j=1}^m \frac{S_{ij}}{e_{ij}}} & \text{当 } e_{ij} \neq 0 \\ 0 & \text{当 } e_{ij} = 0 \end{cases} \quad (9)$$

可以很容易地看到

$$\sum_{j=1}^m b_{ij} = 1 \quad (10)$$

3.3 故障征兆级的数据融合

B 矩阵确立以后, 就可以应用 D2S 证据理论对 N 个传感器所得到的故障征兆两两进行数据融合, 得到最终的故障征兆向量 T

$$T = [t_1 \quad t_2 \quad \dots \quad t_m] \quad (11)$$

t_i 为融合后所得到的第 i 个故障征兆的总的信任指派函数, 通过 D2S 证据理论的融合, T 包含了所有的传感器所含有的同一个故障征兆有用信息. 其过程如图 1 所示.

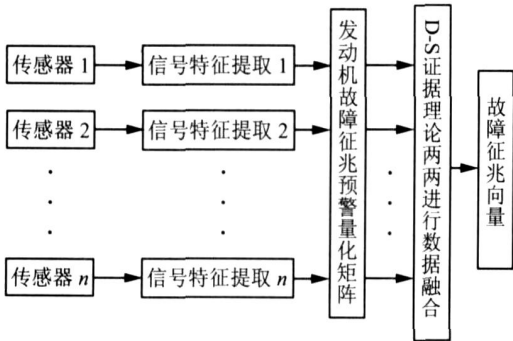


图 1 故障征兆级数据融合过程

Fig. 1 Data fusion process of fault symptom level

3.4 早期故障的模糊诊断

最大隶属度原则的模糊聚类分析是利用故障征兆向量与模糊关系矩阵的乘积得到故障原因向量, 再利用最大隶属度原则评判出那个故障原因是真实的故障. 其中故障征兆向量已通过前面 3.1, 3.2 和 3.3 节得到, 而模糊关系矩阵故障征兆与故障原因之间的关系描述, 用 R 来表示. 一般情况下, R 要总结发动机现场运行数据、检修经验, 利用发动机实测信号和模型实验的结果, 进行理论分析, 并吸取国内大量的安全数据, 由发动机实验和实际数据与专家经验和知识来确定. 这样确定的 R 在此类设备的故障诊断中不仅具有一定的通用性, 而且对具体设备的状况也有充分的体现^[7]. 由于发动机故障一个故障原因可能产生多个故障征兆, 而一个征兆有可能是多个故障原因引起的, 所以用矩阵 R 来表示 M 个故障征兆对应 U 个故障原因的复杂关系.

$$R = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & \dots & r_{1u} \\ r_{21} & r_{22} & \dots & r_{2u} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ r_{m1} & r_{m2} & \dots & r_{mu} \end{bmatrix} \quad (12)$$

其中 m 行表示故障征兆, u 列表示故障原因, r_{ij} 表示某发动机故障征兆对故障原因的隶属度. 因此模糊聚类分析的故障原因向量由式 (11) 与式 (12) 的乘积得到, 即

$$L = T \# R = [L_{h1} \quad L_{h2} \quad \dots \quad L_{hn}] \quad (13)$$

发动机模糊故障诊断的最大隶属度原则是在论域 H 上的一个模糊子集 $h_1, h_2, \dots, h_n$, 是 H 中的 n 个待选择的对象, 若

$$L_A(h_i) =$$

$$\max[L_A(h_1), L_A(h_2), \dots, L_A(h_n)] \quad (14)$$

则认为 h_i 优先隶属于模糊子集 A , 即选择其中隶属度最大的为所诊断的对象, 本文利用最大隶属度原则得到发动机早期故障原因^[8].

4 数值计算与结果分析

由于发动机是复杂系统, 对所有的传感器与故障征兆和故障原因分析非常困难, 本文应用文献[7]中的例子, 只对发动机转子系的振动信号的故障征兆特征与故障原因进行计算. 取某发动机转子系的 3 个传感器的信号为源信号, 经过信号特征提取后, 得到 3 个传感器故障征兆量为 1 倍频幅值(s_1), 2 倍频幅值(s_2), 6 倍频幅值(s_3), 如表 1 所示. 同时这 3 种故障征兆对应 3 种故障原因, 分别是发动机转子轴不对中(h_1), 发动机转子轴颈和轴承偏心(h_2) 以及转子轴承刚度不相等(h_3).

表 1 传感器所测数据得到特征值
Table 1 Attained symptom value by sensor

	1 倍频幅值 (s_1)	2 倍频幅值 (s_2)	6 倍频幅值 (s_3)
传感器 1	317.95	96.53	17.20
传感器 2	382.41	102.89	32.49
传感器 3	224.79	103.31	13.88

这些数值就构成了发动机状态参数矩阵 S , 根据实验数据与专家经验和知识得到发动机故障征兆预警量化矩阵 E 与基本信任指派函数矩阵 B 如下:

$$E = \begin{bmatrix} 515.92 & 157.61 & 55.11 \\ 560.41 & 132.11 & 80.72 \\ 497.11 & 122.7 & 49.69 \end{bmatrix}$$

$$B = \begin{bmatrix} 0.40 & 0.39 & 0.21 \\ 0.37 & 0.42 & 0.1 \\ 0.29 & 0.54 & 0.17 \end{bmatrix}$$

应用式(4)对 B 进行数据融合得到

$$T = [0.27 \quad 0.56 \quad 0.17]$$

Sohr 经过几年的深入研究并采集了大量的 高速涡轮机械的典型故障样本, 从而得到了具有普遍意义的高速涡轮机械故障原因与故障征兆的隶属程度, 形成了两者之间的对应关系表, 得到行业内广泛认可和引用^[9], 本文的模糊关系矩阵根

据徐敏等翻译的 Sohr 发表的论文/ 高速涡轮机械运行时故障症状与疑问起因^[10]为

$$R = \begin{bmatrix} 0.30 & 0.60 & 0.10 \\ 0.40 & 0.60 & 0 \\ 0 & 0.80 & 0.20 \end{bmatrix}$$

经过式(13)计算可得

$$L = T \# R = [0.27 \quad 0.56 \quad 0.17] \#$$

$$\begin{bmatrix} 0.30 & 0.60 & 0.10 \\ 0.40 & 0.60 & 0 \\ 0 & 0.80 & 0.20 \end{bmatrix} =$$

$$[0.31 \quad 0.64 \quad 0.06]$$

即发动机早期故障原因向量中各元素的隶属度为

$$L_{h1} = 0.31, L_{h2} = 0.64, L_{h3} = 0.06$$

其中 L_{h2} 最大, 即发动机早期故障原因中, 原因 h_2 发动机转子轴颈和轴承偏心所对应的征兆隶属度最大, 故就要针对发动机转子轴颈和轴承偏心的早期故障隐患来制定维修决策, 使故障排除在萌芽状态, 避免重大事故的发生。

所以, 此方法可以较好地应用于发动机的早期故障阶段, 通过融合得到多个传感器的更精确的故障征兆, 从而利用模糊聚类分析, 根据最大隶属度原则得到发动机的早期故障原因, 对故障在萌芽状态的排除是非常有效的。

5 结 论

1) 把 D2S 证据理论引入到航空发动机早期故障诊断特征层的数据融合中, 通过融合发动机多个传感器所包含的故障征兆信息, 得到更精确的发动机状态。

2) 将得到的故障征兆向量应用于模糊聚类分析中, 更接近于发动机早期故障征兆的实际情况, 有利于得到发动机早期故障原因。

3) 应用最大隶属度原则可以直接得到早期故障的原因, 进而可以很方便地制定航空发动机的预防与维修决策, 减少与避免事故的发生。

参考文献:

[1] Tumer I Y, Bajwa A. A survey of aircraft engine health monitoring systems[R]. AIAA 21999 22528, 1999.

[2] 沈庆根, 郑水英. 设备故障诊断[M]. 北京: 化学工业出版社, 2006: 3492362.

SHEN Qinggen, ZHENG Shuiying. Equipment fault diagnosis[M]. Beijing: Chemical Industry Press, 2006: 3492362. (in Chinese)

[3] Glenn Research Center. Data fusion for enhanced aircraft engine prognostics and health management [R]. NASA / CR2005214055.

[4] Fabre S, Appriou A, Briottet X. Presentation and description of two classification methods using data fusion based on sensor management [J]. Information Fusion, 2001, 2(1): 4971.

[5] Shafer G. A Mathematical theory of evidence[M]. Princeton: Princeton University Press, 1976.

[6] Basir O, Yuan X H. Engine fault diagnosis based on multi sensor information fusion using Dempster-Shafer evidence theory[J]. Information Fusion, 2007, 8(4): 379386.

[7] 颜廷虎, 毛玉良, 钟秉林. 基于联想记忆模型的模糊关系矩阵自学习机制[J]. 东南大学学报, 1997, 27(5): 25.

YAN Tinghu, MAO Yuliang, ZHONG Binlin. A self learning mechanism for fuzzy relation matrix based on association memory model[J]. Journal of Southeast University, 1997, 27(5): 25. (in Chinese)

[8] 吴今培. 模糊诊断理论及其应用[M]. 北京: 科学出版社, 1995: 8286.

WU Jinpei. Fuzzy diagnosis theory and application[M]. Beijing: Science Press, 1995: 8285. (in Chinese)

[9] 黄文虎. 设备故障诊断原理、技术及应用[M]. 北京: 科学出版社, 1996: 9297.

HUANG Wenhui. Principle, technique and application of fault diagnosis to equipment [M]. Beijing: Science Press, 1996: 95297. (in Chinese)

[10] 徐敏, 叶志华. 高速涡轮机械运行时故障症状与疑点起因 [R]. 上海: 上海交通大学振动、冲击与噪声研究所, 1985.

XU Min, YE Zhihua. Operating problems with high speed turbomachinery[R]. Shanghai: State Key Laboratory of Mechanical System and Vibration of Shanghai Jiaotong University, 1985. (in Chinese)