



陈 果

一种磨损故障融合诊断新方法及其应用

陈 果¹, 陈立波², 宋兰琪²

(¹南京航空航天大学 民航学院, 南京 210016; ²北京航空工程技术研究中心, 北京 100076)

摘 要:提出一种基于 D-S 证据理论的磨损故障融合诊断新方法。该方法设定磨损故障为双重假设问题, 首先利用油样检测的界限值, 通过引入模糊集合思想, 设计了“油样检测结果异常”的隶属度函数, 并以此获取各证据的可信度; 其次, 建立“故障”与“油样检测参数异常”之间的规则, 利用规则可信度和证据可信度的乘积得到规则综合置信度, 并以此作为 D-S 证据理论中各证据对结果的支持程度; 最后, 以航空发动机滑油光谱监控和自动磨粒检测的融合诊断为例, 以“滚动轴承疲劳磨损”为诊断对象, 进行了实际诊断案例分析。

关 键 词:航空发动机; 磨损故障; 融合诊断; D-S 证据理论; 模糊集合

中图分类号: TH165.3 **文献标识码:** A **文章编号:** 1003-8728(2009)09-1157-05

A New Approach to Fusion Diagnosis of Wear Faults and Its Application

Chen Guo¹, Chen Libo², Song Lanqi²

(¹College of Civil Aviation, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016;

²Beijing Aeronautical Technology Research Center, Beijing 100076)

Abstract: In this paper, a new fusion diagnosis approach to wear faults based on D-S evidence theory is put forward. In the new method, the double supposition of wear faults is supposed. First, the fuzzy set is introduced, the membership functions about “oil data abnormality” are designed, and the evidences beliefs are computed. Second, the rules about “fault” and “oil data abnormality” are established, and the product of rule belief and evidence belief is rule-integrated belief which acts as the belief of evidence in D-S decision. Finally, the fusion diagnosis of the ball bearing fatigue wear of an aero-engine based on the Spectrometric Oil Analysis (SOA) and automatic debris analysis are carried out. Practical cases are analyzed, and the results show the correctness and effectiveness of the new fusion diagnosis method.

Key words: aero-engine; wear fault; fusion diagnosis; D-S evidence theory; fuzzy sets

油样分析是机械磨损故障检测的重要手段。各种油样分析方法各有所长, 而单一油样分析技术的诊断准确率均有限, 相关研究表明^[1], 综合诊断方法可以使诊断准确率达到 70% 以上。由此可见, 磨损故障的融合诊断具有重要意义。目前已有许多学者对磨损融合诊断进行了研究^[2~8]。

其中, Dempster-Shafer(D-S)证据理论具有较强的理论基础, 既能处理随机性所导致的不确定性, 又能处理模糊性所导致的不确定性, 可以不需要先验

概率和条件概率密度, 依靠证据的积累, 不断地缩小假设集, 并且能将“不知道”和“不确定”区分开来。因此在磨损故障融合诊断中应用极为广泛。

但在应用 D-S 证据理论时, 需要定义每一个证据体对命题的基本概率赋值, 这是实际应用中的关键难题。文献 [1] 利用规则推理的方法, 将推理结果的可信度直接作为信度函数分配, 但规则可信度的主观性较难确定; 文献 [2, 3] 采用神经网络获得信度函数分配, 然而神经网络由于其结构较难设计、样本需求量大以及泛化能力难于保证等固有缺陷, 因此实际应用比较困难。

收稿日期: 2008-10-09

作者简介: 陈 果 (1972 -), 教授, 博士, 研究方向为航空发动机整机振动与故障诊断, cgyzx@263.net

笔者设定磨损故障为双重假设,即“出现该故障”和“不出现该故障”两个互斥的假设。提出了一种新的基于 D-S 证据理论的磨损故障融合诊断方法,该方法将各种油样分析数据作为各种证据,利用油样检测的界限值,通过引入模糊集合思想,设计了“油样检测结果异常”的隶属度函数,并以此获取各证据的可信度;其次,建立“故障”与“油样检测参数异常”之间的规则,利用规则可信度和证据可信度的乘积得到规则综合置信度,并以此作为 D-S 证据理论中各证据对结果的支持程度,从而实现磨损故障融合诊断。

在实际应用中,可以将多故障分解为多个双重假设的故障来进行诊断,本文的方法具有普遍性。

1 基于 D-S 证据理论的融合诊断新方法

设滑油分析数据为证据 $E_i, i = 1, 2, \dots, n$, 其中 n 为各种油样分析数据的征兆个数,比如光谱数据的元素浓度、铁谱数据的各类磨粒浓度等。设需要诊断的故障为“故障 F 发生”。

根据规则推理的诊断方式,可以建立如下通过“油样数据异常”判断“故障 F 发生”的诊断规则。即

RULE: IF “ E_i 异常,” (CF_{E_i})

THEN “故障 F 发生” (CF_{R_i}) [CF_i]

其中: $CF_{E_i} (i = 1, 2, \dots, n)$ 为第 i 个油样数据为异常的可信度,即为证据 i 的可信度; $CF_{R_i} (i = 1, 2, \dots, n)$ 为每条规则的可信度,当 $CF_{R_i} = 1$ 时,即认为当证据为异常时,必定可以判断出“故障 F 发生”,通常, CF_{R_i} 可根据实际情况取在 0 到 1 之间的任意值。 $CF_i (i = 1, 2, \dots, n)$ 为每条规则的综合可信度。即

$$CF_i = CF_{E_i} \times CF_{R_i} (i = 1, 2, \dots, n) \quad (1)$$

在 $CF_{R_i} = 1 (i = 1, 2, \dots, n)$ 的假设下,有

$$CF_i = CF_{E_i} (i = 1, 2, \dots, n) \quad (2)$$

为了计算各油样检测数据异常(即各条证据)的可信度,引入模糊集合概念,设油样分析数据异常为一模糊子集 $A_i (i = 1, 2, \dots, n)$,通过确定隶属度函数,可以得到实际检测数据对 A_i 的隶属度 $\mu_{A_i}(x_i), (i = 1, 2, \dots, n)$,此时,可以用隶属度 $\mu_{A_i}(x_i), (i = 1, 2, \dots, n)$ 来作为证据的可信度,即

$$CF_{E_i} = \mu_{A_i}(x_i), (i = 1, 2, \dots, n) \quad (3)$$

设定油样数据的两个界限值,即警告限 L_{S1} 和 L_{S2} ,因此可以确定其隶属度函数的关系式为

$$\mu_{A_i}(x_i) =$$

$$\begin{cases} \frac{x_i}{L_{S1}} & 0 < x_i < L_{S1} \\ 0.5 \times \frac{x_i - L_{S1}}{L_{S2} - L_{S1}} + 0.5 & L_{S1} < x_i < L_{S2} \\ 1 & x_i > L_{S2} \end{cases} \quad (4)$$

图 1 所示为隶属度函数曲线。

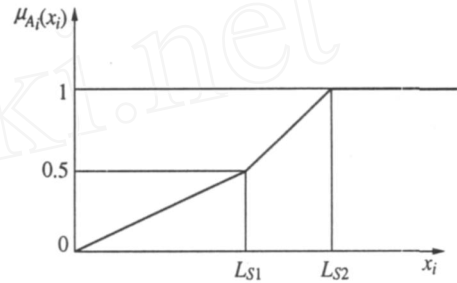


图 1 隶属度函数曲线

Dempster-Shafter(D-S)证据理论^[9]是目前决策层融合中最常用的一种方法。它建立了广义 Bayes 理论,根据人的推理模式,采用概率区间或不确定区间来决定多证据下假设的似然函数。

对于两重假设问题。设每个陈述对假设 A 的支持程度分别为 $m_1(A), m_2(A), \dots, m_n(A)$, 以及 $m_1(), m_2(), \dots, m_n()$, 且有

$$\begin{cases} m_1() = 1 - m_1(A) \\ m_2() = 1 - m_2(A) \\ \dots \\ m_n() = 1 - m_n(A) \end{cases} \quad (5)$$

由数学归纳法可以证明得到

$$m^n(A) = 1 - \prod_{i=1}^n m_i() \quad (6)$$

在文中,对于两重假设问题,则集合 A 为“故障 F 发生”,则集合 \bar{A} 为 A 的补集,即“故障 F 不发生”。因此,可以根据规则综合可信度 CF_i 来确定每个证据(即每个油样检测数据)对集合 A (故障 F 发生)的支持程度,然后运用 D-S 证据理论实现对各种证据支持程度的融合,得到融合诊断结果。

2 融合诊断新方法在航空发动机磨损故障综合监控中的应用

2.1 航空发动机磨损故障综合监控的必要性

通过滑油监控,可以在航空发动机出现重大故障之前诊断出部件早期失效及潜在故障,从而降低故障损失及事故发生率。滑油监控方法各有所长,但单一滑油监控技术的诊断准确率有限,往往容易造成一些故障类型的漏报。滑油光谱监控是目前最

具代表性的航空滑油监控技术,能有效监测绝大部分磨损类故障产生的各种磨粒,但对于滑油中因轴承疲劳失效产生的较大尺寸(大于 10 μm)剥落产物检测效率较低。

对于航空发动机而言,主轴轴承的疲劳失效引起的发动机故障对飞行安全影响极大,也是最难预报的发动机故障类型。在滑油光谱监控基础上,引入与之互补的能有效监测滑油中较大磨粒的大磨粒滑油监控手段,通过采取多技术综合监控和融合诊断技术,是提高滑油监控故障诊断准确率的有效途径。

典型的与滑油光谱互补的大磨粒监控技术包括铁谱分析、自动磨粒检测、X 荧光能谱分析(EDXRF)和滑油滤和磁塞(金属屑信号器)分析等。其中,铁谱技术能直观地验证滑油较大铁磁性磨粒的形貌和类型,但缺点是检测时间较长,检测结果定量效果较差,检测效果依赖操作人员的技能和经验。自动磨粒检测技术是一种智能化油液监控技术,检测结果为通过自动识别的颗粒数量、磨粒类型及尺寸分布,兼具铁谱分析和颗粒度检测的优点,但缺点是不能识别颗粒的元素成分。铁谱技术和自动磨粒检测技术均能有效监测滑油中较大尺寸磨粒,可与光谱分析技术互补。但由于自动磨粒检测技术兼具铁谱分析和颗粒计数的主要优点,且自动化和智能化程度高,因此通过综合比较可见,应用光谱分析与自动磨粒检测技术对航空发动机实施滑油综合监控,是弥补滑油监控单项技术局限性,有效预报各种磨损类发动机故障的最佳技术组合。

2.2 某型发动机滑油系统的磨损类故障特点

某型发动机润滑系统中的主要摩擦副集中在主轴轴承、附件传动机匣、滑油附件(回油泵)以及离心通风器等部位。摩擦副的材料主要有钢、铜合金、铝镁合金、铝合金和钛合金等。该型发动机主轴轴承失效的故障率较高,其中 3 号和 5 号支点轴承由于设计缺陷,润滑条件恶劣,易发生疲劳失效,严重威胁飞行安全。对该型发动机通过滑油光谱监控,已成功预报数十起磨损类故障,故障集中在主轴轴承、附件传动机匣的小轴承、离心通风器以及滑油泵等部位。但由于采用单一的滑油光谱监控手段,多起因主轴轴承疲劳失效引起的涡轮轴抱轴或断轴事故没能有效预报。主轴轴承疲劳失效故障预报难的问题以成为困扰该型发动机安全使用的难点之一。

2.3 综合监控中的磨损故障融合诊断

采用 MOA 型油液光谱分析仪和 LaserNet Fines-C(LNF)自动磨粒检测仪分别对滑油样进行光谱和

磨粒监控。光谱分析可检测滑油中包括 Fe、Cu、Al、Mg、Ti、Cr、Ag 等磨损元素的含量及变化趋势;LNF 自动磨粒检测仪综合应用激光成像技术和人工智能技术表征磨屑颗粒,可将主体尺寸大于 20 μm 的全部颗粒计算形状特性并将金属磨粒按磨损类型自动识别,区分出切削磨粒、疲劳磨粒、严重滑动磨粒等。

设定滑油综合监控数据包括磨粒数据和光谱数据,其中磨粒数据包括:切削磨粒浓度、严重滑动磨粒浓度、疲劳磨粒浓度;光谱数据包括:Fe 元素浓度和 Cu 元素浓度。磨粒数据单位为(个/毫升),光谱数据为 ppm。

设定诊断故障模式为“轴承疲劳失效发生”。

根据规则推理的诊断方式,由本文滑油综合监控数据,可以建立如下诊断规则。即

规则 1 IF “切削磨粒浓度异常”(CF_{E1}) then “轴承疲劳失效发生”(CF_{R1}) [CF₁]

规则 2 IF “严重滑动磨粒浓度”(CF_{E2}) then “轴承疲劳失效发生”(CF_{R2}) [CF₂]

规则 3 IF “疲劳磨粒浓度”(CF_{E3}) then “轴承疲劳失效发生”(CF_{R3}) [CF₃]

规则 4 IF “Fe 元素浓度”(CF_{E4}) then “轴承疲劳失效发生”(CF_{R4}) [CF₄]

规则 5 IF “Cu 元素浓度”(CF_{E5}) then “轴承疲劳失效发生”(CF_{R5}) [CF₅]

其中:CF_{Ei} (i = 1, 2, ..., 5)为滑油综合监控数据为异常的可信度,即为证据 i 的可信度;CF_{Ri} (i = 1, 2, ..., 5)为每条规则的可信度。如果认为每种数据异常的情况下一定可以推出“轴承疲劳失效发生”这一结论,则 CF_{Ri} = 1 (i = 1, 2, ..., 5)。事实上,不同的检测数据推出故障的置信度通常是不同的,因此,CF_{Ri} 可根据实际情况取其他在 0 到 1 之间的任意值。CF_i (i = 1, 2, ..., 5)为每条规则综合可信度。即

$$CF_i = CF_{Ei} \times CF_{Ri} (i = 1, 2, \dots, 5) \quad (7)$$

在实际使用中,根据统计分析和实际使用经验,确定出的磨损界限值如表 1 所示。

表 1 各种油样数据的界限值

数据类型	数据征兆	警告限	异常限
光谱数据	铁浓度	6 ppm	8 ppm
	铜浓度	4 ppm	6 ppm
磨粒数据	切削磨粒数	10 个/毫升	30 个/毫升
	严重滑动磨粒数	10 个/毫升	30 个/毫升
	疲劳磨粒数	10 个/毫升	30 个/毫升

因此,由式(4)可以得到证据的可信度 CF_{Ei} ,在 CF_{Ri} 给定的条件下,可以由式(1)得到综合可信度 CF_i ,并以此作为每个证据(即每个油样检测数据)对集合 A(轴承疲劳失效)的支持程度,按式(5)和式(6)即可得到最终融合诊断结果。

但是,规则的可信度 $CF_{Ri} (i=1, 2, \dots, 6)$ 需要根据经验确定,本文的磨粒数据考虑了切削磨粒浓度、严重滑动磨粒浓度及疲劳磨粒浓度 3 个证据(征兆),因此确定 $CF_{R1} = CF_{R2} = CF_{R3} = 1/3 \approx 0.3$,在光谱数据中考虑 Fe 元素和 Cu 元素含量,两个证据(征兆),因此确定 $CF_{R4} = CF_{R5} = 1/2$ 。

3 诊断实例

3.1 某故障发动机的典型诊断案例

某故障发动机的典型滑油光谱数据和自动磨粒检测数据如表 2 和表 3。界限值如表 1 所示,从表 2 可以看出,光谱监控数据铁含量浓度值超过警告值,铜含量正常。从表 3 可以看出,自动磨粒检测数据中,疲劳磨粒浓度超过异常限值,切削磨粒和严重滑动磨粒浓度均超过警告值。

表 2 待诊断油样的光谱数据

元素	Fe	Cu
浓度 (ppm)	6.7	0.7

表 3 待诊断油样的 LNF 磨粒检测数据

切削磨粒 (个/毫升)	严重滑动磨粒 (个/毫升)	疲劳磨粒 (个/毫升)
23	20	38

运用本文证据可信度的计算方法,由式(3)和式(4)可以得到“磨粒检测数据”和“光谱检测元素”异常的证据可信度 $CF_{Ei} (i=1, 2, \dots, 6)$ 。再根据本文确定的规则可信度 $CF_{Ri} (i=1, 2, \dots, 6)$,根据式(1)可以得到证据——“磨粒检测数据”和“光谱检测元素”对“轴承疲劳失效发生”的支持程度。最后根据式(5)和式(6),融合各证据信度。

相关计算结果如表 4 所示。在表 4 中可以看出,由于光谱监控数据铁含量浓度值超过警告值。磨粒检测数据中,疲劳磨粒浓度超过异常限值,切削磨粒和严重滑动磨粒浓度均超过警告值。多个证据支持了“轴承疲劳失效发生”这一结果。融合诊断结果为 0.741,比较单项诊断结果,可以发现,磨粒分析对故障的检测更加灵敏,而光谱数据对故障的检测力较

差。显然,最后的融合结果反映了多个证据的综合决策结果,比单项证据的检测结果更加可靠和稳定。因此,诊断结论反映了本文方法的有效性。

表 4 待诊断油样的融合诊断结果

证据	CF_E	CF_R	CF	融合诊断结果
切削磨粒	0.825	0.30	0.248	0.741
严重滑动磨粒	0.750	0.30	0.225	
疲劳磨粒	1.00	0.30	0.30	
Fe 浓度	0.675	0.50	0.338	
Cu 浓度	0.0875	0.50	0.044	

3.2 发动机磨损故障的发展过程诊断

3.2.1 磨粒监控成功预报的故障发动机

3 台因主轴轴承疲劳失效损坏的发动机,如:1088#发动机、3006#发动机和 3015#发动机,从故障发生前几个飞行日起,滑油中各种磨粒浓度较高,且呈明显增长趋势。故障发生前一个飞行日的滑油样,磨粒总浓度均超过 100 个/毫升。结果见表 5~表 7。上述故障发生前,光谱分析数据正常。上述结果可见,对于因轴承疲劳失效引起的发动机故障,通过自动磨粒检测可有效预报,而通过光谱监控较难成功预报。

表 5 1088#发动机滑油检测结果

运行时间 (h)	LNF 监控数据 (个/毫升)			SOA 监控数据 (ppm)		融合诊断结果
	切削磨粒	严重滑动磨粒	疲劳磨粒	Fe	Cu	
73	0	7	10	0.8	0.6	0.347
79	0	4	4	0.8	0.2	0.167
82	0	0	6	1.2	0.3	0.152
88	17	16	34	1.8	0.5	0.597
90	29	28	31	1.7	0.4	0.679
96	31	30	39	2.1	0.3	0.693
98	27	26	53	2.5	0.3	0.675

表 6 3006#发动机滑油检测结果

运行时间 (h)	LNF 监控数据 (个/毫升)			SOA 监控数据 (ppm)		融合诊断结果
	切削磨粒	严重滑动磨粒	疲劳磨粒	Fe	Cu	
223	23	38	53	3.6	1.9	0.724
233	33	46	126	4.3	1.9	0.752

表 7 3015#发动机机油检测结果

运行时间 (h)	LNF 监控数据 (个 毫升)			SOA 监控数据 (ppm)		融合诊断结果
	切削磨粒	严重滑动磨粒	疲劳磨粒	Fe	Cu	
370	21	39	54	1.2	0.6	0.681
377	44	48	76	2.9	0.6	0.710
379	35	42	78	3.7	0.6	0.721

根据融合诊断方法,融合诊断结果如表 5~表 7 所示。从融合诊断结果可以发现,融合诊断结果反映了故障发生的趋势,随着发动机运行时间的增加,融合诊断结果表现出了逐渐增大的趋势,当光谱和铁谱数据均正常时,融合诊断结果均小于 0.5,当油样数据出现超标时,融合诊断结果大于 0.5。而且,当更多油样数据超标时,表明支持故障发生的证据增多,融合诊断的结果逐渐增大(见表 6 和表 7)。

由此可见,对于仅仅磨粒数据超标而光谱数据正常的情况下,融合诊断结果也给出了准确的诊断结果,预报出了故障的发生。

3.2.2 磨粒和光谱监控均成功预报的故障发动机

表 8 为机油光谱和磨粒监控均成功预报的 8 台故障发动机油样数据,在单项诊断中,磨粒数据和光谱数据均预示出了故障的发生。

表 8 光谱监控成功预报的 8 台故障发动机机油监测结果

发动机编号	LNF 监控数据 (个 毫升)			SOA 监控数据 (ppm)		融合诊断结果
	切削磨粒	严重滑动磨粒	疲劳磨粒	Fe	Cu	
3017	33	48	52	6.4	1.2	0.778
2032	29	39	49	1.8	6.1	0.840
3116	9	39	37	6.2	0.8	0.708
3021	11	45	74	7.1	5.0	0.842
2276	23	41	29	3.1	5.6	0.821
1098	17	19	29	13.2	0.8	0.793
3062	52	75	196	16.8	3.1	0.905
3104	11	35	23	8.0	0.9	0.791

利用本文融合诊断方法,融合诊断结果如表 8 所示。从表 8 中可以看出,在磨粒数据和光谱数据均超标的情况下,表明有更多的证据支持故障的发生。因此,融合诊断结果表现出了更高的可信度,如表 8 中的 3062#发动机,其 LNF 磨粒监控数据均达

到异常,SOA 光谱监控数据中 Fe 元素含量达到异常限,Cu 元素含量接近警告限,因此,融合诊断结果为 0.905。其他情况下的融合诊断结果可以进行类似分析。总之,更多的油样数据超标,故障发生的概率将更大。

4 结论

(1) 提出了一种新的磨损故障融合诊断方法,该方法设定磨损故障为双重假设问题,利用油样检测界限值,构造了“油样检测结果异常”的隶属度函数,并以此获取各证据的可信度;同时,建立了“故障”与“油样检测参数异常”之间的规则,根据经验,确定了规则可信度,利用规则可信度和证据可信度的乘积得到规则综合置信度,并以此作为 D-S 证据理论中各证据对结果的支持程度,最后利用 D-S 证据理论得到融合诊断结果。

(2) 将融合诊断新方法应用于航空发动机磨损故障的综合监控,实现了光谱数据和磨粒分析数据的融合诊断,结果表明了本文融合诊断方法的正确有效性。

(3) 由于多故障问题可以转换为多个基于双重假设的单故障诊断问题,因此,本文方法很容易推广到多故障诊断。同时,通过构造不同的隶属度函数和确定不同的规则可信度值,可以得到满足不同情况下的诊断结果。因此,本文方法具有普遍适用性。

[参考文献]

- [1] 虞和济,韩庆大,李沈等.设备故障诊断工程[M].北京:冶金工业出版社,2001
- [2] 赵方,谢友柏,柏子游.油液分析多技术集成的特征与信息融合[J].摩擦学学报,1998,18(1):45~52
- [3] 严新平,谢友柏,萧汉梁.摩擦学故障种类诊断的 D-S 信息融合研究[J].摩擦学学报,1999,19(2):145~150
- [4] 陈果,左洪福,杨新.基于神经网络的多种油样分析技术融合诊断[J].摩擦学学报,2003,23(5)
- [5] 陈果,左洪福.发动机磨损故障的集成神经网络融合诊断[J].南京航空航天大学学报,2004,36(3)
- [6] 陈果.基于神经网络和 D-S 证据理论的发动机磨损故障融合诊断[J].航空动力学报,2005,20(2):303~308
- [7] 陈果.航空发动机磨损故障的智能融合诊断[J].中国机械工程,2005,16(4):299~302
- [8] 文振华,陈果.基于 D-S 证据理论的航空发动机的磨损故障智能融合诊断方法[J].机械科学与技术,2005,24(9):1018~1021
- [9] 权太范著.信息融合神经网络模糊推理理论与应用[M].北京:国防工业出版社,2002