

文章编号: 1000-8055(2009)01-0169-07

# 航空发动机滑油综合监控中的磨损故障 融合诊断研究

陈立波<sup>1</sup>, 宋兰琪<sup>1</sup>, 陈 果<sup>2</sup>

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

**摘 要:** 单一的滑油光谱监控手段容易漏报航空发动机磨损故障. 根据滑油光谱监控和自动磨粒检测互补的特点, 在某型航空发动机上实施滑油综合监控, 应用 Dempster-Shafer (D-S) 证据理论实现发动机磨损故障的融合诊断, 并开发出基于上述监控方法和信息融合诊断的滑油监控专家系统. 通过对实际诊断案例进行分析, 结果表明: 提出的滑油综合监控和融合诊断方法可有效解决该型发动机轴承故障预报的难题.

**关键词:** 航空发动机; 磨损故障; 综合监控; Dempster-Shafer 证据理论; 融合诊断; 专家系统  
**中图分类号:** V23 **文献标识码:** A

## Study on fusion diagnosis techniques of wear faults in synthesized monitoring of aero-engine

CHEN Li-bo<sup>1</sup>, SONG Lan-qi<sup>1</sup>, CHEN Guo<sup>2</sup>

- (1. Beijing Aeronautical Technology Research Center, Beijing 100076, China;
2. Civil Aviation College,  
Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

**Abstract:** Although spectrometric oil analysis (SOA) is a widely applied technique for wear condition monitoring of lubricating system, this single monitoring technique is difficult to accurately predict some damages or failures in oil wetted system including bearing fatigues of aero-engine. In this paper, two techniques including SOA and auto debris classifier were applied to synthetically monitor a certain aero-engine, the Dempster-Shafer (D-S) evidence theory was used to implement fusion diagnosis, and an engine oil monitoring expert system was developed to carry out fusion diagnosis. Finally, some examples were analyzed; the results indicate that synthesized monitoring and fusion diagnosis is an important approach to increase the reliability for forecasting failures of aero-engine.

**Key words:** aero-engine; wear fault; synthesize monitoring;  
Dempster-Shafer (D-S) evidence theory; fusion diagnosis; expert system

通过滑油监控, 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, 对于降低故障损失及事故发生率具有重要意义. 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滑油监控技术, 能有效

收稿日期: 2007-12-27; 修订日期: 2008-04-10

作者简介: 陈立波(1972-), 男, 浙江宁波人, 高级工程师, 博士, 主要从事航空油液监控技术的研究.

E-mail: chenlb72@gmail.com

监测航空发动机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 $10\mu\text{m}$ )剥落产物检测效率低下<sup>[1-2]</sup>。针对发动机主轴轴承疲劳失效难以通过单一的滑油光谱监控及时预报的问题,采用滑油光谱监控和与之互补的大磨粒滑油监控技术,对发动机进行滑油综合监控和融合诊断,是提高发动机滑油监控故障诊断成功率的有效途径。

Dempster-Shafer 证据理论(简称 D-S 证据理论)在故障诊断领域已经获得了成功的应用<sup>[3-7]</sup>。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,另外证据理论还可以不需要先验概率和条件概率密度。本文将 D-S 证据理论引入航空发动机滑油综合监控技术中,同时针对某型发动机开发出滑油监控专家系统,实现磨损故障的融合诊断。最后,应用实际案例对本文方法的有效性进行了分析。

## 1 滑油综合监控技术

与光谱分析互补的典型滑油大磨粒监控技术主要包括:铁谱分析,自动磨粒检测,X 荧光光谱分析(EDXRF)和滑油滤(或磁塞、金属屑信号器)磨屑分析等,其中铁谱技术和自动磨粒检测技术较为成熟。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较大磨粒类型、浓度、尺寸分布,以及颗粒污染度,但不能识别颗粒的元素成分。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,因此通过综合比较认为,采用光谱分析和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滑油监控最佳技术组合。

## 2 滑油综合监控在某型发动机的应用

### 2.1 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)等部

位。摩擦副材料主要有钢、铜合金、铝镁合金等。该型发动机主轴轴承失效的故障率较高,其中 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,故障部位集中在主轴轴承、附件传动机匣的小轴承以及滑油泵等部位。根据该型发动机的故障规律和实际故障统计,当滑油中产生大量大磨粒时,轴承疲劳失效为最主要的失效模式。但由于以往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及时预报。主轴轴承疲劳失效预报难的问题一直是困扰该型发动机安全使用的难点之一。

### 2.2 滑油综合监控

采用 MOA 型油液光谱分析仪和 Laser net 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 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 $20\mu\text{m}$ 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(Cutting)磨粒、疲劳(Fatigue)磨粒、严重滑动(Severe sliding)磨粒等。

### 2.3 正常发动机滑油样分析

正常发动机滑油样中,光谱数据全部正常;LNF 检测结果中,大于 $20\mu\text{m}$ 的各种类型磨粒浓度,如切削磨粒、严重滑动磨粒以及疲劳磨粒浓度一般小于 $10$ 个/mL,总磨粒浓度远低于 $60$ 个/mL。可见,当光谱分析和磨粒检测数据均较低时,发动机滑油系统工作正常。

### 2.4 故障发动机滑油样分析

#### 2.4.1 因轴承疲劳失效损坏的发动机

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/mL。结果详见表 1~表 3。上述故障发生前,光谱分析数据正常。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 1 1088 # 发动机滑油检测结果

Table 1 Monitoring data of oil samples from engine 1088 #

发动机工作 时间/h	自动磨粒检测数据				光谱数据	
	切屑磨粒/ (个/mL)	严重滑动磨粒/ (个/mL)	疲劳磨粒/ (个/mL)	总磨粒/ (个/mL)	Fe/ $10^{-6}$	Cu/ $10^{-6}$
73	0	7	10	17	0.8	0.6
79	0	4	4	8	0.8	0.2
82	0	0	6	6	1.2	0.3
88	17	16	34	67	1.8	0.5
90	29	28	31	88	1.7	0.4
96	31	30	39	100	2.1	0.3
98	27	26	53	106	2.5	0.3

表 2 3006 # 发动机滑油检测结果

Table 2 Monitoring data of oil samples from engine 3006 #

发动机工作 时间/h	自动磨粒检测数据				光谱数据	
	切屑磨粒/ (个/mL)	严重滑动磨粒/ (个/mL)	疲劳磨粒/ (个/mL)	总磨粒/ (个/mL)	Fe/ $10^{-6}$	Cu/ $10^{-6}$
223	23	38	53	114	3.6	1.9
233	33	46	126	205	4.3	1.9

表 3 3015 # 发动机滑油检测结果

Table 3 Monitoring data of oil samples from engine 3015 #

发动机工作 时间/h	自动磨粒检测数据				光谱数据	
	切屑磨粒/ (个/mL)	严重滑动磨粒/ (个/mL)	疲劳磨粒/ (个/mL)	总磨粒/ (个/mL)	Fe/ $10^{-6}$	Cu/ $10^{-6}$
370	21	39	54	114	1.2	0.6
377	44	48	76	148	2.9	0.6
379	35	42	78	155	3.7	0.6

#### 2.4.2 光谱监控成功预报的故障发动机

滑油光谱监控成功预报的 8 台磨损类故障发动机滑油样,通过 LNF 检测,大于  $20\mu\text{m}$  的各种类型磨粒浓度较高,总磨粒浓度一般超过 60 个/

mL,结果详见表 4.分析结果可见,对于轴承疲劳失效以外的其它磨损类故障,自动磨粒检测和光谱分析均能有效预报.

表4 光谱监控成功预报的8台故障发动机滑油监测结果  
Table 4 Monitoring data of oil samples from 8 engines with potential malfunction

发动机 编号	自动磨粒检测数据				光谱数据	
	切屑磨粒/ (个/mL)	严重滑动磨粒/ (个/mL)	疲劳磨粒/ (个/mL)	总磨粒/ (个/mL)	Fe/ $10^{-6}$	Cu/ $10^{-6}$
3017 #	33	48	52	133	6.4	1.2
2032 #	29	39	49	117	1.8	6.1
3116 #	9	39	37	85	6.2	0.8
3021 #	11	45	74	130	7.1	5.0
2276 #	23	41	29	93	3.1	5.6
1098 #	17	19	29	65	13.2	0.8
3062 #	52	75	196	323	16.8	3.1
3104 #	11	35	23	69	8.0	0.9

注:该型发动机铁浓度警告值  $6.0 \times 10^{-6}$ , 浓度异常值  $8.0 \times 10^{-6}$ ; 铜浓度警告值  $4.0 \times 10^{-6}$ , 浓度异常值  $6.0 \times 10^{-6}$ .

上述滑油样的分析结果表明,通过采用光谱和自动磨粒检测两种手段进行滑油综合监控,可有效监控某型发动机滑油系统中,包括轴承疲劳失效在内的各种类型磨损故障。

### 3 基于滑油综合监控的故障融合 诊断算法

本文设定滑油综合监控数据包括光谱数据和自动磨粒检测数据,其中光谱数据包括:Fe元素浓度和Cu元素浓度;自动磨粒数据包括:切削磨粒浓度、严重滑动磨粒浓度、疲劳磨粒浓度、总磨粒浓度。本文设定诊断故障模式为“轴承疲劳失效”进行计算。针对其它设定的故障模式(如滑油泵磨损等)的算法可以此类推。

根据规则推理的诊断方式,由滑油综合监控数据,可以建立如下诊断规则。即

R1: IF “切削磨粒浓度异常”(CF<sub>E1</sub>) then “轴承疲劳失效”(CF<sub>R1</sub>) [CF<sub>1</sub>]

R2: IF “严重滑动磨粒浓度异常”(CF<sub>E2</sub>) then “轴承疲劳失效”(CF<sub>R2</sub>) [CF<sub>2</sub>]

R3: IF “疲劳磨粒浓度异常”(CF<sub>E3</sub>) then “轴承疲劳失效”(CF<sub>R3</sub>) [CF<sub>3</sub>]

R4: IF “总磨粒浓度异常”(CF<sub>E4</sub>) then “轴承疲劳失效”(CF<sub>R4</sub>) [CF<sub>4</sub>]

R5: IF “Fe元素浓度异常”(CF<sub>E5</sub>) then “轴承疲劳失效”(CF<sub>R5</sub>) [CF<sub>5</sub>]

R6: IF “Cu元素浓度异常”(CF<sub>E6</sub>) then “轴承疲劳失效”(CF<sub>R6</sub>) [CF<sub>6</sub>]

其中CF<sub>E<sub>i</sub></sub> ( $i=1,2,\dots,6$ )为监控数据为异常时的可信度,即为证据*i*的可信度;CF<sub>R<sub>i</sub></sub> ( $i=1,2,\dots,6$ )为每条规则的可信度。本文认为,如果存在监控数据异常的情况下一定可以推出“轴承疲劳失效”这一结论,则可设定CF<sub>R<sub>i</sub></sub> ( $i=1,2,\dots,6$ )。事实上,每个监控数据不能直接推出“轴承疲劳失效”结论,因此,CF<sub>R<sub>i</sub></sub>应根据实际情况取0到1之间不同的任意值。CF<sub><sub>i</sub></sub> ( $i=1,2,\dots,6$ )为每条规则的综合可信度。即

$$CF_i = CF_{E_i} \times CF_{R_i},$$

$$(i=1,2,\dots,6) \quad (1)$$

为计算油样检测数据异常(即各条证据)的可信度,本文引入模糊集合概念,设滑油综合监控数据异常为一模糊子集A<sub><sub>i</sub></sub> ( $i=1,2,\dots,6$ ),通过确定隶属度函数,可以得到实际检测数据对A<sub><sub>i</sub></sub>的隶属度 $\mu_{A_i}(x_i)$ , ( $i=1,2,\dots,6$ ),此时,可以用隶属度 $\mu_{A_i}(x_i)$ , ( $i=1,2,\dots,6$ )来作为证据的可信度,即

$$CF_{E_i} = \mu_{A_i}(x_i), \quad (i=1,2,\dots,6) \quad (2)$$

根据实际情况,对于磨粒数据,通常设定一个

异常界限值  $L_w$ , 可以确定其隶属度函数如式 (3), 其隶属度曲线如图 1 所示.

$$\mu_{A_i}(x_i) = \begin{cases} \frac{x_i}{L_w}, & (1 < x_i < L_w) \\ 1, & (x_i > L_w) \end{cases} \quad (i = 1, 2, 3, 4) \quad (3)$$

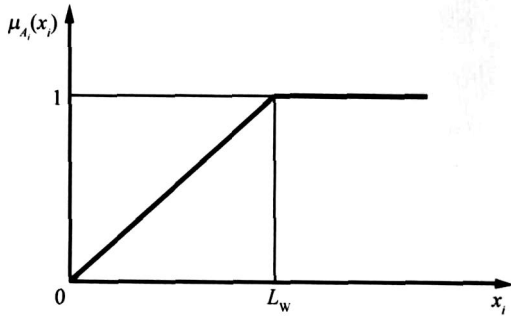


图 1 磨粒数据隶属度函数

Fig. 1 Function of subjection degree for wear debris monitoring

根据实际情况,对于光谱数据,通常设定两个界限值,即警告值  $L_{S1}$  和异常值  $L_{S2}$ , 因此可以确定其隶属度函数如式 (4), 其隶属度曲线如图 2 所示.

$$\mu_{A_i}(x_i) = \begin{cases} \frac{x_i}{L_{S1}}, & (0 < x_i < L_{S1}) \\ 0.5 \times \frac{x_i - L_{S1}}{L_{S2} - L_{S1}} + 0.5, & (L_{S1} < x_i < L_{S2}) \\ 1, & (x_i > L_{S2}) \end{cases} \quad (i = 5, 6) \quad (4)$$

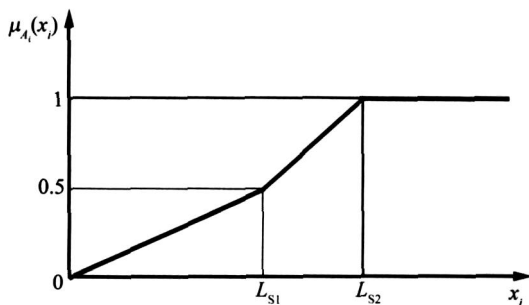


图 2 光谱数据隶属度函数

Fig. 2 Function of subjection degree for SOA monitoring

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  $m_1(A)$ ,  $m_2(A)$ , ...,  $m_n(A)$ , 以及  $m_1(\bar{A})$ ,  $m_2(\bar{A})$ , ...,  $m_n(\bar{A})$ , 且有

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

由数学归纳法可以证明得到

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

在本文,对于两重假设问题,则集合  $A$  为“轴承疲劳失效”,集合  $\bar{A}$  为  $A$  的补集. 因此,可以根据规则综合可信度来确定每个证据(陈述),即每个油样检测数据对集合  $A$  (轴承疲劳失效)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.

## 4 故障融合诊断

### 4.1 诊断流程

根据某型航空发动机的故障特点,开发了发动机滑油监控专家系统 EOMES1.0 (Engine oil monitoring expert system 1.0). 该系统是诊断型专家系统,运用了基于知识规则的专家系统开发策略<sup>[8]</sup>,由知识库、数据库、推理机、解释系统和知识获取系统等组成. 在故障诊断过程中融合了光谱分析和自动磨粒检测等多种监控信息,实施基于多源信息的融合诊断. 用户通过过程的需要,将知识库的征兆信息传送给推理机,推理机根据诊断过程的需要,对知识库中的各条知识及全局数据库中的各项事实进行搜索或继续向用户索要征兆信息,诊断结果通过人机接口返回给用户,并根据诊断结论给出发动机维护的建议措施.

诊断过程中,专家系统首先将光谱数据和磨粒数据信息分别进行单项诊断,提取出信息的征兆集,再结合不同监控方法的监控阈值,得到各监控数据对故障支持的可信度,最后利用 D-S 证据理论进行决策层的信息融合,对发动机状态最终融合评判,提出维修建议. 基于滑油光谱和自动磨粒检测的发动机滑油综合监控的融合诊断过程如图 3 所示.

D-S 证据理论<sup>[6]</sup>是目前决策层融合中最常用

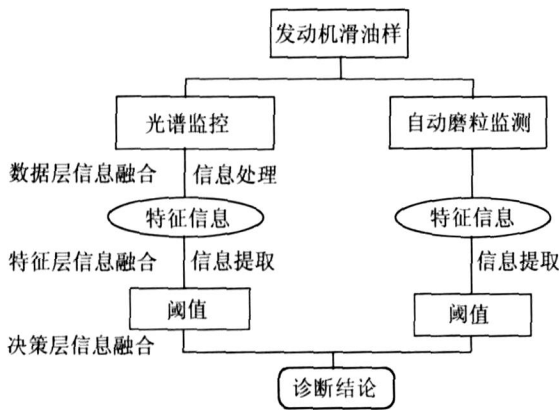


图3 发动机滑油监控信息融合诊断过程

Fig. 3 Sketch map of fusion diagnosis for engine oil monitoring

#### 4.2 诊断实例

因主轴轴承疲劳失效的某故障发动机,光谱监控数据中 Fe 含量浓度值达到  $6.7 \times 10^{-6}$ , 超过警告值,其它元素征兆正常;自动磨粒检测数据中,疲劳磨粒浓度达到 38 个/mL,总磨粒浓度达到 81 个/mL,均超过异常值,其它征兆正常。

运用本文证据可信度的计算方法,由式(3)可以得到磨粒检测数据对轴承疲劳失效故障的支持程度,由式(4)可以计算出光谱检测元素对轴承疲劳失效故障的支持程度,由式(6)采用 D-S 证据理论融合各证据信度。相关计算结果如表 5 所示。在表 5 中,根据各种检测方法对于诊断轴承疲劳失效故障的有效性不同,选取了不同规则的可信度数值  $CF_R$ ,其中考虑到自动磨粒数据对于检测

表5 待诊断油样的融合诊断结果

Table 5 Fusion diagnosis results of oil sample

证据	$CF_E$	$CF_R$	$CF$	融合诊断结果 (针对“轴承疲劳失效”的可信度)
Fe 浓度	0.68	0.50	0.34	
Cu 浓度	0.18	0.50	0.09	
切削磨粒浓度	0.77	0.30	0.23	
严重滑动磨粒浓度	0.67	0.30	0.20	0.93
疲劳磨粒浓度	1.00	0.50	0.50	
总磨粒浓度	1.00	0.60	0.60	

注:  $CF_E$  为滑油监控数据为异常的可信度;  $CF_R$  为规则的可信度;  $CF$  为规则的综合可信度。

轴承疲劳失效故障更有效,所以设置得最高,而总磨粒数的可信度较各类单项磨粒浓度要高,光谱数据次之。

从表 5 的诊断结果可以看出, D-S 证据理论融合诊断有效地融合了各种证据对故障的支持程度,融合后的故障置信度均比融合前要高,最终计算出发动机“轴承疲劳失效”的可信度达到 0.93。该发动机经返厂分解检查,发现其中一个主轴轴承的滚棒和内外钢套存在疲劳剥落。因此,诊断结论反映了本文方法的有效性。另外,在实际应用中,需要根据实际情况对各检测数据异常下对故障发生的规则可信度  $CF_R$  进行设置以获取更为可信的诊断结论,同时,各检测数据异常的证据可信度也可通过修改模糊隶属度函数来得到更恰当的诊断结论。

目前,基于滑油综合监控的故障融合诊断专家系统已在某型发动机上推广应用,成功预报了多起发动机轴承失效故障,为该型发动机的安全使用提供了可靠保障。

## 5 结论

1) 提出了基于滑油光谱分析和自动磨粒检测的综合监控技术,比较分析了磨粒诊断和光谱诊断对轴承疲劳失效故障诊断的有效性,表明了融合诊断能够有效解决某型发动机轴承故障预报的难题。

2) 提出了一种 D-S 证据理论融合诊断的支持信度的计算方法,通过实际案例进行了验证,表明了方法的有效性,同时开发出具有较强实用性的发动机滑油监控专家系统,对某型发动机实现了滑油综合监控和融合诊断。

## 参考文献:

- [1] Rhine W E, Saba C S, Kaufmann R E. Metal particle detection capabilities of rotating disk emission spectrometers [J]. Lubrication Engineering, 1986, 42(12): 755.
- [2] Hunt T M. Handbook of wear debris analysis and particle detection in liquids [M]. London: Elsevier Applied Science Publishers Ltd., 1993: 263.
- [3] Dempster A P. Upper and lower probabilities induced by a multi-valued mapping[J]. Annals of Mathematical Statistics, 1967, 38: 325-339.
- [4] 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.  
CHEN Guo. Intelligent fusion diagnosis of aero-engine wear faults[J]. China Mechanical Engineering, 2005, 16(4): 299-302. (in Chinese)

- [ 5 ] 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.  
CHEN Guo. Fusion diagnosis of engine wearing fault based on neural networks and D-S evidence theory [J]. Journal of Aerospace Power, 2005, 20(2): 303-308. (in Chinese)
- [ 6 ] 朱大奇,于盛林. 基于 D-S 证据理论的数据融合算法及其在电路故障诊断中的应用[J]. 电子学报, 2002, 30(2): 153-155.  
ZHU Daqi, YU Shenglin. Data fusion algorithm based on D-S evidential theory and its application for circuit fault diagnosis [J] Acta Electronica Sinica, 2002, 30(2): 153-155. (in Chinese)
- [ 7 ] 田亮,常太华,曾德良,等. 基于典型样本数据融合方法的锅炉制粉系统故障诊断[J]. 热能动力工程, 2005, 20(2):163-166.  
TIAN Liang, CHANG Taihua, ZENG Deliang, et al. Fault diagnosis of a boiler milling system on the basis of a typical-swath data fusion method [J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power, 2005, 20(2): 163-166. (in Chinese)
- [ 8 ] 宋兰琪,汤道宇,陈立波,等. 发动机滑油光谱专家系统知识库建立[J]. 航空学报, 2000, 21(5): 453-457.  
SONG Lanqi, TANG Daoyu, CHEN Libo, et al. Knowledge base building in the expert system of aircraft engine spectrometric oil analysis [J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2000, 21(5): 453-457. (in Chinese)

www.cnki.net