

文章编号: 1000-8055(2003) 01-0114-05

# 基于 D-S 证据理论的磨粒识别

李艳军, 左洪福, 吴振锋, 陈 果  
(南京航空航天大学 民航学院, 江苏 南京 210016)

摘要: 基于 D-S 证据理论的信息融合方法应用于磨损颗粒的自动识别, 编制了相应的计算机识别程序。在对磨粒图象的形态特征参数进行筛选和统计分析的基础上, 确定了各参数的统计容许限和决策基元概率。通过对一组标准磨粒的模拟识别试验, 显示该方法具有算法简单、运行可靠、识别正确率高以及识别速度快的优点。

关键词: 航空、航天推进系统; D-S 证据理论; 信息融合; 油液分析; 磨粒识别  
中图分类号: TH117.3; Q811 文献标识码: A

## Wear Particles Identification Based on Dempster-Shafer Evidential Reasoning

LI Yan-jun, ZUO Hong-fu, WU Zheng-feng, CHEN Guo

(Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

**Abstract:** As an important method of information fusion technology, the theory of Dempster-Shafer (D-S) evidential reasoning has been applied to many areas such as automation, image analysis and object identification and so on. In this paper, the method of D-S evidential reasoning is introduced into wear particles identification based on statistic selection and analysis of characteristic parameters of debris, and the statistic tolerance and decision-making probability of image parameters of wear particles are also given based on identification test. The program of auto-identification of wear particles has been made by means of Dempster-Shafer evidential reasoning, and a classifying experiment of wear particles by this method has been done. It is shown in the experiment that the identification accuracy of debris by D-S evidential reasoning is very good, and the speed of classification is very fast.

**Key words:** aerospace propulsion; D-S evidential reasoning; data fusion; oil analysis; wear particles identification

## 1 引 言

铁谱分析技术是 70 年代兴起的一项基于油液分析的机械设备状态监测与故障诊断技术, 它通过对油液中的磨损颗粒进行识别和分析, 可以监测机器的运行状态和磨损故障, 具有高效、经济

的特点, 在机械设备的状态监控、故障诊断和预防性维修等方面得到广泛的应用。传统的磨粒分析通常由人工完成, 其主要缺点是工作量大、精度低、自动化程度差以及对分析人员的经验和水平要求较高等<sup>[1,2]</sup>。近年来, 随着图像处理、模式识别和人工智能技术的发展<sup>[3]</sup>, 计算机视觉、专家系

收稿日期: 2002- 05- 24; 修订日期: 2002- 10- 29

作者简介: 李艳军(1969- ), 男, 安徽界首人, 南京航空航天大学民航学院讲师, 在职博士生, 主要从事航空发动机状态监控与智能诊断技术研究。

统、神经网络等新的理论和方法不断被应用于磨粒的特征提取和自动识别,大大提高了磨粒分析技术的智能化程度<sup>[4]</sup>。然而这些方法也存在诸如系统过于复杂、研究者需要较高的专门知识等局限性。

D-S 证据理论是 Dempster 和他的学生 Shafer 于 1967 年首次提出的。作为信息融合技术中极其有效的一种不确定性推理方法,D-S 证据理论在如雷达目标识别<sup>[5]</sup>、似然推理<sup>[6]</sup>、缺省推理<sup>[7]</sup>等领域得到广泛应用。本文将这一方法引入到磨损颗粒的自动识别中,形成磨粒统计识别综合决策方法,较好地解决了一些分类特征相近的磨粒识别问题。

## 2 Dempster-Shafer 证据理论

设  $U$  表示证据信息  $X$  的所有可能取值的一个论域集合,且所有在  $U$  内的元素间是互不相容的,则称  $U$  为证据信息  $X$  的识别框架,亦称其为证据信息空间。对识别框架  $U$ ,若函数  $m: 2^U \rightarrow [0, 1]$  满足:

$$m(\Phi) = 0 \tag{1}$$

$$\sum_{A \subset U} m(A) = 1 \tag{2}$$

则称  $m(A)$  为事件  $A$  的基元概率赋值。

事实上,  $m(A)$  是定义在识别框架  $U$  的幂集上的从  $U$  的幂集到闭区间  $[0, 1]$  上的映射,表示对命题  $A$  的精确程度和直接支持。

对于证据信息  $X$  的所有子集合  $\{x_i | i = 1, 2, \dots, x_i \in X\}$  中任意元素  $x_i$  的基元概率为  $m(x_i)$ ,则事件  $A$  的置信度函数(Belief Function)和似然度函数(Plausibility Function)为:

$$\begin{aligned} \text{BEL}(A) &= \sum_{x_i \subset A} m(x_i) \\ (\forall A \subset U) \end{aligned} \tag{3}$$

$$\begin{aligned} \text{PLA}(A) &= 1 - \text{BEL}(\bar{A}) = \\ &\sum_{x_i \cap A \neq \Phi} m(x_i) \end{aligned} \tag{4}$$

置信度函数  $\text{BEL}(A)$  是对事件  $A$  的总信任度,表示事件  $A$  的所有子集的可能性度量之和;而似然度函数  $\text{PLA}(A)$  表示不否定事件  $A$  的信任度,是所有与  $A$  相交集合的基本概率赋值之和。这两者的取值区间为  $[0, 1]$ ,且有  $\text{BEL}(A) \leq \text{PLA}(A)$ ,而  $[\text{BEL}(A), \text{PLA}(A)]$  称为事件  $A$  的信任度区间,描述了事件  $A$  的不确定性。

对于识别框架  $U$  上的两个证据信息  $X$  和  $Y$ ,

其中的每个证据信息可以得到一个识别框架上的推理决策结果,这两个证据信息所得到的推理结果可能相互印证,也有可能相互矛盾或抵触。在识别框架  $U$  上有多个证据信息时,如何将这些证据信息进行有效的证据组合,得到最终的融合推理决策结果,就成为问题的关键。为此,可以引入证据理论的组合规则如下:

设  $X$  和  $Y$  是识别框架  $U$  上的两个相互独立的证据信息,  $\{x_i | i = 1, 2, \dots, x_i \in X\}$  和  $\{y_j | j = 1, 2, \dots, y_j \in Y\}$  分别是  $X$  和  $Y$  的所有子集合,  $m_1, m_2$  分别表示各自的基本概率赋值,而  $\text{BEL}_1$  和  $\text{BEL}_2$  则分别是  $X$  和  $Y$  的信任度函数,则有证据信息  $X$  和  $Y$  的组合结果  $m(\Theta) = m(X) \oplus m(Y)$  为:

$$m(\Theta) = \frac{\sum_{x_i \cap y_j = \Theta} m_1(x_i) m_2(y_j)}{1 - \sum_{x_i \cap y_j = \Phi} m_1(x_i) m_2(y_j)} \quad (\Theta \neq \Phi) \tag{5}$$

对式(5),若  $\Theta = \Phi$ ,则  $m(\Theta) = 0$ ;如果分母为零,即:

$$\sum_{x_i \cap y_j = \Phi} m_1(x_i) m_2(y_j) = 1 \tag{6}$$

则说明证据信息  $X$  和  $Y$  完全抵触,无法进行证据融合。

## 3 磨损颗粒及其形态参数

### 3.1 磨损颗粒的分类

根据其形态特征和产生机理可以把磨粒分为正常滑动磨粒、严重滑动磨粒、切削磨粒、疲劳剥块、球状磨粒、层状磨粒、红色氧化物、黑色氧化物等八大类(参见图 1)。大量关于磨损及磨粒形成的机理研究表明,不同的磨损状态和磨损类型会产生不同的磨粒,并各自具有相对固定的形态特征。例如,正常滑动磨粒是机器正常滑动磨损的结果,是由切混层局部剥离产生的,形状为薄片,尺寸为  $0.5 \sim 15 \mu\text{m}$ ;当接触表面应力过高而出现严重滑动磨损时会产生严重滑动磨粒,其粒度在  $15 \mu\text{m}$  以上,表面有划痕,通常有直的棱边,有时表面会出现因高速滑动引起的烧伤;切削磨粒是由于接触表面穿透而产生的,呈条状,粒度可从数微米到数十微米;疲劳剥块是高的接触压力和循环应力作用下,表面产生疲劳而形成的磨粒,粒度通常在  $15 \mu\text{m}$  以上,且具有光滑的表面和不规则的外形;球状磨粒产生于滚动轴承的疲劳裂纹内部,其粒度为  $1 \sim 5 \mu\text{m}$ ,呈球状;层状磨粒是磨粒粘

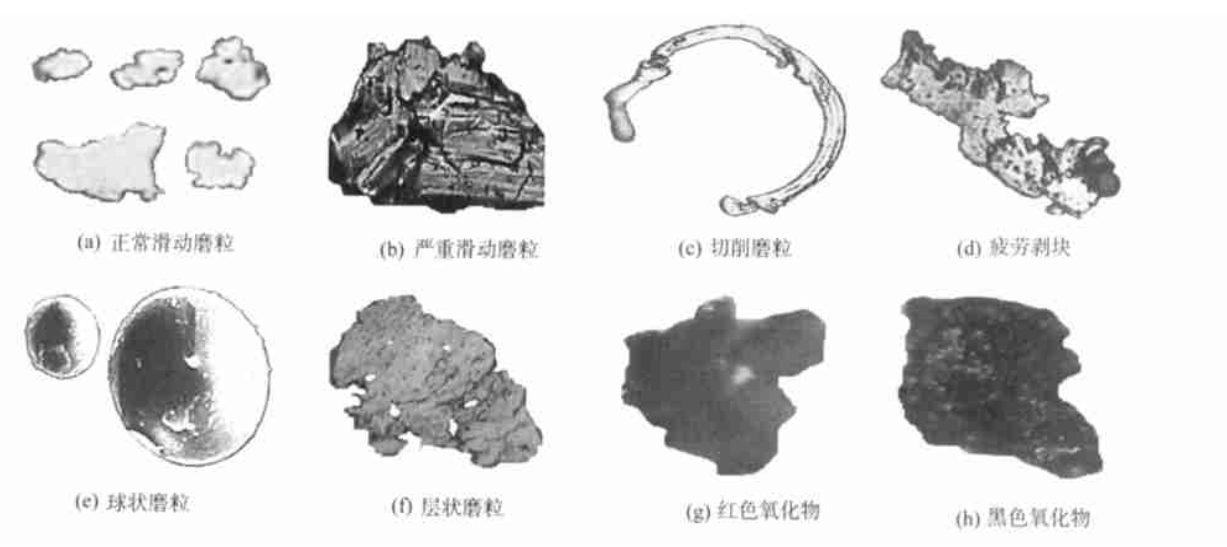


图 1 典型金属磨粒  
Fig.1 Typical wear particles

表 1 各类特征磨粒的特征参数分布范围

Table 1 Distribution of characteristic parameters of different wear particles

| 参 数   | 孔隙率         | 圆度       | 主轴长度   | 角二阶矩        | 梯度熵     | 曲折度       | 相关性(方差)   | 颜色特征量 $I_2$ (均值) |
|-------|-------------|----------|--------|-------------|---------|-----------|-----------|------------------|
| 正常滑动  | 0           | 1.0~2.1  | 1~12   | 0.002~0.013 | 0.8~1.1 | 0.13~0.18 | 0.05~0.12 | 1~13             |
| 严重滑动  | 0           | 1.2~2.3  | 35~128 | 0.004~0.014 | 0.6~0.9 | 0.03~0.06 | 0.04~0.07 | 8~27             |
| 切削磨粒  | 0           | 7.1~16.0 | 4~24   | 0.001~0.014 | 1.1~1.2 | 0.03~0.13 | 0.10~0.28 | - 8~0            |
| 疲劳剥块  | 0           | 1.8~4.2  | 25~62  | 0.003~0.010 | 0.7~1.0 | 0.06~0.16 | 0.01~0.04 | - 2~0            |
| 球状磨粒  | 0           | 1.0~1.5  | 1~8    | 0.003~0.009 | 0.5~0.8 | 0.01~0.02 | 0.02~0.08 | - 5~1            |
| 层状磨粒  | 0.003~0.024 | 1.9~2.1  | 40~58  | 0.006~0.009 | 0.6~0.8 | 0.08~0.14 | 0.03~0.09 | 3~30             |
| 红色氧化物 | 0           | 1.4~2.1  | 20~62  | 0.015~0.017 | 0.3~0.5 | 0.03~0.05 | 0.01~0.03 | 10~42            |
| 黑色氧化物 | 0           | 1.3~2.2  | 45~73  | 0.015~0.018 | 0.1~0.4 | 0.03~0.06 | 0.02~0.08 | - 2~8            |

注: 表中主轴长度单位为  $\mu\text{m}$ , 其他参数为无量纲数。

附于滚动元件表面后经二次碾压而成, 极薄且有孔洞, 粒度在  $20\sim50\ \mu\text{m}$  之间; 红色氧化物一般是当水进入润滑系统时生成的普通铁锈的形式; 而黑色氧化物则是润滑不良、存在过热的标志, 颗粒外观为表面粗糙不平的堆积物, 边缘能透过少量光。通过对磨粒的分析与识别, 可以推断出摩擦表面发生的磨损过程、部件的运行状态及其失效类型, 这正是基于磨粒分析方法进行状态监控和故障诊断的基本原理。

3.2 磨粒形态特征参数及其分布<sup>[8]</sup>

磨粒显微形态特征参数很多, 本文将磨粒参数分为尺寸参数( 主轴长度等)、形状参数( 圆度、边界曲折度等)、表面参数( 孔隙率、角二阶矩纹理、纹理的相关性、梯度熵纹理等) 和颜色参数( 彩

色特征  $I_1, I_2, I_3$ ) 四类<sup>[7]</sup>, 共 8 个参数来表征磨粒的形态特征, 这 8 个参数值组成的特征向量最大程度地刻画出磨粒的显微形态。所谓磨粒分析与识别就是对磨粒相应的特征向量进行分析与识别分类。

研究表明, 各类磨粒之间的形态参数值差异显著, 完全可以用于对其进行分类识别。例如: 对铁磁性的磨损颗粒, 正常滑动磨粒和球状磨粒的等效面积圆直径  $D$  一般小于  $10\ \mu\text{m}$ ; 层状磨粒的孔隙率  $E$  一般大于 0, 而其他种类磨粒基本等于 0; 而对于切削磨粒和球状磨粒来说, 傅氏圆形度、傅氏细长度和傅氏凹度等参数与其他种类磨粒明显不同等等。本文通过统计分析方法计算了各特征参数对于各类磨粒的参数值统计容许限, 也就

表 2 磨粒的 D-S 证据融合决策识别结果

Table2 Results of wear particles identification based on D-S evidential reasoning

| 测试<br>结果 | 正常<br>滑动 | 球状<br>磨粒 | 疲劳<br>剥块 | 严重<br>滑动 | 红色<br>氧化物 | 黑色<br>氧化物 | 层状<br>磨粒 | 切削<br>磨粒 |
|----------|----------|----------|----------|----------|-----------|-----------|----------|----------|
| 正确       | 1.00     | 1.00     | 0.90     | 0.90     | 0.95      | 0.9       | 1.00     | 0.95     |
| 误分出      | 0        | 0        | 0        | 0.10     | 0         | 0.1       | 0        | 0.05     |
| 误分入      | 0        | 0        | 0.10     | 0        | 0.05      | 0         | 0        | 0        |
| 不能       | 0        | 0        | 0        | 0        | 0         | 0         | 0        | 0        |

是参数值的分布范围(见表 1),并以此为基础进行融合决策。

4 磨粒的 D-S 证据融合决策识别实例

设识别框架  $U= \{h_1, \cdots, h_8, \Lambda\} = \{\text{正常滑动磨粒, 严重滑动磨粒, 切削磨粒, 疲劳剥块, 球状磨粒, 层状磨粒, 红色氧化物, 黑色氧化物, 不能识别}\}$ 。对于每个磨粒特征参数,都可以应用统计分析方法得到一个分类结果,即可用作推理决策的证据信息共有八条,分别以  $x_i(i= 1, 2, \cdots, 8)$  表示,因此磨粒的决策识别就转化为这八条证据信息的证据融合问题。对磨粒的特征参数所代表的原始证据信息  $x_i(i= 1, 2, \cdots, 8)$  不断地进行融合处理,二合为一,当只剩下一条证据时,即为最终的融合决策识别结果。

应用此方法,本文从安德森磨粒图谱库中选取了一组不同类型的标准磨粒(计 8 类 32 颗)<sup>[10]</sup>,进行了模拟识别试验,具体步骤如下:

(1) 计算各自的特征向量,同时由表 1 得到各个参数的统计容许限。

(2) 确定各特征参数对应的分类决策度概率值下的外延统计容许上、下限及其交集。以  $x^i$  表示磨粒  $i(i= 1, 2, \cdots, n)$  的第  $j(j= 1, 2, \cdots, 8)$  个特征值,该特征值的统计上限为  $\overline{f^i_j}$ , 下限为  $\underline{f^i_j}$ , 其统计容许限交集为:

$$[\underline{f^{i_0}_j}, \overline{f^{i_0}_j}] = [\min(\overline{f^i_j}, \overline{f^{i+1}_j}), \max(\underline{f^i_j}, \underline{f^{i+1}_j})]$$

$(i= 1, 2, \cdots, n; j= 1, 2, \cdots, 8)$

若  $\underline{f^{i_0}_j} \geq \overline{f^{i_0}_j}$ , 则统计容许限交集为空集。同时可设定统计容许上、下限对应参数值的分类决策度概率值分别为 0.2 和 0.8,从而可得相应的外延统计容许上、下限(简单起见本文采用线性外延法,也可采用非线性外延法,其效果更佳)为:

$$f^{i_0}_j = \frac{\overline{f^i_j} + \underline{f^i_j}}{2} + \frac{\overline{f^i_j} - \underline{f^i_j}}{2 \times (0.8 - 0.2)}$$

(7)

$$f^{i_0}_j = \frac{\overline{f^i_j} + \underline{f^i_j}}{2} - \frac{\overline{f^i_j} - \underline{f^i_j}}{2 \times (0.8 - 0.2)}$$

(8)

(3) 计算每个参数值的原始统计决策基元概率:

$$m_i'(h_i) = \frac{\overline{f^i_j} - \underline{f^i_j}}{\overline{f^{i_0}_j} - \underline{f^{i_0}_j}}$$

(9)

$$m_i'(\Lambda) = \frac{\overline{f^i_j} - \underline{f^i_j}}{\overline{f^{i_0}_j} - \underline{f^{i_0}_j}}$$

$(\overline{f^{i_0}_j} > \underline{f^{i_0}_j})$ 

(10)

式(10)中,如果  $\overline{f^{i_0}_j} \leq \underline{f^{i_0}_j}$ , 则外延统计容许限交集为空集  $m_i'(\Lambda) = 0$ 。

(4) 将原始统计决策基元概率归一化。对于识别框架,  $U= \{h_1, \cdots, h_8, \Lambda\}$  有:

$$\sum_{i=1}^8 m_i(h_i) + m_i(\Lambda) = 1$$

(11)

因此,可将计算得到的原始统计决策基元概率线性归一化处理如下:

$$m_i(h_i) = \frac{m_i'(h_i)}{\sum_{i=1}^8 m_i'(h_i) + m_i'(\Lambda)}$$

(12)

$$m_i(\Lambda) = \frac{m_i'(\Lambda)}{\sum_{i=1}^8 m_i'(h_i) + m_i'(\Lambda)}$$

(13)

(5) 进行证据信息融合处理,得出磨粒的融合决策识别结果(见表 2)。

5 结 论

在磨损颗粒的计算机自动识别研究中,严重滑动磨粒和疲劳剥块的显微形态非常接近,有时难以准确区分,这也是长期困扰磨粒识别研究的难题<sup>[9]</sup>。实践证明,采用多证据信息融合之后,磨

粒的决策识别正确率大大提高, 而且算法简单, 运行可靠, 尤其对形态相近磨粒的识别错误率很低。本文运用 D-S 证据信息融合方法编制了磨损颗粒自动识别的计算机程序, 并从安德森磨粒图谱库<sup>[10]</sup>和航空发动机磨损故障监测中收集到的已知典型磨粒中, 选取 8 类共 295 颗磨粒, 进行了模拟识别试验, 结果显示识别正确率在 90% 以上, 并且识别速度很快。

参考文献:

[1] 禹和济, 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. 931- 949.

[2] 左洪福. 发动机磨损状态监控与故障诊断技术[ M ]. 北京: 航空工业出版社, 1995. 63- 149.

[3] 蔡自兴, 徐光. 人工智能及其应用[ M ]. 北京: 清华大学出版社, 1996. 117- 172.

[4] 关惠玲, 韩捷. 设备故障诊断专家系统原理及实践[ M ]. 北京: 机械工业出版社, 2000. 1- 16.

[5] 廖原, 袁捷. 基于几种不变量信息融合的缺损目标识别[ J ]. 武汉大学学报, 1998, 44( 1): 81- 84.

[6] 赵新泽. 油液监测中信息融合的思想与方法研究[ J ]. 武汉水利电力大学学报, 2000, 22( 2): 156- 159.

[7] 潘旭峰, 耿立恩. 基于多元数据融合技术的机械故障诊断方法[ J ]. 机械强度, 1997, 19( 3): 6- 10.

[8] 陈果. 计算机视觉及专家系统在发动机故障诊断技术中的应用[ R ]. 南京: 南京航空航天大学, 2002.

[9] Peng Z, Kirk T B. Wear Particle Classification in a Fuzzy Grey System[ J ]. Wear, 1999, 225- 229: 1238- 1247.

[10] Anderson D P. 磨粒图谱[ M ]. 金元生, 杨其明译, 北京: 机械工业出版社. 1987. 1- 14.