

融合灰色关联和主成分分析的磨粒自动识别

王国忠,王静秋,于海武

(南京航空航天大学机电学院,江苏南京 210016)

摘要:针对机械故障中产生的磨损情况,通过磨粒识别可以有效的提高设备的故障诊断和监测水平,减少机械故障事故发生的概率。文中对难分析的氧化物磨粒、严重滑动磨粒、疲劳磨粒提出了针对性的识别方法。提出利用主成分分析与欧氏距离相结合的方法识别红色氧化物磨粒和黑色氧化物磨粒;灰色关联分析和主成分分析相结合的方法识别严重滑动磨粒和疲劳磨粒,最后作者通过实例,验证了上述方法的准确性和可行性,提高了磨粒识别的速度和效率。

关键词:磨粒识别;主成分分析,灰色关联度;欧氏距离

中图分类号:TP312

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2012)04-0016-05

Wear Particles Identification Based on Cooperation of Grey Relational Analysis and Principal Component Analysis

WANG Guo-zhong, WANG Jing-qiu, YU Hai-wu

(College of Mechanical and Electrical Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics,
Nanjing 210016, China)

Abstract: According to abrasive wear of the mechanical failure, abrasive recognition technology can be used to effectively improve the equipment fault diagnosis and monitoring of standards and reduce the occurrence of mechanical failure. Identification of specific analysis methods has been proposed oxide abrasive, abrasive severe sliding, fatigue, abrasive. Principal component analysis combined with the Euclidean distance identification oxide abrasive. Grey relational analysis and principal component analysis combined analysis identified fatigue and severe sliding abrasive. Finally, verified the accuracy and feasibility of the method by example, abrasive identification speed and efficiency is improved.

Key words: wear particles identification; principal component analysis; grey relation degree; Euclidean distance

0 引言

机械零部件的磨损是造成机械设备发生故障和失效的主要原因。摩擦学故障引起的磨损、疲劳和腐蚀是机械零件失效的三种主要形式和原因。铁谱图像处理技术是诊断机械磨损故障的有效方法,利用铁谱技术,可对机械设备运行中的磨损状态进行诊断、监测。近年来,随着图像处理、模式识别和人工智能技术的发展,计算机视觉、专家系统(如FAST的铁谱分析专家系统^[1])、神经网络、灰色关联度^[2]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。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^[3]。

磨粒的识别是一个复杂的过程,单一的智能方法可能较难获得理想的效果。解决这一问题的有效途径是将多种智能识别方法结合使用,文中提出了一种将主成分分析与灰色关联度相结合,利用欧氏距离和关联度来识别不同磨粒的方法。

1 典型磨粒及其参数

1.1 典型磨粒

按照磨损形式来看,不同的磨损形式产生不同的磨粒。粘着磨损主要产生严重滑动磨粒;磨料磨损产生的磨粒主要为切削磨粒;表面疲劳磨损产生的磨粒主要是疲劳剥落磨粒和球状磨粒;而腐蚀磨损由于腐蚀类型的不同可能产生红色氧化物磨粒、黑色氧化物磨粒等^[4]。

这些典型的磨粒能够较好地反映设备状态及失效的原因,同时也适合计算机的处理。各种不同磨粒如图1所示。

收稿日期:2011-09-07;修回日期:2011-12-15

基金项目:南京航空航天大学基本科研业务费专项科研项目(NS2010136)

作者简介:王国忠(1985-),男,山东潍坊安丘人,硕士研究生,研究方向为计算机图形学;王静秋,副教授,研究方向为计算机图形图像处理、计算机辅助工业设计。

1.2 磨粒参数

磨粒具有“多尺度性”和“自相似性”^[5,6]。每个磨粒都有自己的特征,而这些特征又与其形成机理密不可分。为了对磨粒进行识别,就需要提取出各类磨粒特征的关键参数,根据这些参数对磨粒进行识别。

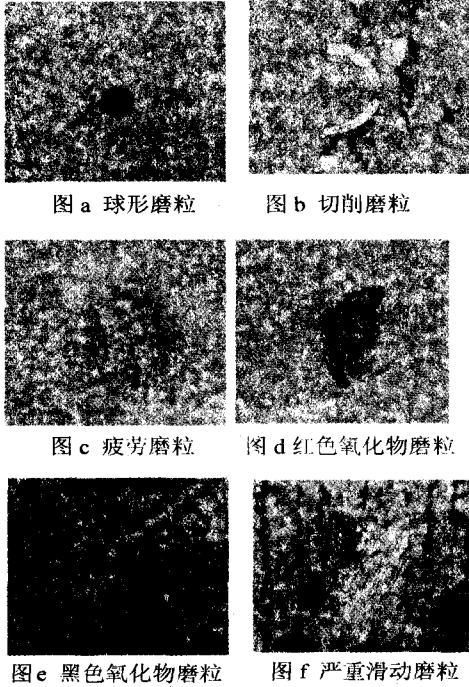


图1 各种磨粒

1.2.1 磨粒形状特征

磨粒的面积、周长、圆度、磨粒的等效椭圆长轴 a 、短轴 b 及其磨粒的长短轴比,这些参数是区分球状磨粒与其它磨粒的主要特征。磨粒的形心坐标、磨粒的曲直度等,由磨粒图 b 可知,磨粒形心位置是否在磨粒上是有效区分切削磨粒与其它磨粒的重要特征^[7]。

1.2.2 磨粒纹理特征

纹理是灰度分布在空间位置上反复交替变化而形成的,利用灰度的这种空间相关特性,分别提取 0° 、 45° 、 90° 、 135° 四个方向上的灰度共生矩阵,依次提取下面的参数:

$$\text{二阶距: } f_1 = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} \hat{p}_s^2(i, j)$$

$$\text{对比度: } f_2 = \sum_{n=0}^{L-1} n^2 \left\{ \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} \hat{p}_s(i, j) \right\}$$

$$\text{相关: } f_3 = \frac{\sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} i j \hat{p}_s(i, j) - \mu_1 \mu_2}{\sigma_1^2 \sigma_2^2}$$

$$\text{熵: } f_4 = - \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} \hat{p}_s(i, j) \log \hat{p}_s(i, j)$$

其中: $\hat{p}_s(i, j)$ 为灰度共生矩阵,

$$\mu_1 = \sum_{i=0}^{L-1} i \sum_{j=0}^{L-1} \hat{p}_s(i, j) \quad \sigma_1^2 = \sum_{i=0}^{L-1} (i - \mu_1)^2 \sum_{j=0}^{L-1} \hat{p}_s(i, j)$$

$$\mu_2 = \sum_{j=0}^{L-1} j \sum_{i=0}^{L-1} \hat{p}_s(i, j) \quad \sigma_2^2 = \sum_{j=0}^{L-1} (j - \mu_2)^2 \sum_{i=0}^{L-1} \hat{p}_s(i, j)$$

二阶距也称为能量,粗纹理含有较多的能量,细纹理还有较少的能量;对比度代表图像的清晰度,即纹理的清晰度;相关能够用来衡量灰度共生矩阵的元素在行的方向或列的方向的相似程度;熵是图像具有信息量的度量。表面纹理特征是区分疲劳剥落磨粒与严重滑动磨粒的重要特征之一。

1.2.3 表面颜色特征

HIS 空间是图像处理中一个常用的彩色空间^[8],它能够把亮度信息和颜色信息分离开,因此能够排除颜色信息对亮度的影响^[9]。将 RGB 色系转换到 HSI 色系,其中 H (Hue) 表示色调, S (Saturation) 表示色饱和度, I (Intensity) 表示亮度,依次提取各量的均值、方差和中间值。

2 主成分分析理论

主成分分析 (Principal Component Analysis 简称 PCA) 是一种对数据进行分析的技术,可以有效的找出数据中最“主要”的元素和结构。最重要的应用对原有数据进行简化,去除噪音和冗余,将原有的复杂数据线性降维,揭示隐藏在复杂数据背后的简单结构。

2.1 主成分分析的原理

主成分分析的原理可以描述为:设有 n 个样本,每个样本有 p 个变量,这样就构成了一个 $n \times p$ 阶矩阵^[10]:

$$X = \begin{pmatrix} x_{11}, x_{12}, \dots, x_{1p} \\ x_{21}, x_{22}, \dots, x_{2p} \\ \vdots \\ x_{n1}, x_{n2}, \dots, x_{np} \end{pmatrix}$$

随着样本数 n 和样本维数 p 的增加,处理问题的的工作量和复杂度随之加大。取原多变量指标的线性组合,适当调整组合系数,用较少的几个综合变量来代替原来较多的变量(即降维处理),使综合量具有代表性。

它们的新变量 $z_1, z_2, \dots, z_m (m \leq p)$ 则

$$\begin{cases} z_1 = l_{11}x_1 + l_{12}x_2 + \dots + l_{1p}x_p \\ z_2 = l_{21}x_1 + l_{22}x_2 + \dots + l_{2p}x_p \\ \vdots \\ z_m = l_{m1}x_1 + l_{m2}x_2 + \dots + l_{mp}x_p \end{cases}$$

得到的新的指标 $z_1, z_2, \dots, z_i (i \leq m)$ 即为原指标的第 i 主成分,减少了原来变量的数量,从而简化了变量之间的关系。

2.2 主成分分析的步骤

(1) 设有 n 个样本,每个样本有 p 个变量,这样就

构成了一个 $n \times p$ 阶矩阵:

$$X = \begin{pmatrix} x_{11}, x_{12}, \dots, x_{1p} \\ x_{21}, x_{22}, \dots, x_{2p} \\ \vdots \\ x_{n1}, x_{n2}, \dots, x_{np} \end{pmatrix}$$

(2) 计算矩阵的相关系数。

$$R = \begin{pmatrix} r_{11}, r_{12}, \dots, r_{1p} \\ r_{21}, r_{22}, \dots, r_{2p} \\ \vdots \\ r_{n1}, r_{n2}, \dots, r_{np} \end{pmatrix} \quad i, j = 1, 2, \dots, p$$

其中 $r_{i,j}$ 为原来变量的相关系数, R 为实对称矩阵

$$r_{i,j} = \frac{\sum_{k=1}^n (x_{k,i} - \bar{x}_i)(x_{k,j} - \bar{x}_j)}{\sqrt{\sum_{k=1}^n (x_{k,i} - \bar{x}_i)^2} \sqrt{\sum_{k=1}^n (x_{k,j} - \bar{x}_j)^2}}$$

(3) 计算特征值与特征向量。

求解特征方程 $|\lambda I - R| = 0$ 对应的特征值 $\lambda_i (i = 1, 2, \dots, p)$, 并按照其大小顺序排列, 并分别求出对应于特征值 λ_i 的标准特征向量 $e_i(j) (i, j = 1, 2, \dots, p)$ 。

(4) 计算主成分贡献率及累计贡献率。

主成分 Z_i 的贡献率和累计贡献率为:

$$a_i = \frac{\lambda_i}{\sum_{j=1}^p \lambda_j} \quad ab = \sum_{i=1}^m a_i$$

(5) 数据还原。第 $h (h = 1, 2, \dots, m)$ 主成分 Z_h 为:

$$Z_h = e_h' \times X'$$

3 灰色关联分析

灰色系统理论的研究对象是“部分信息已知、部分信息未知”的“小样本”、“贫信息”不确定性系统, 它通过对部分已知信息的生成、开发实现了对现实世界的确切描述和认识^[11], 灰色系统中的灰色关联分析的基本思想是: 序列曲线几何形状的相似程度来判断其联系是否紧密。它弥补了数理统计分析导致的缺憾, 对样本量的多少和样本有无规律都适应。

系统行为序列:

$$x_0 = (x_0(1), x_0(2), \dots, x_0(n))$$

$$x_1 = (x_1(1), x_1(2), \dots, x_1(n))$$

\vdots

$$x_m = (x_m(1), x_m(2), \dots, x_m(n))$$

对于 $\varepsilon \in (0, 1)$, 令

$$\gamma(x_0(k), x_i(k)) =$$

$$\frac{\min_i \min_k |x_0(k) - x_i(k)| + \varepsilon \max_i \max_k |x_0(k) - x_i(k)|}{|x_0(k) - x_i(k)| + \varepsilon \max_i \max_k |x_0(k) - x_i(k)|}$$

$$\gamma(x_0, x_i) = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \gamma(x_0(k), x_i(k))$$

ε 为分辨系数, $\gamma(x_0, x_i)$ 称为 x_0 与 x_i 的灰色关联度简记为 γ_{0i} , k 点的灰色关联系数简记为 $\gamma_{0i}(k)$ 。

按照上面的定理可得灰色关联度的计算步骤如下:

(1) 求解各序列的均值像(或初值像)。

(2) 求差序列。

$$\Delta_i(k) = |x_0'(k) - x_i'(k)|, \Delta_i = (\Delta_i(1), \Delta_i(2), \dots, \Delta_i(n)), i = 1, 2, \dots, m$$

(3) 求两级的最大差与最小差。

$$M = \max_i \max_k \Delta_i(k)$$

$$m = \min_i \min_k \Delta_i(k)$$

(4) 求关联系数。

$$\gamma_{0i}(k) = \frac{m + \varepsilon M}{\Delta_i(k) + \varepsilon M}$$

$$\varepsilon \in (0, 1), k = 1, 2, \dots, n; i = 1, 2, \dots, m$$

(5) 计算关联度。

$$\gamma_{0i} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \gamma_{0i}(k), i = 1, 2, \dots, m$$

4 主成分与灰色关联在磨粒识别中的应用

在磨粒参数识别过程中提取了众多的参数(35个), 不同磨粒的不同特征会相互干扰, 这些参数的全部应用势必会使问题复杂化, 根据磨粒的这些特点, 文中提出了对不同的磨粒用不同的方法进行特征的提取。

4.1 黑色氧化物磨粒和红色氧化物磨粒的识别

识别这两种磨粒的关键参数是颜色特征, 但是颜色特征也有十几个之多, 针对这种情况文中提出用主成分分析和欧氏距离判断相结合的方式, 识别过程如下。

(1) 对待识别的 n 个磨粒分别提取 p 个颜色特征参数, 建立矩阵 X :

$$X = \begin{pmatrix} a_{11}, a_{12}, \dots, a_{1p} \\ b_{21}, b_{22}, \dots, b_{2p} \\ x_{11}, x_{12}, \dots, x_{1p} \\ \vdots \\ x_{n1}, x_{n2}, \dots, x_{np} \end{pmatrix}$$

$a_{11}, a_{12}, \dots, a_{1p}, b_{21}, b_{22}, \dots, b_{2p}$ 分别为标准的黑色氧化物磨粒特征参数和红色氧化物磨粒特征参数(模板序列), $x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ip}, i \in (1, \dots, n)$ 为检测磨粒的特征参数。

(2) 对矩阵 X 利用主成分分析的方法, 得到特征值和特征向量之后, 根据特征的贡献度, 由大到小选取

λ_i , 使选择的这特征值之和的贡献率达到 90%^[12] 左右, 并对应其 q 个特征向量获得新参数矩阵 y 。

$$y = \begin{pmatrix} \hat{a}_{11}, \hat{a}_{12}, \dots, \hat{a}_{1q} \\ \hat{b}_{21}, \hat{b}_{22}, \dots, \hat{b}_{2q} \\ \hat{x}_{11}, \hat{x}_{12}, \dots, \hat{x}_{1q} \\ \vdots \\ \hat{x}_{n1}, \hat{x}_{n2}, \dots, \hat{x}_{nq} \end{pmatrix} \quad (q < p)$$

根据选择情况的不同获得新参数会有 3~5 个左右。

(3) 求欧氏距离: 对于获得的新的参数序列, 有两个是模板序列, 其他的是待检测的磨粒参数序列, 分别用待检测磨粒 i 的参数序列与标准参数序列求欧氏距离 d_{i1} 、 d_{i2} 。

$$d_{i1} = \|x_i - a_1\| = (x_i - a_1)'(x_i - a_1)$$

$$d_{i2} = \|x_i - a_2\| = (x_i - a_2)'(x_i - a_2)$$

用最小距离分类器来分待识别的磨粒参数序列, 如果 d_{i1} 或者 d_{i2} 满足设定的最小距离的要求, 就把相应的磨粒 i 归入对应的氧化物中; 如果 d_{i1} 和 d_{i2} 都不满足设定的最小距离的要求, 则该磨粒不属于氧化物磨粒。

4.2 严重滑动磨粒和疲劳磨粒的识别

严重滑动磨粒表面光滑但带有明显的平行划痕或开裂迹象, 棱边平直, 磨粒呈现长方形, 长轴尺寸大, 长轴短轴之比较高; 疲劳磨粒呈块状, 光滑表面到有麻点, 轮廓不规则^[13]。这两类磨粒具有很大的相似性, 但在磨粒的纹理方向上有很大的差别, 在长轴尺寸和长轴短轴比方面也有差别。针对以上的参数特征, 笔者选取 4 个方向的 16 个纹理参数和长短轴尺寸特征参数利用主成分分析和灰色关联分析的方法进行识别, 其过程如下。

(1) 对待识别的 n 个磨粒分别提取 p 个纹理特征参数, 建立矩阵 X

$$X = \begin{pmatrix} a_{11}, a_{12}, \dots, a_{1p} \\ b_{21}, b_{22}, \dots, b_{2p} \\ x_{11}, x_{12}, \dots, x_{1p} \\ \vdots \\ x_{n1}, x_{n2}, \dots, x_{np} \end{pmatrix}$$

$a_{11}, a_{12}, \dots, a_{1p}, b_{21}, b_{22}, \dots, b_{2p}$ 分别为严重滑动磨粒和疲劳磨粒的模板序列, $x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ip}$, $i \in (1, \dots, n)$ 为检测磨粒的特征参数。

(2) 同样的, 对矩阵 X 利用主成分分析得到新的参数, 并对于加入磨粒的长轴长、短轴长和长短轴之比, 获得矩阵 y 。

$$y = \begin{pmatrix} \hat{a}_{11}, \hat{a}_{12}, \dots, \hat{a}_{1q+3} \\ \hat{b}_{21}, \hat{b}_{22}, \dots, \hat{b}_{2q+3} \\ \hat{x}_{11}, \hat{x}_{12}, \dots, \hat{x}_{1q+3} \\ \vdots \\ \hat{x}_{n1}, \hat{x}_{n2}, \dots, \hat{x}_{nq+3} \end{pmatrix}$$

(3) 得到的矩阵 y, a, b 为模板序列, X_i 为待判别磨粒的参数序列, 称之为比较向量, 按照灰色关联分析的步骤对矩阵进行关联分析 (由于得到的矩阵 y 会有负值出现, 笔者建议, 在进行灰色关联分析采用均值像, 一般取分辨系数 $\varepsilon = 0.5$), 分别得到每个比较向量 X_i 与模板向量 a, b 的关联度 γ_{ia}, γ_{ib} , 判断其中较大值 γ_{ia} (或 γ_{ib}) 是否满足条件, 从而将第 i 个磨粒归为对应的滑动磨粒或疲劳磨粒。

4.3 球形磨粒、切削磨粒和正常磨粒的识别

(1) 球形磨粒: 这种磨粒典型的特征就是形状是球形, 识别的关键参数是长短轴的对比度和圆度, 并且这个特征值都接近于 1, 由此可以识别该磨粒。

(2) 切削磨粒: 切削状, 呈螺旋行、弧形, 形心一般不在磨粒上面^[13], 识别这种磨粒的关键参数是判断形心、磨粒的曲直度。

(3) 正常磨粒: 薄片, 表面高度抛光, 在铁谱片上沿磁力线链状分布^[13]。其中磨粒面积和长轴方向的长度是判别的关键参数。

这三种磨粒易于识别, 可以单独利用灰色关联度的方法和上面提出的方法进行识别, 不再赘述。

5 应用实例分析

5.1 采用主成分分析和灰色关联分析示例

利用主成分分析获得矩阵 X

$X =$

$$\begin{pmatrix} 1.58095, 0.1724, 0.882, 55.51, 44, 1.78, 0.145, 0.347 \\ 0.40898, 0.34201, 1.6446, 129, 90, 61, 0.1932, 0.0585, 0.116 \\ 1.14146, 0.160295, 1.002239, 65, 58, 48, 1.621662, 0.090171, 0.205504 \\ 1.445765, 0.177733, 0.993468, 64, 58, 48, 1.868315, 0.117666, 0.340514 \\ 1.944219, 0.159554, 0.736331, 44, 43, 39, 1.762758, 0.1737, 0.380854 \\ 1.792379, 0.19228, 0.799012, 48, 47, 41, 1.872295, 0.200178, 0.462733 \\ 0.468236, 0.386715, 1.57789, 126, 88, 55, 0.094925, 0.058999, 0.070525 \\ 0.441927, 0.384894, 1.588153, 128, 88, 56, 0.101189, 0.059844, 0.134861 \\ 0.412739, 0.389412, 1.632332, 133, 89, 57, 0.101351, 0.055198, 0.091204 \\ 0.419968, 0.359053, 1.668679, 133, 92, 61, 0.097466, 0.054175, 0.086758 \\ 0.364239, 0.296381, 1.567435, 120, 85, 63, 0.227184, 0.060381, 0.111759 \\ 1.959828, 1.959828, 3.156731, 191, 170, 170, 1.978077, 0.041659, 0.431668 \\ 1.764688, 0.101568, 3.391335, 210, 195, 195, 1.508105, 0.081178, 0.390231 \end{pmatrix}$$

取特征值 $\lambda_1 = 4.635969$, $\lambda_2 = 3.534430$ 这两个主成分的贡献率之和为 0.907822, 对应的特征向量分别是:

$\varepsilon_1 = \{-0.040659, 0.288772, 0.453197, 0.456938, 0.447005, 0.407009, -0.098930, -0.351913, -0.040967\}$

$\varepsilon_2 = \{0.526567, 0.137165, 0.094455, -0.053442, 0.107743, 0.235128, 0.503493, 0.310110, 0.524945\}$

获得的新的参数矩阵 y :

$$y = \begin{Bmatrix} 66.318947, 15.00555 \\ 125.329337, 17.94125 \\ 7.417213, 15.731542 \\ 74.909354, 16.150372 \\ 55.249454, 13.708014 \\ 59.699767, 14.432273 \\ 120.070846, 16.23145 \\ 121.393373, 16.383748 \\ 124.558, 16.424554 \\ 127.535388, 17.686764 \\ 119.202414, 18.130427 \\ 234.14641, 50.915059 \\ 263.79051, 57.889828 \end{Bmatrix}$$

颜色参数在主成分空间的分布如图2所示:

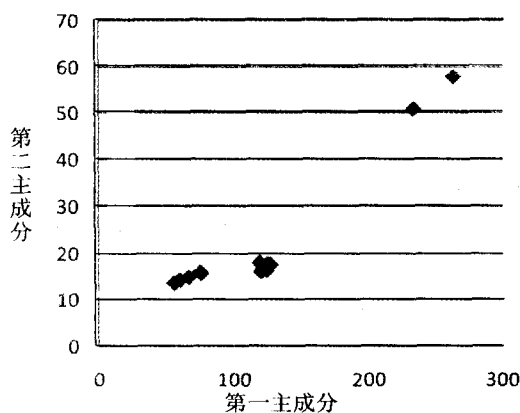


图2 颜色参数在主成分空间的分布

利用欧氏距离可以明显的判断出磨粒的归属情况。对于滑动和疲劳磨粒的判别在提取矩阵 y 之后再加入特征参数,利用上面所介绍的灰色关联分析,找到比较序列所对应的相似度最大的模板序列,从而确定磨粒的归属。

5.2 黑色氧化物磨粒和红色氧化物磨粒的识别

文中对89个磨粒进行试验,其中8个正常磨粒、16个球形磨粒、7个切削磨粒、18个红色氧化物磨粒、7个黑色氧化物磨粒、10个严重滑动磨粒、23个疲劳磨粒。利用上面的方法识别后的结果如表1所示。

6 结束语

文中在对典型磨粒进行分析的基础上,列举了影

响各自磨粒的主要参数,详细的论述了主成分分析理论和灰色关联分析理论,提出主成分分析和欧氏距离相结合、主成分分析和灰色关联分析相结合的识别方法,在提取有针对性的参数的同时,也避免了对大量数据的分析。最后通过实例论证了验证了这两种方法的可行性,相对于以往单独的用主成分分析或者灰色聚类的识别方法正确率有了明显的提高。

文中的研究结果对于促进基于故障图像信息的发动机状态监测与故障诊断技术的发展具有一定的理论和实际意义。

表1 磨粒分析结果

	严重滑动磨粒	疲劳磨粒	黑色氧化物磨粒	红色氧化物磨粒	球状磨粒	切削磨粒	正常磨粒
实验磨粒个数	10	23	7	18	16	7	8
正确识别个数	9	22	7	17	16	7	8
正确率	90%	95.7%	100%	94.4%	100%	100%	100%

参考文献:

- [1] FAST automated analytical system product specification[M]. [s.l.]:The Carborundum Company,2005.
- [2] Peng Z, Kirk T B. Wear particle classification in a fuzzy grey system[J]. Wear,1999,225(2):1238-1247.
- [3] 李艳军,左洪福,陈果.基于灰色聚类的磨粒自动识别[J].航空学报,2003(4):373-376.
- [4] 李大光.磨粒图像计算机识别分析方法研究与实现[D].武汉:武汉理工大学,2005.
- [5] Zhou G Y, Leu M C, Blackmore D. Fractal Geomelrv Model for Wear Prediction[J]. Wear,1993,170(1):1-14.
- [6] Podsiadlo P, Stachowiak G W. Evaluation of Boundary Fractal Methods for the Characterization of Wear Particles[J]. Wear, 1998,217(1):24-34.
- [7] 姜旭峰,彭秀华,费逸伟,等.基于灰色关联分析的磨粒识别[J].润滑与密封,2005(5):112-116.
- [8] 章毓晋.图像工程[M].北京:清华大学出版社,2005.
- [9] 成喜春,全燕鸣.基于HSI模型的彩色图像背景减法[J].计算机应用,2009(S1):231-232.
- [10] 吕植勇.磨粒图像数字化监测方法[M].北京:科学出版社,2010.
- [11] 刘思峰,谢乃明.灰色系统理论及应用[M].北京:科学出版社,2008:46-50.
- [12] Jackson J E. A User's Guide to Principal Components[M]. New York:John Wiley and Sons Inc.,1991.
- [13] 杨其明.磨粒分析-磨粒图谱与铁谱技术[M].北京:中国铁道出版社,2002:135-137.