

一种融合在线铁谱图像特征信息的磨损状态诊断方法

陶 辉, 冯 伟, 贺石中, 陈闽杰

(广州机械科学研究院 设备状态检测研究所, 广东 广州 5107100)

摘 要: 采用在线铁谱图像表征机器磨损状态是铁谱诊断技术的核心和瓶颈. 针对在线油液监测获取的磨粒图像信息, 设计了一种融合在线铁谱图像特征信息的磨损状态诊断方法, 首先通过对原始图像进行灰度化、直方图阈值二值化、高斯与椒盐增强、模板锐化、多次膨胀与腐蚀、边界跟踪、自适应阈值分割处理, 获得较为准确的图像磨粒量化统计质量分数信息来量度相对磨损浓度; 再融合能量、熵、惯性矩、局部平稳性等图像纹理特征对磨损状态进行分析、诊断、评价; 最后采用 RBF 神经网络技术对铁谱磁性磨粒进行自动识别. 实验验证了该方法的创造性和可行性.

关键词: 在线铁谱; 磨损分析; 图像纹理特征; 神经网络

中图分类号: TH117; TP212 **文献标志码:** A **文章编号:** 1007-2683(2012)04-0046-06

A Method of Wear State Analysis Based on Integration of On-line Ferrograph Image Feature Information

TAO Hui, FENG Wei, HE Shi-zhong, CHEN Min-jie

(Equipment Condition Detection Institution, Guangzhou Mechanical Engineering Research Institute, Guangzhou 510700, China)

Abstract: Using on-line ferrograph image to measure the machine wear status is the core and bottleneck of on-line visual ferrograph technology. Aiming at on-line oil monitoring for abrasive image information obtained, we designed an integration of different characterizations of on-line iron wear of the image feature information analysis. The method first grayed the original image, the histogram threshold binary, gaussian salt and pepper to enhance, sharpen the template, several times expansion and corrosion, the boundary tracking, automatic threshold segmentation to obtain more accurate quantitative statistics abrasive image information to measure the concentration of wear. Secondly, re-integration of energy, entropy, moment of inertia, local smooth texture and other characteristics of the wear of the image analysis, diagnosis, evaluation. Finally, the use of RBF neural network technology into the established classification of the iron spectrum abrasive for automatic identification, experimentation verified the feasibility of this method.

Key words: on-line ferrograph; wear analysis; image texture features; neural network

0 引 言

铁谱图像分析是铁谱技术的重点和难点^[1]. 机器磨损状态的在线监测具有重要的工程意义, 图像

可视在线铁谱系统提供了新的技术手段, 如何采用在线铁谱图像表征机器的磨损状态成为在线铁谱技术的核心和瓶颈问题^[2]. 由于不同的磨损机理对应监测设备不同的损伤形式, 因此对磨粒类型的智能识别, 其实质是一种故障模式识别. 对磨粒类型的正

收稿日期: 2011-09-06

基金项目: 广州机械院博士后基金(17300008); 广东省教育部产学研项目(2011B090400488); 国机集团发展基金(17130001).

作者简介: 陶 辉(1985—), 男, 硕士, 工程师, E-mail: taohui06@163.com.

确识别是进行磨损模式识别的重要任务,它直接关系到磨粒识别的最终结果,对设备的磨损状态监测、故障诊断的准确性有着重要影响.传统磨粒分析对技术人员经验及知识水平依赖性较大,分析精确度差别较大,且只能做一些定性描述,这影响了铁谱技术的应用与发展,并阻碍了对采用磨粒进行磨损故障诊断后续数据处理的自动化、智能化和系统化的发展.随着人工智能及油液分析技术的信息化发展,磨损故障诊断也进入了智能化阶段,并得到成功运用.由于神经网络是设备故障模式和分类识别中运用比较成功的技术,且在模式分类识别中具有强大的自适应、自组织和自学习能力,已被广泛应用到模式识别、控制决策、故障诊断等领域.在该领域,文[2]研究了一种新的在线铁谱图像分析的方法,经过图像采集、二值化、磨粒分割、特征构造、趋势分析等对铁谱图像进行诊断;文[3]针对铁谱图像磨粒计算分析问题,研究了采用YUV颜色空间方法二值化、合理卷积模板实现锐化;并通过运用减背景法和自动阈值法,提高了磨粒分割准确率;文[4]提出了二次二值化方法,改进了磨粒识别效率、采用线性滤波处理磨粒图像和低通滤波处理背景噪声,提高了识别精度;文[5]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,在对磨粒图像的形态特征参数进行筛选和统计分析的基础上,研究了各参数的统计容许限和决策基元概率;文[6]提出了基于遗传算法的信息融合柴油机故障诊断方法,采用对油液磨粒的特征进行柴油机的故障监测,本文正是在文献[5, 6]的在线铁谱磨粒分析基础上,提出一种获得较为准确的图像磨粒量化统计质量分数信息来量度相对磨损浓度的方法.

作为故障诊断中重要组成成分之一的磨粒识别,由于磨粒形貌复杂,磨粒特征参数较多,每个特征参数对于磨粒识别的贡献不同,而且不同的磨粒特征参数之间可能存在一定的相互关系,从而在有效地识别磨粒方法上一直是摩擦学界研究的热点和难点.本文正是基于上述背景与成果,开发了一套完整的在线铁谱控制与图像输出集成处理系统,设计了一种融合在线铁谱图像特征信息的磨损状态分析方法,并对该方法进行了实验研究.

1 数字化在线铁谱图像获取方法

在线铁谱控制系统体系结构如图1所示,计算

机通过RS232接口与单片机连接,向单片机发送控制指令,单片机解析该控制协议,并对执行机构(阀、泵、电磁铁、指示灯等)实行控制操作.

单片机控制主油路旁路电磁阀、指示灯、泵有效,以让油液进入油路形成回路,再让电磁铁吸附铁磁性磨粒;当定量的油液采集完成后,计算机通过USB接口直接拍摄铁谱图片,并将该铁谱图片以24位的位图格式存储于计算机硬盘,从而进行特征提取和图像显示等.

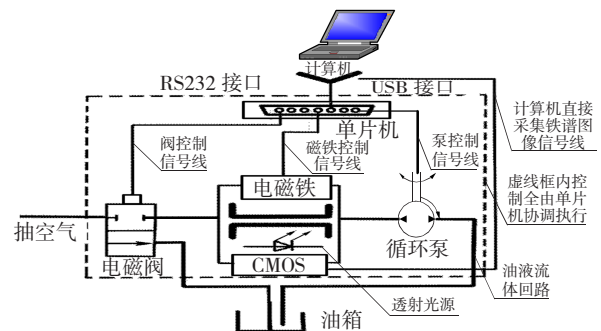


图1 在线铁谱控制系统体系结构图

2 磨粒特征信息

2.1 磨粒轮廓特征

数字磨粒图像由许多像素组成,如经二值化后的磨粒图像,磨粒图像由0和1两种像素组成,则:面积(A)表示像素为0的个数总和;周长(P)表示边界像素间距离的总和(上、下、左、右像素间的距离为1,对角线像素间的距离为 $\sqrt{2}$);圆形度为 $R_d = \frac{4\pi A}{P^2}$.这样对像素进行各种统计分析,便得到了磨粒在统计分析方法上的各种轮廓特征[7].

面积 A 为在磨粒图像上的面积,表示磨粒的投影面积大小为

$$A = \iint_D dx dy \quad (1)$$

等效直径 D 为磨粒的等效直径为

$$D = \sqrt{4A/\pi} \quad (2)$$

磨粒长宽比 R_s ,该参数反应了磨粒的形状.如 R_s 接近1表示该磨粒处于圆形或正方形;如 R_s 远远大于1,则表示该磨粒是细长状或条型:

$$R_s = L/W \quad (3)$$

2.2 磨粒纹理特征

对在线磨粒纹理特征提取,也是基于离线铁谱清晰的磨损磨粒表面纹理特征进行的.因为在线可视铁谱传感器的内置拍摄探头是固定的,且放大倍

数有限且固定,对图像的拍摄具有一定局限性,从工程应用上讲,从图像中提取磨粒故障报警参数是足够了,但分析故障模式需要数字化理论探讨^[8].

由于各类磨粒表面都具有纹理特征,这种纹理特征与磨粒材料、损伤机理及过程等密切相关,是采用磨粒图像进行设备故障诊断分析不可缺少的特征参数.通过分析磨粒的纹理特征能够获得关于磨粒成分、磨损机理等的定量解释.由于磨粒是摩擦副长时间运转的产物,其表面纹理特征又具有统计特征,磨粒的统计纹理特征主要是指磨粒纹理的方向性和粗糙性.在统计分析方法中,应用比较广泛的是灰度共生矩阵法,如应用下列参数及解释:

1) 三阶矩:

$$\mu_3 = \sum_{i=0}^{L-1} \left(z_i - \sum_{i=0}^{L-1} z_i p(z_i) \right)^2 p(z_i) \quad (4)$$

式中: z_i 为磨粒图像灰度级的一个离散随机变量; $p(z_i)$, $i=0,1,2,\dots,L-1$ 是相应的一个目标区域中灰度级的直方图; L 是可能的灰度级数. 三阶矩反映了磨粒图像灰度分别均匀程度和纹理粗糙度. 若 μ_3 大,纹理就粗,反之,纹理细.

2) 熵:

$$e = - \sum_{i=0}^{L-1} p(z_i) \log_2 p(z_i) \quad (5)$$

熵反映了磨粒图像纹理的复杂程度或非均匀度. 若纹理复杂,熵具有较大值; 相反,若磨粒图像中灰度均匀,熵较小.

3 RBF 神经网络分类器模型的建立

在线磨粒信息识别分为特征提取和磨粒识别两大部分,融合轮廓和纹理特征的磨粒识别过程可以分为两大步^[8]: 第一步为分类器的建立,即利用已知的磨粒对 RBF 分类器进行训练,训练好分类器; 第二步为未知磨粒识别过程,即利用已训练好的 RBF 分类器对未知磨粒进行识别. 具体磨粒识别流程图如图 2 所示.

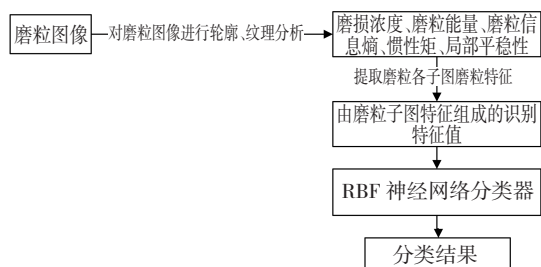


图2 基于轮廓和纹理特征的磨粒识别流程图

分类器的径向基函数网络由输入层、隐含层和输出层过程的三层前向网络. 隐含层采用径向基函数作为激励函数,如图 3 所示. 在本文中径向基函数网络的输入层为各个磨粒子图特征值,输出值为对应磨粒类型 2 种磨粒类型 θ_1 = 正常磨粒、 θ_2 = 疲劳磨粒、 θ_3 = 层状磨粒、 θ_4 = 严重滑动磨粒.

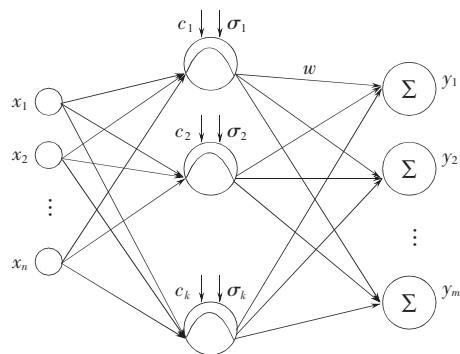


图3 RBF 神经网络图

RBF 网络的输出为

$$y_i = f_i(x) = \sum_{k=1}^N W_{ik} \Phi_k(\|x - c_k\|^2) = \sum_{k=1}^N W_{ik} \exp\left(-\frac{\|x - c_k\|^2}{2\sigma_k^2}\right) \quad (6)$$

式中: y_i 为隐含层第 i 个单元的输出; x 为输入; $\|\cdot\|$ 表示矢量范数(距离),通常取为欧氏范数; W_{ik} 表示连接第 k 个基函数与第 i 个输出节点的连结权值; c_k 为隐层神经元基函数的中心,宽度为 σ .

RBF 网络依然是典型的有指导学习网络,其学习包括过程如下:

- 1) 初始化 w_{ij} 、 θ_j 和控制精确度 ε ;
- 2) 对训练样本 (x_i, y_i) ($i=1,2,\dots,N$) 进行 2)~5) 的计算;
- 3) 正向传播: 计算网络的实际输出和隐层状态;

$$o_{kj}^p = f(\text{net}_{kj}) = f\left(\sum w_{ij} o_{ij}^p + \theta_j\right) = \frac{1}{1 + e^{-(\sum w_{ij} o_{ij}^p + \theta_j)}} \quad (7)$$

- 4) 反向传播: 计算训练误差;

输出层:

$$\delta_{kj} = (y_{kj} - \hat{y}_{kj}) o_{kj} (1 - o_{kj}) \quad (8)$$

隐层:

$$\delta_{kj} = o_{kj}(1 - o_{kj}) \sum_l \delta_{kl} w_{lj} \quad (9)$$

5) 修正权值 w_{ij} 和阈值 θ :

$$w_{ij}(k+1) = w_{ij}(k) + \mu \delta_{kj} o_{ki} \quad (10)$$

$$\theta_j(k+1) = \theta_j(k) + \mu \delta_{kj} \quad (11)$$

6) 训练 N 次后,判断误差是否满足精确度要求,如果满足精确度要求,则停止;反自,则返回步骤5),一直到满足精确度为止。

4 实验及分析

4.1 在线磨粒磨损浓度特征分析

选用不同浓度,不同尺寸的各种铁磁颗粒进行了在线测试,实验在线磨粒图像捕捉系统如图4所示。根据上述磨粒图像分析方法,磨粒图像处理结果如图5所示。从图中可以看出,在线磨粒图像经过一系列处理,磨粒经图像锐化、边缘修复等,都

表现得更具体,这使得磨粒图像相对磨损浓度计算更精确。

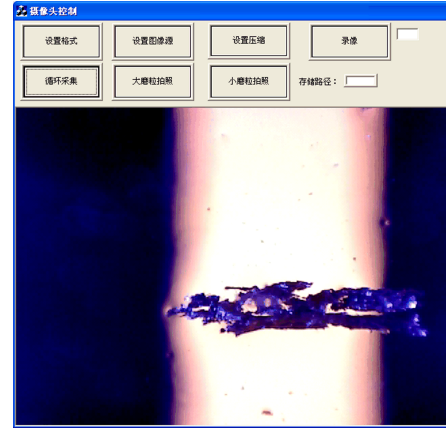


图4 在线监测图像捕捉界面

在线磨粒图像处理流程如图5所示。

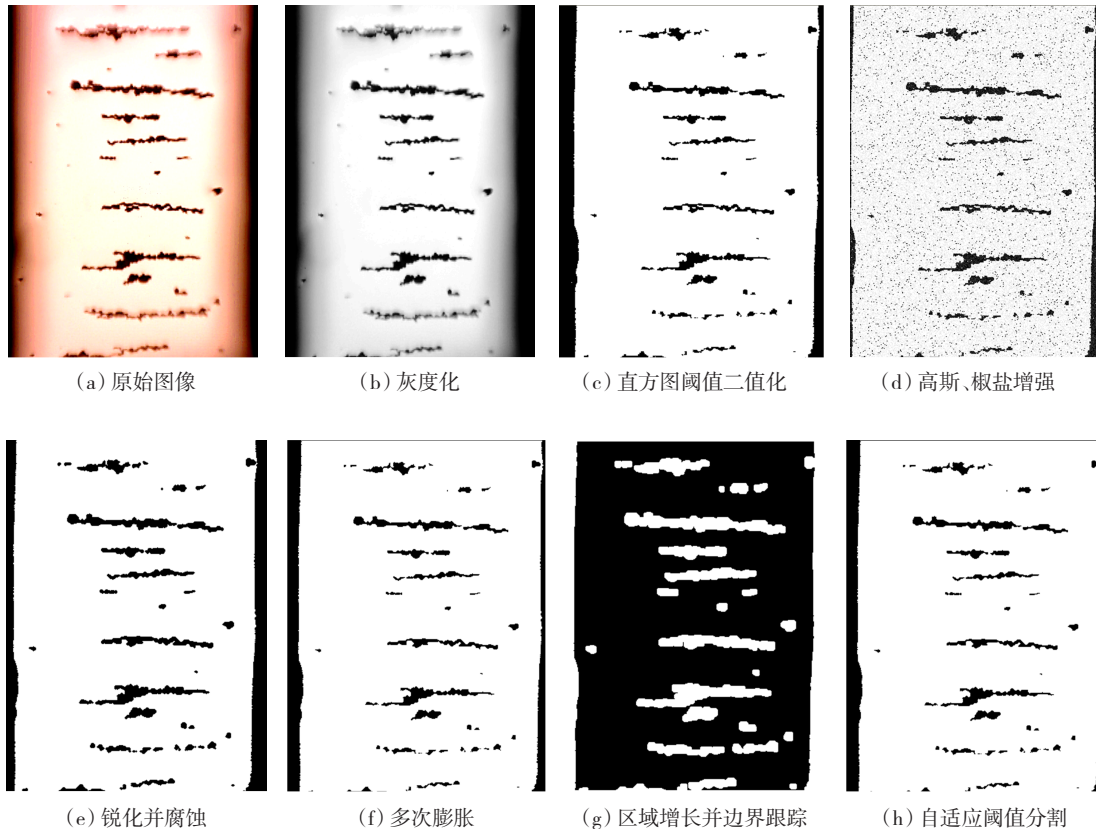


图5 在线磨粒图像处理流程

统计获得较为准确的图像磨粒量化统计质量分数信息来量度磨损浓度,计算公式为

$$\text{磨损浓度} = \frac{C_i}{h \times w} \times 100.0 \quad (12)$$

式中: C_i 为经过分割后的透射图上的目标像素数目, h 和 w 分别为铁谱图像中沉积区域的长和宽。图6为

(30 ppm 38 μm) 磨粒的磨损浓度计算结果,图7为一段时间内的磨损浓度趋势分析图。由于磨粒沉积后的磨粒浓度指数,其受沉积时的磁场强度及油液流量影响,与油液采样量无关,因此对磨损浓度的计算以及故障的诊断方式产生了较大的影响。又由于试验油样的无变化性,因此,磨损浓度变化趋势近乎直线。

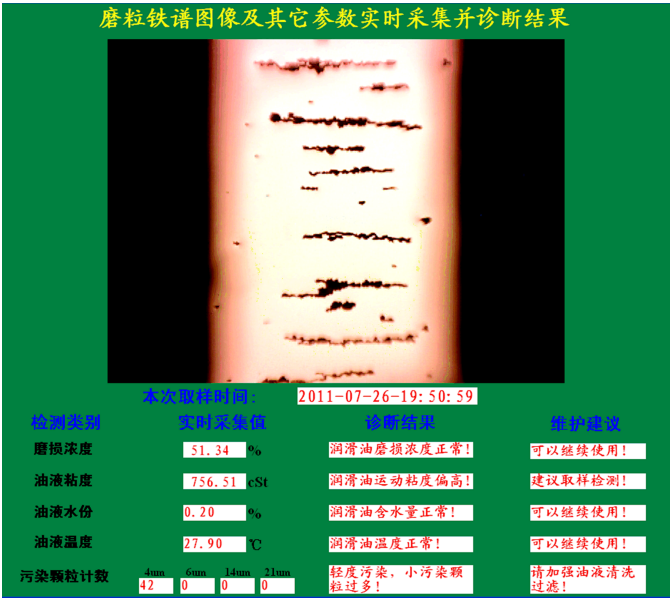


图 6 磨损浓度计算结果

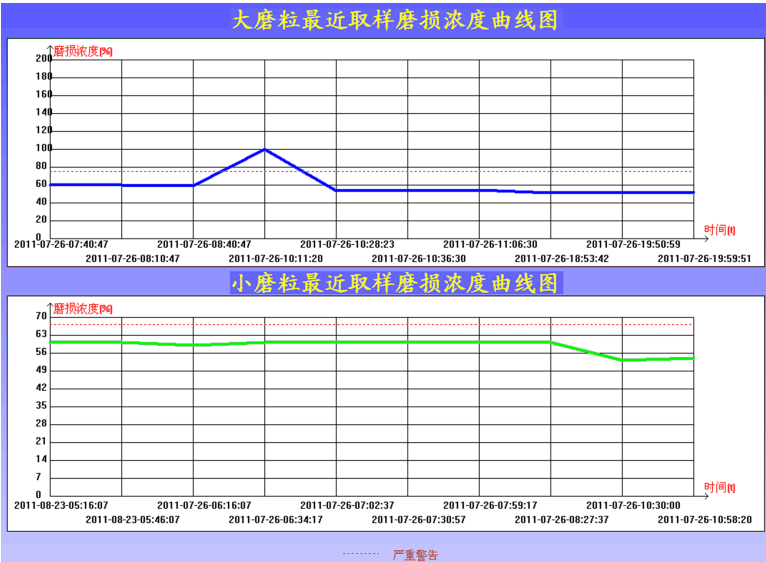


图 7 磨损浓度趋势分析图

4.2 在线磨粒识别分析

根据磨粒图像纹理特征提取方法,开发的系统提取在线磨粒图像纹理特征如图 8 所示,神经网络识别结果界面如图 9 所示. 具体采用 16 个在线磨粒

图像纹理特征被用来作为 RBF 训练分类器,而 16 个未知磨粒被用来检验建立的识别方法. 图 10 为部分选取作为训练磨粒的图像和未知磨粒图像.

整个 BRF 分类器的训练的迭代次数为 213 次,表 1 为实际的 64 个未知磨粒的分类结果. 从表 1 可知,磨粒的识别率为 98%,可见,以上开展的在线磨粒图像分析方法是可行的.

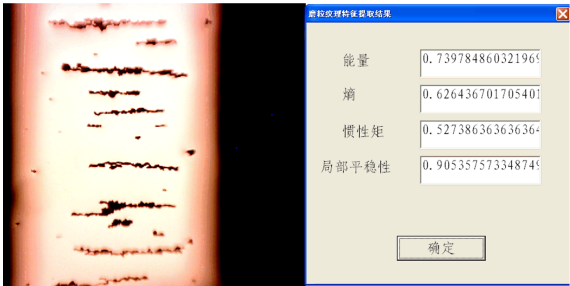


图 8 磨粒纹理特征提取

表 1 磨粒识别结果

序号	θ_1 /个	θ_2 /个	θ_3 /个	θ_4 /个
未知磨粒	16	16	16	16
分类结果	16	15	15	15



图9 神经网络识别

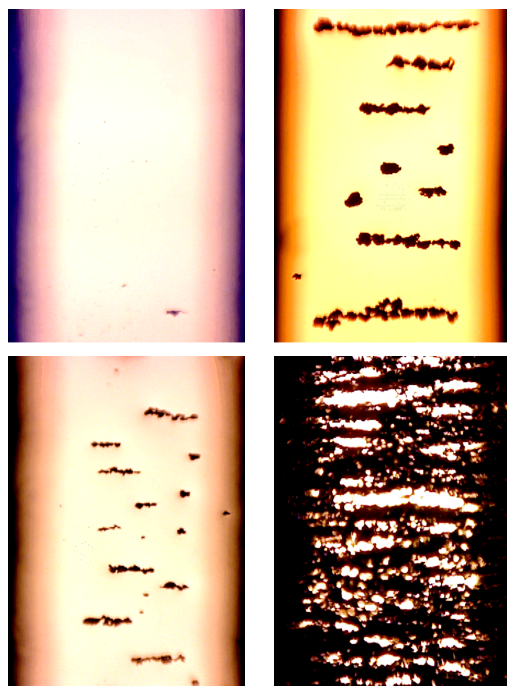


图10 部分训练样本和未知磨粒图像

它传感器,有着获得的信息量大、信息不易处理、诊断复杂、诊断结果对摩擦学专家的技术和经验依赖性强等特点.通过实验在线图像特征分析处理方法可以看出,本文提供的新的在线磨损分析思路、开发的设备在线磨粒图像集成处理系统,对解决在线铁谱图像分析中相对磨损浓度计算、纹理特征提取、磨粒自动识别等摩擦磨损问题提供了很好的参考和借鉴.

参考文献:

- [1] 谢友柏. 摩擦学的三个公理 [J]. 摩擦学学报, 2001, 21(3): 161-166.
- [2] WU Tonghai, MAO Junhong, WANG Jingtao, et al. A New On-Line Visual Ferrograph [J]. Tribology Transactions, 2009, 52(5): 623-631.
- [3] 武通海, 邱辉鹏, 吴教义, 等. 图像可视在线铁谱传感器的图像数字化处理技术 [J]. 机械工程学报, 2008, 21(6): 83-87.
- [4] WU Tonghai, WANG Weigang, WU Jiaoyi, et al. Improvement on On-Line Ferrograph Image Identification [J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2010, 23(1): 1-6.
- [5] 李艳军, 左洪福, 吴振锋, 等. 基于 D-S 证据理论的磨粒识别 [J]. 航空动力学报, 2003, 18(1): 53-58.
- [6] 吴超仲, 严新平, 周新聪, 等. 基于遗传算法的信息融合在摩擦学组合故障诊断中的应用 [J]. 摩擦学学报, 2001, 21(4): 301-304.
- [7] 杨其明, 严新平, 贺石中, 等. 油液分析监测现场实用技术 [M]. 北京: 机械工业出版社, 2006: 50-59.
- [8] 曹一波. 基于信息理论融合油液分析和振动分析的齿轮磨损故障诊断 [J]. 杭州: 华南理工大学, 2007, 6: 30-38.
- [9] 袁成清. 磨损过程中的磨粒表面和磨损表面特征及其相互关系研究 [J]. 武汉: 武汉理工大学, 2005, 6: 41-49.

5 结 语

(编辑: 温泽宇)

油液监测技术领域,在线铁谱传感器相较于其