

文章编号 1004-924X(2009)03-0589-07

# 油液在线监测系统中的磨粒识别

李绍成<sup>1</sup>, 左洪福<sup>2</sup>, 张艳彬<sup>3</sup>

(1. 南京航空航天大学 机电学院, 江苏 南京 210016; 2. 南京航空航天大学 民航学院, 江苏 南京 210016;  
3. 南京邮电大学 通信与信息工程学院, 江苏 南京 210046)

**摘要:**针对机械设备磨损状态监测要求, 构建了基于显微图像分析的油液在线监测系统。根据系统的光路特点, 对磨粒图像进行了基于彩色特征的转换, 并通过与背景图像的差值处理来快速提取磨粒目标。基于最小二乘支持向量机设计了两类磨粒分类器, 并利用粒子群优化算法对最小二乘支持向量机模型中的参数进行了优化选取。在此基础上, 根据磨粒识别体系, 设计了磨粒综合分类器。最后, 利用铁谱分析技术对系统性能和识别效果进行了检验, 结果表明, 系统的识别精度达到95%以上, 满足磨粒在线监测要求。

**关键词:**磨粒; 机器磨损; 在线监测; 图像识别; 支持向量机; 粒子群优化算法

**中图分类号:**TP391.4; TH87 **文献标识码:**A

## Wear debris recognition for oil on-line monitoring system

LI Shao-cheng<sup>1</sup>, ZUO Hong-fu<sup>2</sup>, ZHANG Yan-bin<sup>3</sup>

(1. College of Mechanical Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China; 2. College of Civil Aviation, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China; 3. College of Communication and Information Engineering, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210046, China)

**Abstract:** For the demands of wear on-line monitoring for mechanical equipment, an on-line oil monitoring system based on microscopic image analysis is constructed. According to the characteristic of system light route, the image of wear debris is converted into gray image based on its color feature, and the wear debris object is extracted by subtracting the background image from the wear debris image. The classifier for two kinds of wear debris is designed based on the least square support vector machines, and the parameters of this model are optimized by Particle Swarm Optimization(PSO) algorithm. Based on this classifier, an integrative wear debris classifier is designed according to the wear debris recognition system. The performance and recognition precision of this system are tested by the ferrography technology. The result shows that the recognition precision of this system is as high as 95%, which can meet the demand of wear debris on-line monitoring.

**Key words:** wear debris; machine wear; on-line monitoring; image recognition; Support Vector Machine(SVM); Particle Swarm Optimization(PSO) algorithm

收稿日期:2008-04-24; 修订日期:2008-06-27.

基金项目:国家863高技术研究发展计划资助项目(No. 2006AA04Z427); 中国民航总局科技资金资助项目(No. MHRD0724)

## 1 引言

磨损是机械故障产生的重要原因,有统计表明,约 80% 机械设备故障是由于摩擦磨损和润滑失效造成的,因此,对机器磨损状态进行监测非常重要<sup>[1]</sup>。机器油液中携带着磨损颗粒,提取这些磨损颗粒的信息,不仅可以了解磨损状况,避免重大事故的发生,还可以为设备故障诊断和视情维修提供依据。油液分析技术就是在此基础上发展起来的,它在设备磨损状态监测中发挥了重要作用。

传统的油液分析技术,包括铁谱分析技术、光谱分析技术、颗粒计数器等,主要是对油液进行离线检测,从不同的方面提取磨粒信息,在航空、船舶等领域已经得到了广泛应用<sup>[2-3]</sup>。但是由于这些分析技术需要对油液进行采样,分析周期长,成本高,测定结果的返回具有时间滞后性。因此,国内外开始研发在线式油液监测系统,其中具有代表性的是基于磁感应的和基于磁性俘获颗粒的颗粒监测器。磁感应颗粒监测器可以在线监测金属颗粒,缺点是不适合小颗粒监测,对于铁磁性颗粒,其尺寸应  $>100 \mu\text{m}$ ,对于非铁磁性颗粒,其尺寸应  $>250 \mu\text{m}$ ;磁性俘获颗粒监测器俘获效率较低<sup>[4]</sup>,而且这些测量系统无法得到颗粒的形态尺寸信息。为此,作者开发了基于显微图像的油液在线监测系统,本文对油液在线监测系统中磨粒特征信息的提取和识别技术进行了深入研究。

## 2 油液在线监测系统简介

本文根据油液中磨粒检测与识别要求,构建了磨粒自动识别的图像式在线监测系统,系统总体结构如图 1 所示,主要包括:图像检测子系统(包括显微镜、数字摄像机、计算机)、微流控油液分析芯片、油液进样子系统(包括泵、分流器件、微量泵)和在线监测传感器 OLS(Oil on-line Sensor, OLS)。OLS 是基于静电感应原理设计的磨粒在线监测传感器,根据检测到的静电信号来分析油液中的磨粒浓度,从而判断机器的磨损状况。在设备运行初期,系统一般不会出现严重磨损,此时,可以不启动图像监测系统,仅利用 OLS 传感器实时监测油液中磨损状况;当 OLS 传感器给出

预警信号时,则启动图像监测系统,以全面监测设备的磨损状况。

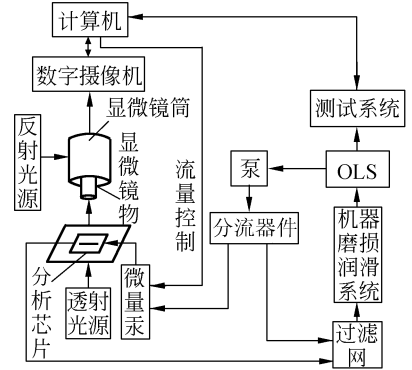


图 1 油液在线监测系统

Fig. 1 Oil on-line monitoring system

图像采集设备关系到磨粒图像的质量,在综合分析磨粒图像采集曝光时间及其分辨率等要求的基础上,本文选用大恒图像公司设计生产的 DH-HV3102UC 数字摄像机作为磨粒显微图像的采集设备,该摄像机带有 USB 接口和接口函数,可以方便地集成到油液在线监测系统分析软件中。

为了提高磨粒图像质量,更多地提取磨粒的特征信息,光路设计非常重要。单光源显微镜难以突出磨粒图像与油液背景图像之间的差别,不利于抑制图像噪声。为此,本文选取广州光学仪器厂的透反射双光源显微镜 L2020A,光源亮度可调,保证了足够的亮度和彩色性能,具有标准的 C 和 CS 接口,可以方便地连接数字摄像机。在进行磨粒图像采集时,为了突出磨粒特征,透射光采用绿色光,反射光采用红色光。

油液分析芯片是磨粒成像的关键,由于颗粒尺寸很小,需要进行显微放大分析。在分析了显微系统景深和视场的基础上,结合芯片安装要求,基于 MEMS 加工技术,设计了基于玻璃基材的微

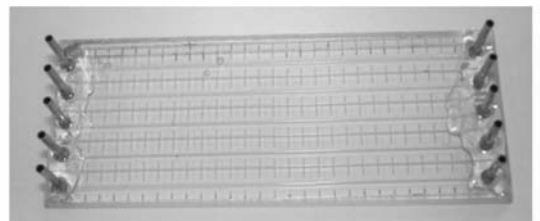


图 2 微流控油液分析芯片

Fig. 2 Microfluidic chip for oil analysis

流控油液分析芯片,芯片的基本结构如图2所示,该芯片有5个不同宽度尺寸的管道,可以适应不同油液流量的分析要求。

### 3 磨粒图像处理

本系统采集的图像是24 bit真彩色图像,而系统处理和分析的又是系列磨粒图像,为了提高系统运算速度,实现磨粒目标快速提取,本文基于磨粒图像采集系统中的光路特点,将磨粒图像转换为彩色特征量图像。以图像转换后磨粒分割与识别效果为依据,通过试验分析得到的图像转换公式为:

$$\text{Gray}=(2\times R-G-B)/2+127.5, \quad (1)$$

其中,Gray,  $R$ ,  $G$ ,  $B$  分别表示磨粒图像的彩色特征量和像素的红、绿、蓝分量。此转换突出了像素的红色分量,削弱了绿色分量,从而突出了磨粒与背景之间的差别,便于磨粒目标提取。

本文设计的是磨粒在线监测系统,因油液有一定的流动速度,所以系统所采集的图像存在着一定的运动模糊性。由于相机的曝光时间很短,油液流动速度变化缓慢,因此,在曝光时间内,磨粒运动可视为匀速直线运动;另外,本显微成像系统可视为线性系统。基于上述条件,得到如下的运动模糊磨粒图像退化模型。

$$g(x,y)=f(x,y)*h(x,y)+n(x,y), \quad (2)$$

其中, $g(x,y)$ 为退化图像, $f(x,y)$ 为原始图像, $h(x,y)$ 为退化函数, $n(x,y)$ 为图像噪声,\*表示二维卷积。

图像恢复是根据退化模型进行反向的推演运算,由退化模型分析可知,运动模糊图像恢复的关键是确定退化函数 $h(x,y)$ 。在曝光时间内,设磨粒运动的位移为 $L$  pixels,根据油液沿着芯片管道方向运动,则 $h(x,y)$ 可以表示为

$$h(x,y)=\begin{cases} 1/L, & 0\leq x\leq L-1 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}, \quad (3)$$

式中, $x$ 表示磨粒运动方向。

本文利用磨粒运动图像自身的先验知识,采用运动模糊图像微分与自相关算法进行模糊尺度计算,然后利用维纳滤波方法进行图像模糊恢复。图3为一运动模糊磨粒图像及其恢复图像。

对于预处理后的磨粒图像,首先将磨粒图像与油液背景图像进行差值处理,在此基础上对差



图3 运动模糊磨粒图像及其恢复图像

Fig. 3 Motion blurred image and its restoration image

值图像进行粗分割,然后利用最大类间方差法进行目标提取,并按照铁谱磨粒参数体系提取磨粒目标的特征参数,为磨粒自动识别提供参数依据。表1为图3所示磨粒图像分割后提取的部分特征参数值。

表1 磨粒部分特征参数

Tab. 1 Characteristic parameters of wear debris

特征参数	参数值
面积/ $\mu\text{m}^2$	984
等效直径/ $\mu\text{m}$	35.39
傅氏圆弧度	0.52
$R$ 均值	59.51
对比度	2.98
分形系数 $b$	2.5

## 4 磨粒自动识别

### 4.1 磨粒识别体系

基于磨粒的形态特征可以把磨粒划分为:正常磨粒、层状磨粒、严重滑动磨粒、切削磨粒、疲劳剥块、球状磨粒、氧化物磨粒等。根据这种划分标准,研究人员发展了磨粒识别的参数体系,以左洪福教授为首的课题组对该参数体系进行了比较完整的总结和发展<sup>[5]</sup>,提出了7大类二维形态特征参数,基于这些特征参数,形成了层次性的磨粒综合识别流程,如图4所示。

### 4.2 磨粒分类器设计

由上述的磨粒识别体系可知,磨粒识别涉及两类和三类分类。传统的铁谱系统中主要采用神经网络进行识别,但是神经网络在结构选择、网络训练等方面存在着许多问题。支持向量机(Support Vector Machine, SVM)是在统计学习理论基础上发展起来的一种机器学习方法,能够解决

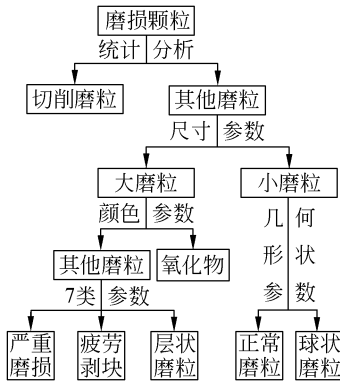


图 4 磨粒识别体系

Fig. 4 Wear debris recognition system

小样本、非线性、高维数、局部极小等实际问题<sup>[6-8]</sup>。最小二乘支持向量机(Least Square Support Vector Machines, LS-SVM)是基于 SVM 的一种改进算法,采用等式约束替换了标准支持向量机中的不等式约束,从而将 SVM 中的二次规划问题转化为线性方程组求解,在保证精度的同时降低了计算复杂性,加快了求解速度。LS-SVM 在模式识别中表现出了许多优势,因此,本系统采用 LS-SVM 进行磨粒识别,并对其中的参数进行了优化选取。

#### 4.2.1 粒子群优化算法(PSO)优化的 LS-SVM

两类磨粒分类 LS-SVM 算法简述如下<sup>[7]</sup>:

给定  $m$  个样本  $\{x_i, y_i\}$ ,  $x_i \in \mathbf{R}^n$ ,  $y_i \in \{-1, +1\}$ , 分类支持向量机的目标是构造一个如下形式的分类函数:

$$f(x) = \text{sign}[\mathbf{w}^T \varphi(x) + b], \quad (4)$$

其中,  $\mathbf{w}$  为超平面的权值矢量,  $\varphi(x)$  为核空间映射函数,  $b$  为偏置常数。最小二乘支持向量机分类就是求解下面的优化问题:

$$\min J(\mathbf{w}, \xi) = \frac{1}{2} \mathbf{w}^T \mathbf{w} + \frac{1}{2} \gamma \sum_{i=1}^m \xi_i^2, \quad (5)$$

满足等式约束

$$y_i [\mathbf{w}^T \varphi(x_i) + b] = 1 - \xi_i, \quad i=1, 2, \dots, m, \quad (6)$$

其中,  $\gamma$  为可调参数,  $\xi_i$  为误差变量。为了求解这个优化问题,引入拉格朗日函数:

$$L(\mathbf{w}, b, \xi, \alpha) =$$

$$J(\mathbf{w}, \xi) - \sum_{i=1}^m \alpha_i \{y_i [\mathbf{w}^T \varphi(x_i) + b] - 1 + \xi_i\}, \quad (7)$$

其中,  $\alpha_i$  为拉格朗日乘子,根据优化条件有:  $\partial L / \partial \mathbf{w} = 0$ ,  $\partial L / \partial b = 0$ ,  $\partial L / \partial \xi_i = 0$ ,  $\partial L / \partial \alpha_i = 0$ , 得到如下

方程组:

$$\begin{bmatrix} \mathbf{I} & 0 & 0 & -\mathbf{Z}^T \\ 0 & 0 & 0 & -\mathbf{Y}^T \\ 0 & 0 & \gamma \mathbf{I} & -\mathbf{I} \\ \mathbf{Z} & \mathbf{Y} & \mathbf{I} & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{w} \\ b \\ \xi \\ \alpha \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ \mathbf{L} \end{bmatrix}, \quad (8)$$

其中,  $\xi = [\xi_1, \dots, \xi_m]^T$ ,  $\mathbf{Z} = [\varphi(x_1) y_1, \dots, \varphi(x_m) y_m]^T$ ,  $\mathbf{Y} = [y_1, \dots, y_m]^T$ ,  $\mathbf{L} = [1, 1, \dots, 1]^T$ ,  $\alpha = [\alpha_1, \dots, \alpha_m]^T$ , 求解此方程组,根据 Mercer 条件,定义核函数  $k(x_i, x_j) = \varphi(x_i) \cdot \varphi(x_j)$ , 得到所求分类器

$$f(x) = \text{sign} \left[ \sum_{i=1}^m \alpha_i y_i k(x, x_i) + b \right]. \quad (9)$$

LS-SVM 的核函数有多项式函数、径向基函数、Sigmoid 函数、B 样条函数等。大量的研究成果表明,径向基核函数的泛化能力较强,因此,本文采用径向基核函数  $k(x, x_i) = \exp(-\|x - x_i\|^2 / 2\sigma^2)$ , 其中  $\sigma$  为可调参数。

上述分类器适合两类磨粒分类要求,由推导过程可知,在确定分类器过程中,需要确定参数  $\gamma$  和  $\sigma$ , 一般基于经验法或试选法进行取值,但是取值不当,会增大模型误差,影响磨粒识别精度。为此,采用粒子群优化算法(Particle Swarm Optimization, PSO)实现参数  $\gamma$  和  $\sigma$  的优化选取<sup>[9-11]</sup>。

PSO 初始化为一群随机粒子,然后通过迭代寻找最优解。在每次迭代中,粒子通过跟踪两个最优解来更新自己,一个是粒子本身所找到的最优解  $P_B$ ; 另一个是整个种群所找到的最优解  $G_B$ 。

在找到这两个最优解时,粒子根据如下两个公式来更新自己的速度  $v_i$  和位置  $P_i$ :

$$v_i(k+1) = \omega_i v_i(k) + c_1 r_1 [P_B^i - P_i(k)] + c_2 r_2 [G_B - P_i(k)], \quad (10)$$

$$P_i(k+1) = P_i(k) + v_i(k+1), \quad (11)$$

其中,  $\omega_i$  为惯性权重,  $r_1$  和  $r_2$  是  $[0, 1]$  中的随机数,  $c_1$  和  $c_2$  是加速系数,通常取  $c_1 = c_2 = 2$ 。

为了对 LS-SVM 模型中的参数  $\gamma$  和  $\sigma$  进行粒子群优化,需要建立优化目标函数。在确定好 LS-SVM 模型参数后,利用训练样本集对分类器进行学习、训练,用测试样本集对训练后的分类器进行验证,测试结果的正确率越高,表明分类器的分类效果越好。因此,磨粒的分类精度可以作为模型参数优化的目标函数,通常分类器的分类精度采用识别率 RR (Recognition Rate) 来表示,其定义为:

$$RR = \frac{\text{测试样本集中分类正确的数目}}{\text{测试样本集样本总数}}$$

两类磨粒分类的 LS-SVM 模型 PSO 算法步骤如下:

#### (1) 建立训练样本和测试样本集

从某两类磨粒图谱库中分别选择一定数量的磨粒样本,计算各个磨粒的 14 个特征参数:面积、等效直径、体态比、短长轴比、傅氏圆形度、傅氏凹度、边界曲折度、 $R$  均值、熵、角二阶矩、对比度、灰度相关、灰度能量、分形系数  $b$ , 构成磨粒识别训练样本和测试样本集。

#### (2) 初始化设置

主要设置群体规模、迭代次数、初始粒子和粒子速度。

(3) 利用粒子个体对应的  $\gamma$  和  $\sigma$ , 建立 LS-SVM 分类模型。学习训练后,对测试样本进行分类,根据分类结果计算每个粒子的识别率  $RR(i)$ 。

(4) 将每个粒子的识别率  $RR(i)$  与自身的最好识别率  $RR(P_B^i)$  进行比较,如果  $RR(i) > RR(P_B^i)$ , 则用新的识别率取代前一代的最好识别率。

(5) 将每个粒子的最好识别率  $RR(P_B^i)$  与所有粒子的最好识别率  $RR(G_B)$  进行比较,如果  $RR(P_B^i) > RR(G_B)$ , 则用该粒子的最好识别率更新原所有粒子的最好识别率,同时保存该粒子的当前参数信息。

(6) 判断  $RR(G_B)$  是否满足识别精度要求,如果不满足要求,根据粒子的更新公式,产生新的粒子,进行新一代计算。如此反复,当某粒子参数对应的分类模型满足识别精度要求时,利用该粒子对应的参数  $\gamma$  和  $\sigma$  建立该两类磨粒分类模型 LS-SVM。

#### 4.2.2 基于 LS-SVM 的磨粒分类器

基于上述的优化方法和步骤,从正常磨粒和球状磨粒图谱库中分别提取磨粒 25 个,利用铁谱系统计算各磨粒的特征参数,构成训练样本和测试样本集,优化后得到的参数  $\gamma$ 、 $\sigma$  分别为 346、0.72,从而得到了该两类磨粒的分类模型。依此方法可以得到其他两类磨粒的分类模型。

为了实现对所有磨粒的识别要求,按照磨粒识别体系,采用“一对多”策略,构造多 LS-SVM 组合的磨粒层次识别系统,每一类的识别被看成一个独立的二分类问题,如图 5 所示,图中  $D_1$ ,

$D_2, D_3, D_4, D_5, D_6, D_7$  分别代表切削磨粒、氧化物磨粒、正常磨粒、球状磨粒、严重滑动磨粒、疲劳剥块和层状磨粒。在该识别系统中,各子分类器的训练样本构成不同,为了加快训练速度,按照磨粒分类体系结构自上而下地进行识别,这样训练样本逐层减少,训练效率显著提高。

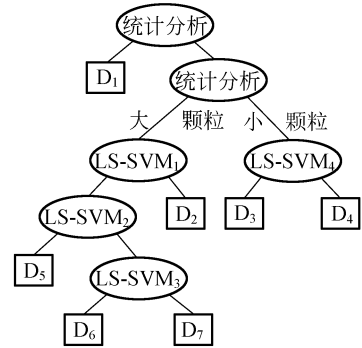


图 5 磨粒识别分类器

Fig. 5 Wear debris classifier

## 5 实验结果与分析

本系统已初步研制成功,目前在实验室利用磨损试验机 MMW-1A 进行模拟试验研究。从系统运行结果来看,基于优化后的磨粒特征参数,利用支持向量机模型进行磨粒识别,每幅磨粒图像识别时间低于 2 s,系统的实时性满足磨粒在线监测要求。

为了检验系统的识别效果,对某发动机减速器 350 h 阶段的润滑油进行分析,分析结果如表 2 所示。为了检验识别精度,利用 DMAS II 智能化铁谱分析系统对该油样进行了分析,实验结果表明系统的识别精度达到 95% 以上,表明该系统具有较高的识别精度。

表 2 磨粒识别结果

Tab. 2 Results of wear debris recognition

尺寸范围 类型	总计	5~10	10~20	20~50	>50
		( $\mu\text{m}$ )	( $\mu\text{m}$ )	( $\mu\text{m}$ )	( $\mu\text{m}$ )
正常磨粒	6 701	6 701	0	0	0
严重滑动	1 784	0	1 563	221	0
切削磨粒	296	243	47	6	0
疲劳剥块	134	0	0	93	41
其他磨粒	87	11	0	68	8

## 6 结 论

本文根据磨粒分析要求,构建了基于显微图像分析的油液在线监测系统。根据系统的光路特点,给出了磨粒目标快速提取方法。针对磨粒自

动识别要求,根据磨粒识别体系特点,设计了基于 LS-SVM 的磨粒综合识别分类器。实验结果表明本系统的识别精度达到了 95% 以上,满足磨粒在线监测的要求。本系统今后可应用于船舶、机车等重要机械设备的磨损状态监测中。

### 参考文献:

- [1] 夏志新. 液压系统污染控制[M]. 北京:机械工业出版社,1992.  
XIA ZH X. *Pollution Control in Hydraulic System* [M]. Beijing: China Machine Press, 1992. (in Chinese)
- [2] ROYLANCE B J. Ferrography—then and now[J]. *Tribology International*, 2005,38(10):857-862.
- [3] XIAO H L. The development of ferrography in China—some personal reflections[J]. *Tribology International*, 2005,38(10):904-907.
- [4] MORRIS S, WOOD R J K, HARVEY T J, *et al.*. Use of electrostatic charge monitoring for early detection of adhesive wear in oil lubricated contacts [J]. *Journal of Tribology*, 2002,124(2):288-296.
- [5] 吴振锋,左洪福,杨忠. 磨损微粒显微形态学特征量化描述体系[J]. 交通运输工程学报, 2001,1(1):115-119.  
WU ZH F, ZUO H F, YANG ZH. The quantification character parameter system of debris micrography[J]. *Journal of Traffic and Transportation Engineering*, 2001,1(1):115-119. (in Chinese)
- [6] 赵吉文,刘永斌,苏亚辉,等. 新型直线电机支持向量机非线性建模研究[J]. 光学 精密工程,2006,14(3):450-455.  
ZHAO J W, LIU Y B, SU Y H, *et al.*. Research on SVM model of a novel cylinder linear motor [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2006,14(3):450-455. (in Chinese)
- [7] SUYKENS J A K, VAN G T, DE M B, *et al.*. *Least Squares Support Vector Machines* [M]. Singapore: World Scientific Publishing Co. Pte. Ltd., 2002.
- [8] 赵吉文,刘永斌,孔凡让,等. 基于 SVM 和遗传算法的新型直线电机结构参数优化[J]. 光学 精密工程,2006,14(5):870-875.  
ZHAO J W, LIU Y B, KONG F R, *et al.*. Parameter optimization of novel cylinder type motor based on SVM and genetic algorithm [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2006,14(5):870-875. (in Chinese)
- [9] TRELEA I C. The particle swarm optimization algorithm: convergence analysis and parameter selection [J]. *Information Processing Letters*, 2003,85(6):317-325.
- [10] 崔长彩,黄富贵,张认成,等. 粒子群优化算法及其在圆柱度误差评定中的应用[J]. 光学 精密工程, 2006,14(2):256-260.  
CUI CH C, HUANG F G, ZHANG R CH, *et al.*. Research on cylindricity evaluation based on the particle swarm optimization [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2006,14(2):256-260. (in Chinese)
- [11] VAN D B. *Analysis of particle swarm optimizers* [D]. South Africa: Department of Computer Science, University of Pretoria, 2002.

## 作者简介:



李绍成(1972—),男,安徽六安人,博士研究生,2005年于南京航空航天大学获硕士学位,主要从事机器磨损状态监测与故障诊断等技术的研究。E-mail: chenglishao@163.com



张艳彬(1978—),男,山东滕州人,讲师,2007年于南京航空航天大学获博士学位,主要从事磨损状态检测、图像处理等技术研究。E-mail: zhangyb@njupt.edu.cn

## 导师简介:



左洪福(1959—),男,湖南茶陵人,博士,教授,博士生导师,1989年于中国矿业大学获得博士学位,主要从事航空发动机状态监测、故障诊断、维修规划管理以及寿命预测等关键技术的研究; E-mail: rms@nuaa.edu.cn

## ● 下期预告

## 使用 AFM 测量刻线边缘粗糙度的影响因素

赵学增,李 宁,周法权,李洪波

(哈尔滨工业大学 机械电子工程学院,黑龙江 哈尔滨 150001)

为了满足微电子制造技术中不断提高的刻线边缘粗糙度测量与控制精度的要求,对使用原子力显微镜(AFM)测量刻线边缘粗糙度的影响因素进行了研究。首先,基于图像处理技术从单晶硅刻线样本的 AFM 测量图像中提取出线边缘粗糙度,并确定出其量化表征的参数。然后,根据线边缘粗糙度测量与表征的特点,对各种影响因素包括探针针尖尺寸与形状的非理想性、AFM 扫描图像的噪声、扫描采样间隔、压电晶体驱动精度、悬臂梁振动以及线边缘检测算法中的自由参数等,进行了理论和实验分析,并分别提出了抑制及修正的方法。研究表明,在对各种可能导致测量误差的影响因素进行分析的基础上,消除或减小其影响,可以在一定程度上提高刻线边缘粗糙度测量的准确度,为实现纳米尺度刻线形貌测量的精度要求提供了理论与方法上的支持。