

基于小波模极大值的磁瓦裂纹缺陷边缘检测算法

林丽君¹, 殷 鹰¹, 何明格², 尹湘云¹

(1. 四川大学制造科学与工程学院 成都 610065; 2. 中国石油西南油气田公司采气工程研究院 四川 广汉 618300)

【摘要】为了准确提取磁瓦表面缺陷的边缘信息, 提出一种基于图像加权信息熵和小波模极大值相结合的磁瓦表面裂纹缺陷的边缘检测算法。针对磁瓦表面缺陷对比度低、背景纹理对边缘提取干扰大等特点, 设计了一种自适应改变截止频率的BHPF滤波器。利用图像梯度方差加权信息熵对背景纹理的清晰程度和复杂程度进行定量描述, 拟合出信息熵同截止频率的非线性函数关系, 自适应改变滤波器参数。为避免在多尺度下将缺陷的边缘信息丢失, 采用分解尺度判别函数获取小波变换的最优分解尺度。为保证裂纹缺陷边缘连续性和定位准确性, 采用双阈值对小波模极大值进行判定求得边界点。实验结果表明, 该方法对磁瓦裂纹缺陷边缘的检测优于传统的Canny和Sobel边缘检测算子, 可用于磁瓦其他缺陷的提取, 为实现缺陷的自动识别奠定了基础。

关键词 缺陷检测; 边缘检测; 磁瓦; 纹理处理; 小波变换

中图分类号 TP391.7

文献标志码 A

doi:10.3969/j.issn.1001-0548.2015.02.021

Edge Detection Algorithm of Magnetic Tile Crack Based on Wavelet Modulus Maxima

LIN Li-jun¹, YIN Ying¹, HE Ming-ge², and YIN Xiang-yun¹

(1. School of Manufacturing Science and Engineering, Sichuan University Chengdu 610065;

2. Gas Production Engineering Research Institute, PetroChina Southwest Oil & Gasfield Co. Guanghan Sichuan 618300)

Abstract In order to accurately extract edge information of magnetic tile surface defect, an edge detection algorithm based on image weighted information entropy and wavelet modulus maxima is proposed. Because the magnetic tile surface with low contrast and textured background has a negative influence on edge extraction, a new BHPF filter with adaptive changing cutoff frequency is designed. The clarity and complexity of textured background are quantitatively described by weighted information entropy of image gradient variance. The filter changes its parameter through matching the non-linear relationship between information entropy and cutoff frequency. To prevent the losing of edge information, the best decomposition scale is obtained by the level determination function. In order to ensure the edge continuity and veracity, wavelet modulus maxima is judged through a double threshold to get the edge point. Experimental results show that the algorithm outperforms the conventional canny and sobel algorithms in detection of magnetic tile crack edge. This edge detection algorithm can also detect other defects.

Key words defect detection; edge detection; magnetic tile; textures processing; wavelet transform

磁瓦作为电机的重要组成部分, 其表面缺陷直接影响电机的性能, 必须予以剔除。磁瓦材料颜色灰暗、图像对比度低, 目前磁瓦企业主要采用人工目视来完成磁瓦缺陷检测。运用机器视觉进行产品缺陷的无损检测是国内外的一个研究热点, 图像边缘信息的提取是机器视觉中图像分析的关键技术之一^[1-2], 许多边缘检测算法已被发展地应用于各种图像边缘特征的获取^[3-5]。文献[6]采用Sobel算子和Canny算子相结合的复合算子对焊缝边缘区域进行

有效的锁定和精确定位, 在一定程度上避免了外界因素对提取结果的干扰。文献[7]应用小波多尺度分析对X射线头影特征点提取, 在边缘点的自动定位上有一定的效果。文献[8]针对传统小波进行边缘检测定位不准确等缺点, 运用局部模极大值和动态阈值进行改进, 在边缘定位和连续性方面达到了预期效果。文献[9]采用独立元分析(ICA)与粒子群优化算法(PSO)相结合的算法检测LCD面板缺陷, 在大尺寸低对比度缺陷的检测上效果较好。由于磁瓦的应用

收稿日期: 2014-03-05; 修回日期: 2014-07-12

基金项目: 国家自然科学基金(51205265); 四川省科技支撑计划(2011CGZ0049)

作者简介: 林丽君(1985-), 女, 博士生, 主要从事智能测控、图像处理等方面的研究。

范围和自身特点,目前针对磁瓦缺陷检测的研究较少。

文献[10]提出了一种基于自适应形态学滤波的缺陷提取方法,通过该方法滤除或弱化缺陷,模拟出背景图像,用原始图像与背景图像相比较提取出磁瓦表面的缺陷,但较小缺陷所在区域灰度起伏较大时影响缺陷的分类。文献[11]提出了一种磁瓦图像应用快速离散Curvelet变换(FDCT)提取特征,并用支持向量机(SVM)分类器进行分类的磁瓦微小缺陷自动识别方法,当缺陷纹理占比小于1/64时分类识别正确率不能达到实际要求。文献[12]运用LVQ神经网络对磁瓦缺陷进行分类,但没有说明如何将磁瓦缺陷的边缘信息正确提取出来。

本文提出了一种基于小波变换模极大值的磁瓦裂纹缺陷边缘检测算法。该方法用图像梯度方差加权信息熵算法自适应改变巴特沃斯高通滤波器(BHPF)参数,对磁瓦的裂纹缺陷背景纹理和噪声进行有效的抑制。利用小波多尺度分辨的特点,采用具有平移不变性的二进小波进行小波变换,用分解尺度判别函数(LDF)确保缺陷的边缘信息受小波变换分解尺度的影响达到最小,采用双阈值求得小波模极大值,从而获取裂纹图像的边缘点。实验结果证明,该算法能有效抑制背景干扰,准确提取裂纹边缘信息。

1 磁瓦表面随机纹理处理

裂纹是磁瓦最典型的缺陷,也是最难识别的缺陷之一,许多裂纹非常细小,常与背景纹理混合在一起,必须对常用算法进行改进,增强缺陷特征,弱化背景特征。根据磁瓦表面图像背景能量与裂纹缺陷能量存在差异,背景图像能量主要在低频区,而缺陷能量主要在较高频率区域。而理想高通滤波器在截止频率处有振铃效应的缺陷,指数高通滤波器在其截止部分存在大量噪声,本文采用巴特沃斯高通(BHPF)滤波器对磁瓦图像进行预处理,抑制随机纹理造成的干扰,由于BHPF具有随截止频率增大平滑效果越好的特点,裂纹缺陷特征可以得到有效增强^[13]。 n 阶的BHPF滤波器定义为:

$$H(u, v) = \frac{1}{1 + (\sqrt{2} - 1)[D_0 / D(u, v)]^{2n}} \quad (1)$$

式中, $D(u, v) = \sqrt{u^2 + v^2}$ 。通过调节截止频率 D_0 可以获得理想的BHPF滤波器。

通过建立截止频率与图像加权信息熵之间的对应关系,自适应调节不同背景下滤波器的理想截止

频率^[14]。加权信息熵不仅表达了图像的平均信息量,更侧重体现高灰度值对图像熵值的影响。若图像有256个灰度阶,则其加权信息熵为:

$$H(S) = -\sum_{s=0}^{255} sp_s \lg p_s \quad (2)$$

式中, S 为裂纹图像中所含像素值的集合; p_s 为 S 中灰度值 s 出现的概率。

为使磁瓦表面纹理复杂程度描述更为客观,而梯度方差可以体现磁瓦表面纹理的细节变化,用梯度方差修正后的加权信息熵,可以定性描述梯度域内不同灰度级下磁瓦纹理细节的清晰程度,再利用信息熵和梯度方差对表面随机纹理的复杂程度进行定量的描述。图像梯度方差为:

$$\sigma^2 = \frac{1}{MN} \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} (\text{grad}_{i,j} - \text{grad}_{\text{AVR}})^2 \quad (3)$$

$$\text{grad}_{\text{AVR}} = \frac{1}{MN} \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} \sqrt{\left[\left(\frac{\partial f(x_i, y_j)}{\partial x_i} \right)^2 + \left(\frac{\partial f(x_i, y_j)}{\partial y_i} \right)^2 \right]} \quad (4)$$

图像的梯度方差加权信息熵可表示为:

$$\begin{cases} \sigma_s^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\text{grad}_i - \text{grad}_{\text{AVR}})^2 \\ H(S) = -\sum_{s=0}^{255} \sigma_s^2 p_{\sigma_s^2} \lg p_{\sigma_s^2} \end{cases} \quad (5)$$

式中, σ_s^2 为图像不同灰度下的梯度方差; N 为同一灰度像素的数目。

由此, BHPF的自适应截止频率调整流程如图1所示。根据先验知识,分别测试一些典型但表面复杂程度各异的磁瓦裂纹缺陷图像的截止频率,用分段线性插值对修正后的加权信息熵同截止频率进行拟合,得到不同裂纹背景信息熵值对应的截止频率。

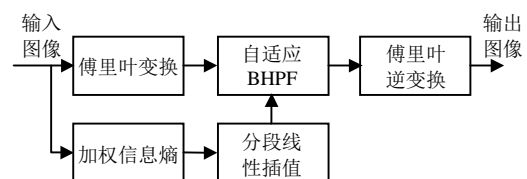


图1 BHPF自适应调节截止频率流程图

2 小波模极大值边缘检测原理

二进小波进行边缘检测是利用一个二次可导的平滑函数对待检信号进行小波变换,小波函数对应于平滑函数的一阶或二阶导数时,由小波模极大值就可找到图像边缘点。假定小波函数 $\psi(t)$ 与信号 $f(t)$ 为实函数,小波 $\psi(t)$ 是平滑函数 $\theta(t)$ 的一阶导数,即 $\psi(t) = d\theta(t)/dt$,则 $f(t)$ 的二进小波变换定

义为:

$$Wf(2^j, u) = 2^{\frac{j}{2}} (f * \overline{\psi_{2^j}})(u) = 2^{\frac{j}{2}} \frac{d}{du} (f * \overline{\theta_{2^j}})(u) \quad (6)$$

根据式(6)可知, 二进小波变换模极大值 $|Wf(2^j, u)|_{\max}$ 就是 $f(t)$ 经 $\overline{\theta_{2^j}}$ 平滑后函数的一阶导数的极大值, 恰好对应信号的 $f(t)$ 的突变点。文献[15]指出使用平滑函数一阶导数的极值检测优于其二阶导数的零交叉检测, 因此小波模极大值可用于检测图像的边缘点。

2.1 小波模极大值求取原理

在尺度 2^j 下, 若 $Wf(2^j, u)$ 关于 u 的导数 $\frac{\partial Wf(2^j, u)}{\partial u}$ 在 $u = u_0$ 时值为 0, 则称小波函数 $Wf(2^j, u)$ 在 $(2^j, u_0)$ 处存在局部极值。

1) 点 u 是 u_0 邻域中任意一点, 使得 $|Wf(2^j, u)| \leq |Wf(2^j, u_0)|$, 且点 u 的左邻域或右邻域满足 $|Wf(2^j, u)| < |Wf(2^j, u_0)|$, 则称 $(2^j, u_0)$ 是二进小波变换模 $|Wf(2^j, u)|$ 在尺度 2^j 下的极大点。

2) 若平面 $s-u$ 上存在一条曲线, 线上任意点 (s, u) 都是 $|Wf(s, u)|$ 的极大点, 则该曲线为模极大曲线。

若点 u_0 同时满足下面条件, 则称点 u_0 为信号在尺度 2^j 下的边界点, 阈值 $T_j > 0$ 。

- ① $|Wf(2^j, u_0)| \geq T_j$;
- ② $|Wf(2^j, u)|$ 在 u_0 点取得局部极大值。

对于一个二进小波变换序列 $Wf(2^j, 0), Wf(2^j, 1), \dots, Wf(2^j, n)$, 若满足下面条件:

$$\begin{cases} |Wf(2^j, m)| \geq |Wf(2^j, m-1)| \\ |Wf(2^j, m)| \geq |Wf(2^j, m+1)| \end{cases} \quad (7)$$

并且式(7)不能同时取等号, 则小波系数在 $m(0 \leq m \leq n)$ 点处取得模极大值。

2.2 最优分解尺度的确定

缺陷的边缘信息受小波分解尺度影响较大, 需要确定小波变换的最优分解尺度^[16]。由分解尺度判别函数(level determination function, LDF)可求得最优分解尺度, 即有:

$$LDF = \frac{10 \lg \sum_{i=1}^n x_i^2}{\sum_{i=1}^n (s_i - x_i)^2} \quad (8)$$

式中, \bar{s} 为重构信号; x 为含噪信号。

含噪信号 x 不变, 分解尺度逐渐增加, \bar{s} 经阈值函数去噪后逐渐逼近真实信号, 与 x 之间差别增大, LDF减小。当LDF减小量 ΔLDF 小于设定的门限值 ε 时, 判定此时的分解尺度为最优分解尺度。

2.3 缺陷边界点阈值确定

阈值是小波模极大值进行图像边缘检测时确定边缘点的判断门限, 阈值确定直接影响图像边缘检测质量。搜索待检图像D最大模值、最小模值, 其平均值设为初始阈值 T_0 。对图像D采用 $n \times n$ 窗口扫描, 获得窗口内的小波变换系数 $W_{j,k}$, 则缺陷边界点阈值为:

$$T = T_0 + \delta \sum_{j,k} W_{j,k} \quad (9)$$

式中, δ 为影响因子, 表述小波系数 $W_{j,k}$ 对阈值 T 的影响程度。

3 本文的磁瓦裂纹缺陷边缘检测方法

假设磁瓦裂纹图像D具有 $N \times N$ 个像素, 即 $D = \{d_{n,m} | n, m = 0, 1, \dots, N-1\}$, 则该图像的多尺度边缘检测过程如下:

- 1) 利用改进的BHPF滤波器对图像D滤波, 抑制磁瓦表面图像背景纹理和噪声, 得到图像 D_1 。
- 2) 确定图像 D_1 进行小波变换的最优分解尺度 j 。根据式(8)确定 j , 判断流程如图2所示。

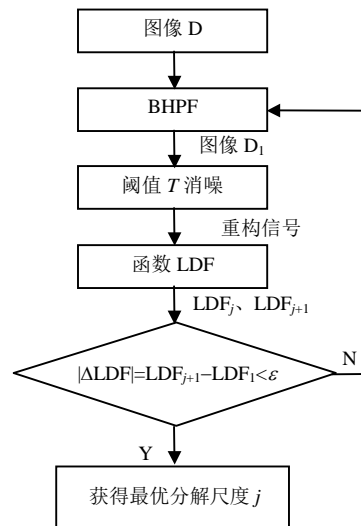


图2 最优分解尺度流程图

3) 在尺度 2^j 下, 计算数字图像 D_1 的二维小波变换 $W^1 f(2^j, n, m), W^2 f(2^j, n, m), n, m = 0, 1, \dots, N-1, 1 \leq j \leq J = \log_2 N$ 。

4) 计算每个像素点 (n, m) 的模值 $Wf(2^j, n, m)$ 和相角 $Af(2^j, n, m)$ 的正切值 $\tan Af(2^j, n, m)$ 。

5) 根据式(9)求得的阈值 T 将图像 D_1 分为两个区

域, 模值小于 T 的区域 R_1 , 模值大于等于 T 的区域 R_2 。对 R_1 和 R_2 再由式(9)求得对应区域内的阈值 T_1 、 T_2 , 且 $T_1 < T_2$, 则 T_1 和 T_2 就是判定裂纹边界点的双阈值。

6) 寻找某一尺度的边界点。将图像 D_1 中小于阈值 T_1 的像素灰度值设为0, 得到图像 I_1 ; 同理, 以阈值 T_2 为标准得到图像 I_2 。图像 I_2 作为基础, 图像 I_1 对 I_2 进行补充来寻找图像边缘轮廓线。寻找边缘线流程如图3所示。

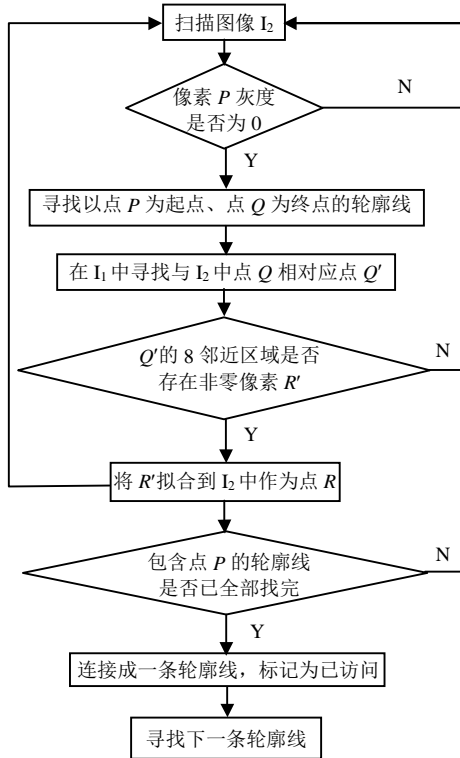


图3 寻找边界点流程图

7) 对分解尺度为 2^j 尺度上所有边界点进行链接, 得到极大曲线。

8) 满足算法的边界点灰度值记为255, 其余为0, 得到边缘图像 I 。

4 实验结果及分析

4.1 滤波器效果分析



图4 轴向端面裂纹

图4为待检的磁瓦轴向端面裂纹图像, 经二阶BHPF滤波后结果如图5所示。从图中可看出, 图像

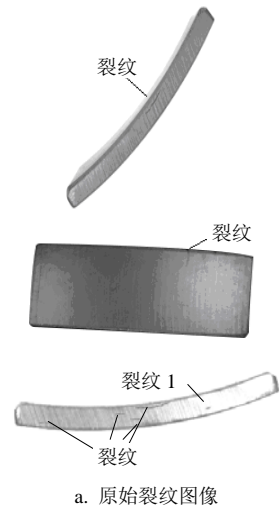
经BHPF滤波后, 缺陷区域得到增强, 有效地抑制了表面随机纹理和背景噪声。



图5 BHPF滤波后的轴向端面裂纹

4.2 边缘检测结果分析

将本文的算法运用于3种磁瓦裂纹缺陷边缘提取, 并与Sobel边缘检测算法、canny边缘检测算法的处理结果进行了比较, 结果如图6所示。由图6a可以看出, 磁瓦的端面和外弧面均有明显的裂纹。经Sobel算子检测结果如图6b所示, 裂纹缺陷不能被正确地提取出来。这是由于磁瓦的裂纹缺陷是多方向性的, 而经典的Sobel算子只采用了水平方向和垂直方向的模板, 若要增加方向性检测信息需要增加新的模板。而且Sobel算子的平滑作用使得部分伪边缘在被去掉的同时, 也丢掉了真正的边缘信息。另一方面, 经典的Sobel算子阈值确定依赖于人的经验, 对不同图像缺乏自适应性。图6c是Canny算子检测结果, 从图中可以看出磁瓦的背景纹理给正确识别裂纹缺陷边缘造成了干扰, 无法正确提取真正的裂纹缺陷。这是因为传统的Canny算子采用有限差分均值计算梯度幅值, 对噪声敏感, 易造成真实边缘部分细节丢失或检出伪边缘。磁瓦的低对比度使得基于梯度幅值的双阈值Canny算法难以在抑制噪声的同时保护低强度边缘, 影响了边缘检测效果。采用本文算法检测结果如图6d所示, 图6a的裂纹缺陷均能被准确地检测出来, 检测结果优于Sobel算法和Canny算法, 达到了预期的效果。



a. 原始裂纹图像

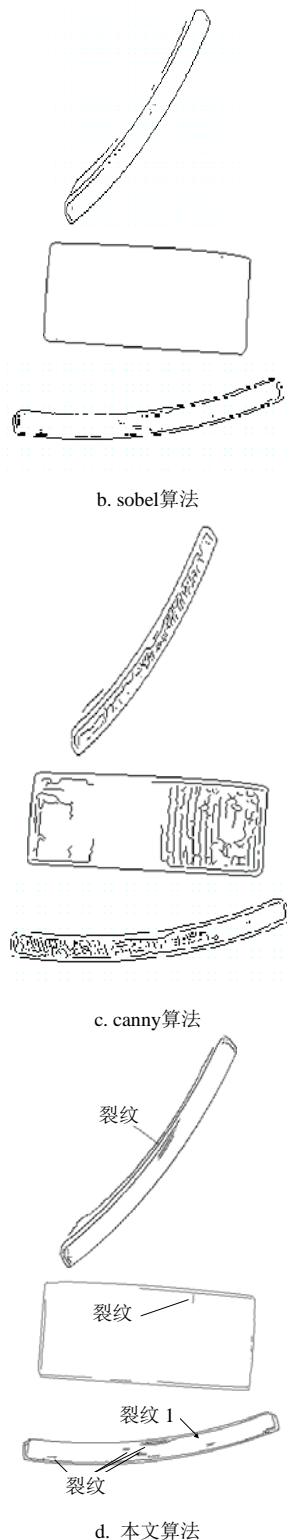


图6 本文算法与传统算法的检测结果比较

本文的实验一共选择160片磁瓦, 其中合格磁瓦78片, 裂纹缺陷磁瓦82片。对于合格磁瓦, 共检出72片, 误检率 $=\frac{78-72}{78} \times 100\% = 7.7\%$, 表明小部分合格磁瓦被误判, 这主要是磁瓦表面残留的水印或粉尘导致误判。在缺陷磁瓦检测中, 共检测出77片裂纹磁瓦, 漏检率 $=\frac{82-77}{82} \times 100\% = 6.1\%$, 漏检原

因主要是裂纹方向与磁瓦磨痕一致。

5 结 论

用图像梯度方差对加权信息熵进行修正, 使磁瓦裂纹缺陷背景的复杂程度的估计更为准确, 自适应改善了BHPF的滤波性能, 磁瓦的背景纹理得到了有效的抑制。采用小波变换模极大值算法提取裂纹缺陷边缘算法, 该算法中最优分解尺度的应用使得磁瓦裂纹的边缘信息得到最优保留, 双阈值能更精确寻找到裂纹的边缘点。实验证明, 本文的算法边缘检测效果优于经典边缘检测算子的检测结果, 为磁瓦的其他缺陷边缘提取和缺陷识别打下了基础。

参 考 文 献

- [1] 钮圣斌, 王盛, 杨晶晶, 等. 完全基于边缘信息的快速图像分割算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2012, 24(11): 1410-1419.
NIU Sheng-xiao, WANG Sheng, YANG Jing-jing, et al. A fast image segmentation algorithm fully based on edge information[J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2012, 24(11): 1410-1419.
- [2] 唐旭晟, 陈丹. 基于局部边缘特征的快速目标检测[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2011, 23(11): 1902-1907.
TANG Xu-sheng, CHEN Dan. Fast object detection using edge fragment-based features[J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2011, 23(11): 1902-1907.
- [3] SELVATHI D, DHARANI J. Realization of beamlet transform edge detection algorithm using FPGA[C]//2013 International Conference on Signal Processing, Image Processing and Pattern Recognition(ICSIPR). [S.l.]: IEEE, 2013: 131-135.
- [4] SYED J, HUSSAIN P, AYESHA S. Analysis of edge detection algorithm for feature extraction in satellite images[C]//Proceeding of the 2013 IEEE International Conference on Space Science and Communication (IconSpace). [S.l.]: IEEE, 2013: 238-242.
- [5] 赵雪峰, 殷国富, 尹湘云, 等. 支持向量机和元胞自动机相结合的图像边缘检测方法[J]. 四川大学学报(工程科学版), 2011, 43(1): 137-142.
ZHAO Xue-feng, YIN Guo-fu, YIN Xiang-yun, et al. Image edge detection based on support vector machine and cellular automata[J]. Journal of Sichuan University(Engineering Science Edition), 2011, 43(1): 137-142.
- [6] 孔萌, 陈善本, 林涛. 基于复合边缘检测算子的焊缝边缘提取方法[J]. 上海交通大学学报, 2009, 43(5): 693-696.
KONG Meng, CHEN Shan-ben, LIN Tao. Weld seam edge detection based on composite edge detectors[J]. Journal of Shanghai Jiaotong University, 2009, 43(5): 693-696.
- [7] 凌旭峰, 杨杰, 吕勇. 基于小波多尺度分析的X-线头影特征点提取[J]. 上海交通大学学报, 2001, 35(9): 1350-1354.
LING Xu-feng, YANG Jie, LÜ Yong. Characteristic points extraction of X-ray skull image based on wavelet multiscale analysis[J]. Journal of Shanghai Jiaotong University, 2001,

- 35(9): 1350-1354.
- [8] 范艳军, 吴晓红, 罗代升. 一种改进的基于小波变换的图像边缘检测算法[J]. 四川大学学报(自然科学版), 2012, 49(6): 1264-1268.
FAN Yan-jun, WU Xiao-hong, LUO Dai-sheng. Defect detection of uneven brightness in low-contrast images using basis image representation[J]. Journal of Sichuan University(Natural Science Edition), 2012, 49(6): 1264-1268.
- [9] TSNEG Y H, TSAI D M. Defect detection of uneven brightness in low-contrast images using basis image representation[J]. Pattern Recognition, 2010, 43(3): 1129-1141.
- [10] 余永维, 殷国富, 蒋红海, 等. 磁瓦表面图像的自适应形态学滤波缺陷提取方法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2012, 24(3): 351-356.
YU Yong-wei, YIN Guo-fu, JIANG Hong-hai, et al. Defect extraction method of arc magnet surface image based on adaptive morphological filtering[J]. Journal of Computer-Aided Design&Computer Graphics, 2012, 24(3): 351-356.
- [11] 蒋红海, 殷国富, 刘培勇, 等. 基于Curvelet变换和支持向量机的磁瓦表面缺陷识别方法[J]. 四川大学学报(工程科学版), 2012, 44(3): 147-152.
JIANG Hong-hai, YIN Guo-fu, LIU Pei-yong, et al. Defect detection on magnetic tile surface based on fast discrete curvelet transform and support vector machine[J]. Journal of Sichuan University(Engineering Science Edition), 2012, 44(3): 147-152.
- [12] 严俊龙, 郑晓曦, 李铁源. LVQ神经网络在磁瓦表面缺陷分类中的运用[J]. 计算机与数字工程, 2009, 37(12): 147-150.
YAN Jun-long, ZHENG Xiao-xi, LI Tie-yuan. Application of LVQ neural network in classification of surface defects for arc segments ceramic magnet[J]. Computer & Digital Engineering, 2009, 37(12): 147-150.
- [13] GONZALEZR C, WOODSR E. Digital image processing [M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2011.
- [14] 李晓舟, 于化东, 于占江, 等. 微小尺寸零件表面缺陷光学检测方法[J]. 兵工学报, 2011, 32(7): 872-877.
LI Xiao-zhou, YU Hua-dong, YU Zhan-jiang, et al. Optimal inspection method for surface defects of micro-components[J]. Acta Armamentarii, 2011, 32(7): 872-877.
- [15] PETROU M, KITTLER J. Optimal edge detectors for ramp edges[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1991, 13(5): 483-491.
- [16] 张弦, 王宏力. 基于最优分解尺度的静态提升小波去噪方法[J]. 高压电技术, 2009, 35(3): 501-508.
ZHANG Xuan, WANG Hong-li. Stationary lifting wavelet de-noising method based on optimal decomposition level[J]. High Voltage Engineering, 2009, 35(3): 501-508.

编辑 黄莘

(上接第282页)

- [11] GU Q Q, LI Z H, HAN J W. Joint feature selection and subspace learning[C]//IJCAI. Menlo Park, USA: AAAI, 2011: 1294-1299.
- [12] WRIGHT J, YANG A Y, GANESH A, et al. Robust face recognition via sparse representation[J]. IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell, 2009, 31(2): 210-227.
- [13] HE X F, JI M, BAO H J. Graph embedding with constraints[C]//IJCAI. Pasadena, CA, USA: AAAI, 2009: 1065-1070.
- [14] CHUNG FR K. Spectral graph theory[M]. [S.l.]: American Mathematical Soc, 1997.
- [15] LU K, DING Z, ZHAO J. Locally connected graph embedding for semisupervised image classification[J]. Journal of Electronic Imaging, 2012, 21(4): 43-52.
- [16] BELKIN M, NIYOGI P. Laplacian eigenmaps and spectral techniques for embedding and clustering[C]//NIPS. Cambridge, MA, USA: MIT, 2001: 585-591.
- [17] TIMOFTE R, GOOL L V. Sparse representation based projections[C]//Proceedings of the British Machine Vision Conference. [S.l.]: BMVA, 2011: 1-12.
- [18] WU Q, LIANG F, SAYAN M. Localized sliced inverse regression[J]. Journal of Computational and Graphical Statistics, 2010, 19(4): 843-860.

编辑 黄莘