

## 基于 Gabor 小波和核保局投影 算法的表面缺陷自动识别方法

吴秀永<sup>1</sup> 徐科<sup>1</sup> 徐金梧<sup>1</sup>

**摘要** 研究了 Gabor 小波变换和核保局投影 (Kernel locality preserving projections, KLPP) 算法的原理, 分析了热轧钢板表面缺陷的特点, 提出了一种基于 Gabor 小波和 KLPP 算法的特征提取方法, 并应用于热轧钢板表面缺陷自动识别. 首先利用 Gabor 小波将图像分解到 5 个尺度 8 个方向的 40 个分量中, 接着对原始图像和各个分量的实部和虚部分别提取均值和方差, 得到一个 162 维的特征向量, 然后利用 KLPP 算法将该特征向量的维数降到 21 维, 最后利用多层感知器网络对样本进行分类识别. 本文提出的特征提取方法具有计算简单、可并行处理的特点, 对沿一定方向分布的边缘和纹理具有较高的区分能力. 利用从工业现场采集的缺陷图像对本文方法进行了实验, 识别率达到 93.87%.

**关键词** Gabor 小波, 核保局投影, 表面检测, 特征提取, 降维

**DOI** 10.3724/SP.J.1004.2010.00438

### Automatic Recognition Method of Surface Defects Based on Gabor Wavelet and Kernel Locality Preserving Projections

WU Xiu-Yong<sup>1</sup> XU Ke<sup>1</sup> XU Jin-Wu<sup>1</sup>

**Abstract** Principles of Gabor wavelet transform and kernel locality preserving projections (KLPP) are studied and characteristics of surface defects on hot-rolled steel plates are analyzed. A feature extraction method based on Gabor wavelet and KLPP is presented and applied to automatic recognition of hot-rolled steel plate surface defects. Surface images is decomposed into 40 complex-value components at 5 scales and 8 orientations by Gabor wavelet transform, then means and standard deviations of real parts and imaginary parts of the components and the original image are calculated as features respectively to produce a feature vector with 162 dimensions, which is then reduced to 21 dimensions by KLPP. A multi-layer perceptron classifier is constructed to classify the samples with the 21-dimensional feature vector. The feature extraction method presented in this paper has low computational complexity, high computational parallelism, and can discriminate edges and textures along different directions. The method is examined with samples of surface defects captured from a hot-rolled steel plate production line, and the classification rate is 93.87%.

**Key words** Gabor wavelet, kernel locality preserving projections (KLPP), surface detection, feature extraction, dimension reduction

基于机器视觉技术的表面缺陷在线检测系统具有非接触、成本低的优点, 目前, 已经成为表面缺陷在线检测系统的

主流. 表面缺陷检测算法是基于机器视觉技术的表面缺陷在线检测系统的核心, 它主要包含以下 4 个步骤: 图像预处理、缺陷检测、缺陷特征提取和分类识别. 其中, 缺陷特征提取对于后续分类识别起着至关重要的作用, 是表面缺陷检测算法研究的热点之一, 也是本文研究的主要内容.

热轧钢板表面缺陷形态复杂, 即使是同一种类型的缺陷, 相互之间差别也很大; 而不同类型缺陷的形态在某种程度上很相似; 热轧钢板表面的氧化铁皮比较多, 而且氧化铁皮的颜色、形态各异, 容易被识别为缺陷, 是影响热轧钢板表面检测的主要因素. 在热轧钢板表面缺陷检测中, 氧化铁皮不算缺陷, 但是, 为了将氧化铁皮与真正的缺陷区分开来, 本文将氧化铁皮作为一类缺陷来处理.

根据缺陷的表现特征, 可以将热轧钢板表面缺陷分为两大类: 形状缺陷和纹理缺陷. 形状缺陷是指形状特征比较明显的缺陷, 例如划伤、裂纹和网纹等, 形状缺陷的出现频率比较高; 纹理缺陷是指纹理特征比较明显的缺陷, 例如压痕、结疤和麻点等, 纹理缺陷的出现频率比较低. 在热轧钢板表面缺陷检测中, 一般从形状和纹理两个方面来提取特征. 文献 [1] 提出了基于结构谱的方法用于热轧中厚板缺陷识别, 识别率为 80%, 该方法只适用于麻点、夹杂、结疤等纹理缺陷, 对形状缺陷不适用. 文献 [2] 将最优尺度分形维数用于热轧带钢表面缺陷的分类识别, 获得了 87.96% 的识别率, 但是该方法只是用于麻面、夹杂、氧化铁皮这几种缺陷, 对出现频率很高的裂纹的识别率很低. 文献 [3] 提出了采用基于幅值谱的特征提取方法与 LVQ2 分类器来识别热轧中厚板上 8 种表面缺陷和氧化铁皮, 总体识别率 91.15%, 但是该方法对出现频率最高的纵向裂纹、横向裂纹的识别率分别只有 92%、90%, 从实用的角度来讲, 识别率还需要提高. 为了克服上述方法存在的问题, 提高识别率, 本文提出了基于 Gabor 小波和核保局投影 (Kernel locality preserving projections, KLPP) 的特征提取与选择方法, 并应用于热轧钢板表面缺陷识别.

在现有的文献中, 一般采用 Gabor 小波<sup>[4]</sup> 来提取图像的纹理特征. 特定尺度特定方向上的 Gabor 小波系数可以反映该方向上的形状特征. 而热轧钢板表面缺陷尤其是形状缺陷一般沿一定的方向分布, 因此, 本文采用 Gabor 小波来提取图像在多个尺度多个方向上的特征. 由于有些缺陷的样本个数比较少, 样本特征向量的维数比样本个数大, 给分类带来了实际困难, 因此, 需要对特征向量进行降维. KLPP 算法<sup>[5]</sup> 能够很好地处理数据流形的非线性结构, 继承了核方法<sup>[6]</sup> 能够避开直接求解非线性优化问题的特点. 因此, 本文将采用 KLPP 算法对提取到的原始特征向量进行降维. 最后, 将降维得到的投影向量作为分类器的输入进行分类. 这种特征提取方法具有计算复杂度低 (线性对数级)、可并行计算性高的特点, 对沿一定方向分布的边缘和纹理具有较高的区分能力. 采用这种特征提取方法对从工业现场采集到的热轧钢板表面缺陷图像提取特征, 然后采用多层感知器进行分类, 得到了比较满意的结果.

## 1 Gabor 小波变换

根据文献 [7] 对 Gabor 小波的定义, 可以将 Gabor 小波写成如下形式:

$$\psi_j(\mathbf{x}) = \frac{\|k_\nu\|^2}{\sigma^2} e^{\|k_\nu A \mathbf{x}\|^2} [e^{ik_\nu C A \mathbf{x}} - e^{-\frac{\sigma^2}{2}}] \quad (1)$$

其中

收稿日期 2009-01-15 录用日期 2009-04-16  
Manuscript received January 15, 2009; accepted April 16, 2009  
国家自然科学基金 (60705017), “十一五” 国家科技支撑计划 (2006BAE03A06) 资助  
Supported by National Natural Science Foundation of China (60705017), National Key Technology Research and Development Program of China during the 11th Five-Year Plan Period (2006BAE03A06)  
1. 北京科技大学高效轧制国家工程研究中心 北京 100083  
1. National Engineering Research Center for Advanced Rolling Technology, University of Science and Technology Beijing, Beijing 100083

$$A = \begin{bmatrix} \cos \theta & \sin \theta \\ -\sin \theta & \cos \theta \end{bmatrix}, \quad C = [1 \quad 0]$$

$k_\nu = k_{\max}/f^\nu$ ,  $f$  是频率参数,  $\nu$  是与波长相关的参数, 相当于伸缩因子,  $\theta$  是方向参数, 一般文献中取  $\theta = \mu\pi/N$ ,  $N$  是方向个数,  $\mu$  表示第几个方向,  $\mathbf{x}$  是一个  $2 \times 1$  的列向量, 表示二维平面上的一个点. 式 (1) 中方括号内的第一项是变换核的振荡部分, 第二项对变换核的直流分量进行补偿, 以消除图像灰度绝对值的影响. 当  $\sigma$  足够大时, 直流项的影响可以忽略不计.

二维函数  $f(\mathbf{x})$  的 Gabor 小波定义为<sup>[7]</sup>:

$$GW(\mathbf{k}, \mathbf{x}_0) = (f * \psi_{\mathbf{k}})(\mathbf{x}_0) \quad (2)$$

其中,  $\mathbf{k} = [k_\nu, \mu]$ ,  $*$  表示卷积运算.

通过改变参数波长参数  $\nu$  和方向参数  $\mu$ , 得到不同尺度不同方向上的 Gabor 小波, 利用式 (2) 即可计算出函数在多个尺度多个方向上的 Gabor 小波系数.

## 2 KLPP 算法

近年来, 流形学习逐渐成为机器学习的一个热点, 涌现了很多流形学习算法. 局部线性嵌入 (Locally linear embedding, LLE)<sup>[8]</sup> 和拉普拉斯特征映射 (Laplacian eigenmap, LE)<sup>[9]</sup> 等非线性降维方法虽然能很好地揭示数据集流形的内在结构, 但是这些方法没有提供明晰的投影矩阵, 很难直接提取新样本的特征. 保局投影算法 (Locality preserving projections, LPP)<sup>[5, 10]</sup> 是最近提出的用于流形学习和分析的算法. LPP 算法通过建立邻域图, 对邻域图各边赋加合理的权重, 使它能够更好地表现数据集流形的局部结构. 然后, 根据建立的邻域图在非平凡解这一约束下最小化各邻域点之间的加权距离, 利用拉格朗日乘子法将上述优化问题转换为广义特征值特征向量问题, 并将广义特征值特征向量问题的非零特征值所对应的特征向量作为投影矩阵, 从而获得数据集的投影, 最终在投影子空间中进行分类识别. LPP 算法实质上是对 LE 的线性逼近, 克服了上述算法的缺陷, 提供了明晰的投影矩阵, 计算简单且速度快, 能够很好地保持数据流形的局部结构, 有效地消除噪声和离群点的影响. KLPP 算法是采用核方法对 LPP 算法进行了非线性推广, 它结合了核方法和 LPP 算法的优点.

## 3 基于 Gabor 小波和 KLPP 的特征提取

### 3.1 方法描述

热轧钢板表面几种主要的缺陷和氧化铁皮如图 1 所示, 依次是纵向裂纹、横向裂纹、网纹、纵向划伤、横向划伤、麻点、压痕、结疤、氧化铁皮. 从图 1 可以看到, 热轧钢板表面缺陷尤其是形状缺陷一般是沿一定的方向分布, 因此, 采用 Gabor 小波将缺陷分解到多个尺度多个方向, 提取多个尺度多个方向上的统计特征, 然后对提取到的高维特征向量采用 KLPP 算法降维, 减少特征向量中的冗余信息, 降低噪声和离群点对数据流形的影响. 最后在降维得到的子空间中对表面图像进行分类, 具体步骤为:

**步骤 1.** 利用 Gabor 小波变换将图像分解到 5 个尺度 8 个方向上, 得到 40 幅复值 Gabor 小波系数图像;

**步骤 2.** 分别计算所有 Gabor 小波系数图像实部和虚部的均值和方差, 再计算原始图像和均值和方差, 得到一个 162

维的特征向量;

**步骤 3.** 采用 KLPP 算法把高维特征向量的维数从 162 维降到 21 维.

**步骤 4.** 把降维后的特征向量作为多层感知器网络的输入对图像进行分类识别.

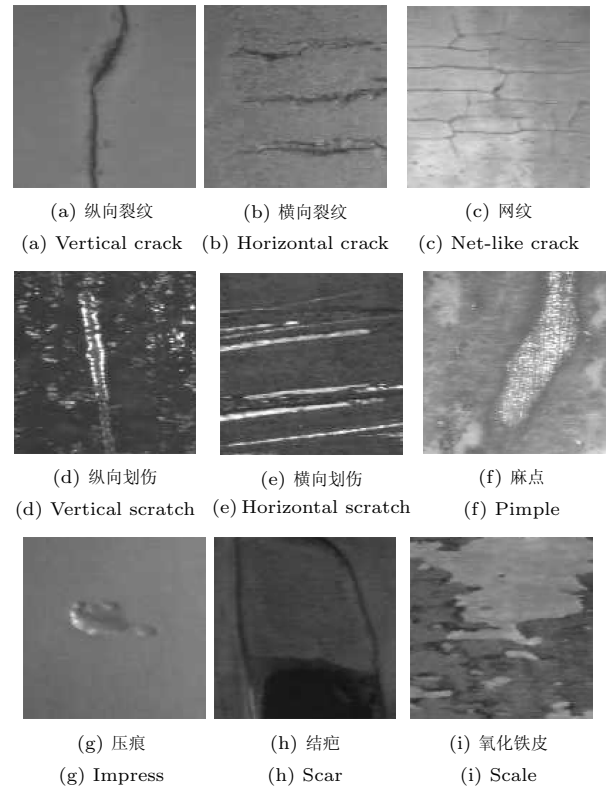


图 1 热轧钢板表面图像

Fig. 1 Hot-rolled steel plate images

### 3.2 方法说明与分析

在现有文献中, 一般直接将原始图像或各个尺度各个方向上的 Gabor 小波系数 (有的文献对其进行了下采样) 按行连接成一个高维向量, 然后对该高维向量进行降维<sup>[11]</sup>. 显然, 这种方法得到的原始特征向量不具有平移不变性. 为了解决这个问题, 本文做了如下改进, 提取 Gabor 小波系数的统计特征 (均值 + 方差), 形成一个维数相对较低的高维特征向量, 然后采用 KLPP 算法对该高维特征向量进行降维 (这个降维过程可以理解为二次特征提取). 由于均值和方差对缺陷目标的平移是不变的, 因此, 本文方法提取到的特征具有平移不变性.

上述特征提取方法对图像做多个不同尺度不同方向上的 Gabor 小波变换, 然后分别计算各个尺度各个方向上的统计特征, 各个尺度各个方向上的计算是相互独立的, 因此, 很容易采用并行结构来实现, 若采用多核 CPU, 则可大幅度地减少算法的执行时间. 本文的特征提取方法在测试阶段的时间复杂度与图像像素个数 ( $MN$ ) 成线性对数级关系 ( $O(MN \log_2(MN))$ ), 即计算复杂度比较低.

## 4 实验

### 4.1 图像样本采集

为了验证上述基于 Gabor 小波的缺陷特征提取方法和

基于 KLPP 算法降维的特征选择方法对钢板表面缺陷分类识别的有效性, 本文利用在现场运行的表面质量检测系统从国内某热轧钢板生产线上采集了 5 种形状缺陷 (横向划伤、横向裂纹、纵向划伤、纵向裂纹、网纹)、3 种纹理缺陷 (压痕、结疤、麻点) 和氧化铁皮的图像, 原始图像的尺寸为  $732 \times 287$ . 目前的检测与识别算法是先利用快速算法检测缺陷区域, 找到感兴趣区域, 然后利用缺陷识别算法对感兴趣区域进行分类识别. 本文研究重点不在缺陷的检测而在缺陷的分类识别, 因此, 为了研究方便起见, 本文从原始图像上截取  $128 \times 128$  的缺陷区域, 一共截取了 1273 个样本, 其中, 637 个作为训练样本, 另外 636 个作为测试集. 每类缺陷的样本个数根据该类缺陷出现频率按比例选取.

4.2 降维维数的确定

将训练样本特征集作为输入, 运行 KLPP 算法, 得到 21 个非零特征值 ( $\geq 0.001$ ), 即训练样本集的内在维数是 21 维. 因此, 本文将提取到的高维特征向量降到 21 维. 本文还研究了降维后子空间的维数与分类正确率之间的关系, 得到了图 2 所示结果, 其中带圆圈的折线表示非零特征值个数与子空间维数之间的关系, 带黑点的折线表示分类正确率与子空间维数之间的关系. 根据图 2 可以做出如下分析, 当子空间维数小于训练样本集流形的内在维数时, 降维得到的子空间未能包括流形的全部信息, 因此, 随着子空间维数的减小, 分类器在测试样本集上获得的分类正确率逐渐下降. 当子空间的维数大于训练样本集流形的内在维数时, 子空间包括了流形几乎全部信息, 因此, 随着子空间维数的增加, 真正保留的维数还是 21 维, 即内在维数没有增加, 有用信息也没有增加, 分类正确率基本保持不变.

4.3 其他关键参数的选取

特征提取与特征选择方法的关键参数选择为: Gabor 小波参数  $k_{max} = \pi/2$ ,  $f = \sqrt{2}$ , 选取 5 个尺度, 每个尺度取 8 个方向. 采用上述特征提取与特征选择方法对训练样本集提取表面图像特征并采用 KLPP 算法降到 21 维. 利用降维后得到的训练样本集构建一个多层感知器 (Multi-layer perception, MLP) 分类器, 多层感知器的层数为 4 层, 分别取 21、30、30、9 个神经元, 采用 RPROP (Resilient back-propagation) 算法<sup>[12]</sup> 训练. KLPP 算法采用有监督方式, 选用高斯核函数, 求解广义特征值特征向量问题时正则化因子

选 0.005.

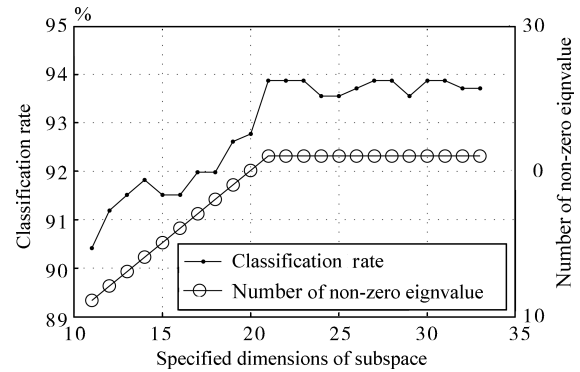


图 2 分类正确率及非零特征值个数与子空间的指定维数之间的关系  
Fig. 2 Relation of classification rate and number of non-zero eigenvalue to specified dimensions of subspace

4.4 实验结果及分析

对训练样本集提取特征训练上述 MLP, 训练正确率为 100%. 对测试样本集仍然采用上述特征提取与特征选择方法提取特征, 并利用训练好的 MLP 进行测试, 测试结果如表 1 所示.

从实验结果可以看到:

- 1) 采用本文方法对表面缺陷进行分类, 总体识别率达到 93.87%, 这说明本文的特征提取方法对缺陷分类是有效的.
- 2) 对氧化铁皮的识别率高达 96.97%, 这有效地减少了伪缺陷的出现.
- 3) 常见缺陷中, 纵向裂纹、横向裂纹、纵向划伤和网纹的识别率都比较高, 而横向裂纹的识别率相对较低, 从分类混淆矩阵可以看到, 这种缺陷主要被错分为横向裂纹和网纹. 通过观察被错分的横向划伤样本图像发现, 这些缺陷的形态特征与横向裂纹或网纹确实很相似, 导致提取到的特征也相近, 从而造成错分. 由于没有被错分为氧化铁皮, 不会造成漏检, 因此仍然能够保持很高的检出率.

目前, 算法在 Matlab 下实现, 识别一幅  $128 \times 128$  的表面图像需要 70 ms, 在钢板运行速度比较慢的情况下, 能够满足实时识别的要求; 在运行速度比较快的情况下, 还需要对本文的识别方法进行改进和优化.

表 1 MLP 的测试结果  
Table 1 Test results of MLP

	横向划伤	纵向划伤	横向裂纹	纵向裂纹	网纹	氧化铁皮	麻点	结疤	压痕	正确个数	样本总数	正确率 (%)
横向划伤	31	0	5	0	6	0	0	0	0	31	42	73.81
纵向划伤	0	37	0	1	1	1	1	1	1	37	43	86.05
横向裂纹	1	0	127	0	4	1	0	0	0	127	133	95.49
纵向裂纹	0	0	0	226	0	0	0	0	0	226	226	100.00
网纹	1	0	1	0	48	1	0	0	1	48	52	92.31
氧化铁皮	0	0	1	1	1	96	0	0	0	96	99	96.97
麻点	0	0	0	0	1	1	11	0	1	11	14	78.57
结疤	0	0	1	1	0	0	0	11	2	11	15	73.33
压痕	0	0	0	0	0	2	0	0	10	10	12	83.33
合计	-	-	-	-	-	-	-	-	-	597	636	93.87

## 5 结论

本文分别研究了 Gabor 小波变换、LPP 算法、KLPP 算法的原理, 分析了热轧钢板表面缺陷的特点, 提出了一种基于 Gabor 小波变换和 KLPP 算法的热轧钢板表面缺陷特征提取方法, 并采用 MLP 进行分类. 通过实验, 得出了以下结论:

1) 采用 KLPP 算法将特征向量从 162 维降到 21 维, 使得使用 MLP 对缺陷进行分类成为可能. 由于 KLPP 能够在降维的同时, 保持样本集流形的局部结构不变, 消除噪声和离群点的影响, 因此, KLPP 算法的加入, 有效地提高了识别率.

2) 对纵向裂纹和横向裂纹等出现频率最高的形状缺陷识别率非常高, 分别达到了 100% 和 95.49%, 对影响缺陷识别的氧化铁皮的识别率达到 96.97%, 有效地降低了伪缺陷的出现. 总体识别率达到 93.87%.

3) 该方法计算简单, 适宜采用并行结构实现, 这将有利于提高算法的执行效率.

## References

- Song Qiang, Xu Ke, Xu Jin-Wu. Recognition of surface defects on medium and heavy plates based on structure spectrum. *Journal of University of Science and Technology Beijing*, 2007, **29**(3): 342–345  
(宋强, 徐科, 徐金梧. 基于结构谱的中厚板表面缺陷识别方法. 北京科技大学学报, 2007, **29**(3): 342–345)
- Xu Ke, Chen Kun-Peng, Yang Chao-Lin, Zhou Peng, Gao Yang. Application of fraction dimensions based on the optimized scale to classification of surface defects on hot-rolled steel strips. *Metallurgical Equipment*, 2008, **4**(2): 1–3  
(徐科, 陈鲲鹏, 杨朝霖, 周鹏, 高阳. 最优尺度分形维数在热轧带钢表面缺陷识别中的应用. 冶金设备, 2008, **4**(2): 1–3)
- Li Wen-Feng, Xu Ke, Yang Chao-Lin, Gao Yang, Zhou Peng. Classifier design of online surface defect inspection system for plates. *Iron and Steel*, 2006, **41**(4): 47–50  
(李文峰, 徐科, 杨朝霖, 高阳, 周鹏. 中厚板表面缺陷在线检测系统的分类器设计. 钢铁, 2006, **41**(4): 47–50)
- Daugman J G. Two-dimensional spectral analysis of cortical receptive field profiles. *Vision Research*, 1980, **20**(10): 847–856
- He X F, Niyogi P. Locality preserving projections. *Advances in Neural Information Processing Systems 18*. Vancouver: MIT Press, 2005
- Shawe-Taylor J, Cristianini N. *Kernel Methods for Pattern Analysis*. Cambridge: Cambridge University Press, 2004
- Lades M, Vorbruggen J V, Buhmann J, Lange J, von der Malsburg C, Wurtz R P. Distortion invariant object recognition in the dynamic link architecture. *IEEE Transactions on Computers*, 1993, **42**(3): 300–311
- Roweis S T, Saul L K. Nonlinear dimensionality reduction by locally linear embedding. *Science*, 2000, **290**(5500): 2323–2326
- Belkin M, Mikhail P. Laplacian eigenmaps and spectral techniques for embedding and clustering. *Advances in Neural Information Processing Systems 14*. Cambridge: MIT Press, 2002
- He X F. Locality Preserving Projections [Ph.D. dissertation], The University of Chicago, USA, 2005
- Zhang J P, Shen C, Feng J F. Classification with the hybrid of manifold learning and Gabor wavelet. In: *Proceedings of the 3rd International Symposium on Neural Networks*. Berlin: Springer-Verlag, 2006. 1346–1351
- Riedmiller M, Braun H. A direct adaptive method for faster backpropagation learning: the RPROP algorithm. In: *Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks*. San Francisco, USA: IEEE, 1993. 586–591

吴秀永 北京科技大学高效轧制国家工程研究中心博士研究生. 2003 年获得内蒙古科技大学学士学位. 主要研究方向为数字图像处理、模式识别和表面检测. E-mail: wxy0588@163.com

(WU Xiu-Yong Ph. D. candidate at the National Engineering Research Center for Advanced Rolling, University of Science and Technology Beijing. He received his bachelor degree from Inner Mongolia University of Science and Technology in 2003. His research interest covers digital image processing, pattern recognition, and surface quality inspection.)

徐科 研究员. 1998 年获得北京科技大学博士学位. 主要研究方向为图像处理、模式识别和表面检测. 本文通信作者.

E-mail: xuke@ustb.edu.cn

(XU Ke Professor. He received his Ph.D. degree from University of Science and Technology Beijing in 1998. His research interest covers digital image processing, pattern recognition, and surface quality inspection. Corresponding author of this paper.)

徐金梧 教授. 1988 年获得德国亚琛工业大学博士学位. 主要研究方向为故障诊断与智能控制. E-mail: jwxu@ustb.edu.cn

(XU Jin-Wu Professor. He received his Ph.D. degree from Aachen University, German in 1988. His research interest covers fault diagnosis and intelligent control.)