

## 表面缺陷检测综述\*

罗菁<sup>1,2</sup>, 董婷婷<sup>1,2+</sup>, 宋丹<sup>1,2</sup>, 修春波<sup>1,2</sup>

1. 天津工业大学 电工电能新技术天津市重点实验室 天津 300387

2. 天津工业大学 电气工程与自动化学院 天津 300387

## A Review on Surface Defect Detection\*

LUO Jing<sup>1,2</sup>, DONG Tingting<sup>1,2+</sup>, SONG Dan<sup>1,2</sup>, XIU Chunbo<sup>1,2</sup>

1. Key Laboratory of Advanced Electrical Engineering and Energy Technology, Tianjin Polytechnic University, Tianjin 300387, China

2. School of Electrical Engineering and Automation, Tianjin Polytechnic University, Tianjin 300387, China

+ Corresponding author: E-mail: dong1331047@163.com

LUO Jing, DONG Tingting, SONG Dan, et al. A review on surface defect detection. Journal of Frontiers of Computer Science and Technology, 2014, 8(9): 1041-1048.

**Abstract:** Surface defect detection based on machine vision has been widely used in the various fields, which is important for ensuring the product quality during automatic production. However, there are some challenges on the surface inspection, such as low contrast, shape similarity between defect regions and non-defect regions, tiny defect detection, inspection speed and accuracy. So, this paper gives the recent advances in surface defect detection. The surface defect detection is categorized into three types: statistics, spectrum and model approach. Then this paper compares several typical approaches in detail, including feature extraction, detecting algorithms and the performance of the algorithms, and analyzes the effectiveness of the algorithms deeply. Finally, this paper summarizes the challenge and future trend.

**Key words:** surface detection; defect detection; defect classification; quality control

**摘要:** 基于机器视觉的表面缺陷检测技术已经广泛地应用在视觉检测各个领域,它是确保自动化生产中产品质量的一个非常重要的环节。然而表面缺陷检测技术仍然面临着缺陷和非缺陷区域之间的低对比度、噪

---

\* The National Natural Science Foundation of China under Grant Nos. 61203302, 51107088 (国家自然科学基金); the Tianjin Research Program of Application Foundation and Advanced Technology under Grant No. 14JCYBJC18900 (天津市应用基础与前沿技术研究计划).

Received 2014-04, Accepted 2014-06.

CNKI网络优先出版 2014-06-30, <http://www.cnki.net/kcms/doi/10.3778/j.issn.1673-9418.1405007.html>

音和细微缺陷的相似性,检测速度慢和识别精度低等难题。为此,给出了近年来表面缺陷检测技术的最新进展。将表面检测技术分为3类:统计法、频谱法和模型法。对几种典型的表面缺陷检测技术进行了深入比较,包括特征提取、识别算法和算法性能,并分析了方法有效性的原因。最后,总结了表面缺陷检测技术面临的挑战和未来的发展趋势。

关键词 表面检测 缺陷检测 缺陷分类 质量控制

文献标志码:A 中图分类号:TP391

## 1 引言

基于机器视觉的表面缺陷自动检测是确保自动化生产中产品质量的一个非常重要的环节,其广泛地应用在织物表面检测、食品表面检测、钢表面检测、木头和瓷砖表面检测等领域,并在多晶硅太阳能电池表面检测等生产领域具有广阔的应用前景<sup>[1-4]</sup>。图1显示了一些缺陷样本。

表面缺陷检测的关键技术包括超声波、光干涉等硬件技术和缺陷检测方法,本文重点研究了表面缺陷检测方法。20世纪80年代末到90年代中期,Chin<sup>[1]</sup>和Newman等人<sup>[2]</sup>分别对表面检测技术进行了总结。2004年,Li等人<sup>[3]</sup>调查了表面检测的新技术。2008年,Xie<sup>[4]</sup>从纹理分析的角度对表面检测技术进行了深入的研究。近几年来基于机器视觉的表面检测技术取得了重大进步,并且出现了一些新的研究热点,如瓶盖表面检测<sup>[5]</sup>、苹果外观缺陷在线检测<sup>[6]</sup>、凸轮轴表面缺陷检测<sup>[7]</sup>、油封缺陷检测<sup>[8]</sup>、金属表面划痕深度检测<sup>[9]</sup>、钢带表面凹坑检测<sup>[10]</sup>、轮胎表面缺陷检测<sup>[11]</sup>、大尺寸钢球表面缺陷检测<sup>[12]</sup>、大口径精密光学元件质量检测<sup>[13]</sup>、铸坯表面缺陷检测<sup>[14]</sup>、轴尖表面缺陷检测<sup>[15]</sup>、多晶硅太阳能电池表面检测<sup>[16]</sup>、铁路表面缺陷检测<sup>[17]</sup>、铜带表面缺陷检测<sup>[18]</sup>和电池表面缺陷检测<sup>[19]</sup>等。本文旨在帮助国内研究人员快速和深刻了解表面检测技术的研究状况与最新进展,以及该领域未来的研究趋势。

表面缺陷检测方法仍然面临着缺陷和非缺陷区域之间的低对比度、噪音和细微缺陷的相似性、检测速度慢和识别精度低等难题。基于机器视觉的表面检测技术主要包括特征提取和模式分类。本文将表面检测技术分为统计法、频谱法、模型法3类,并对几



Fig.1 Examples of defects

图1 缺陷样本

种典型的表面缺陷检测技术进行了深入比较,包括特征提取、识别算法和算法性能,分析了方法有效性的原因。

## 2 表面缺陷检测的性能指标

表面缺陷检测技术的性能指标有 :样本检测正确率、有缺陷样本检测正确率和无缺陷样本检测正确率。其中 ,有缺陷样本检测正确率也可用漏检率表示 ,无缺陷样本检测正确率也可用误判率表示。

设  $CR$  表示样本检测正确率 ; $FCR$  表示有缺陷样本检测正确率 ; $LR$  表示漏检率 ; $NCR$  表示无缺陷样本检测正确率 ; $FAR$  表示误判率 ; $A$  表示实际有缺陷的样本检测为有缺陷的样本 ; $B$  表示实际无缺陷的样本检测为有缺陷的样本 ; $C$  表示实际有缺陷的样本检测为无缺陷的样本 ; $D$  表示实际无缺陷的样本检测为无缺陷的样本 则 :

$$CR = \frac{A+D}{A+B+C+D} \quad (1)$$

$$FCR = \frac{A}{A+C} \quad (2)$$

$$LR = \frac{C}{A+C} \quad (3)$$

$$NCR = \frac{D}{B+D} \quad (4)$$

$$FAR = \frac{B}{B+D} \quad (5)$$

## 3 表面缺陷检测方法

近年来 ,表面缺陷检测技术得到了迅速发展。文献[10]对缺陷和非缺陷区域之间的低对比度 ,文献[16]对细微缺陷识别 ,文献[20]对噪音和细微缺陷的相似性等方面进行了深入的研究。文献[10]利用钢板上的缺陷和非缺陷的 lower envelope Weber 对比度来检测钢板上的凹坑缺陷 ,较好地解决了低对比度环境下缺陷识别的难题。文献[16]利用相邻尺度上的小波系数的差值来识别晶体硅表面的细小缺陷 ,克服了噪音对细微缺陷识别的影响。文献[20]提出广义散射模型 ,利用散射系数函数曲率来检测液晶表面细微缺陷 ,并且利用优化蚁群算法来提高检测速度。

本文依据提取的特征和识别算法 ,将表面缺陷检测技术分为 3 类 :统计法、频谱法和模型法。表 1 列举了几种代表性的表面缺陷检测方法<sup>[16 20-28]</sup>。

### 3.1 统计法

在统计法中 ,灰度值的空间分布可以由灰度共

生矩阵、自相关系数、数学形态学、直方图统计特征和分形体等特征描述。

#### (1)直方图统计特征

通常使用的直方图特征包括范围、均值、几何均值、调和平均值、标准偏差、方差和中值。直方图比较统计特征 ,如  $L_1$  范数和  $L_2$  范数、Mallows 距离、推土机距离(earth mover's distance EMD)、Bhattacharyya 距离、Matusita 距离、离散度、直方图交叉、Chi-square 和归一化相关系数都可以作为纹理特征。直方图技术已经广泛应用在不同场合<sup>[5, 24, 29]</sup> ,它们具有平移和旋转不变性 ,并且对像素值的精确空间分布不敏感。2014 年 Zhou 等人<sup>[5]</sup>提取了瓶盖圆形区域的投影直方图作为识别瓶盖表面缺陷的特征 ,并且采用稀疏表示法加快缺陷搜索速度。文献[24]提出了用直方图法提取机械零件表面细小深划痕、镜像划痕缺陷的特征 ,然后利用决策树法对其进行分类。将基于决策树的识别算法和贝叶斯决策方法进行比较 ,实验结果表明决策树法在识别速度和精度上优于贝叶斯法。

基于直方图统计特征的表面缺陷检测方法的前提是 缺陷区域的灰度与正常区域的灰度是可分离的。

#### (2)灰度共生矩阵法

灰度共生矩阵(gray level co-occurrence matrix , GLCM)由著名学者 Haralick 提出 ,它通过计算图像中一定距离和一定方向的两个像素之间的灰度相关性来获取 ,描述了纹理的空间分布。描述纹理的灰度共生矩阵的二阶统计特征有能量、熵、对比度、一致性和相关性。众多研究者已经用灰度共生矩阵来检测缺陷 ,如文献[21, 30-31]。其中文献[21]利用灰度共生矩阵确定和提取色彩和纹理特征 ,并结合 BP(back propagation)神经网络完成了挠性电路表面颜色缺陷、面积缺陷、纹理颜色缺陷和纹理结构缺陷等 4 种缺陷的检测。实验表明 ,采用 GLCM 的信息熵能够有效区分纹理的颜色缺陷 ;采用 GLCM 的对比度能够有效区分纹理的纹理结构缺陷。缺陷检测的正确率可以达到 94.6%。

GLCM 的缺点是对灰度矩阵的大小没有一个统一的优化标准。为了提高识别速度 ,通常减小灰度

Table 1 Several typical surface detection approaches  
表 1 几种典型的表面检测方法

方法	种类	参考文献	缺陷的种类	特征	识别算法	算法性能	目标
统计法	灰度共生矩阵法	[21]	颜色缺陷、面积缺陷、纹理颜色缺陷、纹理结构缺陷	GLCM的信息熵和对比度	BP神经网络	识别率为94.6%	挠性电路
	自相关法	[22]	圆、聚串、重复、点缺陷	空间相关图	动态时间卷绕 (dynamic time warping, DTW)	对噪音、缺陷的位置和大小具有良好的鲁棒性	半导体晶片
	形态学法	[23]	32种缺陷	形态学滤波器	阈值法	正确率为94.87%	织物
	直方图统计特征	[24]	细小深划痕、镜像划痕	直方图	决策树分类法	决策树的识别性能优于贝叶斯方法	机械零件
频谱法	傅里叶特征法	[25]	线、划痕、油污、点、阴影等缺陷	傅里叶	重构图像和原始图像的差异	速度快, 旋转不变性, 所需参数少	织物、机器零件表面、木头表面
	Gabor特征法	[26]	点、线、面缺陷	Gabor滤波器	Mean Shift 聚类算法	识别能力强, 定位准确, 稳定性高	软性电路板 (FPC) 金面
	小波特征法	[16]	指纹缺陷、污点缺陷和锯齿缺陷	小波系数, 相邻尺度上的小波系数的差值	阈值法	指纹缺陷识别率为100%, 污点缺陷识别率为100%, 锯齿缺陷96%	多晶硅表面
模型法	分形体	[27]	织物有无缺陷	多个分形体特征	支持向量法	漏检率低, 误识率低	织物表面
	随机场模型	[28]	织物有无缺陷	高斯马尔可夫随机场的统计数字	阈值法		织物表面
	反散射模型	[20]	细小缺陷	反散射模型	粒子群算法	缺陷分割效果好, 识别速度快	液晶表面

的级数,以控制灰度共生矩阵的大小。同时,为了确保识别精度,必须保证每个矩阵足够大,以获取可靠的统计数字。另外,对于一个给定的位置向量,可以计算许多特征。这里,就涉及到专门的特征选择问题。

(3)自相关法

自相关法特征产生的基础是一些特征在本质上是重复性的,如织物。它估计的是图像自身和平移后图像之间的相关性,并且具有很强规则性的纹理在自相关处有峰值和谷值。它与傅里叶变化的功率谱密切相关。这个二阶统计数字对噪音敏感。文献[22]提出了空间相关图法来检测半导体晶片上的缺陷,实验证明,这种方法对噪音、缺陷的位置和大小具有良好的鲁棒性。然而众多研究证明自相关函数不适合随机纹理<sup>[32]</sup>。

(4)数学形态学

数学形态学提取图像的有效信息(如边界、骨骼等)来描述区域的形状。形态学中的膨胀和腐蚀常用于图像的去噪,以确保图像中缺陷的正确提取。文献[15]利用形态学闭运算去除电池表面图像的小洞等噪音,确保了划痕提取的正确率。文献[23]设计了一个优化的形态学滤波器来增强缺陷和背景的对比度,最后用阈值法检测织物的表面缺陷。基于形态学的缺陷检测方法对缺陷的大小和形状敏感。然而与其他方法相比,形态学法很好地解决了缺陷和非缺陷区域之间的低对比度问题,且适合随机纹理。

3.2 频谱法

在频谱法中,表面缺陷的特征可以由傅里叶特征、小波特征、Gabor特征来描述。

(1)傅里叶特征法

20世纪90年代初,傅里叶变换用于表面缺陷的



检测。文献[25]使用傅里叶变化重构织物图像来检测线、划痕、油污、点、阴影等缺陷。这些缺陷对应于傅里叶域的高频成分。首先对原始图像进行傅里叶变化,然后将高频部分设为0,重构图像,最后用重构图像和原始图像的差值检测缺陷。基于傅里叶变化的表面检测方法仅适合有方向的纹理,不适合于缺陷的频率和背景的频率相互交叠在一起的情况,而且在空域中,傅里叶变化不能定位缺陷的位置。

## (2) Gabor 特征法

Gabor 变化通过加窗的傅里叶变化,将空间依赖性引入傅里叶分析,因而能够在空域和频域中进行最优定位。2012年,吴家伟等人<sup>[14]</sup>建立了一种基于 Adaboost 算法的铸坯表面缺陷检测系统,他利用 Gabor 小波排除伪缺陷,提高系统的识别率。张学武等人<sup>[18]</sup>提出了一种基于视觉仿生机理的铜带表面缺陷检测方法,采用 Gaussian 金字塔分解和 Gabor 滤波器提取缺陷图像特征,并用马尔可夫模型实现缺陷的分类。

Yun 等人<sup>[33]</sup>提出用单变量编码算法(univariate dynamic encoding algorithm for searches, UDEAS)优化 Gabor 滤波器,该算法能找到有缺陷和没有缺陷的区域能量分离准则,从而完成原钢裂缝的检测。王庆香等人<sup>[26]</sup>利用 Gabor 函数完成 FPC 表面检测。首先用 Gabor 滤波器组、数学形态学与 Gaussian 平滑处理抽取待检测图像的多维特征,然后使用主元分析(principal component analysis, PCA)将每个像素特征维数降为二维,最后使用 Mean Shift 方法对二维特征数据进行聚类,并将聚类结果转化为二值图像。整个检测过程无需预先知道缺陷的类型和软性电路板(flexible printed circuit, FPC)金面的纹理类型,是一种完全无监督的检测方法。对带有各种缺陷的 FPC 金面进行检测实验,结果表明, FPC 金面纹理存在一定的微小偏差,文中方法能克服微小偏差对检测准确性的影响,最大程度上保证了识别率。

## (3) 小波特征法

小波分析采用的近似函数既能在空域中定位,又能在空域-频域中定位。输入信号可看作重叠的不同尺度的小波函数加权和。小波分解将原始图像分

解为不同频率的子图像,包括低频子图像(近似子图像)和高频子图像(细节子图像),而高频子图像包括水平高频、垂直高频和对角高频子图像。对应于子图像的小波系数的统计特征通常用来作为缺陷的特征。近年来,小波变化用于各种表面缺陷的检测。2013年,吴彰良等人<sup>[8]</sup>提出利用小波变化模极大值检测油封缺陷的边缘,为正确识别缺陷边缘和噪音打下了坚实的基础,并用主元分析法提取了10个图像特征,最后采用支持向量机(support vector machine, SVM)实现了油封缺陷分类。

2012年, Li 等人<sup>[16]</sup>将小波系数作为特征,并将相邻尺度上的小波系数的差值作为权值,完成了多晶体硅太阳能电池表面指纹缺陷、污点缺陷和锯齿缺陷等3种缺陷的检测。实验表明,采用相邻尺度上的小波系数的差值作为权值来检测缺陷的方法,有效地解决了多晶体硅表面的不规则性对缺陷检测的干扰问题。该方法能够很好地完成背景和缺陷对比度不高的缺陷检测。

Zhang 等人<sup>[34]</sup>提出了利用小波变化和支持向量机实现金属表面的缺陷检测。首先利用小波平滑方法去除图像中的噪音,然后对图像进行二值化并提取5个谱特征作为支持向量机的输入,最终实现7种缺陷检测。该方法较好地解决了噪音对缺陷提取的影响。Rosenboom 等人<sup>[35]</sup>利用 Burt-Adelson 和 Daubechies 小波,可以检测出8 nm 细微的表面缺陷。

## 3.3 模型法

在模型法中,表面缺陷的特征可以由分形体、随机场模型、反散射模型来描述。

### (1) 分形体法

Mandelbrot<sup>[36]</sup>首先提出分形体。分形体是一种几何特征,它具有自相似性和不规则性,是整个目标的精确或统计的副本,通过拉伸和平移可以匹配整个物体。分形维数和孔隙度是分形体最重要的特征<sup>[27]</sup>。前者能够测量复杂性和不规则性,后者能测量结构改变和不一致性。通过实验证明,在纹理分类中,分形体的性能优于灰度共生矩阵、Gabor 滤波器和马尔可夫随机场,然而在实际应用中很少成功。

### (2) 随机场模型

马尔可夫理论是建立像素间相关性的一种方便

的方式。20世纪90年代初,众多学者将随机场模型应用到表面缺陷检测中。Cohen等人<sup>[28]</sup>使用高斯马尔可夫随机场(Gaussian Markov random field, GMRF)建立没有缺陷的织物模型,认为检测过程是对GMRF法获取的统计数字进行假设检验的过程。测试图像分为非重叠的子块,然后判定每个子窗是有缺陷的或无缺陷的。

### (3)新模型

近年来,研究者们又提出了一些新的模型,在低对比度的图像上获得了较好的缺陷检测性能。文献[20]采用反散射模型来提取液晶表面的缺陷,并利用粒子群算法识别液晶表面的细小缺陷。在不同的低对比度图像上进行了实验,结果表明,与经典的Chao-Tsai散射模型<sup>[37]</sup>相比,文献[20]中的反散射模型获取了更好的检测速度,可以更好地检测微小缺陷。

## 4 结束语

本文回顾了当前基于机器视觉的表面缺陷检测技术的发展状况,并指出了表面缺陷检测技术面临的挑战和未来的发展方向。

(1)基于机器视觉的表面缺陷检测的实时性要求。提取简单而且有效的特征是保证检测实时性的重要前提。

(2)基于统计法和频谱法的表面缺陷检测方法在纹理表面缺陷检测中占据重要地位。频谱法多尺度和多方向地描述纹理,较好地解决了细微缺陷和噪音相似性的难题。

(3)基于局部邻域的表面检测方法因不需要复杂的频谱分解,有着美好的应用前景。

(4)对于彩色纹理的研究正在逐步增加。

(5)大多数表面检测技术基于2D图像,而3D图像表面检测技术的研究有助于了解缺陷的结构和特性,从而对缺陷进行精确定位。

## References :

[1] Chin R T. Automated visual inspection: 1981 to 1987[J]. Computer Vision, Graphics, and Image Processing, 1987, 41(3): 346-381.

[2] Newman T S, Jain A K. A survey of automated visual inspection[J]. Computer Vision and Image Understanding, 1995, 61(2): 231-262.

[3] Li Yadong, Gu Peihua. Free-form surface inspection techniques state of the art review[J]. Computer-Aided Design, 2004, 36(13): 1395-1417.

[4] Xie Xianghua. A review of recent advances in surface defect detection using texture analysis techniques[J]. Electronic Letters on Computer Vision and Image Analysis, 2008, 7(3): 1-22.

[5] Zhou Wenju, Fei Minrui, Zhou Huiyu, et al. A sparse representation based fast detection method for surface defect detection of bottle caps[J]. Neurocomputing, 2014, 123: 406-414.

[6] Zhao Juan, Peng Yankun, Dhakal S, et al. On-line detection of apple surface defect based on image processing method[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2013, 44(1): 260-263.

[7] Sun Xuechen, Jiang Xiaonan, Fu Yao, et al. Surface detection system for camshaft based on computer vision[J]. Infrared and Laser Engineering, 2013, 42(6): 1648-1653.

[8] Wu Zhangliang, Sun Changku, Liu Jie. Oil-seal surface defect automatic detection and recognition method based on image processing[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2013, 34(5): 1093-1099.

[9] Nazaryan N, Campana C, Moslehpour S, et al. Application of a He3Ne infrared laser source for detection of geometrical dimensions of cracks and scratches on finished surfaces of metals[J]. Optics and Lasers in Engineering, 2013, 51(12): 1360-1367.

[10] Li Wubin, Lu Changhou, Zhang Jianchuan. A lower envelope Weber contrast detection algorithm for steel bar surface pit defects[J]. Optics & Laser Technology, 2013, 45: 654-659.

[11] Zhang Yan, Li Tao, Li Qingling. Defect detection for tire laser shearography image using curvelet transform based edge detector[J]. Optics & Laser Technology, 2013, 47: 64-71.

[12] Ma Yuzhen, Li Guoping. Detection on surface defect of large length scale steel balls[J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2012, 31(8): 144-146.

[13] Mi Zengzhen, Xie Zhijiang, Yuan Xiaodong, et al. Testing device for large caliber precision optical element[J]. Acta Metrologica Sinica, 2012, 33(4): 321-325.

[14] Wu Jiawei, Yan Jingqi, Fang Zhihong, et al. Surface defect

- detection of slab based on the improved Adaboost algorithm[J]. Journal of Iron and Steel Research, 2012, 24(9): 59-62.
- [15] Zhao Huijie, Ge Wenqian, Li Xudong. Modified-PCNN based detection of gyroscope pivot surface defects[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2012, 38(3): 340-344.
- [16] Li W C, Tsai D M. Wavelet-based defect detection in solar wafer images with inhomogeneous texture[J]. Pattern Recognition, 2012, 45(2): 742-756.
- [17] Li Qingyong, Ren Shengwei. A visual detection system for rail surface defects[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Part C Applications and Reviews, 2012, 42(6): 1531-1542.
- [18] Zhang Xuewu, Ding Yanqiong, Duan Dunqin, et al. Surface defects inspection of copper strips based on vision bionics[J]. Journal of Image and Graphics, 2011, 16(4): 594-599.
- [19] Luo Jing, Lin Shuzhong, Ni J Y. Battery surface quality detection using variation model and morphology[J]. Journal of Computational Information Systems, 2010, 6(4): 1351-1356.
- [20] Chao S M, Tsai D M. Anisotropic diffusion with generalized diffusion coefficient function for defect detection in low-contrast surface images[J]. Pattern Recognition, 2010, 43(5): 1917-1931.
- [21] Huang Jiexian, Li Di, Ye Feng, et al. Detection of surface of solder on flexible circuit[J]. Optics and Precision Engineering, 2010, 18(11): 2443-2453.
- [22] Jeong Y S, Kim S J, Jeong M K. Automatic identification of defect patterns in semiconductor wafer maps using spatial correlogram and dynamic time warping[J]. IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing, 2008, 21(4): 625-637.
- [23] Mak K L, Peng P, Yiu K F C. Fabric defect detection using morphological filters[J]. Image and Vision Computing, 2009, 27(10): 1585-1592.
- [24] Ravikumar S, Ramachandran K I, Sugumaran V. Machine learning approach for automated visual inspection of machine components[J]. Expert Systems with Applications, 2011, 38(4): 3260-3266.
- [25] Tsai D M, Hsieh C Y. Automated surface inspection for directional textures[J]. Image and Vision Computing, 1999, 18(1): 49-62.
- [26] Wang Qingxiang, Li Di, Zhang Wujie, et al. Unsupervised defect detection for gold surface of flexible printed board[J]. Optics and Precision Engineering, 2010, 18(4): 981-987.
- [27] Zheng Hong, Jiang Bo, Lu Hongfei. An adaptive neural-fuzzy inference system (ANFIS) for detection of bruises on Chinese bayberry (*myrica rubra*) based on fractal dimension and RGB intensity color[J]. Journal of Food Engineering, 2011, 104(4): 663-667.
- [28] Cohen F S, Fan Z, Attali S. Automated inspection of textile fabrics using textural models[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1991, 13(8): 803-808.
- [29] Koch C, Brilakis I. Pothole detection in asphalt pavement images[J]. Advanced Engineering Informatics, 2011, 25(3): 507-515.
- [30] Tolba A S, Khan H A, Mutawa A M, et al. Decision fusion for visual inspection of textiles[J]. Textile Research Journal, 2010, 80(19): 2094-2106.
- [31] Kabir S. Imaging-based detection of AAR induced map-crack damage in concrete structure[J]. NDT & E International, 2010, 43(6): 461-469.
- [32] Maroš T, Vladimír B, Caner T M. Monitoring chenille yarn defects using image processing with control charts[J]. Textile Research Journal, 2011, 81(13): 1344-1353.
- [33] Yun J P, Choi S H, Kim J W, et al. Automatic detection of cracks in raw steel block using Gabor filter optimized by univariate dynamic encoding algorithm for searches (uDEAS)[J]. NDT & E International, 2009, 42(5): 389-397.
- [34] Zhang Xuewu, Ding Yanqiong, Lv Yanyun, et al. A vision inspection system for the surface defects of strongly reflected metal based on multi-class SVM[J]. Expert Systems with Applications, 2011, 38(5): 5930-5939.
- [35] Rosenboom L, Kreis T, Jüptner W. Surface description and defect detection by wavelet analysis[J]. Measurement Science and Technology, 2011, 22(4): 045102.
- [36] Mandelbrot B B. The fractal geometry of nature[M]. [S.l.]: W H Freeman, 1982.
- [37] Chao S M, Tsai D M. An anisotropic diffusion-based defect detection for low-contrast glass substrates[J]. Image and Vision Computing, 2008, 26(2): 187-200.

## 附中文参考文献：

- [6] 赵娟, 彭彦昆, Dhakal S, 等. 基于机器视觉的苹果外观缺陷在线检测[J]. 农业机械学报, 2013, 44(1): 260-263.
- [7] 孙雪晨, 姜肖楠, 傅瑶, 等. 基于机器视觉的凸轮轴表面缺

- 陷检测系统[J]. 红外与激光工程, 2013, 42(6): 1648-1653.
- [8] 吴彰良, 孙长库, 刘洁. 基于图像处理的油封缺陷自动检测与分类识别方法[J]. 仪器仪表学报, 2013, 34(5): 1093-1099.
- [12] 马玉真, 李国平. 大尺寸钢球表面缺陷的检测[J]. 传感器与微系统, 2012, 31(8): 144-146.
- [13] 米曾真, 谢志江, 袁晓东, 等. 大口径精密光学元件质量检测装置[J]. 计量学报, 2012, 33(4): 321-325.
- [14] 吴家伟, 严京旗, 方志宏, 等. 基于 Adaboost 改进算法的铸坯表面缺陷检测方法[J]. 钢铁研究学报, 2012, 24(9): 59-62.
- [15] 赵慧洁, 葛文谦, 李旭东. 基于改进 PCNN 的轴尖表面缺陷检测[J]. 北京航空航天大学学报, 2012, 38(3): 340-344.
- [18] 张学武, 丁燕琼, 段敦勤, 等. 基于视觉仿生机理的铜带表面缺陷检测[J]. 中国图象图形学报, 2011, 16(4): 594-599.
- [21] 黄杰贤, 李迪, 叶峰, 等. 挠性印制电路板焊盘表面缺陷的检测[J]. 光学精密工程, 2010, 18(11): 2443-2453.
- [26] 王庆香, 李迪, 张舞杰, 等. 软性电路板金面缺陷的无监督检测[J]. 光学精密工程, 2010, 18(4): 981-987.



LUO Jing was born in 1976. She received the Ph.D. degree from Tianjin Polytechnic University in 2012. Now she is an associate professor at School of Electrical Engineering and Automation, Tianjin Polytechnic University. Her research interests include image processing and machine vision.

罗菁(1976 )女,宁夏固原人,2012年于天津工业大学获得博士学位,现为天津工业大学电气工程与自动化学院副教授,主要研究领域为图像处理、机器视觉。



DONG Tingting was born in 1990. She is a master candidate at School of Electrical Engineering and Automation, Tianjin Polytechnic University. Her research interests include image processing and machine vision.

董婷婷(1990 )女,江苏盐城人,天津工业大学电气工程与自动化学院硕士研究生,主要研究领域为图像处理、机器视觉。



SONG Dan was born in 1991. She is a master candidate at School of Electrical Engineering and Automation, Tianjin Polytechnic University. Her research interests include image processing and machine vision.

宋丹(1991 )女,陕西商洛人,天津工业大学电气工程与自动化学院硕士研究生,主要研究领域为图像处理、机器视觉。



XIU Chunbo was born in 1978. He received the Ph.D. degree from Beijing Institute of Technology in 2005. Now he is an associate professor at School of Electrical Engineering and Automation, Tianjin Polytechnic University. His research interests include intelligent control and pattern recognition.

修春波(1978 )男,2005年于北京理工大学获得博士学位,现为天津工业大学电气工程与自动化学院副教授,主要研究领域为智能控制、模式识别。