

复杂背景下微小圆柱端面缺陷检测方法研究

刘丹, 张斌, 李慧娴, 宋文豪, 李峰宇, 杨腾达

郑州大学物理工程学院, 河南 郑州 450001

摘要 对于复杂背景下微小圆柱体芯块的端面缺陷检测,受表面镀层不均匀造成的灰度信息的干扰,现有的基于阈值、形态学、边缘 Canny 的分割方法的检测具有不精确性。提出一种基于机器视觉的结构光三角剖分技术缺陷检测算法。首先,采用结构光主动视觉检测法获取两幅含有一定缺陷信息的图像;然后,根据模板匹配、形态学分析、频率统计将缺陷轮廓粗略勾画出来;最后,使用 Delaunay 三角剖分技术实现端面缺陷区域的精确勾画。实验结果表明,该方法对隐藏在杂乱背景下的缺陷检测具有较高的识别率,重复精度可达亚像素级,并且抗干扰性好、实用性强、效率高。

关键词 图像处理; 机器视觉; 缺陷检测; 结构光视觉; Delaunay 三角剖分法

中图分类号 TP391 文献标识码 A

doi: 10.3788/LOP55.061006

Detection of Micro-Cylinder End Face Defect in Complex Background

Liu Dan, Zhang Bin, Li Huixian, Song Wenhao, Li Fengyu, Yang Tengda

College of Physical Engineering, Zhengzhou University, Zhengzhou, Henan 450001, China

Abstract For detection of the end face defects of small cylinder core with complex image background, the current detection methods based on threshold, morphological and edge Canny are inaccurate due to the interference of the gray information caused by the unevenness of the surface coating. We present a defect detection algorithm based on machine vision for optical triangulation. Firstly, two images with certain defect information are obtained based on the active light visual inspection method. Then, the defect contours are sketched out according to the template matching, morphological analysis and frequency statistics. Finally, we use Delaunay triangulation technique to realize the accurate sketch of the defect area. The experimental results show that this method has high accuracy and robustness for defect detection hidden in complex background, and the repeatability can reach sub-pixel level, with good anti-jamming, strong practicability and high efficiency.

Key words image processing; machine vision; defects detection; structured light vision; Delaunay triangulation

OCIS codes 100.2960; 150.1835; 150.4065

1 引言

在传统工业生产中,元件的表面缺陷检测主要依靠人眼识别,效率低、检测标准不一致、易疲劳。机器视觉技术具有客观、稳健性好、重复性高、无损伤等优点,能够满足现代工业生产批量大、检测任务重、检测精度要求高的需求;因此,基于机器视觉技术^[1-4]进行表面缺陷检测成为必然趋势。

微小圆柱体端面缺陷检测一直是自动检测的难点,国内外很多学者进行了大量的研究,但检测效果仍然不理想。Pernkopf 等^[5]、Lee 等^[6]利用计算机视觉对金属表面缺陷进行检测,通过图像灰度的异常统计来判断缺陷的存在,但未考虑缺陷表面的不同反射率,使得误判率较高;基于 Kirsch 和 Canny 算子的陶瓷碗表面缺陷检测方法对表面纹理单一的缺陷比较适用^[7];基于机器视觉的冲压件表面缺陷

收稿日期: 2017-10-25; 收到修改稿日期: 2017-12-20

基金项目: 国家自然科学基金(81171410)

作者简介: 刘丹(1992—),女,硕士研究生,主要从事缺陷检测、图像处理方面的研究。E-mail: 1227101534@qq.com

导师简介: 张斌(1967—),男,博士,副教授,硕士生导师,主要从事机器视觉、图像处理、医学图像处理等方面的研究。

E-mail: 13503811569@139.com(通信联系人)

检测方法对缺陷边缘轮廓比较清晰、缺陷与背景对比度较大的缺陷检测率较高,但对于局部边缘比较模糊的缺陷很难精确检测出来^[8];基于几何形态学的圆柱零件表面缺陷检测技术对复杂纹理的缺陷检测效果不佳^[9];基于“实时浓妆补正技术”的缺陷检测方法仅对特定的金属材料检测具有较高的准确性^[10]。传统的基于形态学^[11-12]和边缘梯度^[13]的检测方法对于图像背景复杂、纹理较多、局部边缘模糊的缺陷很难精确勾画出。本文设计一种敏捷的柱状体端面缺陷检测方法,该方法基于结构光和 Delaunay 三角剖分算法进行端面缺陷检测,滤除了

复杂的背景信息,通过光栅条纹的形态偏移间接地将表面的三维空间信息表达出来,再结合数学形态学分析、模板匹配、三角剖分法、频率统计,将缺陷轮廓精确勾画出来。

2 图像处理系统

图像处理系统共分为 8 个部分,如图 1 所示:前两个步骤完成图像的采集和目标区域的提取,第三、四步骤完成缺陷的粗提取,最后通过 Delaunay 三角剖分技术完成缺陷区域的精确提取。

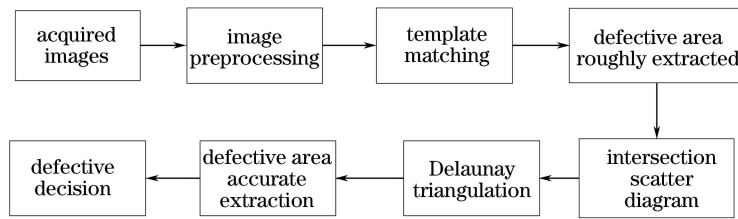


图 1 图像处理系统框架

Fig. 1 System framework of image processing

3 图像采集与预处理

3.1 图像采集

获取高质量的图像是整个检测系统的基础和重要环节,所以搭建合适的图像采集系统十分重要。在普通光源下拍摄的图像如图 2(a)所示,缺陷的部分边缘比较模糊,不利于缺陷边缘提取。结构光对于垂直于光束走向的边缘反应很敏感,但对于沿光

束走向缓慢变化的缺陷边缘变化不敏感,左结构光打光如图 2(b)所示,右结构光打光如图 2(c)所示,所以单一方向的打光很难准确地显现出缺陷的所有边缘信息。本系统采用双结构光左右对称打光模式来进行缺陷图像的采集,两个光源光条呈 90°交叉,采集装置图如图 2(d)所示。之所以采用双光源平行光束而非网状栅格,主要是考虑可以简化处理算法,提高运算速度。

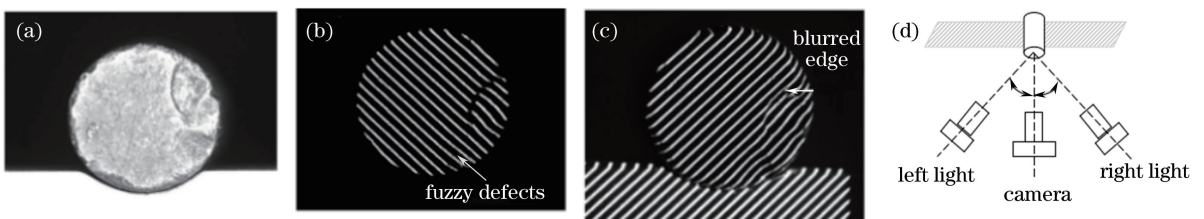


图 2 (a)普通光源;(b)左结构光;(c)右结构光;(d)采集装置图

Fig. 2 (a) Ordinary light source; (b) left structure light; (c) right structure light; (d) diagram of acquisition device

3.2 图像预处理

由于环境光的影响,不同的样品直接使用固定的阈值进行处理的稳健性较差,所以使用一种基于全局的自适应阈值确定方法,又称大津法(OTSU)。设图像的灰度级别为 $0, 1, \dots, L-1$, 灰度为 i 的像素数目为 n_i , 图像像素数为 $N \times M$, P_i 表示灰度级为 i 的像素点出现的概率:

$$P_i = \frac{n_i}{N \times M}, P_i \geq 0, \sum_{i=0}^{L-1} P_i = 1. \quad (1)$$

设 C_0 和 C_1 分别表示两类像素群, $C_0 = [0, \dots, k]$, $C_1 = [k+1, \dots, L-1]$ 。 μ_0 和 μ_1 分别代表 C_0 和 C_1 的均值, 令 $\omega_0 = \sum_{i=0}^k P_i$, $\omega_1(k) = 1 - \omega_0(k)$, $\mu(k) = \sum_{i=0}^k iP_i$, 则:

$$\mu_0(k) = \sum_{i=0}^k iP_i / \omega_0(k) = \mu(k) / \omega_0(k), \quad (2)$$

$$\mu_1(k) = \sum_{i=k+1}^{L-1} iP_i / \omega_1(k) = \frac{\mu_T - \mu(k)}{1 - \omega_0(k)}, \quad (3)$$

式中 μ_T 代表整个图像的平均灰度值。可得出类间方差为

$$\sigma_B^2(k) = \omega_0(k) [\mu_0(k) - \mu_T]^2 + \omega_1(k) [\mu_1(k) - \mu_T]^2. \quad (4)$$

进一步整理可得:

$$\sigma_B^2(k) = \frac{[\mu_T \omega_0(k) - \mu(k)]^2}{\omega_0(k)[1 - \omega_0(k)]}. \quad (5)$$

前景和背景之间的类间方差 σ_B^2 越大,说明构成图像的两个部分之间的差别越大,当所取阈值的分割使类间方差最大时则意味着错分概率最小,利用最大类间方差法可以将芯块从背景中准确地分离出来。

4 缺陷区域的提取

4.1 缺陷区域的粗提取

缺陷区域的检测原理如图 3 所示,找出缺陷的大致区域对于后续缺陷的准确提取具有非常重要的意义。缺陷提取过程如下。

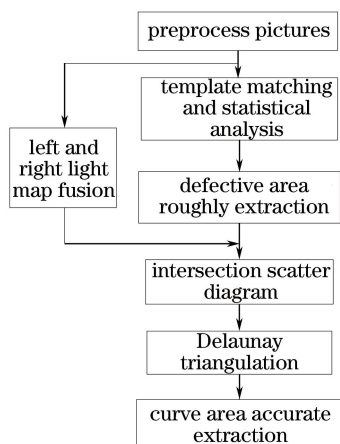


图 3 缺陷区域提取流程

Fig. 3 Flow chart of defect area extraction

1) 细化目标图像,并从下到上标记光栅条纹(第 1 条到第 18 条)。由于缺陷的存在,光栅条纹会出现如图 4(a)所示的断裂情况,图 4(b)为断裂处的放大图,遍历所有线段端点找出断裂点并进行断裂修补,根据两个端点 p_0 和 p_1 及 2 个相关点 p_2 、 p_3 进行 4 次 Bezier 曲线断裂点修复,4 次贝塞尔曲线为

$$B(t) = \sum_{j=0}^3 \binom{3}{j} p_j (1-t)^{3-j} t^j. \quad (6)$$

整理可得:

$$B(t) = p_0 (1-t)^3 + 3p_1 t (1-t)^2 + 3p_2 t^2 (1-t) + p_3 t^3, t \in [0,1]. \quad (7)$$

最终可得如图 4(c)所示的修补后的图像,对修补后图像中的每条直线进行模板匹配分析。

2) 统计直线上的点到模板线的距离 d ,首先剔除大的偏移点,并对 d 进行概率统计分析,找出基准距离为

$$d_1 = d [d_m | P' = \max(P'_1, P'_2, \dots, P'_m)] + 2 \left[\frac{1}{m} \sum_{n=1}^m (d_n - u) \right]^{\frac{1}{2}}, \quad (8)$$

式中 d_m 为直线上第 m 个点模板直线的欧几里得距离, P'_m 为 d_m 出现的概率, u 为 d_m 的平均数。

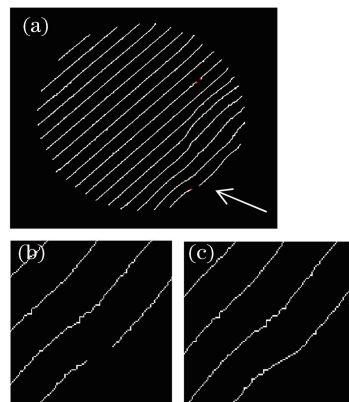


图 4 (a) 含有断线的光栅条纹; (b) 断裂放大图; (c) 连接后
Fig. 4 (a) Raster stripe with break; (b) enlarged figure of fracture; (c) image after connection

以第 5 条光栅条纹为例,图 5 表示模板匹配效果,图 6 表示第五条光栅到模板线距离,把其中距离大于 d_1 的点作为这条直线的偏移点。

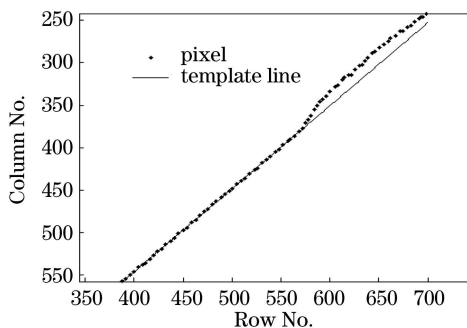


图 5 第 5 条光栅条纹的模板匹配

Fig. 5 Template matching of the fifth grating stripes

3) 对图 4(a)中的每一条直线进行步骤 2) 的模板匹配分析,得到所有的偏移点,并标记偏移点的位置,得到如图 7(a)所示的缺陷大致区域。

4.2 缺陷区域的精确提取

对二值化的左右结构图像和偏移点图像进行数学求和,提取出交叉点,得到如图 7(b)所示的交点散点图。

交点图中的散点集包含缺陷区域的信息,通过 Delaunay 三角剖分法分析这些散点,从而得到缺陷

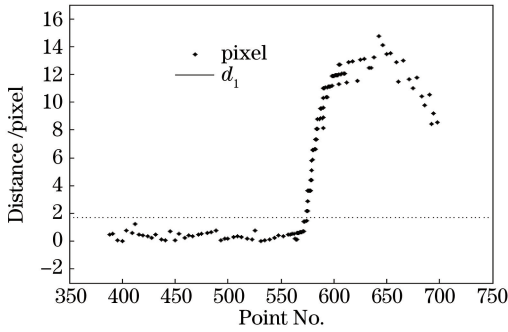


图6 第5条光栅到模板线距离

Fig. 6 Distance of the fifth raster to template

的精确区域。

Delaunay 三角剖分因具有最接近性、唯一性、最优性、最规则、区域性等特性,成为分析散点的一项重要技术。Delaunay 三角网具有两个重要特性:1)空圆性质,Delaunay 三角网是唯一的(任意四点不能共圆),在 Delaunay 三角网中任三角形的外接圆范围内不包含点集的任何其他点;2)最大化最小角准则,在散点集可能形成的三角剖分中,Delaunay 三角剖分形成的三角形的最小角最大。

缺陷区域的精确提取,具体实现过程如下。

1) 对散点进行统计分析,剔除区域面积在 6~120 pixel 之间的散点。对所得散点通过灰度重心法求得质心,计算各质心之间的欧几里得距离。

2) 对质心进行三角剖分,得到如图 7(c)所示的 Delaunay 三角网。统计每个点形成的三角形的个数 Q 和三角形在此点的角度 A ,统计每个三角形的面积 S ,得到个数集 Q_{ab} 、角度集 A_{ab} 和面积集 S_{ab} (a 表示第 a 个点, b 表示第 a 个点对应的第 b 个角度)。

$$\max\{A_{a1}, A_{a2}, \dots, A_{ab}\} - \min\{A_{a1}, A_{a2}, \dots, A_{ab}\} > 30, \quad (9)$$

$$|A_{a2} - A_{a1}| > 9 \parallel |A_{a4} - A_{a3}| > 8 \parallel |A_{a1} + A_{a2} - A_{a5}| > 15, \quad (10)$$

$$\max\{A_{a1}, A_{a2}, \dots, A_{ab}\} > 100 \parallel \min\{A_{a1}, A_{a2}, \dots, A_{ab}\} < 40, \quad (11)$$

$$|S_a - \bar{S}| > 2\hat{S}, \quad (12)$$

式中 \bar{S} 代表三角形的平均面积, \hat{S} 代表三角形面积均方差。

当 $Q=3$ 或 4 时,符合(9)式或(10)式的点为不规则点;当 $Q=6$ 时,符合(11)式或(12)式的点为不规则点;当 Q 为其他值时,符合(10)式或(12)式的点为不规则点。

3) 对散点集进行统计分析后,可得不规则的

散点集 $K_i, K_i \subset M_j (0 \leq i \leq j)$ 。把不规则的散点集形成的三角形区域标记出来,得到如图 7(d)所示的精确缺陷区域。不规则散点组成的面积即为缺陷区域的面积,求出缺陷面积与圆柱端面面积的比值,作为芯块是否判废的依据。

5 实验结果

5.1 实验结果与分析

根据算法设计并搭建了检测系统,使取景范围满足实际要求,根据检测的实时性和运动拍摄等特性,选用德国 basler 千兆网面阵 CCD 相机,镜头为灿瑞公司 DTCM-230 远心镜头,采集图像的尺寸为 900 pixel×700 pixel,图像分辨率为 $8.8 \mu\text{m} \cdot \text{pixel}^{-1}$ 。结构光源采用绿色结构光,光条宽度为 0.05 mm,几何精度为 $2 \mu\text{m}$,在聚焦面光的亮度为 345 Fc (1 Fc=10.76 lx)。本文算法与对比算法均在 Matlab R2014a 平台下仿真实现,操作系统为 Window 7 专业版,处理器是英特尔 i7-7700(3.6 GHz),内存为 8 GB。

为了研究算法的精确性和稳健性,随机选取 50 个样品(15 个缺陷样品,35 个正常样品),对单个样品重复检测 20 次,引入聚类密度的 DBSCAN 算法^[14]和支持向量机(SVM)缺陷分类方法^[15](SVM 采用的图像是低角度环形光打光图),从标准差(MSE)、运行时间、重复性误差(RSD)、正确识别率角度进行对比分析。

测试结果如表 1 所示,正确识别率的计算公式为

$$V = \frac{N_{\text{det}}}{N_{\text{total}}}, \quad (13)$$

式中 N_{det} 表示检测出的缺陷总个数, N_{total} 表示实验数据的缺陷总个数。

表1 各种方法的测试结果

Table 1 Test results of various methods

Method	MSE	T /s	RSD	V /%
DBSCAN	0.431	2.424	0.01321	86.2
SVM	0.235	1.892	0.00756	84.1
Proposed method	0.241	1.467	0.00801	92.0

从表 1 可以看出,相较于基于聚类密度的 DBSCAN 算法和 SVM 缺陷分类方法,本文算法的准确率明显提高,运行时间节省近 1 s,提高了缺陷在线检测的效率,标准差和重复性误差也相对较小,表明该算法具有较高的稳健性和准确性。

5.2 算法适用性分析

为了研究算法的适用性,对如图 8 所示的带孔

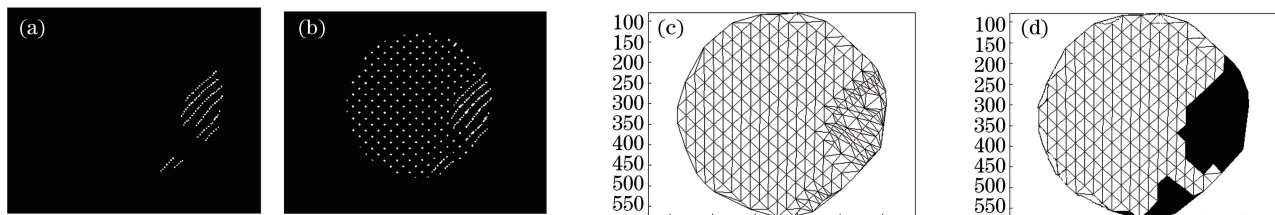


图 7 (a)缺陷大致区域;(b)交点散点图;(c) Delaunay 三角网;(d)缺陷精确区域

Fig. 7 (a) Approximate area of defects; (b) intersection scatter plot; (c) Delaunay triangulation; (d) exact area of defects

磁性样品、实心磁性样品、铝柱样品(表面镀钼)、陶瓷样品 4 种柱状样品,利用本文方法和对比方法进行缺陷提取。每种样品随机选择 30 个,包括 10 个

缺陷样品、20 个正常样品,每个样品端面重复检测 20 次,共计 2400 幅图像。端面缺陷样品中包括断面缺陷、滚边缺陷和内孔边缘缺陷。

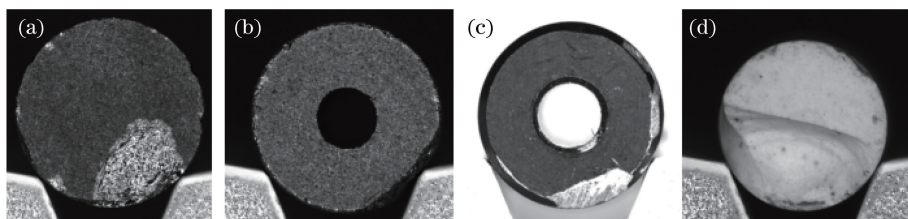


图 8 不同柱状样品缺陷。(a)带孔磁性样品;(b)实心磁性样品;(c)铝柱样品;(d)陶瓷样品

Fig. 8 Different columnar sample defects. (a) Perforated magnetic sample; (b) solid magnetic sample; (c) aluminum column sample; (d) ceramic sample

不同柱状样品使用本文方法的测试结果如表 2 所示,误判的缺陷个数,即在缺陷检测过程中将无缺陷的样品判断为有缺陷样品的个数;漏判的缺陷个数,即在检测过程中将有缺陷的样品判断为无缺陷样品的个数。

总识别率(R)的计算公式为

$$R = \frac{R_0}{N_0}, \quad (14)$$

式中 R_0 代表检测出的 4 种样品缺陷之和, N_0 代表实验中 4 种样品缺陷个数之和。

表 2 柱状样品测试结果

Table 2 Test results of columnar samples

Sample type	Total number	Defects number	Error number	Missing number	$V / \%$	$R / \%$
Solid magnetic sample	600	200	0	9	95.5	
Perforated magnetic samples	600	200	0	14	93.0	93.8
Aluminum column samples	600	200	0	19	90.5	
Ceramic samples	600	200	0	7	96.5	

实验结果表明,大部分的缺陷区域均可以被本文方法精确地识别出来,陶瓷样品的缺陷检测率可达 96.5%。样品制作过程中若本身边缘不是特别的完整,在缺陷判别时对较小的滚边缺陷会出现一定的漏判现象。内孔边缘缺陷中的倒角会对光栅的几何信息造成一定的影响,导致在对光栅进行形态学分析时有一定的偏差,从而影响缺陷的提取准确性;因此,带有内孔的铝柱样品比其他缺陷样品的检测率低,但检出率仍达 90.5%。本文方法对 4 种柱状

样品缺陷检测的误判和漏判率均较低,缺陷总的识别率达 93.8%。

4 种柱状样品经不同方法测试的结果对比如表 3 所示:基于密度的聚类算法(DBSCAN)的运行时间较长,不利于在线实时检测;基于 SVM 的缺陷检测算法对陶瓷样品的检测率只有 53.2%。相较于这两种算法,本文算法在运行效率和识别率上均有明显提高,说明本文方法具有较好的适用性。

表3 不同方法对4种柱状样品的测试结果对比

Table 3 Comparison of test results on four kinds of columnar samples by different methods

Sample type	DBSCAN		SVM		Delaunay	
	T /s	$V /%$	T /s	$V /%$	T /s	$V /%$
Solid magnetic sample	2.421	85.0	1.882	84.1	1.453	95.5
Perforated magnetic samples	2.389	82.1	1.821	74.2	1.421	93.0
Aluminum column samples	2.395	75.0	1.765	87.6	1.437	90.5
Ceramic samples	2.416	82.4	1.798	53.2	1.415	96.5

6 结 论

所设计的基于结构光和 Delaunay 三角剖分技术的缺陷检测方法可以实现对复杂背景下柱状体端面的缺陷检测。通过数学形态学分析、模板匹配、三角剖分法、频率统计等方法,可实现对缺陷的精确提取和计算,并且速度快、稳健性好。对多种微小圆柱端面进行缺陷检测,实验结果表明缺陷检出率较高,重复性误差较小。

参 考 文 献

- [1] Hassen R, Wang Z, Salama M M A. Image sharpness assessment based on local phase coherence [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2013, 22(7): 2798-2810.
- [2] Li T T, Yang F, Xu X L. Method of large-scale measurement based on multi-vision line structured light sensor[J]. Chinese Journal of Lasers, 2017, 44(11): 1104003.
李涛涛, 杨峰, 许献磊. 基于多视觉线结构光传感器的大尺度测量新方法[J]. 中国激光, 2017, 44(11): 1104003.
- [3] Du Y Z, Ping X L, He J W. Surface defect detection and classification system for cherry tomatoes [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2013, 44(S1): 194-199.
杜永忠, 平雪良, 何佳唯. 圣女果表面缺陷检测与分级系统研究[J]. 农业机械学报, 2013, 44(S1): 194-199.
- [4] He F, Zhou Y T, Zhao X Y, *et al.* Automatic weighing and cutting method of strip optical glass based on machine vision[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2017, 54(7): 071501.
何峰, 周亚同, 赵翔宇, 等. 基于机器视觉的条形光学玻璃自动计重切割[J]. 激光与光电子学进展, 2017, 54(7): 071501.
- [5] Pernkopf F, O'Leary P. Image acquisition techniques for automatic visual inspection of metallic surface[J]. NDT&E International, 2003, 36(8): 609-617.
- [6] Lee S, Chang L M, Skibniewski M. Automated recognition of surface defects using digital color image processing[J]. Automation in Construction, 2006, 15(4): 540-549.
- [7] Guo M, Hu L L, Zhao J T. Surface defect detection method of ceramic bowl based on Kirsch and Canny operator[J]. Acta Optica Sinica, 2016, 36(9): 0904001.
郭萌, 胡辽林, 赵江涛. 基于 Kirsch 和 Canny 算子的陶瓷碗表面缺陷检测方法[J]. 光学学报, 2016, 36(9): 0904001.
- [8] Chen G F, Guan G Y, Wei X. Online stamping parts surface defects detection based on machine vision[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2018, 55(1): 011501.
陈广锋, 管观洋, 魏鑫. 基于机器视觉的冲压件表面缺陷在线检测研究[J]. 激光与电子学进展, 2018, 55(1): 011501.
- [9] Shu J H, Liu S L. Measure system of surface flaw and morphology analysis of cylindrical high precision parts[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2014, 51(4): 041202.
苏俊宏, 刘胜利. 圆柱型精密零件表面缺陷检测及形貌分析[J]. 激光与电子学进展, 2014, 51(4): 041202.
- [10] 陈青云. 基恩士视觉产品手册[M]. 上海:基恩士国际贸易(上海)有限公司, 2013: 628-633.
- [11] Song X C, Jiang X N, Fu Y, *et al.* Surface defect detection system for camshaft based on computer vision[J]. Infrared and Laser Engineering, 2013, 42(6): 1647-1653.
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.
- [12] Li Y, Li Y F, Wang Q, *et al.* Measurement and defect detection of the weld bead based on online vision inspection [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2010, 59(7): 1841-1849.
- [13] Liang W J, Hong T, Lin D S, *et al.* Design of smart

meter visual inspection system based on machine vision [J]. *Electrical Measurement & Instrumentation*, 2013, 50(10): 64-68.

梁伟建, 洪涛, 林笃盛, 等. 基于机器视觉的智能电表外观缺陷检测系统设计[J]. *电测与仪表*, 2013, 50(10): 64-68.

- [14] Zhao W, Xia G S, Gou Z J, *et al.* An improved DBSCAN algorithm [J]. *Journal of Sichuan Normal University(Natural Science)*, 2013, 36(2): 312-316.

赵文, 夏桂书, 苟智坚, 等. 一种改进的 DBSCAN 算法[J]. *四川师范大学学报(自然科学版)*, 2013, 36(2): 312-316.

- [15] Liu H P, Miao C Y, Li X G. Defect classification of steel rope cord conveyer belt images based on SVM [J]. *Modern Computer*, 2012(20): 21-23, 27.

刘厚鹏, 苗长云, 李现国. 基于 SVM 的输送带钢丝绳芯图像的缺陷分类[J]. *现代计算机*, 2012(20): 21-23, 27.