

[自控·检测]

DOI:10.3969/j.issn.1005-2895.2021.02.014

基于非线性扩散与图像配准的 印刷品表面缺陷检测

邢旭朋

(西安工程大学机电工程学院, 陕西 西安 710048)

摘要:针对目前工业印刷品表面缺陷检测时误判率高、检测效率较低以及缺陷区域信息有限等问题,笔者提出一种基于改进 Perona-Malik(P-M)非线性扩散模型与图像差分模型配准的印刷品表面缺陷检测方法。该方法首先利用非线性扩散模型,在维持非缺陷区域平滑程度保持不变的情况下,对待测图像进行平滑处理,将原始图像与扩散后图像做差分运算以增强缺陷区域的对比度,从而得到差分图像;然后,将差分图像与标准模板图像进行配准,检测得到缺陷所在区域的特征值,以便对印刷品印刷质量进行分析;笔者搭建了实验平台,来验证本方法的可行性。实验结果表明:该方法能够快速并且有效地将印刷品表面的缺陷检测出来,准确率高达99.97%。该项研究能够满足印刷品生产质量需求。

关键词:印刷品表面缺陷检测;P-M模型;图像差分;模板匹配

中图分类号:TP242;TH89 文献标志码:A 文章编号:1005-2895(2021)02-0077-05

Printed Product Surface Defect Detection Based on Nonlinear Diffusion and Image Comparison

XING Xupeng

(School of Mechanical and Electrical Engineering, Xi'an Polytechnic University, Xi'an 710048, China)

Abstract: Aiming at the problems of high false positive rate, low detection efficiency and limited defect area information in the detection of industrial defects on surface defects, a detection method of surface defects of printed matter based on improving the Perona-Malik (PM) nonlinear diffusion model and image difference model registration was proposed. Firstly, the nonlinear diffusion model was used to smooth the image to be measured while maintaining the smoothness of the non-defective region. The original image and the diffused image were compared to enhance the contrast of the defect region, so as to obtain the difference image. Secondly, the difference image was registered with the standard template image to obtain the eigenvalues of the area where the defect was located. The obtained eigenvalues were used for the analysis of the print quality of the printed matter. An experimental platform was set up to verify the feasibility of the proposed method. The experimental results show that the method can detect the defects on the surface of the printed surface quickly and effectively, and the accuracy is up to 99.97%, which can meet the production quality requirements.

Keywords: print surface defect detection; P-M model; image difference; template matching

随着科技的快速发展,印刷产品越来越趋于自动化生产,同时工业上对于印刷品的质量要求也相对有所提高。在印刷的过程中,由于各种因素(人为、设备或者原材料等),不可避免地会使得印刷产品表面产生一些缺陷,常见的缺陷有:飞墨、针孔、偏色、漏印、

黑点、刮擦和套印不全等^[1]。对于印刷品的缺陷检测,传统方法主要是依靠人工检测,但是该方法成本较高、效率低下,而且人长时间工作容易产生疲劳,不可避免地就会出现误检和漏检,很难满足现在高速发展的生产需求。而为了保障印刷产品的质量及提高效率

收稿日期:2020-08-26;修回日期:2021-01-28

基金项目:国家自然科学基金青年项目(61701384)。

第一作者简介:邢旭朋(1993),男,河南洛阳人,硕士,主要研究方向为机器视觉。E-mail:274768274@qq.com

率,将机器视觉引入到了工业生产当中,大大减少了人力劳动。

笔者设计了一种利用改进的 P-M 非线性扩散模型^[2]与图像差分模型配准的方法对印刷品的表面缺陷进行检测,最后通过仿真案例对该方法进行验证。

1 检测系统的实验平台搭建

检测系统主要采用 Halcon 图像处理软件来搭建,其检测原理为:首先相机通过驱动轴上的编码器实时触发来采集图像,将采集得到的图像传输到工控机上,运用改进的 P-M 模型对其进行预处理,增强缺陷区域的对比度;通过模板匹配算法定位到缺陷区域,最后通过图像配准算法检测到缺陷区域的特征值并输出检测结果。该检测系统的硬件主要包括相机(迈德威视 500 万级的千兆网工业相机,分辨率为 2 448 像素 × 2 048 像素),镜头(焦距 3.5 ~ 8.0 mm,手动调节),光源(LED 条形光源)。检测的产品为工业上常用的锂电池标签(尺寸 400 mm × 200 mm,检测精度为 400 μm)。实验平台如图 1 所示。

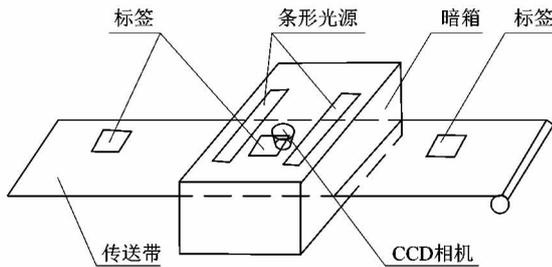


图 1 实验平台

Figure 1 Experimental platform

2 印刷品表面缺陷检测方法设计

2.1 表面缺陷检测流程

如图 2 所示,文中印刷品的缺陷检测主要包括 3 个阶段,依次为创建模板、定位和图像配准检测。具体过程为:首先对 6 ~ 7 张 OK 品级的图像进行训练得到标准图像,对标准图像进行 Blob 分析定位,得到标签所在的区域,并生成配准和检测模板,记为标准模板图像;然后利用非线性扩散模型的方法,在保持非缺陷区域平滑程度不变的情况下,对待测图像进行平滑后,将原始图像与扩散后的图像做差分运算增强缺陷区域的对比度,得到差分图像;最后将差分图像与标准模板图像进行配准,检测出缺陷所在的区域特征值以便分析硬件设备对于印刷品印刷质量的影响。

2.2 非线性扩散模型(P-M 模型)

图像预处理后,利用改进的非线性扩散模型对缺陷区域进行平滑和锐化处理,然后以图像差分的方法

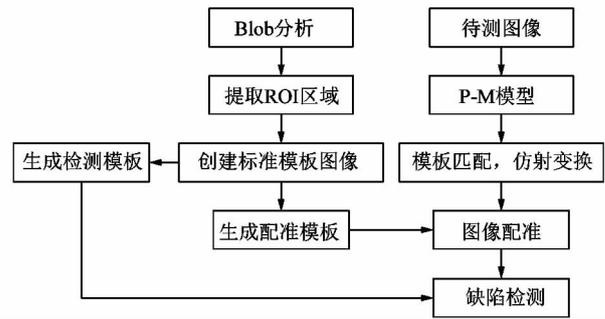


图 2 检测流程

Figure 2 Testing process

增强缺陷的对比度。

P-M 模型是数学中常用的非线性扩散模型^[3,4],表达式为:

$$\left. \begin{aligned} \frac{\partial I(x,y,m)}{\partial m} &= \text{div}(l(|\nabla I(x,y,m)|)\nabla I), m > 0; \\ I(x,y,0) &= I_0(x,y), m = 0. \end{aligned} \right\} \quad (1)$$

式中 $(x,y) \in R^2$; 图像在第 m 次迭代时坐标 (x,y) 处的灰度值用 $I(x,y,m)$ 表示; 图像梯度模值用 $|\nabla I|$ 表示; $l(\cdot)$ 表示扩散因子, 是一个非负的单调递减函数。

表达式为:

$$l(|\nabla I|) = e^{-t(|\nabla I|)^2} \quad (2)$$

式中 t 为一个常数。

由于 $l(0) = 1$, 所以 $\lim_{|\nabla I| \rightarrow \infty} l(|\nabla I|) = 0$ 。由此表明, 在图像的边缘位置, P-M 模型扩散很慢, 而在图像的均匀区域, P-M 模型则扩散很快。因此, P-M 模型能够将图像的均匀区域进行平滑同时能增强图像的边缘区域。

P-M 模型对应的离散解为^[5,6]:

$$I(x,y,m+1) = I(x,y,m) + \gamma \sum_j I_j(x,y,m) * \nabla I_j(x,y,m) \quad (3)$$

式中: γ 为大于 0 的惩罚系数, 像素点 (x,y) 4 个邻点的最近差分为 $\nabla_j(x,y,m), j = E, S, N, W$ 。

表达式为:

$$\left. \begin{aligned} \nabla I_N(x,y,m) &= I(x-1,y,m) - I(x,y,m); \\ \nabla I_W(x,y,m) &= I(x+1,y,m) - I(x,y,m); \\ \nabla I_E(x,y,m) &= I(x,y-1,m) - I(x,y,m); \\ \nabla I_S(x,y,m) &= I(x,y+1,m) - I(x,y,m). \end{aligned} \right\} \quad (4)$$

而传统的 P-M 扩散模型需要大量的迭代对图像进行噪声去除以及边缘增强, 效率较低。笔者通过反向平滑缺陷区域来对 P-M 模型中的扩散因子进行改进, 同时保持完好区域的平滑度不改变。一般在缺陷检测过

程中,缺陷的区域都是远小于完好区域的,所以改进扩散因子后,只需要对小面积区域的缺陷进行平滑即可,这样大大节省了时间,也就提高了效率。通过反向平滑缺陷区域改进后的扩散因子 $v(|\nabla I|)$ 的表达式为:

$$v(|\nabla I|) = l\left(\frac{1}{|\nabla I|}\right) = e^{-(m/|\nabla I|)^2} \quad (5)$$

在式(5)中,当 $|\nabla I| \rightarrow 0$ 时, $v(|\nabla I|) \rightarrow 1$,表明较大梯度的缺陷区域会被平滑。

笔者为了提高算法的检测效率以及鲁棒性,用求中心差值的方法来替换传统的前后项差值的方法。式(4)表明,相比于传统方法,改进的方法准确性更高;且如图3所示,当随机噪声与真实边缘出现在水平方向时,传统方法容易引起误检。

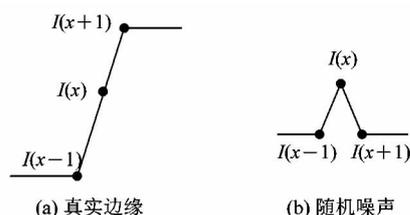


图3 真实边缘与随机噪声示意图

Figure 3 Schematic diagram of real edge and random noise

为准确得到某像素点的4个邻点的最邻近差分值,采用中心差值法^[7-8],表达式为:

$$\left. \begin{aligned} \nabla I_{SN} &= |I(x+1, y, m) - I(x-1, y, m)|; \\ \nabla I_{EW} &= |I(x, y+1, m) - I(x, y-1, m)| \end{aligned} \right\} \quad (6)$$

由图3(a)所示,对于真实的边缘,公式为:

$$|I(x+1) - I(x)| = |I(x-1) - I(x)| = \nabla I \quad (7)$$

中心差值法求得的随机噪声与真实边缘的通量值为:

$$\left. \begin{aligned} \sum_{k=EW} v(\nabla I_k) \nabla I_k &= v(\nabla I) |I(x+1) - I(x-1)| = 2v \nabla I > 0; \\ \sum_{k=SN} v(\nabla I_k) \nabla I_k &= v(\nabla I) |I(x+1) - I(x-1)| = 0. \end{aligned} \right\} \quad (8)$$

由式(8)可见,随着扩散过程的进行,随机噪声保持不变,而真实的边缘得到增强,所以,该方法使得缺陷区域的边缘得以增强,并且提高了检测的准确性以及鲁棒性。

2.3 图像差分

假设原始图像为 $I_e(x, y)$, 经过改进的 P-M 模型对原始图像 $I_e(x, y)$ 进行扩散后得到的图像为 $I_f(x, y)$ 。继而对 $I_e(x, y)$ 与 $I_f(x, y)$ 进行图像的差分运算,来对缺陷区域的对比度进行增强。

图像 $I_e(x, y)$ 与 $I_f(x, y)$ 的差分运算公式为^[9]:

$$\nabla I(x, y) = I_e(x, y) - I_f(x, y) = \gamma \sum v(|\nabla I_j(x, y)|) \nabla I_j(x, y) \quad (9)$$

由式(5)可得,当 $|\nabla I| \rightarrow 0$ 时,有 $v(|\nabla I|) \rightarrow 0$ 。此处由式(9)可得 $\nabla I(x, y) \rightarrow 0$ 。由此可得差分图像中的完好区域基本为0,基本解决了光照对于印刷产品表面的影响,表明了差分图像为均匀背景图像,增强了缺陷区域的对比度。

2.4 图像配准

在通过 P-M 模型得到差分图像后,利用仿射变换将差分图像变换到标准图像的位置,使得到的差分图像与标准模板图的图像数据在空间上一一对应,然后根据标准模板图与差分图像之间的像素数据差异判别此待测图有无缺陷,从而实现印刷产品表面的缺陷检测。差分图像 $D(i, j)$ 为模板图像 $T(i, j)$ 与待检测图像 $S(i, j)$ 匹配相减后得到的差:

$$D(i, j) = |S(i, j) - T(i, j)| \quad (10)$$

$D(i, j)$ 值越小,说明差分图像与标准模板图像对应的像素值的差别越小,2 副图越相似^[10-13]。

3 实验验证分析

笔者以锂电池标签表面的缺陷检测为案例,对所提出的方法进行验证。实验选取漏印、墨点、刮擦等缺陷模式的锂电池标签进行试验。实验步骤为:

- 1) 图像灰度化,然后预处理进行去噪。
- 2) 使用非线性扩散模型以及图像差分将缺陷区域的对比度增强。
- 3) 通过图像配准的方法检测出缺陷区域特征值。

实验中将笔者所设计的方法与文献[14]和文献[1]中的方法进行对比,更直观地突出笔者改进的设计方法的优点。文献[14]将基于形状的模板匹配算法创建多个特征区域并依次进行配准,根据配准数据获得变换矩阵,既而通过仿射变换,完成模板匹配的过程,得到缺陷检测的区域,该方法具有一定的实用性。文献[1]首先手动定位区域特征,然后通过基于形状的模板匹配算法来快速匹配,利用灰度值差影算法来进行缺陷检测,此方法能够理论联系实际,具有一定的实践经验。

从图4~5的检测结果可知,3种方法对缺陷检测都有效果。然而,各个方法检测的效果并不相同,在图4(b)中,文献[14]中的方法只能检测较为明显的缺陷,存在缺陷丢失的现象。在图4(c)中,文献[1]的方法检测效果较好,但是仍存在检测不全以及缺陷区域边缘信息丢失的情况。而在图4(d)和图5(d)中,

笔者所提出的检测方法能完整地检测出缺陷区域,效果明显要优于另外 2 种检测方法。该检测方法提高了

检测精度(准确率高达 99.97%),同时保持了检测的速度,满足工业上的生产质量要求。

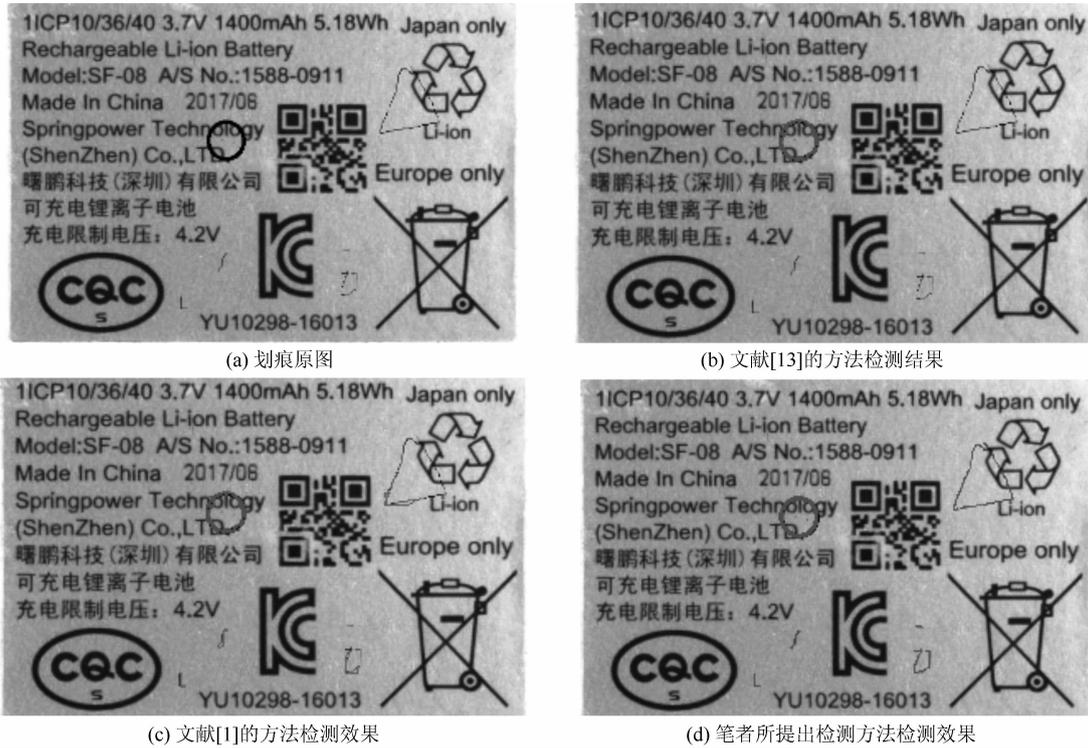


图 4 划痕缺陷检测效果对比

Figure 4 Comparison of detection effects of scratch defects

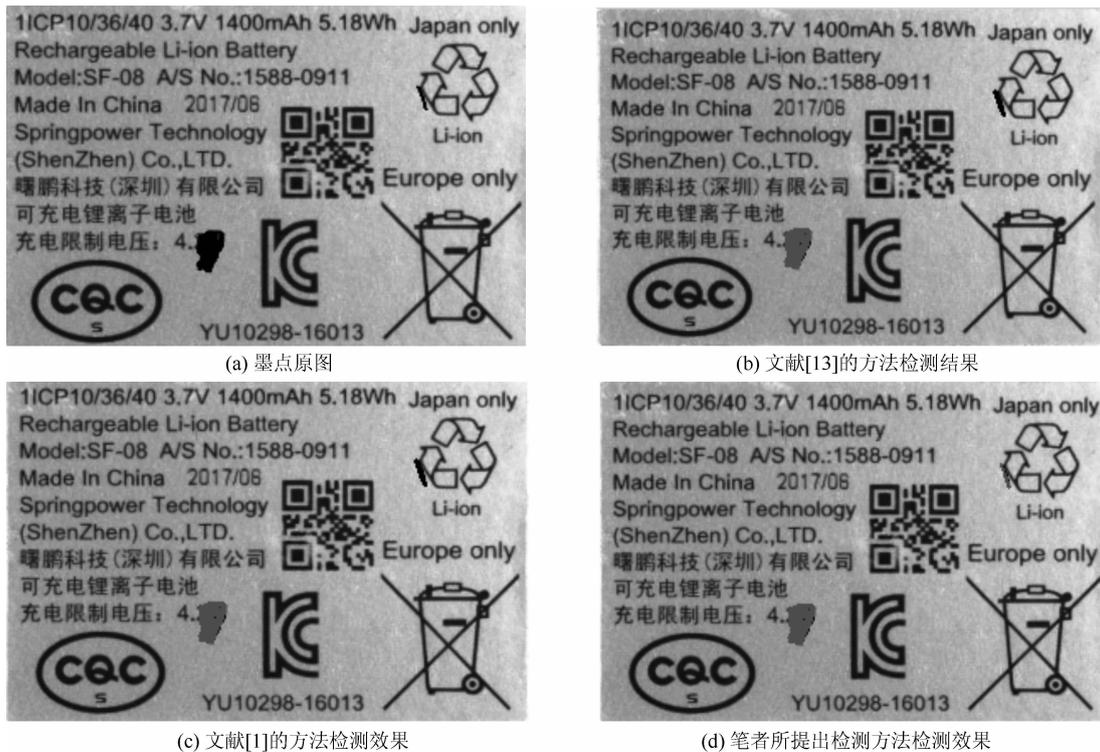


图 5 墨点与划痕混合缺陷检测效果对比

Figure 5 Comparison of detection effect between ink spot and scratch mixed defect

4 结论

笔者提出了一种基于改进 Perona-Malik (P-M) 非线性扩散模型与图像差分模型配准的印刷品表面缺陷检测方法。将采集完好的图像进行图像平均运算,并将该平均图像建为模板;其次对待测图像进行预处理,将缺陷区域用改进后的非线性扩散模型进行平滑;继而将原始图像与非线性模型扩散后的图像进行差分,增强了缺陷区域的对比度;最后在将得到的差分图像与开始时创建的模板图像进行比对,得到缺陷区域。经实验验证,笔者所设计的方法相比传统方法提高了精度(准确率高达 99.97%),且有较高的速度,能够满足一般工业缺陷检测的需求。

参考文献:

- [1] 王宏丽,赵不贿,孙智权,等. 基于 HALCON 的医疗袋缺陷检测[J]. 包装工程,2015,36(13):125-129.
- [2] 安宗权,王匀. 一种非线性扩散与图像差分的金属表面缺陷检测方法[J]. 表面技术,2018,47(6):279.
- [3] FENG Wensen, CHEN Yunjin. Speckle reduction with trained nonlinear diffusion filtering[J]. Journal of Mathematical Imaging and Vision,2017,58(1):162-178.
- [4] 吴登辉,周先春,陈铭. 基于四阶非线性偏微分方程的图像去噪算法[J]. 电子测量与仪器学报,2017,31(6):839-843.
- [5] SOUPLLET P. Global existence for reaction - diffusion systems with dissipation of mass and quadratic growth [J]. Journal of Evolution Equations,2018,18(4):1716.
- [6] HE Zhendong, WANG Yaonan, YIN Feng, et al. Surface defect detection for high-speed rails using an inverse P-M diffusion model [J]. Sensor Review,2016,36(1):1156-1163.
- [7] 冯秋歌,吴禄慎,王晓辉. 基于视觉的印刷字符缺陷自动检测方法[J]. 南昌大学学报(工科版),2018,40(4):83-87.
- [8] 汤勃,孔建益,伍世虔. 机器视觉表面缺陷检测综述[J]. 中国图象图形学报,2017,22(12):1640-1663.
- [9] 陈萍. 基于 HALCON 的标签模切缺陷的检测[J]. 信息通信,2018(1):116-119.
- [10] HAN Baoan, XIANG Huiyu, LI Zhe, et al. Defects detection of sheet metal parts based on HALCON and region morphology [J]. Applied Mechanics and Materials,2013,365/366:730-732.
- [11] 卢荣胜,吴昂,张腾达,等. 自动光学(视觉)检测技术及其在缺陷检测中的应用综述[J]. 光学学报,2018,38(8):23-58.
- [12] 史渊,潘振宽,魏伟波. 非线性扩散和变分模型在矢量图像去噪中的应用[J]. 中国图象图形学报,2007(12):2101-2104.
- [13] 胡浩,李俊峰,沈军民,等. 基于机器视觉的小磁瓦表面微缺陷检测方法研究[J]. 机电工程,2019,36(2):117-123.
- [14] 李敏,周强,王峥,等. 应用于印刷品缺陷检测的改进模板匹配算法[J]. 电脑知识与技术,2017,13(24):168.

(上接第 76 页)

4 结语

课题组基于计算机视觉技术开发了滚子端面缺陷自动检测系统,通过对图像的滤波处理、最大类间方差阈值法二值化分割,提取缺陷特征,并应用 LabVIEW 软件开发了计算机视觉自动检测软件系统。该检测系统已在企业投入生产使用,实际使用表明:系统检测效率高、可靠性好,结果客观、稳定;滚子端面缺陷检测工序实现自动化,使缺陷识别率、不合格产品的检出率达到高水平;提高了产品的总体质量,同时大大精简了检测人数,增加了产品的附加值。

参考文献:

- [1] 苏静. 基于机器视觉的二维条码质量检测技术研究[D]. 西安:西安理工大学,2020:20-22.
- [2] 史永杰. 高精度视觉检测系统的研究[D]. 吉林:吉林大学,2007:31-33.
- [3] 杨航. 基于机器视觉的限速标志识别技术研究[D]. 武汉:武汉理工大学,2019:9-12.
- [4] 冈萨雷斯,伍兹. 数字图像处理[M]. 阮秋琦,译. 2版. 北京:电子工业出版社,2005:85-111.
- [5] SEZGIN M, SANKUR B. Survey over image thresholding techniques and quantitative performance evaluation [J]. Journal of Electronic Image,2004,13(1):146-165.
- [6] 王得磊,刘志勇,周曼,等. 基于视觉显著性的 PCB 荧光涂覆检测技术研究[J]. 仪表技术,2020(8):1-4.
- [7] 张明. 基于计算机视觉技术的马铃薯病害识别研究[D]. 兰州:甘肃农业大学,2018:47-48.
- [8] 陈飞. 改进的交互式 Otsu 红外图像分割算法[J]. 计算机测量与控制,2020,28(9):248-251.
- [9] OTSU N. A threshold selection method from gray-level histograms [J]. IEEE Transactions on System, man, and Cybernetics, 1979, 9(1):62-66.
- [10] 张春伟,彭善飞,刘晓峰. 基于机器视觉的轨道车辆零部件形位尺寸检测方法研究[J]. 计算机测量与控制,2020,28(9):106-109.
- [11] 付费,刘莉雯,郭湘川. 基于机器视觉的轴承座分类识别系统研究[J]. 机电工程,2019,36(10):1115-1118.