

基于模板匹配和深度学习的反光弧面缺陷检测

高鑫¹, 刘银华^{1,2}, 许玉蕊¹

(1. 青岛大学 自动化学院, 山东 青岛 266071;

2. 青岛大学 未来研究院, 山东 青岛 266071)

摘要: 针对反光弧面表面具有很强的镜面反射特性,在对此类工件表面检测时非常困难这一难题,提出了基于模板匹配和深度学习的检测方法。在平滑漫射光照条件下,通过不同角度获得带有条带纹理特征,然后经过图像处理获得其轮廓,与标准的特征轮廓模板进行匹配识别。还可以将获得的图片制成数据集,训练一个深度学习模型来对获得图片进行缺陷识别。实验结果表明:基于模板匹配和深度学习的检测方法均能有效对缺陷进行识别。

关键词: 凹陷; 图像处理; 特征匹配; 反光弧面; 视觉检测; 深度学习

中图分类号: TP391.41; TG 84 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-9787(2020)10-0135-03

Reflective arc surface defect detection based on template matching and deep learning

GAO Xin¹, LIU Yinhua^{1,2}, XU Yurui¹

(1. School of Automation, Qingdao University, Qingdao 266071, China;

2. Institute For Future, Qingdao University, Qingdao 266071, China)

Abstract: Aimiong at the problem that it is very difficult to detect the defect of reflective arc surface due to the surface of reflective arc surface has strong reflective characteristics, a detection method based on template matching and deep learning is proposed. Under the condition of smooth diffuse illumination, stripe texture features are obtained from different angles, the contour is obtained by image processing. It is matched with the standard feature contour template and recognition. The obtained images can also be made into datasets, and a deep learning model is trained to identify the defects of the obtained images. Experimental result show that the detection methods based on template matching and deep learning can effectively identify defects.

Keywords: defects; image processing; feature matching; reflective arc surface; visual detection; deep learning

0 引言

反光弧面产品或零件具有良好的外观和表面性能,其被广泛应用于各种领域。目前控制质量的方式仍然主要依靠人工对工件进行质量检查,存在主观性,且人工成本高。为克服传统检测方法的局限性,机器检测取代人工检测将是趋势。对工件表面的缺陷有多种检测方法,主要检测手法可分为非机器视觉检测方法和机器视觉检测方法。在非机器视觉检测方法中,李海洋等人^[1-4]采用了激光超声、电磁、涡流等检测方法,此类检测方法对检测环境、检测对象均有较高的要求,并且检测成本高。

基于机器视觉检测方法是目前的缺陷检测的主要方法。冯国勇^[5]采用小波变换对金属表面缺陷进行检测,该方法获得了较好的结果,但准确率不高。Ren R 等人^[6]提

出了一种通用的基于深度学习的小样本训练方法,该方法在七类缺陷中检测准确率都有明显提高。Xu K 等人^[7]使用基于机器视觉的 Shearlet 变换检测金属表面缺陷。这种方法可以在照明不均匀的情况下检测连铸板坯、热轧钢板和铝板表面的裂缝、洞穴、凹痕甚至其他一些缺陷。宋念龙等人^[8]将卷积神经网络运用到了涂布缺陷检测中,并将识别精度提高到 0.92 以上。然而,与钢板、瓷砖、涂布等平面材料的表面不同的是,反光弧面表面具有很强的镜面反射,加大了表面缺陷检测的难度。冯维等人^[9]针对高镜面反光金属提出高动态范围成像的缺陷检测方法,该方法有计算量小检测速度快的优点,但不适合检测弧面。Shanmuga-manir 等人^[10]将机器视觉应用于枪管表面缺陷检测,精度可达 0.97,但其算法不适合具有高镜面反射的弧面。反光

收稿日期: 2019-08-22

弧面缺陷检测依然是技术难题。

本文提出了基于模板匹配和深度学习的检测算法用于检测反光弧面表面的缺陷。首先根据反光弧面高反射率选取照射光源,调整弧面、光源和相机相对位置和角度,获取多角度下的弧面图像;然后,通过灰度处理、阈值分割、边缘提取等图像处理方法获得图像特征;最后基于模板匹配和深度学习识别反光弧面缺陷。

1 反光弧面缺陷检测方法

1.1 图像采集

反光弧面具有高反射率的特性,不同光强度下肉眼可见缺陷明显程度不一样。在强光直射时,弧面表面会出现炫光干扰如图1(a)所示,在没有光照补偿的情况下,虽然没有了炫光的干扰,同时也提取不出良好的缺陷特征如图1(b)所示;在平滑漫射光照下^[11],既能够解决强光照射下反光弧面表面出现炫光干扰的问题,还能够提取出容易识别的缺陷特征如图1(c)所示。

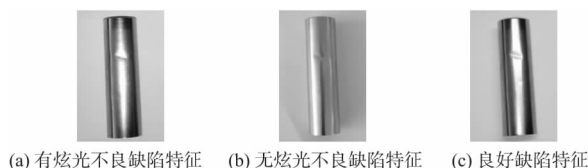


图1 工件在同一角度不同光照下采集

在平滑漫射光照下,不同的光线角度、相机和待测弧面之间的角度,获得的特征不尽相同,为了获得最优的特征,本文设计了如图2所示的光照结构。

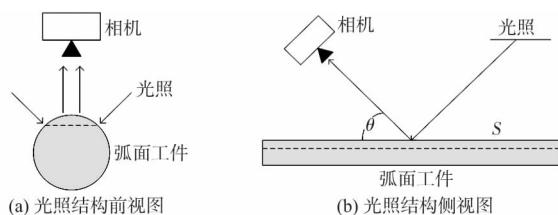


图2 平滑漫射光照结构示意图

图2(a)为光照结构的前视图,图2(b)为光照结构的侧视图, θ 为相机与待测弧面中线 S 之间的夹角。当相机与待测弧面的夹角为 20° 时,获得的特征图像较差如图3(a);当相机与待测弧面的夹角为 50° 时,能够获得较为明显的特征图像如图3(b);当相机与待测弧面的夹角为 85° 时,获得最佳的特征图像如图3(c)。



图3 平滑漫射光照下工件不同角度图像

1.2 图像处理

为降低计算量,提高检测实时性,将图像从三通道变为单通道,即灰度化。然后将灰度化图像经过滤波和阈值分

割处理。式(1)为阈值分割方法

$$dst(x,y) = \begin{cases} \max val, src(x,y) > thresh \\ 0, otherwise \end{cases} \quad (1)$$

式中 $src(x,y)$ 为图像像素点 (x,y) 处的灰度值; $thresh$ 为设置的阈值; $\max val$ 为最大灰度值255; $dst(x,y)$ 为经阈值分割后图像像素点 (x,y) 处的灰度值。

特征图像经过阈值分割后,得到如图4(a1)所示的带有缺陷的二值图像,图4(a2)所示未带缺陷的二值图像。获得特征图的二值图像后对其进行轮廓提取,图4(b1)为带有缺陷的特征轮廓,图4(b2)为未带有缺陷的特征轮廓。

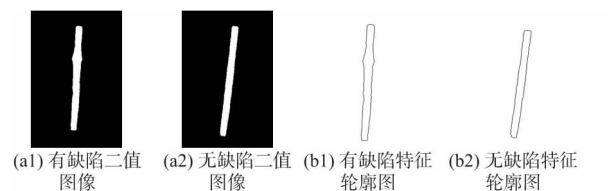


图4 图像处理特征图

1.3 基于模板匹配的缺陷检测

无缺陷样本特征图都近似矩形,有缺陷样本导致矩形变形,且缺陷越大变形越大。基于模板匹配的缺陷检测是以特征图的相对标准矩形作为模板进行匹配,差异大小作为判断缺陷标准。如图5所示。

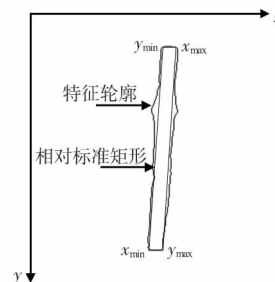


图5 特征轮廓与其相对标准矩形示意

特征纹理的轮廓是由阈值分割中黑白边界上有序的一系列点围成,在这一系列有序的点当中遍历出相对标准矩形的4个顶点, x_{\min} 点、 y_{\min} 点、 x_{\max} 点、 y_{\max} 点。左直线、右直线、上宽直线、下宽直线分别定义为过 y_{\min} 和 x_{\min} 两点处的直线,过 x_{\max} 和 y_{\max} 两点处的直线,过 y_{\min} 和 x_{\max} 两点处的直线,过 x_{\min} 和 y_{\max} 两点处的直线。计算出上述直线公式 $Ax + By + C = 0$

$$\begin{cases} A_l x + B_l y + C_l = 0 \\ A_r x + B_r y + C_r = 0 \\ A_t x + B_t y + C_t = 0 \\ A_d x + B_d y + C_d = 0 \end{cases} \quad (2)$$

式中 A_l 中 l 为左直线, A_r 中 r 为右直线, A_t 中 t 为上宽直线, A_d 中 d 为下宽直线。得到上述直线公式后,需要依次计算出 y_{\min} 至 x_{\min} 段轮廓上的点 $src(x_0, y_0)$ 到左直线的距离, x_{\min} 至 y_{\max} 段轮廓上的点 $src(x_0, y_0)$ 到下宽直线的距离, y_{\max}

至 x_{\max} 段轮廓上的点 $src(x_0, y_0)$ 到右直线的距离, x_{\max} 至 y_{\min} 段轮廓上的点 $src(x_0, y_0)$ 到上宽直线的距离, 如式 (3)

$$L = \frac{|Ax_0 + By_0 + C|}{\sqrt{A^2 + B^2}} \quad (3)$$

对多个样本计算得到一个距离阈值 $L_r = 4$, 当点到对应直线距离 $L \geq L_r$ 情况出现时, 则判断工件是存在缺陷, 并将此缺陷进行定位标记; 当整个轮廓上的点到对应直线距离均 $L < L_r$ 时, 则判段工件不存在缺陷。

1.4 基于深度学习的缺陷检测

目前, 深度学习已经被广泛应用于物体检测与识别当中, 卷积神经网络 (convolutional neural network, CNN) 是深度学习中最为经典的模型之一, 模型结构如图 6 所示。

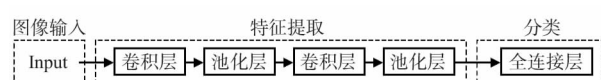


图 6 CNN 模型结构

CNN 模型主要分为三部分, 第一部分为图像的输入部分, 为达到模型对图像输入要求, 通常需要对输入图像进行图像的预处理及归一化。第二部分为特征提取部分, 主要由卷积层和池化层组成。卷积层通过卷积核与图像进行卷积运算, 然后将卷积运算的结果作用于激活函数便得到特征图。池化层在卷积得到的特征图上再进行一次提取特征, 并降低特征图的维数, 减少下一层卷积层的计算量。最后, 特征图经全连接层得到分类。

针对本文所应用的场景, 设计了一个包含 5 个卷积层, 5 个池化层, 以及 2 个全连接层的 CNN 深度学习模型。

2 实验结果与分析

本文以反光的金属圆柱弧面作为检测对象, 使用 1.1 节介绍的采集图像方法, 采集有缺陷图像 110 张, 无缺陷图像 112 张。图像经过图像处理, 用 1.3 节的方法进行缺陷检测, 检测数据如表 1 所示。

表 1 模板匹配检测结果

工件类别	总数量	误检数量	误检率/%	识别率/%
有缺陷	110	5	4.5	96.4
无缺陷	112	3	2.7	

从表中可以看出, 基于模板匹配的缺陷检测方法识别率能达到 96.4%, 有缺陷与无缺陷的误检率均小于 5%。

通过对误检图像分析可知, 在采集图像时, 光照强度曾发生较大变化, 导致误检的发生。图 7(a) 为有缺陷图像正确识别的结果图, 轮廓线条加粗的地方即为缺陷处; 图 7(b) 为无缺陷图像正确识别结果图, 轮廓线条并没有被加粗。因此, 基于模板匹配的方法不仅能够识别缺陷, 还能够对缺陷进行定位。

用于本文 CNN 深度学习模型的数据集分为三类: 1) 数据集为采集的原始图像, 2) 数据集为采集的轮廓特征原始



图 7 模型匹配识别结果

图像, 3) 数据集为裁剪了轮廓特征图像背景的数据集。三类数据集数量各 1448 张, 其中有缺陷的图像均为 724 张, 没有缺陷的图像也均为 724 张。将每个数据集 80% 的图像用作训练集, 20% 图像用作测试集。

本文设计的模型当中, 池化层均使用最大池化的方法, 并且将步长设置为 2, 每个卷积层后均采用 Relu 激活函数, 增加非线性, 第一层的全连接层采用了 Dropout 策略, 可有效防止模型出现过拟合的情况。本文设计的 CNN 深度学习模型在不同参数下获得训练精度数据如表 2。

表 2 不同数据集下模型使用不同尺寸卷积核训练精度 %

数据集	3 × 3 卷积核		5 × 5 卷积核		7 × 7 卷积核	
	$\alpha = 0.001$	$\alpha = 0.0001$	$\alpha = 0.001$	$\alpha = 0.0001$	$\alpha = 0.001$	$\alpha = 0.0001$
一类数据集	87.58	91.37	82.92	89.15	67.71	75.11
二类数据集	78.08	91.28	81.44	87.77	77.15	84.66
三类数据集	93.02	97.88	87.72	90.96	72.14	87.05

分析表 2 中的数据发现, 当学习率 $\alpha = 0.0001$ 时, 三类数据集采用不同卷积核的训练精度都要比学习率 $\alpha = 0.001$ 时的精度高, 这是由于当采用小的学习率时, 网络更易获得全局最小值, 获得更高的精度; 同时, 采用 3×3 卷积核的网络模型比采用 5×5 和 7×7 卷积核的网络模型训练精度要高, 使用裁剪轮廓特征数据集的精度要比另外两种数据集的精度高, 这是由于未经裁剪图像制作的数据集其图片尺寸较大, 在训练时压缩图像尺寸, 卷积核在进行卷积时提取到的特征变少, 导致模型训练精度变低。因此, 本文设计的基于深度学习的模型采用 3×3 大小的卷积核进行特征提取, 采用较小学习率 $\alpha = 0.0001$ 时进行训练, 精度能够达到 97.88%。

3 结 论

本文设计的基于图像的特征匹配算法不但可以有效识别出凹陷缺陷, 识别正确率达 94.6%, 而且还能够对缺陷进行定位; 此算法依赖的硬件、软件平台相对简单。然而不足的是对于不规则的曲面, 此算法不适用。基于深度学习的检测算法其具有模型结构简单, 检测的精度高的优点, 不足的是不能对缺陷进行定位。

参考文献:

- [1] 李海洋, 李巧霞, 王召巴, 等. 金属材料表面缺陷的激光超声检测技术[J]. 火力与指挥控制, 2019, 44(8): 61-64.

(下转第 141 页)

- localization, and obstacle detection [J]. Image & Vision Computing, 2017, 68(12): 14–27.
- [3] 杨思远, 郑建颖. 基于路侧三维激光雷达的车辆目标分类算法 [J]. 传感器与微系统, 2020, 39(7): 123–126.
- [4] 邓淇天, 李旭. 基于多特征融合的车辆检测算法 [J]. 传感器与微系统, 2020, 39(6): 131–134.
- [5] DICKMANN J, KLAPPSTEIN J, HAHN M. Automotive radar the key technology for autonomous driving: From detection and ranging to environmental understanding [C]// 2016 IEEE Radar Conference, IEEE, 2016: 1–6.
- [6] GAO H, CHENG B, WANG J, et al. Object classification using CNN-based fusion of vision and LiDAR in autonomous vehicle environment [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2018, 14(9): 4224–4231.
- [7] ZHANG S, ZHAO X, LEI W, et al. Front vehicle detection based on multi-sensor fusion for autonomous vehicle [J]. Journal of Intelligent & Fuzzy Systems, 2020, 38(1): 365–377.
- [8] GUO Z, CAI B, JIANG W, et al. Feature-based detection and classification of moving objects using LiDAR sensor [J]. IET Intelligent Transport Systems, 2019, 13(7): 1088–1096.
- [9] 刘建明, 张捷, 雷婕, 等. 基于 Adaboost 的孪生支持向量机人脸识别方法 [J]. 传感器与微系统, 2020, 39(7): 51–53, 57.
- [10] YOSHIOKA M, SUGANUMA N, YONEDA K, et al. Real-time object classification for autonomous vehicle using LiDAR [C]// 2017 International Conference on Intelligent Informatics and Bio-medical Sciences, IEEE, 2017: 210–211.
- [11] DAIRI A, HARROU F, SENOUCI M, et al. Unsupervised obstacle detection in driving environments using deep-learning-based stereo vision [J]. Robotics & Autonomous Systems, 2017, 100(3): 287–301.
- [12] 姜新雨, 王海, 蔡英凤, 等. 采用 64 线激光雷达的实时道路障碍物检测与分类算法的研究 [J]. 汽车工程, 2019, 41(7): 779–784.
- [13] YOSHIOKA M, SUGANUMA N, YONEDA K, et al. Object Classification for autonomous vehicles using Omni-directional LiDAR [J]. The Japan Society of Mechanical Engineers, 2016, 2016(25): 2307–2316.
- [14] TEICHMAN A, LEVINSON J, THRUN S. Towards 3D object recognition via classification of arbitrary object tracks [C]// IEEE International Conference on Robotics and Automation, IEEE, 2011: 4034–4041.
- [15] TIAN Y F, SONG W, FONG S, et al. A 3D obstacle classification method in point clouds using K-NN [C]// Association for Computing Machinery, Beijing, China, 2018: 76–79.
- [16] LIN Z, HASHIMOTO M, TAKIGAWA K, et al. Vehicle and pedestrian recognition using multilayer LiDAR based on support vector machine [C]// 2018 25th International Conference on Mechatronics and Machine Vision in Practice (M2VIP), IEEE, 2018: 1–6.

作者简介:

李 欣(1996–), 女, 硕士研究生, 研究方向为多传感器信息融合, E-mail: 13679249187@163.com.

李京英(1985–), 女, 通讯作者, 博士, 讲师, 硕士生导师, 主要从事智能交通及目标识别等方面的研究, E-mail: lijingying2004@163.com.

(上接第 137 页)

- [2] 孙正, 刘思佳. 感应式磁声无损检测技术 [J]. 无损检测, 2019, 41(5): 73–78.
- [3] 王景林, 任尚坤, 张丹, 等. 基于 ACFM 检测技术的表面裂纹特征评价方法研究 [J]. 中国测试, 2019, 45(1): 40–46.
- [4] 陈锐, 朱玉玉, 武丽. 涡流锁相热成像的多层异种金属无损检测系统 [J]. 传感器与微系统, 2020, 39(2): 91–94.
- [5] 冯国勇. 基于小波变换的金属表面缺陷检测算法 [J]. 世界有色金属, 2018(20): 231–233.
- [6] REN R, HUNG T, TAN K C. A generic deep-learning-based approach for automated surface inspection [J]. IEEE Trans on Cybern, 2018, 48: 929–940.
- [7] XU K, LIU S, AI Y. Application of shearlet transform to classification of surface defects for metals [J]. Image Vision Comput, 2015, 35: 23–30.
- [8] 宋念龙, 李自明. 应用深度卷积的涂布缺陷检测方法 [J]. 传感器与微系统, 2020, 39(3): 157–160.
- [9] 冯维, 刘红帝, 汤少靖, 等. 基于 HDRI 的高反光金属表面缺陷检测方法研究 [J]. 仪表技术与传感器, 2019(8): 112–116.
- [10] SHANMUGAMANI R, SADIQUE M, RAMAMOORTHY B. Detection and classification of surface defects of gun barrels using computer vision and machine learning [J]. Measurement, 2015, 60: 222–230.
- [11] CAULIER Y, SPINNLER K, BOURENNANE S, et al. New structured illumination technique for the inspection of high-reflective surfaces: Application for the detection of structural defects without any calibration procedures [J]. Journal on Image and Video Processing, 2008(1): 1–14.

作者简介:

高 鑫(1993–), 男, 硕士, 研究方向为图像处理与机器视觉, E-mail: 1115641771@qq.com.

刘银华(1983–), 男, 通讯作者, 博士, 助理教授, 主要研究领域为非线性系统、车辆电控系统、视觉处理, E-mail: liuyinhua@qdu.edu.cn.