

DOI:10.3969/j.issn.1001-4551.2019.10.021

基于机器视觉的轴承座分类识别系统研究*

付 贵,刘莉雯,郭湘川

(中国民用航空飞行学院 飞行技术学院,四川 广汉 618307)

摘要:针对轴承座零件人工分拣效率低、出错率高等问题,对工业相机标定、轴承座图像采集、混合去噪、轮廓拟合、特征比对与目标分类方法展开了研究,提出了一种基于机器视觉的轴承座分类识别系统。首先搭建了一套图像采集系统来采集工业照明背景下多个轴承座摆放的图像,利用中值滤波对这些图像进行了去噪处理,将图像二值化后再利用特征过滤进一步对图像进行了混合去噪处理,遍历拟合了各轴承座轮廓并求出了其最小外包矩形,通过仿射变换将轴承座图像摆正,最后再根据 3 种轴承座的具体特征设置了 ROI 区域,依次对其进行了分类筛选,利用爱普生机器人进行了分类抓取实验。实验结果表明:该机器视觉分类识别系统总体识别准确率高达 99.967%,相比于传统人工分拣有较大提高,可满足工业生产要求。

关键词:机器视觉;OpenCV;轴承座;识别系统

中图分类号:TP391

文献标识码:A

文章编号:1001-4551(2019)10-1115-04

Recognition system of bearing house based on machine vision

FU Gui, LIU Li-wen, GUO Xiang-chuan

(College of Flight Technology, Civil Aviation Flight University of China, Guanghan 618307, China)

Abstract: Aiming at the problems of low efficiency and high error rate in artificial classification of bearing house, the industrial camera calibration, image acquisition of bearing house, hybrid denoising, feature recognition and target classification were studied. At first, the images of bearing houses were collected under industrial lighting by image acquisition system. Median filter was designed to filter the noise of images. Feature filtering was used for further hybrid denoising of images after binaryzation processing. Then, bearing houses contours were fitted and the minimum outsourcing rectangle were calculated, these images were put straight by affine transformation. Finally, they were categorized according to the specific characteristics, and the capture experiment was carried out by EPSON robot. The results indicate that the overall recognition accuracy of the method is up to 99.967%, which is better than traditional manual detection. The system can meet the requirements of industrial production.

Key words: machine vision; OpenCV; bearing house; recognition system

0 引 言

轴承座是安装轴承的零件,其在工业生产中往往是通过成批量铸造生产,多种类型统一进行热处理,最后才对其分类出库。现在国内大部分工厂采用人工分拣的方法来进行分类,分拣的效率低、出错率高^[1-2]。

机器视觉目前在工业生产中应用十分广泛,特别是工件分类领域^[3-4]。在国内,机器视觉比较典型的应用实例有:安川首钢机器人有限公司自主研发了 Moto-

man Mpk2 高速机器人视觉搬运系统;沈阳新松机器人公司研发了基于视觉的机器人分拣系统等。这些系统目前已经广泛应用于包装、电子、机械等行业中。各高校中也有不少机器视觉的研究,比如:华中科技大学研发了基于机器视觉的轮胎在线识别分类系统;北京化工大学研发了基于机器视觉的精密注塑零件的识别与检测系统;广东工业大学研发了基于机器视觉的家具板材分类识别系统^[5-7]。

本研究将设计一套基于机器视觉的轴承座分类识

收稿日期:2019-03-18

基金项目:中国民用航空飞行学院青年科研基金资助项目(Q2019-017);中国民用航空飞行学院重点科研项目(ZJ2019-02)

作者简介:付贵(1990-),男,湖南益阳人,硕士研究生,主要从事机器视觉、机械设计方面的研究。E-mail:abyfugui@163.com

别系统,以实现高效率的分类识别。

1 机器视觉系统的设计与标定

1.1 机器视觉系统的构成

机器视觉系统的硬件主要由 CCD、工控机、机械手和安装架构成,如图 1 所示。

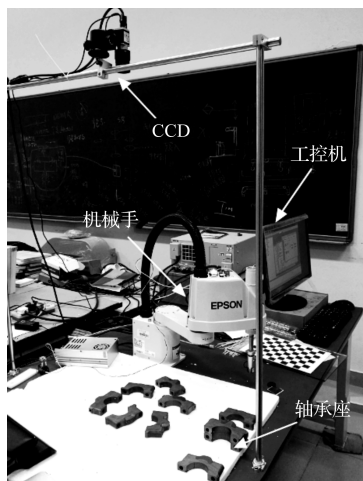


图 1 机器视觉系统实物图

CCD 工业相机是系统关键,本文 CCD 选用德国 Balsler ACE 2500-14gm 工业相机。因考虑到生产轴承座的环境与条件限制,光源直接采用的是工业日光灯照明,没有单独设计光源系统。机械手采用爱普生 LS3-401S,臂长为 400 mm。图像处理采用 Visual Studio 2012 开发环境。图像处理算法通过 OpenCV 库来实现。

1.2 机器视觉系统的标定

机器视觉系统的标定是要找到相机内部参数以及畸变系数,畸变系数即找到被测工件的实际尺寸与采集图像中像素数的量化对应关系。世界坐标系 $P_w(x_w, y_w, z_w)$ 与图像像素坐标系 (u, v) 的变换关系为:

$$z_c \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \alpha & \gamma & u_0 \\ 0 & \beta & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} [R \quad T] \begin{bmatrix} x_w \\ y_w \\ z_w \\ 1 \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中: R —旋转向量; T —平移向量。

令 $A = \begin{bmatrix} \alpha & \gamma & u_0 \\ 0 & \beta & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$, $B = [R \quad T]$, 则上式可写为:

$$z_c \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = AB \begin{bmatrix} x_w \\ y_w \\ z_w \\ 1 \end{bmatrix} \quad (2)$$

式中: A —相机的内部参数; B —相机的外部参数。

考虑到相机的切向和径向畸变,理想成像坐标 (u_0, v_0) 与实际坐标 (u_d, v_d) 之间的关系为:

$$\begin{cases} \begin{bmatrix} u_d \\ v_d \end{bmatrix} = (1 + k_1 r^2 + k_2 r^4) \begin{bmatrix} u_0 \\ v_0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 2p_1 u_0 v_0 + p_2 (r^2 + 2u_0^2) \\ p_1 (r^2 + 2v_0^2) + 2p_2 u_0 v_0 \end{bmatrix} \\ r = u_0^2 + v_0^2 \end{cases} \quad (3)$$

式中: k_1, k_2 —径向畸变系数; p_1, p_2 —切向畸变系数^[8]。

本研究运用 OpenCV 中的算法模型来实现相机的标定,该方法采用了摄像机配置的标定模板,在同摄像机角度拍摄多幅标定板的图像^[9]。

最终标定结果如表 1 所示。

表 1 相机标定参数

参数分类	结果
相机内部参数矩阵 A	$\begin{bmatrix} 5\ 518.671\ 1 & 0 & 5\ 514.085\ 6 \\ 0 & 1\ 359.840\ 3 & 960.169\ 7 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$
畸变系数 $\{k_1, k_2, p_1, p_2\}$	$\{-0.236\ 6, -0.402\ 1, -0.001\ 9, 0.000\ 16\}$

2 轴承座的机器视觉分类识别方法

对轴承座特征参数进行识别分类的流程,主要包括混合去噪、轮廓拟合、仿射变换、特征比对、结果输出等。

2.1 图像混合去噪

一般需要根据噪声的特点采用合适的算法来去除噪声。中值滤波原理是将模版正中像素点的值用模版内所有点的中值来代替,这个模版就是一个含有奇数点的滑动窗口。假设原始图像在 (x, y) 的灰度值为 $f(x, y)$,中值滤波后的图像在对应位置 (x, y) 的灰度值记为 $g(x, y)$, 则有:

$$g(x, y) = \text{Median}\{f(x - k, y - 1), k, 1 \in W\} \quad (4)$$

式中: W —选定窗口大小^[10]。

笔者设定阈值将图像二值化,二值化后的图像如图 2 所示。



图 2 二值化后的图像

从图 2 中可以看出:

二值化后的图像效果并不理想,是因为模具工件有其他干扰的噪点,比如工件表面的灰尘和异物。根据图片的各连通域面积大小,利用 contoursArea() 设置一个面积阈值能将周边异物产生的较大噪点去除,最后利用轮廓填充将轮廓表面的异物噪点去除。

通过实验,混合去噪后的图像如图 3 所示。

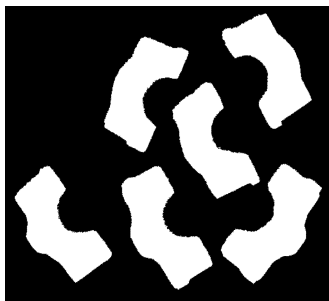


图 3 混合去噪后的图像

经过混合去噪后,去除了轴承座的噪点,可以进行下一步处理。

2.2 轴承座边缘轮廓拟合

对于像素级边缘的拟合,现在相对比较成熟的有 sobel、Prewitt、loG、Canny 等算子,都能较好地拟合出轮廓^[11-12]。

本研究首先利用 Sobel 算子进行轮廓边缘检测,然后再通过 cv::minAreaRect() 算法求出其最小外包矩形。

2.3 图像的仿射变换

仿射变换可用于图像配准、图像增强、图像恢复等方面^[13]。

根据仿射变换的代数定义,图像的几何变换可以用向量 $a(x,y)$ 和 $a'(x',y')$ 之间的关系表示,即:

$$\begin{cases} x' = a_{11}x + a_{12}y + a_{13} \\ y' = a_{21}x + a_{22}y + a_{23} \end{cases}, \text{且} \begin{vmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{vmatrix} \neq 0 \quad (5)$$

将式(5)表示的仿射变换用矩阵乘法来实现,即:

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} \quad (6)$$

令矩阵 $M = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \end{bmatrix}$, M —仿射矩阵。

通过上述方法进行仿射变换摆正后的单个轴承座如图 4 所示。

2.4 轴承座特征筛选

在图 4 所示的 3 种类型的轴承座中,分类步骤是

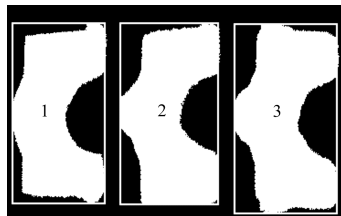


图 4 仿射变换摆正后的单个轴承座

首先将编号 1 筛选出来,具体方法是:以最小外包矩形左上角顶点为起点,设置一个感兴趣区(ROI)。

筛选出编号 1 的 ROI 区域如图 5 所示。



图 5 筛选出编号 1 的 ROI 区域

然后再比较 3 种类型的 ROI 区域中白色部分的面积大小。根据编号 1 轴承座的特征,编号 1 轴承座在 ROI 中白色部分面积远大于编号 2、3,则在程序中设置 1 个小于编号 1 白色部分面积的阈值就可以将 1 轴承座检测出来。如果面积值小于这个阈值,则是编号 2、3 轴承座,需要进行下一步验证。

分析 2、3 轴承座上下两侧的特点,将 ROI 区域设置为每个轴承座右上方区域,识别出 2、3 的 ROI 区域如图 6 所示。

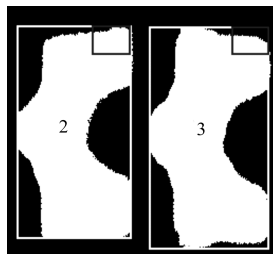


图 6 识别出 2、3 的 ROI 区域

将两个轴承座的 ROI 区域面积大小进行比较,如果该区域面积值大,则为编号 2 轴承座,反之则为编号 3 轴承座。

3 实验测试与结果分析

本研究将分类识别系统与爱普生机械手组合,搭建实验测试平台。实验设置为 300 组,每一组为 10 个轴承座(包含 3 种类型)。

本研究将 10 个轴承座随意摆放在工作区域,利用爱普生机械手臂进行抓取并分类摆放,全部分拣完成

算一组实验。

分类抓取精度数据如表 2 所示。

表 2 分类抓取精度数据

样本数	正确数	正确率/(%)
3 000	2 999	99.967

从表 2 可以看出:

除了有一次将 1 个轴承座排放错误之外,其他都分类正确,轴承座总体的识别准确率达到 99.967%。针对抓取错误的轴承座展开分析,发现该轴承座被错摆在 CCD 相机可视范围外造成了判断错误,将该轴承座移动到 CCD 相机视野区域,重复实验可以正确识别抓取。

在工业生产运用中,设定好合适的可视区域,并保证所有轴承座在 CCD 可视范围内,是保证该分类识别系统准确性的必要条件。

4 结束语

本文通过机器视觉方法对 3 种类型的轴承座进行了分类识别。首先通过 CCD 采集了轴承座图像,然后对其进行混合去噪、二值化、寻找轮廓、仿射变换等预处理,根据各轴承座的特征进行了 ROI 划分,并进行了比对分析,实现了轴承座的识别分类,最后通过机械手抓取实验验证了准确度。

实验结果表明:该系统的总体识别抓取准确率高达 99.967%;该系统的效率和准确度都明显优于人工分拣,可为轴承座的分类筛选提供有效途径。

参考文献 (References):

[1] 李东彪. 基于参数的轴承故障声发射特征提取研究[D].

沈阳:沈阳工业大学机械工程学院,2017.

[2] 李银华,赵凡,姜克森,等. 烟箱分拣自动控制系统研究[J]. 包装工程,2015,36(3):94-97.

[3] 李宇. 基于高分辨率面阵 ccd 的机器视觉检测系统设计[D]. 南京:南京邮电大学电子与光学工程学院,2010.

[4] 许巧游. 基于机器视觉系统的零件识别与检测的研究[D]. 南京:南京航空航天大学机电学院,2006.

[5] 梁涛. 基于机器视觉的轮胎在线识别分类系统研究与开发[D]. 武汉:华中科技大学机械科学与工程学院,2015.

[6] 徐俊成. 基于机器视觉的精密注塑零件的识别与检测[D]. 北京:北京化工大学机电工程学院,2011.

[7] 何金彬. 基于机器视觉的家具板材分类识别系统研究[D]. 广州:广东工业大学机电工程学院,2018.

[8] 张朝阳. 基于视觉的机器人废金属分拣系统研究[D]. 北京:中国农业大学工学院,2015.

[9] 梅向辉,杨洁. OpenCV 在摄像机标定上的应用[J]. 软件. 2015,36(4):55-57.

[10] 付贵,李克天,李阳. 基于机器视觉的导光板模具网点测量系统研究[J]. 制造技术与机床. 2016(10):58-61.

[11] 宋睿,张合新,吴玉彬,等. 激光主动成像图像边缘检测算法研究[J]. 激光与光电子学进展,2017,54(8):159-166.

[12] CANNY J F. A computation approach to edge detection [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1986(6):679-698.

[13] 徐逸,孙刘杰,王勇,等. 一种抗任意角度旋转的全息水印算法[J]. 包装工程,2017,38(17):183-187.

[编辑:程浩]

本文引用格式:

付贵,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.

FU Gui, LIU Li-wen, GUO Xiang-chuan. Recognition system of bearing house based on machine vision[J]. *Journal of Mechanical & Electrical Engineering*, 2019,36(10):1115-1118.

《机电工程》杂志: <http://www.meem.com.cn>