

# 图像处理在风电叶片法兰端面特征尺寸检测中的应用

韩克堃 胡桂川 任 静 何鸿宇 刘佳音  
(重庆科技学院机械与动力工程学院 重庆 401331)

**摘 要** 在风电叶片生产制造行业,为解决叶片法兰端面特征尺寸检测效率低、检测成本高等问题,提出了一种基于机器视觉的风电叶片法兰端面特征尺寸检测方法。通过搭建视觉成像平台获取原始图像,采用图像处理算子对叶片法兰端面上螺栓孔孔径及中心点位置、相邻螺栓孔中心间距、螺栓孔分布圆的圆形成度以及分布圆中心点位置进行检测。所提检测方法的稳定性好,检测效率及精度均满足检测要求,具有很高的实用价值。

**关键词** 风电叶片,机器视觉,图像处理,尺寸检测

中图分类号 TP751 文献标识码 A

## Application of Image Processing in Feature Size Detection of Wind Turbine Blade's Flange Face

HAN Ke-kun HU Gui-chuan REN Jing HE Hong-yu LIU Jia-yin

(College of Mechanical and Power Engineering, Chongqing University of Science and Technology, Chongqing 401331, China)

**Abstract** In wind turbine blade manufacturing industry, to solve the problems of low efficiency and high cost when detecting characteristic dimensions of wind turbine blade's flange face, this paper proposed a method based on machine vision. By building visual imaging platform, original image is obtain, and image processing operator is used to detect the aperture and center position of all bolt holes on blade's flange face, the center to center distance between adjacent bolt holes, the circularity and central point coordinate of the bolt holes distribution circle. The proposed method not only has good stability, high efficiency and accuracy, but also meets all the test requirements and has good practical value.

**Keywords** Wind turbine blade, Machine vision, Image processing, Dimension detection

目前,各叶片生产厂商主要采用激光测量技术对风电叶片法兰端面特征尺寸进行检测。这种检测方式需检测人员手持激光测量仪对法兰进行检测,检测过程中往往需要其他检测人员参与协助,检测效率较低。同时,检测中用到的激光检测设备价格高昂,增加了检测成本。

近年来,随着机器视觉的不断发展,采用视觉测量方的法越来越多地应用于实践当中,它可以更好地达到精度要求,且操作简便,成本低廉<sup>[1]</sup>。本文将机器视觉技术应用到风电叶片法兰端面特征尺寸的检测上,以机器视觉软件 HALCON 为平台,利用图像处理算法保证测量的时效性及准确性,实现风电叶片法兰端面特征尺寸的智能化检测,进而提高生产效率和产品质量,对社会生产起到积极促进作用。

## 1 视觉成像系统的搭建

成像系统由相机、镜头、相机移动平台及光源等要素组成,其中相机采用 MV-CE100-31GC,光学镜头采用 SA1620M-10MP。相机移动平台可实现相机的上下、左右及旋转移动,在采集图像的过程中可依据实际情况进行适当调整。成像系统中的光源为条形组合光源,由 4 根一米长的条形光源搭接成矩形框并采用直射照明的方式进行照明,搭建的成像系统如图 1 所示。

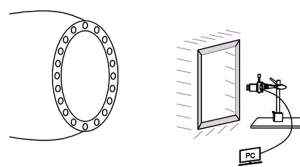


图 1 视觉成像系统

## 2 原始图像采集

选择背景单一的检测空间进行原始图像的采集,摄像机在抓取图像时,需将光源、相机与待检测的风电叶片法兰盘按照相机成像原理进行位置摆放。微调三者的位置与相机光圈,直至法兰端面图像能够清晰呈现。确保相机平面平行于法兰端面,否则,所得图像可能会有较大的切向畸变或径向畸变<sup>[2]</sup>,摄像机必须标定,图像必须调整。通过 read\_image() 算子读取相机拍得的法兰端面图像如图 2 所示。



图 2 风电叶片法兰端面原始图像

本文受重庆科技学院研究生科技创新项目(YKJXC1720308)资助。

韩克堃(1991—),男,硕士生,主要研究方向为机器视觉;胡桂川(1964—),男,教授,主要研究方向为计算机辅助工程分析,E-mail:cqhugc@163.com (通信作者);任 静(1995—),女,硕士生,主要研究方向为图像处理;何鸿宇(1996—),男,硕士生,主要研究方向为机器学习;刘佳音(1995—),女,硕士生,主要研究方向为机械结构设计。

### 3 图像预处理

在采集叶片法兰端面图像的过程中,各种不利因素的干扰,如摄像机曝光不足或者取像背景复杂,会使图像质量降低,造成法兰端面图像中特征对象提取困难,从而影响后续特征尺寸识别的正确性。因此,为了提高特征尺寸视觉检测的正确性,必须对采集到的原始图像进行预处理,本文对风电叶片法兰端面原始图像进行预处理的主要流程如图3所示。

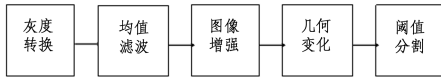


图3 图像预处理流程

#### 3.1 灰度转换

检测系统中用到的相机为彩色相机,获取的原始图像为彩色图像。彩色图像是由R,G,B(红、绿、蓝)3个通道构成,经过灰度转换后只有一个通道,这样在检测过程中由处理3个通道变为处理1个通道,检测速度会得到提升。本文采用`rgb1_to_gray()`算子对图像进行灰度转换,其灰度处理算法为加权平均值算法,根据图像中R,G,B对灰度的贡献大小分别赋给不同的权值,计算公式为:

$$Gray = C_R R + C_G G + C_B B \quad (1)$$

其中, $C_R, C_G, C_B$ 为系数,即转换所赋予的权值, $C_R, C_G, C_B \geq 0$ 且 $C_R, C_G, C_B \leq 1$ ,Gray为转换后的单颜色通道。该算子根据人眼对颜色的敏感程度和颜色心理学,取转换系数 $C_R = 0.229, C_G = 0.587, C_B = 0.114$ ,灰度转换后的效果如图4所示。

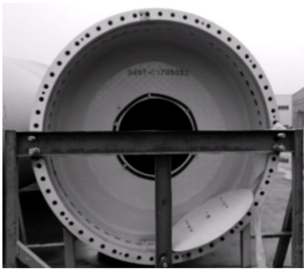


图4 灰度变换效果图

#### 3.2 均值滤波

图像在成像、传输、存储过程中会引入许多噪声,图像去噪旨在去除噪声的同时,尽可能保留图像的细节信息<sup>[3]</sup>。均值滤波算法的去噪原理为:计算某一个像素及其邻域像素的灰度值的平均值,用所得平均值来代表该像素的灰度值<sup>[4]</sup>。假设图像 $f$ 的灰度值为 $f(x,y)$ ,对于图像中的每一个像素点 $(x,y)$ ,用大小为 $m \times n$ 的掩膜去进行逐点移动,均值滤波后,该点像素灰度值 $g(x,y)$ 为:

$$g(x,y) = \frac{1}{mn} \sum_{(i,j) \in S_{xy}} f(i,j) \quad (2)$$

其中, $S_{xy}$ 表示中心为 $(x,y)$ 点,大小为 $m \times n$ 的矩形掩膜, $f(i,j)$ 为该邻域中每个像素点的灰度值。均值滤波也可以用空间域卷积运算来描述,把灰度均值化处理看作一个作用于图像 $g(x,y)$ 上的低通空间滤波器,则窗口中心 $(x,y)$ 处的响应为:

$$f(x,y) = \sum_{r=-a}^a \sum_{s=-b}^b w(r,s) g(x+r,y+s) \quad (3)$$

其中, $a,b$ 为整数且 $a = \frac{m-1}{2}, b = \frac{n-1}{2}$ , $w(r,s)$ 为加权函数,即掩膜或模板。在设计滤波器时给 $w(r,s)$ 赋予不同的值,就

可以得到不同的平滑效果或锐化效果。HALCON具有一系列专门用于滤波的的处理算子,本文采用`mean_image()`算子进行滤波,将滤光片的宽度及高度值均设为10,得到滤波后的效果图如图5所示。

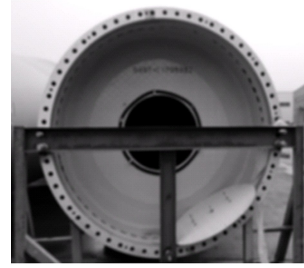


图5 均值滤波效果图

#### 3.3 图像增强

图像增强可以放大目标信息和图像背景之间的强度差异,使图像中感兴趣的整体或局部特征得以加强,为后续分析做好准备。在均值滤波的基础上,运用下式可实现图像增强:

$$F(X,Y) = (f(x,y) - g(x,y) \times T) + f(x,y) \quad (4)$$

其中, $F(x,y)$ 表示增强后的图像效果, $T$ 为对比度系数。本文采用灰度等级直方图进行处理,加工之后的图像能够在某一灰度范围之内拥有更好的对比度<sup>[5]</sup>。通过调用`emphasize()`算子,将对比度强度设为2,图像增强后的效果如图6所示,可以看出:经过图像增强后,法兰端面与背景有了较为明显的区别。

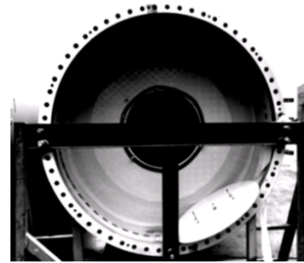


图6 图像增强效果图

#### 3.4 几何变化

对图像进行几何变换的目的是为了找出图像中的无关检测区域。本文综合运用`gen_ellipse`算子与`gen_rectangle2`算子,找出了叶片法兰端面图像中与检测无关的区域,并运用`difference`算子将这些区域从图像中移除,仅保留叶片法兰端面上螺栓孔所在的圆环面的图像,几何变化后的效果如图7所示。



图7 几何变化效果图

#### 3.5 阈值分割

为了将螺栓孔从圆环面背景中分割出来,需要对图像进行阈值分割。在图像分割领域中,阈值分割是一类较为简单和实用的方法,其易于实现、分割效果良好、适用范围广的特

点,使其在机器视觉及其他各类图像处理与模式识别中有着不错的发展空间<sup>[6]</sup>。假设输入图像  $f(x,y)$  由灰度值较大的目标对象和灰度值较小的背景图像组成,则可以设定一个阈值  $T$ ,将  $f(x,y) \geq T$  的点称为目标点,将  $f(x,y) < T$  的点称为背景点,因此经过阈值处理后输出的图像  $g(x,y)$  为:

$$g(x,y) = \begin{cases} 1, & f(x,y) \geq T \\ 0, & f(x,y) < T \end{cases} \quad (5)$$

本文采用 `threshold()` 算子对几何变化后的图像进行阈值分割,阈值选取范围为  $[0, 0.5]$ ,分割提取的叶片法兰端面螺栓孔的图像如图 8 所示。

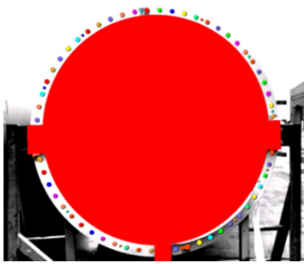


图 8 阈值分割效果图

## 4 法兰端面特征尺寸检测

### 4.1 螺栓孔孔径及中心点位置检测

经过图像处理,运用 `area_center()` 算子对螺栓孔的面积及中心点位置进行检测,并利用面积与半径的转换公式,实

表 1 孔径及中心点位置的检测结果

(单位:pixel)

| 序号  | 1       | 2       | 3       | 4       | 5       | 6       | 7       | 8      | 9      | 10     |
|-----|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|--------|--------|--------|
| 半径  | 20.10   | 20.48   | 20.53   | 20.45   | 20.63   | 21.52   | 21.02   | 21.30  | 21.28  | 21.33  |
| 行坐标 | 181.30  | 222.53  | 276.43  | 342.27  | 420.10  | 508.71  | 508.71  | 713.60 | 827.75 | 948.21 |
| 列坐标 | 1613.74 | 1495.26 | 1381.75 | 1274.04 | 1173.65 | 1081.21 | 1081.21 | 929.41 | 870.69 | 824.91 |

### 4.2 相邻螺栓孔中心点间距检测

经过阈值分割提取出法兰端面所有螺栓孔的图像,在此基础上两次运用 `draw_rectangle1()` 算子,以画矩形的方式选取任意相邻两个螺栓孔所在的区域图像,并经过 `union2()` 算子将选取的两个区域合并为一幅图像,合并后的效果如图 11 所示。



图 11 选取相邻螺栓孔

然后采用检测算子 `distance_pp(Rowtwo[1], Columntwo[1], Rowtwo[2], Columntwo[2], Distance)` 对选取的相邻螺栓孔中心点之间的距离进行检测,检测的原理为:

$$Distance = \sqrt{(Row1 - Row2)^2 + (Column1 - Column2)^2} \quad (6)$$

其中,  $Distance$  表示被检测的距离,  $(Row1, Column1)$  与  $(Row2, Column2)$  分别表示选取的两个螺栓孔的中心点坐标。

现对螺栓孔半径的求解。在输出检测结果前,采用 `gen_contour_region_xld()` 算子提取出图像中法兰端面上所有螺栓孔的亚像素边缘,如图 9 所示。最后,用提取的螺栓孔边缘标记被检测的螺栓孔,并采用 `disp_message()` 算子将检测结果显示在图像中,检测界面如图 10 所示。读取法兰盘端面左上方相邻 10 个螺栓孔的检测数据结果如表 1 所列。



图 9 螺栓孔亚像素边缘



图 10 螺栓孔孔径及中心点位置检测

最后运用 `write_string()` 算子将检测结果显示在图像中,检测界面如图 12 所示,读取法兰盘左上方相邻 10 个螺栓孔中心点间距的检测数据如表 2 所列。



图 12 中心点间距检测

表 2 相邻螺栓孔间距的检测结果

(单位:pixel)

| 序号 | 1      | 2      | 3      | 4      | 5      | 6      | 7      | 8      | 9      |
|----|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|
| 间距 | 125.48 | 125.73 | 126.27 | 127.03 | 128.19 | 127.23 | 128.10 | 128.39 | 128.79 |

### 4.3 螺栓孔分布圆圆形度及圆心位置检测

应用 `fit_circle_contour_xld()` 算子对得到的所有螺栓孔中心点进行拟合,拟合采用的方法为“algebraic”方法,这种拟合方法最小化了轮廓点与得到的圆之间的代数距离。同时,该算子在拟合过程中会得出拟合圆的圆心坐标点。根据 `circularity_xld()` 算子可对拟合圆的圆形度进行检测,圆形度是

描述形状时常用的物理量,其定义式为:

$$C = \frac{A}{(\pi \cdot max^2)} \quad (7)$$

其中,  $A$  表示闭合轮廓或多边形的面积,  $max$  为从中心到轮廓边缘的最远距离,  $C$  为形状因子, 圆的  $C$  值为 1, 如果轮廓或多边形是一个延伸区域, 那么它的圆度值远小于 1<sup>[7]</sup>。该步骤的检测结果同样通过 write\_string() 算子显示在图像中, 检测界面如图 13 所示。



图 13 螺栓孔分布圆的圆形度及中心点位置检测

检测得到法兰端面所有螺栓孔分布圆的圆心在图像中的坐标点位置为(1303.04, 1938.84), 分布圆半径为 1168.60 个像素单位, 圆形度为 1, 螺栓孔分布状况良好。

**结束语** 基于机器视觉软件以及图像处理技术, 设计了一种高效、准确检测风电叶片法兰端面特征尺寸的算法, 为风

电叶片法兰端面特征尺寸视觉检测系统的设计提供了算法设计参照。在检测过程中, 解决了各类外在因素带来的影响, 检测结果较为准确, 并且可以实现实时、非接触式智能检测, 降低了检测人员的劳动强度, 提高了检测效率, 同时也降低了企业的检测成本。

## 参 考 文 献

- [1] 李明颖, 王伟, 王学俊, 等. 基于 halcon 图像拼接技术在工件测量中的应用研究[J]. 计算机与信息技术, 2017(2): 74-75.
- [2] 章炜. 机器视觉技术发展及其工业应用[J]. 红外, 2006, 27(2): 11-17.
- [3] 朱士虎, 游春霞. 一种改进的均值滤波算法[J]. 计算机应用与软件, 2013, 30(12): 97-99.
- [4] 赵杰, 马玉娇, 刘帅奇. 结合视觉显著性的图像去噪优化算法[J]. 计算机科学, 2018, 45(2): 312-317.
- [5] 武星宇. 基于图像处理技术的电气设备故障诊断方法研究[J]. 现代工业经济和信息化, 2018(8): 56-57.
- [6] 刘敦浩, 张彦铎, 李迅, 等. 动态环境下自适应阈值分割方法[J]. 计算机应用, 2016, 36(S2): 152-156.
- [7] 庚兴兵, 徐志根. 基于 HALCON 的钢轨表面缺陷检测技术研究[J]. 铁路计算机应用, 2017, 26(11): 63-68.
- [8] 的应用[J]. 电机与控制学报, 2017, 21(6): 89-95.
- [5] WANG J F, LI F G. Signal processing method in the mechanical fault diagnosis technology: The time domain analysis[J]. Noise and Vibration Control, 2013, 1355(1): 128-132
- [6] 王江萍, 孙文莉. 基于小波包能量谱齿轮振动信号的分析与故障诊断[J]. 机械传动, 2011, 35(1): 55-58.
- [8] HASHMI M, LEHTONEN M, NORDMAN M, et al. Wavelet based de-noising of on-line PD signals captured by Pearson coil in covered-conductor overhead distribution networks[J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2012, 43(1): 1185-1192.
- [9] 颜世玉, 刘冲, 赵海滨, 等. 基于小波包分解的意识脑电特征提取[J]. 仪器仪表学报, 2012, 33(8): 1914.
- [10] KONAR P, CHATTOPADHYAY P. Bearing Fault Detection of Induction Motor Using Wavelet and Support Vector Machines (SVMs) [J]. Applied Soft Computing, 2011, 11(6): 4203-4211.
- [11] NEL I Y, BENBOUZID M E H. Induction Motors Bearing Failures Detection and Diagnosis: Park and Concordia Transform Approaches Comparative Study[J]. IEEE / ASME Transactions on Mechatronics, 2008, 13(2): 257-262.
- [12] CONG F, CHEN J, DONG G, et al. Vibration Model of Rolling Element Bearings in a Rotor-Bearing System for Fault Diagnosis [J]. Journal of Sound and Vibration, 2013, 332(8): 2081-2097.

(上接第 539 页)

定。优化重构后的信号滤除了 70% 的高频噪声能量, 并将突变信息保存, 比传统方法多滤除了 15% 的高频噪声能量。

**结束语** 本文设计了基于小波变换、利用经验阈值并进行神经网络优化的算法, 分析了矿山机械设备上的振动正弦和方波数据信号, 通过 python 程序语言进行傅里叶分析得到数据结果, 与传统经验阈值相比, 基于神经网络的算法经过学习后, 自动调节阈值, 高频噪声能量比传统阈值多滤除了 15% 以上, 且保留了故障信息, 为信号后期的设备故障诊断与分析提供了坚实的基础。由于机械设备在振动过程中受到多种干扰信号和噪声的影响, 利用此方法对多种噪声源的去噪效果如何, 还需后续工作进一步分析和验证。

## 参 考 文 献

- [1] 古德生. 地下金属矿采矿科学技术的发展趋势[J]. 黄金, 2004, 25(1): 18-22.
- [2] 李舜酩, 郭海冬, 李殿荣. 振动信号处理方法综述[J]. 仪器仪表学报, 2013, 34(8): 1907-1915.
- [3] CHANG S G, YU B, VETTERLI M. Adaptive Wavelet thresholding for image denoising and compression[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2000, 9(9): 1532-1246.
- [4] 丁锋, 秦峰伟. 小波降噪及 Hilbert 变换在电机轴承故障诊断中