

DOI: 10.13382/j.jemi.2017.06.005

基于视觉的绝缘子定位与自爆缺陷检测

商俊平¹ 李储欣² 陈亮³

(1. 东北大学 沈阳 110000; 2. 沈阳食品检验所 沈阳 110000; 3. 沈阳理工大学 沈阳 110000)

摘要:设计了一种绝缘子识别定位与自爆缺陷检测方法。识别定位算法首先使用最大类间方差法对绝缘子进行分割,然后提取绝缘子不变矩特征值,最后使用 Adaboost 分类器定位绝缘子位置。针对自爆绝缘子的形状特点,设计了计算相邻绝缘子的欧氏距离的检测方法。自爆缺陷检测方法在处理多个自爆点时检测效果较好,准确率达到 87%。通过实验得出,方法准确率较好,更加适合在实际场景中应用。

关键词:绝缘子;定位;自爆缺陷检测;欧氏距离

中图分类号: TP391.14 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.6040

Location and detection for self-explode insulator based on vision

Shang Junping¹ Li Chuxin² Chen Liang³

(1. Northeastern University, Shenyang 110000, China; 2. Shenyang Institute For Food Control, Shenyang 110000, China; 3. Shenyang Ligong University, Shenyang 110000, China)

Abstract: A method for insulator location and self-explode detection is designed. The recognition and location algorithm firstly uses the Otsu method to segment the insulator, the moment invariants of insulators are extracted. Finally, Adaboost classifier is used to locate the insulator. According to the shape features of self-explode insulator, a detection method is designed by calculating Euclidean distance of adjacent insulators. The self-explode detection method works well in dealing with multiple explosion point. The method accurate rate reached 87%. Through the experiment, the accuracy of this method is better, and it is more suitable for practical application.

Keywords: insulator; location; self-explode detection; Euclidean distance

1 引言

输电线路中的绝缘子元件,是保障电力系统安全运行不可缺失的一部分,其功能是给输电线路提供支撑以及绝缘等功能。由于高压输电线路很多都在山间、荒芜的环境工作,长期承受各种自然环境的影响,加上器件的使用寿命以及劳损,使得绝缘子容易产生缺陷^[1]。自爆的绝缘子阻抗减低而导致闪络,是输电线路安全运行的一大危害,如果发生闪络事故,会导致输电线路停止工作,这将造成社会的经济损失,也将影响大众的用电需要。人工对野外高压输电线路中绝缘子的日常巡检是一

件费时费力的工作,随着近年来无人机技术的兴起,通过与计算机图像处理技术相结合,利用无人机进行航拍,针对无人机的航拍图像进行输电线路的故障检测已经成为电力发展的趋势^[2]。

目前国内外关于无人机巡检研究多是通过工作人员操作无人机对输电线路进行拍摄,再通过人工分析所拍摄的视频和照片,检查出存在的缺陷和隐患,并没有将计算机视觉技术很好的融合进去。在国外,相关的研究重点已经转向后期的利用图像识别与处理技术对视频和照片进行分析。美国电力科学研究院开发了机载检测系统,捕捉飞行中的图像,可以展示绝缘子等物体。相比较之下,国内的研究水平还较低。

本文基于上述的原因,针对绝缘子的缺陷进行识别和检测,研究了绝缘子的识别算法,以及缺陷检测算法,以期达到利用计算机视觉技术检测绝缘子自爆的目的。

2 研究方法

航拍图像中的绝缘子串是用一个中心轴与一定数目的绝缘子片互相垂直摆放而成,其形状类似于“糖葫芦”。而自爆的绝缘子即是某一颗“糖葫芦”发生破损。根据这个轮廓特征,本文提出基于轮廓的绝缘子自爆检测方法。具体研究方法是首先通过无人机采集绝缘子图像,并通过2.4 G图传将图像传回地面基站,之后通过基站上位机对图像进行处理。其中图像处理的步骤是先对图像使用最大类间方差法分割,再提取目标的不变矩特征,利用Adaboost分类器实现对绝缘子定位,最后,通过计算绝缘子之间的欧式距离的方法检测绝缘子的自爆缺陷。

3 绝缘子的定位

为了准确检测自爆绝缘子,首先要对航拍图像绝缘子进行定位,针对航拍图像中绝缘子的形状特点以及无人飞行器航拍图像的性质,本文提出通过对航拍图像进行最大类间方差法分割^[3],再提取目标的不变矩特征,利用Adaboost分类器实现对绝缘子定位^[4]。自爆绝缘子图像如图1所示。



图1 自爆绝缘子图

Fig.1 Self-explode insulator image

3.1 最大类间方差法

最大类间方差法(OTSU)计算方法如下。

首先将绝缘子图像 $f(x,y)$ 内的像素按照灰度级的顺序用阈值 T 分为两类 C_0 和 C_1 类^[5],表达式如下:

$$C_0 = \{f_1(x,y) \mid f_{\min} \leq f(x,y) \leq T\} \quad (1)$$

$$C_1 = \{f_2(x,y) \mid T < f(x,y) \leq f_{\max}\} \quad (2)$$

其中的 f_{\max} 和 f_{\min} 分别为图像 $f(x,y)$ 中灰度值的最大值和最小值^[6]。

设 N_i 是灰度值为($f_{\min} \leq i \leq f_{\max}$)的像素值,则图像的总像素值为 $N = \sum_i N_i$,各个灰度级出现的概率为:

$$P_i = N_i/N \quad (3)$$

C_0 类出现的总概率为:

$$P_0 = \sum_{i=f_{\min}}^T P(i) \quad (4)$$

C_0 类的均值为:

$$u_0 = \sum_{i=f_{\min}}^T iP(i)/P_0 \quad (5)$$

C_1 类出现的总概率为:

$$P_1 = \sum_{i=T+1}^{f_{\max}} P(i) \quad (6)$$

C_1 类的均值为:

$$u_1 = \sum_{i=T+1}^{f_{\max}} iP(i)/P_1 \quad (7)$$

由以上公式可以得出图像 $f(x,y)$ 的总均值为:

$$u = \sum_{i=f_{\min}}^{f_{\max}} iP(i) = P_0u_0 + P_1u_1 \quad (8)$$

则两个类 C_1 和 C_0 的类间方差为:

$$\delta^2(T) = P_0(u - u_0)^2 + P_1(u - u_1)^2 \quad (9)$$

3.2 绝缘子不变矩特征

在图像的特征中,矩是一种线性特征,矩特征对于图像的旋转、比例和平移具有不变性,因此常用这个特征去形容图像中的区域特征^[7]。矩特征在本质上就是图像中整个空间特征的集合^[8]。

设绝缘子的二维图像用 $f(x,y)$ 表示,其 $(p+q)$ 阶矩的表达式为:

$$m_{pq} = \sum x \sum y [x_p y_q f(x,y)] \quad (10)$$

本文针对300幅实际拍摄得到的图片中的绝缘子提取7个不变矩特征值,特征值如表1所示,依此作为Adaboost分类器训练的样本特征。

表1 绝缘子器件不变矩特征值

Table 1 Invariant moment features of insulator

绝缘子	ϕ_1	ϕ_2	ϕ_3	ϕ_4	ϕ_5	ϕ_6	ϕ_7
原图像	5.302 9	12.102 8	20.498 5	20.010 3	40.239 4	26.071 5	40.189 1
缩小0.8	5.339 8	12.153 4	20.503 6	20.102 9	40.298 1	26.212 2	40.282 3
旋转	5.302 2	12.102 9	20.498 1	20.010 2	40.238 3	26.072 0	40.189 5
旋转	5.302 2	12.102 8	20.498 0	20.010 3	40.238 2	26.071 9	40.190 3

3.3 Adaboost 分类器训练

Adaboost算法能够通过这种自适应的方式调整弱分

类器的错误率,经过 N 次迭代过后使分类准确率能达到预定的期望值^[9]。同时,它无需精确的了解样本空间的

分布,在每一次弱分类器训练之后更改样本空间的分布,更新所有训练样本的权重,把样本空间中被正确分类的样本权重降低,而增加被错误分类的样本权重值,从而在下次弱分类过程中时就能更加关注这些被错误分类的样本^[10]。Adaboost 算法流程如图 2 所示。

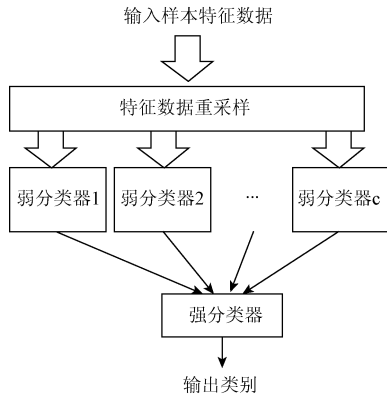


图 2 Adaboost 流程

Fig.2 Adaboost flow chart

Adaboost 算法的主要特征是,在分类进行当中,样本的权重会不断更新,令后来的弱分类器将注意力放在那些没有正确分类的样本。算法的步骤如下:

- 1) 初始化数据样本权重 $D_1(i) = 1/M, i = 1, \dots, M$;
- 2) 针对 $t = 1, \dots, T$; 寻找使得权重为 $D_t(i)$ 的总错误最小的分类器 h_t ;
- 3) 求出 $h_t = \text{argmin}_{h_j \in H} H\varepsilon_j$, 其中 $\varepsilon_j = \sum_i^m 1_{D_t(i), y_i \neq h_j(x_i)}$, 如果最小错误满足 $\varepsilon_j < 0.5$, 则继续, 否则退出;
- 4) 设置 h_t 的权重 $\alpha_t = \log[(1 - \varepsilon_t) / \varepsilon_t]$;
- 5) 更新数据点权重: $D_{t+1}(i) = [D_t(i) \cdot \exp(-\alpha_t y_i h_t(x_i))] / Z_t$, 其中 Z_t 是将所有数据点的权重归一化。

4 自爆缺陷检测

经过识别和定位后的绝缘子,在排列方向上具有明显的周期性、方向性与均匀性的结构。如果航拍的角度得当,邻近的绝缘子没有互相遮盖的情况时,缺陷绝缘子在图像中比较明显。通过计算相邻绝缘子之间的欧氏距离,可以精确地定位出自爆的绝缘子位置^[11-12]。

4.1 求绝缘子的中心坐标

如图 3 所示, SE 为所有中心点连线的直线, θ 为直线与水平方向的夹角^[13]。 O 为绝缘子串的中心坐标。点 A, B, C, D 表示绝缘子区域的 4 个端点的坐标, 假设中心点连线的直线方程为 $Y = kX + b$ 则可以得到:

$$\theta = \tan^{-1}k \tag{11}$$

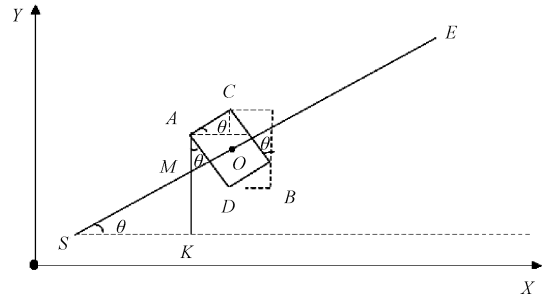


图 3 绝缘子串空间图

Fig.3 Space diagram of insulator strings

令 SE 的长度为 L_{SE} , 则:

$$L_{SE} = \sqrt{(X_s - X_E)^2 + (Y_s - Y_E)^2} \tag{12}$$

计算线段 SO 的长度 L_{SO} , O 点位绝缘子中心, 设绝缘子的个数为 N ^[14]。 则:

$$L_{SO} = \frac{L_{SE}}{(N - 1)} \times i \quad i = 1, 2, \dots, N - 1 \tag{13}$$

由图 3 中 7 根线段与角度之间的关系可以计算出 O 点的坐标 (X_o, Y_o)

$$X_o = X_s + L_{SO} \times \cos\theta \tag{14}$$

$$Y_o = Y_s - L_{SO} \times \sin\theta \tag{15}$$

4.2 计算绝缘子的区域坐标

如果要确定矩形 $ACBD$, 需要知道矩形的长和宽以及顶点 A 的坐标^[15]。 设 L_{AC} 为两个绝缘子的相对距离, 则

$$L_{AC} = \frac{L_{SE}}{(N - 1)}, \text{ 令 } L_{AD} \text{ 为全部目标像素点至直线 } SE \text{ 的距}$$

离均值的 2 倍, 则:

$$X_A = X_s + L_{SM} \times \cos\theta \tag{16}$$

$$Y_A = Y_s - L_{AM} - L_{MK} \tag{17}$$

$$L_{AM} = \frac{L_{AD}}{2 \cos\theta} \tag{18}$$

$$L_{SM} = L_{SO} - \frac{L_{AC}}{2} - L_{AM} \sin\theta \tag{19}$$

由式(16) ~ (19) 可以得出 A 点的坐标:

$$Y_A = \left(\frac{1}{N - 1} - 0.5 \times L_{SE} \right) \times \sin\theta - m \times \cos\theta + Y_s \tag{20}$$

$$X_A = \left(\frac{1}{N - 1} - 0.5 \times L_{SE} \right) \times \cos\theta - m \times \sin\theta + X_s \tag{21}$$

如图 4 中所示, 是依据算法得出的绝缘子中心与区域。

图 4 中矩形框标记的区域为绝缘子自爆区域。 通过使用算法计算得出, 图 4 自爆绝缘子区域的中心点坐标为 $(151, 161), (230, 176)$ 。



图4 绝缘子中心与区域
Fig.4 Insulator center and region

4.3 检测绝缘子自爆区域

算法的具体步骤如下:

1) 将绝缘子串中所有绝缘子轮廓的中心点连接得到的这条直线的斜率记为 K , 直线倾角记为 θ , 设一个二维数组为 $A[][]$ 。

2) 从识别出的绝缘子轮廓 H 中选一个轮廓 C_i , 计算轮廓倾角的差值 $d_\theta = |\theta_i - \theta|$, 如果 $d_\theta \leq \theta_{th}$ (θ_{th} 一般取 0.5), 则进入下一步, 否则重新选取新的轮廓 C_i 。

3) 在轮廓中设轮廓 C_j , 计算其与上一步选取的轮廓的中心点连线斜率 $K_i = \frac{y_i - y_j}{x_i - x_j}$, 差值 $d_k = |K_i - K|$, 如果 $d_k \leq K_{th}$ 则继续, 否则重新选取其它绝缘子轮廓 C_j 。

4) 计算两个绝缘子的间距 $d_i = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2}$, 如果存储间距信息的二维数组 $A[i][0] = 0$ 或者 $d_i < A[i][0]$, 则在数组 $A[][]$ 中保存间距和 C_j 的位置, 即 $A[i][0] = d_i, A[i][1] = j$ 。

5) 循环步骤 3) 和 4), 直到遍历其它所有的绝缘子轮廓, 则将检测到的所有绝缘子轮廓对的间距和位置信息保存到二维数组之中。

6) 重复步骤 2) ~ 5), 一直到遍历全部的轮廓, 计算数组 $A[i][0]$ 的分布, 选取轮廓间距分布区间 R , 得出均值 d 。

7) 依次计算数组 $A[][]$ 中的元素, 如果 $A[i][0]$ 不在分布区域 R 内, 且 $|A[i][0] - 2d| \leq d_{th}$, 则确定轮廓 C_i 和 C_j 为自爆绝缘子组合。

8) 分别计算此自爆绝缘子组合中两个绝缘子的尺寸、斜率与中心点位置, 确定自爆绝缘子的具体方位, 算法结束。

5 实验结果与分析

5.1 实验结果

本文所用图像是无人机所拍摄, 受其飞行轨迹限

制, 每次拍摄的高度与角度不可能相同, 俯瞰绝缘子拍摄会包含地面草木等背景; 在侧方拍摄绝缘子会包含杆塔等背景, 因此所拍摄的图像背景较复杂。本文的实验是针对复杂背景下的绝缘子检测效果进行验证。

如图 5 所示为 OSTU 分割效果图, 成功将绝缘子串图像进行分割, 图 6 所示绝缘子串的定位效果图, 图 7 所示为绝缘子自爆检测图。

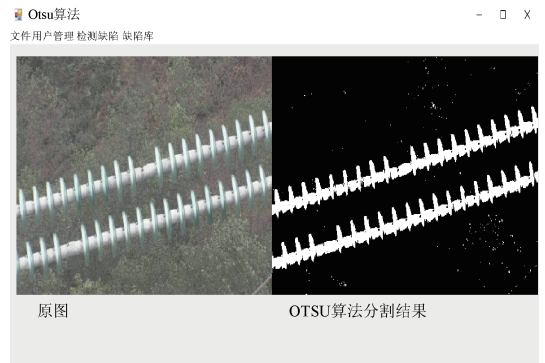


图5 OSTU 分割
Fig.5 OSTU threshold

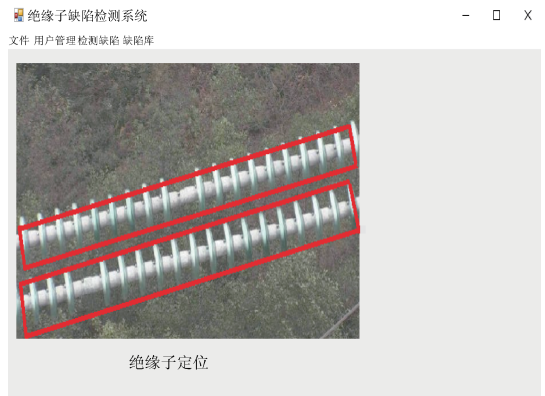


图6 绝缘子定位
Fig.6 Insulator location



图7 绝缘子自爆检测
Fig.7 Self-explode insulator detection

5.2 结果分析

图6矩形框中为定位的绝缘子区域,可见用本文的方法可以在复杂背景下定位出绝缘子串的位置。

在本文对采集到的100幅绝缘子缺陷图像进行检测,成功检测出87幅绝缘子自爆图像,有6幅图像漏检、7幅图像错检,检测成功率为87%。其中,在100幅绝缘子自爆图像中有35幅自爆图像是包含多个自爆点的图像,使用本文方法检测检测,其中的33幅成功检测出全部自爆点。

6 结论

为了对绝缘子进行准确的缺陷检测,设计了一种绝缘子的识别定位方法,首先运用OTSU对绝缘子进行检测,并在此基础上,通过计算绝缘子Hu不变矩特征,使用Adaboost分类器进行匹配,最终实现对绝缘子的精确定位。

针对本文要解决的检测问题,特定问题特定的处理方法,针对绝缘子的自爆缺陷,本文的创新之处在于提出了一种基于轮廓的绝缘子缺陷检测算法。通过计算相邻绝缘子之间的相对距离来检测绝缘子缺陷,在检测多个自爆点时算法成功率87%,较好的完成了对自爆这一缺陷的检测。

参考文献

- [1] 王森,杜毅,张忠瑞. 无人机辅助巡视及绝缘子缺陷图像识别研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2015, 29(12):1862-1869.
WANG M, DU Y, ZHANG ZH R. Research on UAV aided inspection and image recognition of insulator defects [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2015, 29(12):1862-1869.
- [2] ZHANG X, AN J, CHEN F. A method of insulator fault detection from airborne images [C]. WRI Global Congress on Intelligent Systems, IEEE Computer Society, 2010:200-203.
- [3] ZHANG X, AN J, WU Q. Method for recognizing insulator from airborne image [C]. 5th International Conference on Intelligent Computation Technology and Automation, IEEE Computer Society, 2012:604-607.
- [4] XIA K J, CHANG J Y, YAO Y F, et al. An edge detection improved algorithm based on morphology and wavelet transform [C]. International Conference on Computer and Automation Engineering, IEEE, 2010: 404-407.
- [5] LIU G H, ZHU Z. Application study of image processing technology applied in vision system of inspection robot on power transmission lines [J]. Computer Engineering & Design, 2009, 30(1):136-140.

- [6] GU I Y H, SISTIAGA U, BERLIJN S M, et al. Automatic surveillance and analysis of snow and ice coverage on electrical insulators of power transmission lines [C]. Computer Vision and Graphics. Berlin Heidelberg: Springer, 2008:368-379.
- [7] THOMAZINI, GELFUSO D, VIRGINIA M, et al. Classification of polymers insulators hydrophobicity based on digital image processing [J]. Materials Research, 2012, 15(3):365-371.
- [8] 马帅营,安居白,陈舫明. 基于区域定位的绝缘子图像分割[J]. 电力建设, 2010, 31(7):14-17.
MA SH Y, AN J B, CHEN F M. Segmentation of the blue insulator images based on region location [J]. Electric Power Construction, 2010, 31(7):14-17.
- [9] 赵振兵,徐磊,戚银城,等. 基于Hough检测和C-V模型的航拍绝缘子自动协同分割方法[J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(2):395-403.
ZHAO ZH B, XU L, QI Y CH, et al. Aerial insulator hough detection and C-V automatic segmentation method based on collaborative model [J]. Journal of Instrument and Meter, 2016, 37(2):395-403.
- [10] 孙东辉,鞠秀亮,冯登超,等. 基于FAST检测器和SURF描述子的聚合图像人脸识别[J]. 国外电子测量技术, 2016, 35(1):94-98.
SUN D H, JU X L, FENG D CH, et al. Polymerization of FAST detector and image face recognition based on SURF descriptor [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2016, 35(1):94-98.
- [11] 尹艳鹏,周颖,曾丹,等. 基于多特征融合条件随机场的人脸图像分割[J]. 电子测量技术, 2015, 38(6):54-59.
YIN Y P, ZHOU Y, ZENG D, et al. Face segmentation based on multi feature fusion conditional random fields [J]. Electronic Measurement Technology, 2015, 38(6):54-59.
- [12] 许佳佳,张叶,张赫. 基于改进Harris-SIFT算子的快速图像配准算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2015, 29(1):48-54.
XU J J, ZHANG Y, ZHANG H. Fast image registration algorithm based on improved Harris-SIFT operator [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2015, 29(1):48-54.
- [13] 叶明,唐敦兵. 区域清晰度的小波变换图像融合算法研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2015, 29(9):1328-1333.
YE M, TANG D B. Research on image fusion algorithm based on wavelet transform of region definition [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2015, 29(9):1328-1333.
- [14] 任克强,胡梦云,任克强,等. 基于改进SURF算子的彩色图像配准算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2016, 30(5):748-756.

REN K Q, HU M Y, REN K Q, et al. Color image registration algorithm based on improved SURF operator[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2015, 29(9):1328-1333.

- [15] 景军锋, 赵娟. 基于 Mean Shift 滤波的织物疵点检测方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2016, 30(5): 739-747.

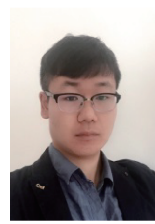
JING J F, ZHAO J. Fabric defect detection method based on Shift filter Mean [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2016, 30(5): 739-747.

作者简介



商俊平, 分别在 2004 年和 2007 年于沈阳理工大学获得学士学位和硕士学位, 东北大学博士研究生, 现任沈阳工学院副教授, 沈阳工学院机器人研究所副所长, 主要研究方向为工业机器人与智能机器人应用技术。
E-mail: 28100974@qq.com

Shang Junping received his B. Sc and M. Sc. in 2004 and 2007 from ShenYang Ligong University respectively, Doctoral candidate of Northeastern University, and now he is associate professor of Shenyang Institute of technology, Shenyang Research Institute deputy director of the Institute of robotics, the main research direction for industrial robots and intelligent robot application technology.



李储欣, 2013 年于沈阳工学院获得学士学位, 沈阳理工大学硕士研究生, 现就职于沈阳食品检验所, 主要研究方向为检测技术与自动化装置。

E-mail: lichuxin0418@163.com

Li Chuxin received his B. Sc. in 2013 from Shenyang Institute of technology, received a M. Sc. in 2017 from ShenYang Ligong University. Now works in Shenyang Institute For Food Control . His main research direction is detection technology and automation equipment.