

基于轮廓线与特征融合的 电网变电设备三维自动化运检方法

刘威麟^{1†}, 王中伟², 郝冠茗², 李宗昊²

(1. 国网新疆电力有限公司 电力科学研究院, 新疆 乌鲁木齐 830000;

2. 中国科学院 沈阳计算技术研究所有限公司, 辽宁 沈阳 110000)

摘要: 因工作环境的复杂性, 变电设备成为智能电网中故障频率最高的装置之一, 易发生设备接地故障、保险熔断故障、绝缘材料老化等问题, 为提高电网变电设备三维自动化运检精度, 提出基于轮廓线与特征融合的电网变电设备三维自动化运检方法研究。采集电网变电设备三维图像, 获取电网变电设备三维图像初始轮廓点, 筛选变电设备轮廓点, 依照顺序连接提取出的关键轮廓点, 得到变电设备三维图像轮廓线, 结合形态学滤波算法, 对图像进行开、闭运算, 依据轮廓线的闭合情况, 分割出目标图像与背景图像, 提取包括 HOG 特征与 LBP 特征的变电设备目标图像特征, 经过特征融合后, 构造最优分类超平面, 制定电网变电设备三维自动化运检规则, 判定变电设备运维情况, 最终实现变电设备的三维自动化运检。实验数据显示: 该方法识别出变电设备的正常与异常状态, 在不同实验工况背景下, 应用提出方法获得的变电设备运检精度达到了 96%。提高了变电设备的自动化运检的识别及运检精度, 满足现今变电设备的运检需求。

关键词: 特征融合; 三维运检; 电网变电设备; 轮廓线; 自动化; 计算机视觉; 形态学滤波算法

中图分类号: TM507

文献标识码: A

3D Automatic Operation Inspection Method of Power Grid Substation Equipment Based on Contour and Feature Fusion

LIU Weilin^{1†}, WANG Zhongwei², HAO Guanming², LI Zonghao²

(1. State Grid Xinjiang Electric Power Research Institute, Urumqi, Xingjiang 830000, China;

2. Shenyang Institute of Computing Technology, Chinese Academy of Sciences, Shenyang, Liaoning 110000, China)

Abstract: Due to the complexity of the working environment, substation equipment has become one of the devices with the highest fault frequency in the smart grid, which is prone to equipment grounding faults, fuse fuse faults, and aging of insulating materials. A research on the three-dimensional automatic inspection method of power grid substation equipment based on the fusion of contour lines and features is proposed. Collect the three-dimensional image of the power grid substation equipment, obtain the initial contour points of the three-dimensional image of the power grid substation equipment, filter the contour points of the substation equipment, connect the extracted key contour points in sequence, obtain the contour line of the three-dimensional image of the substation equipment, and combine the morphological filtering algorithm, perform opening and closing operations on the image, segment the target image and the background image according to the closure of the contour line, extract the target image features of the substation equipment including the HOG feature and the LBP feature, and construct the optimal classification hyperplane after feature fusion. Formulate three-dimensional automatic inspection rules for power grid substation equipment, determine the operation and maintenance of substation equipment, and finally realize three-dimensional automatic inspection of substation equipment. The experimental data show that the method can identify the normal and abnormal states of the substation equipment, and under the background of different experimental conditions, the operation inspection accuracy of the substation equipment obtained by the proposed method reaches 96%.

收稿日期: 2022-10-14

作者简介: 刘威麟(1992-), 男, 吉林吉林人, 本科, 工程师, 研究方向: 电气工程及其自动化, 电力监控系统网络安全。

†通信联系人, E-mail: yanxieyuanu4@163.com

The identification and inspection accuracy of automatic inspection of substation equipment are improved, and the inspection requirements of current substation equipment are met.

Key words: feature fusion; 3D operation and inspection; power grid substation equipment; contour line; automation; computer vision; morphological filtering algorithms

智能电网建设过程中变电设备是否能够稳定运行至关重要^[1]。由于变电设备长期处于运行状态,加之变电设备工作环境的复杂性,致使变电设备成为智能电网中故障频率最高的装置之一。如何对电网变电设备进行实时、精准的运维和检修,是现今智能电网建设亟待解决的问题之一。

简学之等^[2]构建了包含标准化作业指导库和运检资源库的二次设备运维系统,引入 A-KAZE 特征提取算法,结合聚类分析和点集验证的算法,通过 OpenCV 源码发挥其在图像辨识、虚实影像叠加、智能纠错判断、手势语音交互等方面的技术优势,AR 智能终端设备捕捉被检查设备的信息后,通过与后台信息数据库的比对可实现自动排查设备异常等功能,提高了变电站二次设备巡检工作效率和识别准确率。宋仕军等^[3]提出基于 Solidworks 的智能变电站运检一体化管控方法,利用 Solidworks 根据采集到的智能变电站信息仿真建模,并将运行状态信息传递至数据中心,建立智能变电站数据库,分类处理采集到的数据信息,分析智能变电站设备运行状态指标,判断智能变电站设备可能存在的故障,采集准确率较高,提升了智能变电站设备运行状态运检管控效率。

变电设备故障检测的时间长短直接决定故障影响程度的大小,提出基于轮廓线与特征融合的电网变电设备三维自动化运检方法。本文创新性地结合变电设备三维图像的轮廓点提取、筛选技术,将其按次序连接为轮廓线,提取出变电设备三维图像的关键形态,也为相关设备状态远程可视化提供便利;提取变电设备三维图像的 HOG 特征与 LBP 特征,并进行特征融合,获取了最佳目标图像特征集合。该方法总体上提高了变电设备的自动化运检的识别及运检精度,希望通过轮廓线与特征融合技术的应用为智能电网的可持续发展助力。

1 电网变电设备三维自动化运检

1.1 确认关键轮廓点集合

应用计算机视觉技术获取电网变电设备三维

图像,筛选变电设备轮廓点,提取关键轮廓点,连接成轮廓线,为后续变电设备三维图像分割提供依据^[4]。

利用 Alpha-shapes 算法获取电网变电设备三维图像初始轮廓点,具体步骤如下:

步骤一:设置变电设备顶点集合为 $R = \{r_1 = (x_1, y_1), r_2 = (x_2, y_2), \dots, r_n = (x_n, y_n)\}$, 其中, n 代表变电设备顶点的总数量。随意选取两个顶点 r_i 与 r_j , 绘制半径为 e 的圆。如果该圆中无顶点存在,确定 r_i 与 r_j 为变电设备三维图像轮廓点;如果该圆中存在顶点,则转至步骤二;

步骤二:连接变电设备顶点,获取 $n(n-1)$ 条线段,将其记为边集合 $L = \{l_1, l_2, \dots, l_{n(n-1)}\}$ ^[5]。遍历边集合 L , 若边 l_i 长度大于或等于 $2e$, 确定构成边 l_i 的两个顶点为变电设备三维图像轮廓点;若边 l_i 长度小于 $2e$, 则转至步骤三;

步骤三:将上述确定变电设备三维图像轮廓点进行规整与集合,获得变电设备三维图像初始轮廓点集合为 $P = \{p_1, p_2, \dots, p_m\}$ 。

通过分析可知,初始轮廓点数量较多,并不能很好地表达变电设备的轮廓,需要对其进行进一步的规整与处理。此研究应用道格拉斯普克算法对关键轮廓点进行提取,以此为基础,降低轮廓线锯齿情况^[6]。关键轮廓点提取原理如图 1 所示。

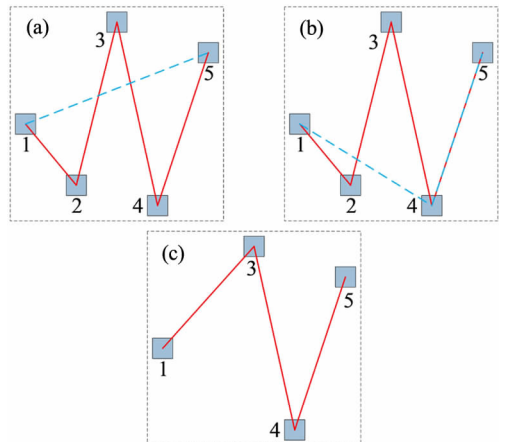


图 1 关键轮廓点提取图

由图 1 可知,关键轮廓点提取步骤如下所示:

步骤一:依据初始轮廓点顺序将其进行连接,获得一条清晰的轮廓线,连接首尾点(1 与 5),获得一条虚线(如图 1(a)所示);

步骤二:判断所有初始轮廓点到虚线之间的距离,并寻找出距离最大值 d_{\max} ,将其与距离阈值 d^* 进行比较。若 $d_{\max} > d^*$,则认定对应的轮廓点为关键轮廓点;若 $d_{\max} \leq d^*$,则去掉对应轮廓点;

步骤三:以确定关键轮廓点为依据,连接首尾轮廓点与关键轮廓点(如图 1(b)虚线所示),重复进行步骤二,直至没有轮廓点到虚线距离小于或者等于距离阈值 d^* ,输出剩余轮廓点,即为关键轮廓点集合。

将上述获取的关键轮廓点依照顺序连接,即可获得完整的、简洁的电网变电设备三维图像轮廓线 L_x ,为后续研究进行奠定基础。

1.2 基于轮廓线的目标图像与背景图像分割

以上述提取的电网变电设备三维图像轮廓线 L_x 为依据,结合形态学滤波算法^[7-8],分割处理电网变电设备三维图像,为后续三维图像特征提取与融合提供便利。

首先,设定电网变电设备三维图像为 $f(x, y)$,结构元素为 α ,应用形态学滤波算法对 $f(x, y)$ 进行腐蚀与膨胀处理, \ominus 表示腐蚀运算, \oplus 表示膨胀运算,表达式为:

$$\begin{cases} \alpha \ominus f(x, y) = \{f(x, y) | \alpha[f] \subseteq f\} \\ \alpha \oplus f(x, y) = \{f(x, y) | \alpha[f] \cap f \neq \emptyset\} \end{cases} \quad (1)$$

依据腐蚀与膨胀处理顺序的不同,将形态学滤波算法划分为两种运算方式,表达式为:

$$\begin{cases} \beta_1 = (f(x, y) \ominus \alpha) \oplus \alpha \\ \beta_2 = (f(x, y) \oplus \alpha) \ominus \alpha \end{cases} \quad (2)$$

式(2)中, β_1 与 β_2 分别表示开运算与闭运算,开(opening)运算即对图像先腐蚀后膨胀;闭(closing)运算即先膨胀后腐蚀。

其次,需要注意的是,经过形态学滤波算法处理后,两种运算方式获得的三维图像处理结果存在着较大的差异,需要判定轮廓线 L_x 是否能够形成闭合区域^[9]。此时,形态学滤波处理后的电网变电设备三维图像表达式为

$$f'(x, y) = f(x, y) + f_{\beta_1}(x, y) + f_{\beta_2}(x, y) \quad (3)$$

式(3)中, $f'(x, y)$ 表示的是无背景噪声的变

电设备三维图像; $f_{\beta_1}(x, y)$ 与 $f_{\beta_2}(x, y)$ 分别表示的是 β_1 与 β_2 对应的三维图像。

若轮廓线 L_x 闭合,则依据轮廓线 L_x 将变电设备图像分割为两部分,其表达式为

$$f'(x, y) = f'_{L_x}(x, y) + f'_{\delta}(x, y) \quad (4)$$

式(4)中, $f'_{L_x}(x, y)$ 表示的是轮廓线包围的目标图像; $f'_{\delta}(x, y)$ 表示的是背景图像。

最后,判定完成后,电网变电设备三维图像噪声减少,内部细节信息依然完整,有效去除了三维图像中的背景噪声,并不影响目标图像与背景图像分割后的细节信息,为后续分割处理提供便利,完成目标图像与背景图像的分割。

1.3 三维图像 HOG 特征与 LBP 特征融合

以上述分割出来的变电设备目标图像 $f'_{L_x}(x, y)$ 为依据,提取变电设备三维图像特征,并对其进行处理,为后续变电设备三维自动化运检的实现做好充足的准备。

变电设备三维图像特征主要为 HOG 特征与 LBP 特征^[10-11]。其中,HOG 特征指的是变电设备图像定向梯度特征,梯度信息是一个矢量信息,具有大小与方向,表达式为

$$\begin{cases} H(x, y) = \sqrt{H_x(x, y)^2 + H_y(x, y)^2} \\ \gamma(x, y) = \tan^{-1}\left(\frac{H_y(x, y)}{H_x(x, y)}\right) \end{cases} \quad (5)$$

式(5)中, $H(x, y)$ 与 $\gamma(x, y)$ 分别表示图像像素梯度大小与方向; $H_x(x, y)$ 与 $H_y(x, y)$ 分别表示像素梯度在横、纵方向的大小分量。

为了方便 HOG 特征的提取,对目标图像 $f'_{L_x}(x, y)$ 进行等规格划分,分别计算每个划分单位的 HOG 特征数值,按照检测窗口特点整合全部梯度特征,获得最终的目标图像 HOG 特征,表达式为

$$G_d = \eta \times \left(\frac{a}{b}\right)^2 \times \frac{(c-a+e) \times (d-a+e) \times H(x, y)}{\gamma(x, y) \times e^2} \quad (6)$$

式(6)中, G_d 表示目标图像 HOG 特征; η 表示目标图像划分单元数量; a 表示梯度方向块大小; b 表示划分单元大小; c 与 d 表示检测窗口的长与宽; e 表示检测窗口单位移动步长。

LBP 特征是指变电设备目标图像的局部纹理特征,可以增加变电设备运检的精确度^[12]。应用 LBP 算子在图像中提取相应的特征,表达式为

$$\begin{cases} G_{LBP} = \sum_{i=0}^n \text{sgn}(q_i - q_c) \times 2^i \\ \text{sgn}(\mu) = \begin{cases} 1, & \mu \geq 0 \\ 0, & \mu < 0 \end{cases} \end{cases} \quad (7)$$

式(7)中, G_{LBP} 表示目标图像 LBP 特征; $\text{sgn}(\cdot)$ 表示灰度值转换函数; n 表示的是 $f'_{L_x}(x, y)$ 内部像素数量; q_i 与 q_c 分别表示当前与中心像素对应的灰度数值; μ 表示 $(q_i - q_c)$ 的计算数值。

虽然 HOG 特征与 LBP 特征单独使用均能较好地描述图像特征,但无法获得较好的变电设备运检效果^[13]。因此,此研究将 HOG 特征与 LBP 特征进行有效融合,获取最佳目标图像特征集合,表达式为

$$\kappa = \omega_1 G_d + \omega_2 G_{LBP} \quad (8)$$

式(8)中, κ 表示变电设备目标图像特征集合; ω_1 与 ω_2 分别表示 HOG 特征与 LBP 特征对应的权重数值。

上述过程完成了变电设备三维图像特征的提取与融合,获得了变电设备目标图像特征集合,为最终运检的实现打下坚实的基础^[14]。

1.4 基于图像特征集合的自动化运检

以上述获得的变电设备目标图像特征集合为依据,结合支持向量机理论,对变电设备运维与检修情况进行准确地判定,保障电网变电设备的稳定运行^[15]。

依据 HOG 特征与 LBP 特征融合后的特征集合,构建支持向量机超平面的决策边界函数,表达式为

$$\mathbf{g}^T \times \kappa + v = 0 \quad (9)$$

式(9)中, \mathbf{g} 表示支持向量机超平面对应的法向量; T 表示转置符号; v 表示常数项,需根据超平面位移情况进行具体设置。

计算变电设备目标图像特征到超平面的平均距离,将其作为支持向量间隔数值,计算公式为

$$\psi = \frac{|\mathbf{g}^T \times \kappa + v|}{\zeta^2 \times \|\mathbf{g}\|} \quad (10)$$

式(10)中, ψ 表示支持向量间隔数值; ζ 表示辅助计算参量,需要根据实际情况进行具体设置。

结合公式(9)与公式(10),制定电网变电设备三维自动化运检规则为

$$\begin{cases} \frac{\mathbf{g}^T \times \kappa_i + v}{\psi} \geq 1, & \text{正常} \\ \frac{\mathbf{g}^T \times \kappa_i + v}{\psi} < 1, & \text{异常} \end{cases} \quad (11)$$

通过公式(11)即可获得电网变电设备三维自

动化运检结果,实现变电设备的运维情况的检测,能为后续变电设备维修提供充足的数据支撑,也为变电设备正常作业提供保证^[16]。

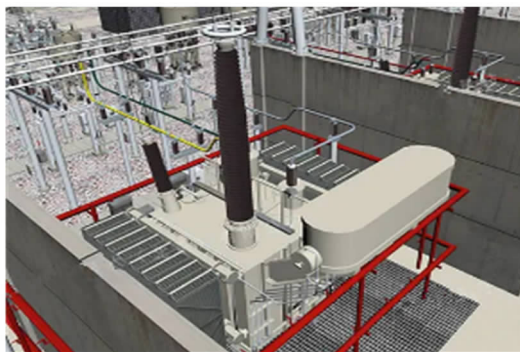
2 实例实验与结果分析

2.1 实验对象

选取某变电站内部变电设备作为实验对象,采用传感器与物联网技术对其进行三维全景观测,实时获取变电设备三维图像信息,具体如图 2 所示。



(a) 示例一



(b) 示例二

图 2 变电设备三维图像示例图

由图 2 可知,获取的变电设备三维图像信息能清晰地观察到变电设备内部结构及其周边运维环境,能够为变电设备运检提供充足的支撑,也为后续测试提供一定的便利。

2.2 实验数据预处理

由于变电设备三维图像获取装置自身因素、周边环境因素的影响,致使获得的图像中存在部分噪声及失真现象,会降低实验结论的准确度。因此,在实验进行之前,需要对实验数据——变电设备三维图像进行一定的预处理。

选取超限邻域平均法消除实验数据中的背景噪声与环境噪声,表达式为

$$g(x,y) = \begin{cases} \frac{1}{D} \sum f(x,y) & \left| f(x,y) - \frac{1}{D} \sum f(x,y) \right| > \xi \\ f(x,y) & \left| f(x,y) - \frac{1}{D} \sum f(x,y) \right| \leq \xi \end{cases} \quad (12)$$

式(12)中, $f(x,y)$ 与 $g(x,y)$ 分别表示噪声

$$g'(x,y) = \sqrt{[g(x,y) - g(x+1,y)]^2 + [g(x,y) - g(x,y+1)]^2} \quad (13)$$

上述过程完成了实验数据的预处理,获得变电设备三维图像 $g'(x,y)$,为后续实验的顺利进行提供支撑。

2.3 实验结果分析

以上述选取的实验对象经过预处理后的实验数据为基础,进行电网变电设备三维自动化运检实验。应用提出方法获得变电设备运检结果如图 3 所示。

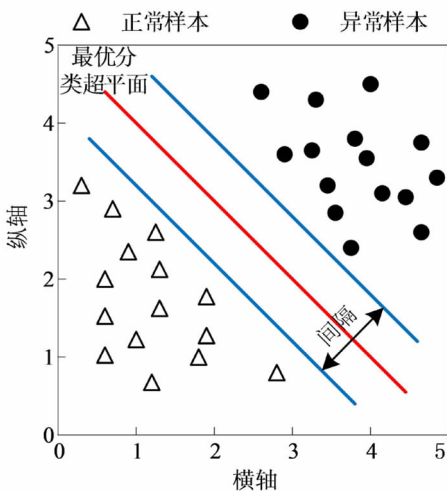


图 3 变电设备运检结果示意图

由图 3 可知,实验样本数量共 30 个,变电设备运维情况正常样本与异常样本各 15 个。因此,应用提出方法能对变电设备运检结果进行判定分类,充分证实了提出方法的可行性。

但由于实验工况的不同,加之变电设备运行环境的复杂性,运检结果几乎无法达到百分之百的准确度。为了验证提出方法的普遍适用性,设置 10 种不同的实验工况,应用本文方法对每种工况检测 5 次,即共进行 50 次实验,并对应记录各工况的检测结果准确率,最后计算平均准确率,记为平均运检精度。具体实验结果如表 1 所示。

如表 1 所示,在不同实验工况背景下,应用提

去除前、后的实验数据; D 表示实验数据像素点数量; ξ 表示阈值,由图像特征决定。

通过一阶微分算子锐化处理实验数据 $g(x,y)$,加强图像细节特征,为其运检提供更准确的特征信息支撑。锐化处理公式为

出方法能够判定变电设备的运行情况是否有异常,能够实现对多种异常工况的判定,平均运检精度达到 96%,满足现今变电设备的运检需求,充分证实了提出方法具备优质的运检性能。这是因为本文方法针对计算机视觉技术获取电网变电设备三维图像,通过提取关键轮廓点依次将其连接成轮廓线,并以此为基础,结合形态学滤波算法,分割出目标图像与背景图像,有针对性地分析了工况前景与背景的运检需求,提高了变电设备的自动化运检的识别及运检精度,满足现今变电设备的运检需求。

表 1 变电设备运检结果表

编号	工况	准确率/%
1	设备接地故障	100
2	稳定运行	80
3	保险熔断故障	100
4	绝缘材料老化	100
5	稳定运行	100
6	闪络故障	100
7	负载故障	100
8	稳定运行	100
9	稳定运行	80
10	短路故障	100

3 结论

研究有效结合轮廓线与特征融合技术,创新电网变电设备三维自动化运检方法。通过实验验证:

(1)通过判断识别出变电设备的正常与异常状态,证实了提出方法的可行性与普遍适用性;

(2)在不同实验工况背景下,该方法的变电设备运检精度达到 96%,能够精准检测出变电设备运维情况,有效提高了三维图像识别精度。

对智能电网的发展具有一定的现实意义,也对

运检相关研究具有一定的借鉴作用。

参考文献

- [1] 耿国华, 姚文敏, 周明全, 等. 基于调整轮廓线权重的文物碎块自动拼接方法[J]. 西北大学学报(自然科学版), 2021, 51(3):397-403.
- [2] 简学之, 刘子俊, 文明浩, 等. AR增强现实技术在变电站二次设备运检中的应用[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(15):170-176.
- [3] 宋仕军, 相中华, 潘庆庆. 基于Solidworks的智能变电站运检一体化管控[J]. 信息技术, 2021(6):166-172.
- [4] 王守相, 郭陆阳, 陈海文, 等. 基于特征融合与深度学习的非侵入式负荷辨识算法[J]. 电力系统自动化, 2020, 44(9):103-110.
- [5] 王维博, 张斌, 曾文入, 等. 基于特征融合一维卷积神经网络的电能质量扰动分类[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(6):53-60.
- [6] 李振, 周东岱. 人工智能支持下基于特征融合的深度知识追踪模型研究[J]. 电化教育研究, 2022, 43(4):47-54.
- [7] 王霞, 王光磊, 李艳, 等. 改进的基于特征融合MOSSE冠脉目标追踪算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(9):112-118.
- [8] 张军, 解鹏, 张敏, 等. 基于多尺度特征融合的土地利用分类算法[J]. 计算机工程与设计, 2020, 41(4):1099-1104.
- [9] 徐凯, 梁志坚, 张懿议, 等. 基于GoogLeNet Inception-V3模型的电力设备图像识别[J]. 高压电器, 2020, 56(9):129-135+143.
- [10] 孙慧君, 何永秀, 熊威, 等. 不同运检策略对变压器年停运时间的影响[J]. 中国电力, 2020, 53(8):91-99.
- [11] 李锐, 黄巍巍, 崔金栋, 等. 基于区块链和云技术的电力设备数据语义物联研究——以高压开闭所设备数据为例[J]. 情报科学, 2020, 38(11):80-85.
- [12] 赵洪山, 刘秉聪, 王龄婕, 等. 基于压缩感知的电力设备红外图像盲超分辨率方法[J]. 电网技术, 2022, 46(3):1177-1185.
- [13] 王凯旋, 任福继, 倪红军, 等. 面向电力设备红外图像的温度值识别算法[J]. 智能系统学报, 2022, 17(3):617-624.
- [14] 邵宇鹰, 王泉, 彭鹏, 等. 基于声成像技术的电力设备缺陷检测方法研究[J]. 中国测试, 2021, 47(7):42-48.
- [15] 刘云峰, 杨晋彪, 韩晋锋, 等. 基于边缘增强生成对抗网络的电力设备热成像超分辨率重建[J]. 电力建设, 2021, 42(7):83-89.
- [16] 高浩瀚, 张利, 梁军, 等. 基于改进排列熵算法和Yamamoto算法的非侵入式用电设备状态变化检测[J]. 电力自动化设备, 2020, 40(1):192-197.