

基于激光雷达图像全局特征融合的无人机巡检缺陷识别

赵永强 吴昊 孙毅 王之纯

Defect recognition for unmanned aerial vehicle inspection based on global feature fusion of LiDAR images

ZHAO Yongqiang, WU Hao, SUN Yi, WANG Zhichun

引用本文:

赵永强, 吴昊, 孙毅, 等. 基于激光雷达图像全局特征融合的无人机巡检缺陷识别[J]. 应用光学, 2025, 46(5): 1054–1062. DOI: 10.5768/JAO202546.0502005

ZHAO Yongqiang, WU Hao, SUN Yi, et al. Defect recognition for unmanned aerial vehicle inspection based on global feature fusion of LiDAR images[J]. Journal of Applied Optics, 2025, 46(5): 1054–1062. DOI: 10.5768/JAO202546.0502005

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.5768/JAO202546.0502005>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于卷积神经网络与特征融合的天气识别方法

Weather recognition method based on convolutional neural network and feature fusion

应用光学. 2023, 44(2): 323–329 <https://doi.org/10.5768/JAO202344.0202004>

基于改进YOLOv5s的曲面光学镜片缺陷检测

Defect detection of curved optical lenses based on improved YOLOv5s

应用光学. 2024, 45(4): 781–789 <https://doi.org/10.5768/JAO202445.0403003>

多特征融合的太阳能电池片缺陷检测

Defect detection of solar cells based on multi-feature fusion

应用光学. 2023, 44(3): 605–613 <https://doi.org/10.5768/JAO202344.0303005>

单目视觉融合激光投射的无人机障碍探测方法

Obstacles detection method for UAV based on monocular vision and laser projection

应用光学. 2023, 44(1): 202–210 <https://doi.org/10.5768/JAO202344.0107002>

多尺度融合超分辨率算法在无人机探测中的应用

Application of multi-scale fusion super-resolution algorithm in UAV detection

应用光学. 2021, 42(3): 462–473 <https://doi.org/10.5768/JAO202142.0302003>

激光供能无人机的一种优化跟踪算法

Optimal tracking algorithm for laser powered unmanned aerial vehicles

应用光学. 2020, 41(1): 194–201 <https://doi.org/10.5768/JAO202041.0107002>



关注微信公众号，获得更多资讯信息

文章编号: 1002-2082 (2025) 05-1054-09

引用格式: 赵永强, 吴昊, 孙毅, 等. 基于激光雷达图像全局特征融合的无人机巡检缺陷识别 [J]. 应用光学, 2025, 46(5): 1054-1062.

ZHAO Yongqiang, WU Hao, SUN Yi, et al. Defect recognition for unmanned aerial vehicle inspection based on global feature fusion of LiDAR images[J]. Journal of Applied Optics, 2025, 46(5): 1054-1062.



在线阅读

基于激光雷达图像全局特征融合的无人机 巡检缺陷识别

赵永强, 吴昊, 孙毅, 王之纯

(南方电网电力科技股份有限公司, 广东广州 510000)

摘要: 为了保障输电线路安全稳定运行, 精准获取其运行维护所需的缺陷数据, 提出基于激光雷达图像特征融合的无人机巡检缺陷识别。利用激光图像全局特征点检测, 再利用随机直方图方法对特征点向量集进行归约处理后, 分别对底层、中间层和高层进行全局特征融合, 接着以全局特征融合以后的输电线路激光图像作为基础, 以聚类分簇算法实现输电线路无人机巡检缺陷智能识别, 并依据无人机巡检时拍摄激光图像内含有的时间等参数, 对输电线路缺陷进行定位, 获得实际中输电线路缺陷位置。实验表明: 该方法可有效对激光图像全局特征进行融合, 其全局特征融合度最高达 0.99, 在不同环境下的缺陷识别准确率始终保持较高水平, 定位准确率接近 100%。通过对比发现, 该方法的平均处理时间也最短, 仅为 5.6 s, 验证了其在输电线路巡检缺陷识别与定位领域的优越性能与应用效果。

关键词: 激光图像; 特征融合; 输电线路; 无人机巡检; 缺陷智能识别

中图分类号: TM755

文献标志码: A

DOI: 10.5768/JAO202546.0502005

Defect recognition for unmanned aerial vehicle inspection based on global feature fusion of LiDAR images

ZHAO Yongqiang, WU Hao, SUN Yi, WANG Zhichun

(Southern Power Grid Electric Power Technology Co., Ltd, Guangzhou 510000, China)

Abstract: In order to ensure the safe and stable operation of transmission lines and accurately obtain the defect data required for their operation and maintenance, a defect recognition method for unmanned aerial vehicle inspection based on laser radar image feature fusion was proposed. Using laser image global feature point detection, and then using random histogram method to reduce the feature point vector set, global feature fusion was performed on the bottom layer, middle layer, and high layer respectively. Based on the laser image of the transmission line after global feature fusion, clustering algorithm was used to achieve intelligent recognition of transmission line drone inspection defects. According to the time and other parameters contained in the laser image captured by the drone during inspection, the defects of the transmission line were located to obtain the actual location of the transmission line defects. The experiment shows that this method can effectively fuse the global features of laser images, with a maximum global feature fusion degree of 0.99. The accuracy of defect recognition in different environments remains high, and the localization accuracy is close to 100%. In

收稿日期: 2024-11-20; 修回日期: 2025-01-21

基金项目: 广东省重点领域研发计划项目 (2021B0101420002)

第一作者: 赵永强, E-mail: jxkop8998@163.com

comparison, the average processing time of this method is also the shortest, only 5.6 seconds, which verifies its superior performance and application effect in the field of defect identification and localization in transmission line inspection.

Key words: laser image; feature fusion; transmission lines; drone inspection; intelligent defect identification

引言

我国输电线路跨度较长,输电线路常年在露天环境下运行,存在诸多因素导致输电线路在复杂环境下出现缺陷和隐患^[1-2],为保障输电线路安全运行,需要定期对输电线路进行巡检。以往均是通过人工方式对输电线路进行巡检,但该种巡检方法受输电线路架设环境影响,人工巡检效率较低^[3-4],风险较高,同时巡检结果精度不足。随着无人机技术的日益发展,电力企业将无人机应用到输电线路巡检工作中,利用无人机采集输电线路的激光雷达图像,再利用图像处理技术即可得到输电线路缺陷,为输电线路运维提供基础^[5]。激光成像基于激光发射与反射,激光具有高方向性、高相干性与高能量密度,其图像分辨率高、细节丰富,可穿透一定遮挡精准呈现物体轮廓与深度信息。对于输电线路而言,能清晰捕捉微小缺陷,利于在复杂环境下对其进行缺陷识别定位。

目前许多学者对输电线路缺陷识别进行了研究,如赵园喜^[6]等人提出了一种基于 SSIM-Sobel 与多特征融合的绝缘子缺陷分类识别方法。采用拉普拉斯锐化和伽马校正算法对输电线路绝缘子图像进行对比度增强处理,并通过 SSIM-Sobel 算法获取绝缘子边缘强化图像。提取边缘强化图像的方向梯度直方图(histogram of oriented gradient, HOG),局部二值模式(local binary pattern, LBP)及灰度共生矩阵(gray level co-occurrence matrix, GLCM)特征,并将其融合后输入随机森林分类器进行训练,实现绝缘子破损、电弧灼伤缺陷的识别。但是当面对新的、未知的绝缘子缺陷类型或复杂背景时,该方法可能无法准确识别。

张烨^[7]等人提出了一种基于多尺度卷积注意力机制的防振锤缺陷检测方法。通过统计不同缺陷的防振锤尺寸,设计适应不同类别的多尺度卷积注意力机制,使网络重点关注图像中的防振锤区域。引入结构重参数化方法,将网络中的多分支结构无损地转换为单分支结构,在提高网络检测性能的同时维持检测速度在较高水平。以渐进式特征金字塔网络结构为基础,融合更多的浅层网络,提高了输电线路缺陷检测能力。但是在

实际应用中,由于背景复杂、区域形状尺寸不一,这可能导致模型在训练过程中难以充分学习到各种缺陷的特征,从而影响对缺陷的识别精度。

因此,本文提出一种基于激光雷达图像全局特征融合的无人机巡检缺陷识别方法,运用经典的全局特征融合、直方图归约和聚类分簇算法,通过细致的全局特征点检测及多维度的特征融合策略,有效提升输电线路缺陷识别的精准度和智能化水平。针对输电线路巡检中的实际需求,实现基于全局特征融合的智能缺陷识别与实时定位,为电力运维领域提供了新的技术思路和解决方案。

1 输电线路无人机巡检缺陷智能识别方法

1.1 激光图像全局特征融合

1.1.1 激光图像全局特征点检测

以采集到的输电线路激光图像为基础,对其特征点进行检测,在此运用局部特征提取算法(speeded up robust features, SURF)对激光图像全局特征点进行检测。

利用局部特征提取算法建立输电线路激光图像的尺度空间,令 $I(x,y)$ 表示输电线路激光图像,其中 x 、 y 表示利用高斯核对该图像进行卷积处理,可得到其在不同尺度上的空间,表达式如下所示:

$$L(x,y,\sigma) = I(x,y) * G(x,y,\sigma) \quad (1)$$

式中: $G(x,y,\sigma)$ 表示尺度可变的高斯核函数; σ 表示高斯核。

在输电线路激光图像尺度空间内,局部特征算子使用 Hessian 矩阵检测空间内的极值点,令 $X(x,y)$ 表示图像 I 内的任意点,则在尺度下, Hessian 矩阵表达式^[8]如下所示:

$$H(X,\sigma) = \begin{bmatrix} L_{xx}(X,\sigma) & L_{xy}(X,\sigma) \\ L_{xy}(X,\sigma) & L_{yy}(X,\sigma) \end{bmatrix} \quad (2)$$

式中: $L_{xx}(X,\sigma)$ 表示高斯二阶导数在点 X 位置与图像 I 的卷积; $L_{xy}(X,\sigma)$ 、 $L_{yy}(X,\sigma)$ 同理。

为保障局部特征算子检测到全部激光图像全局特征点,利用矩阵 $\mathbf{R}$ 判别式可逼近高斯核函数,该判别式的表达式^[9]如下所示:

$$\det(R_{\text{approx}}) = Q_{xx}Q_{yy} - (wQ_{xy})^2 \quad (3)$$

式中: Q_{xx} 、 Q_{yy} 、 Q_{xy} 分别表示 $L_{xx}(X, \sigma)$ 、 $L_{yy}(X, \sigma)$ 、 $L_{xy}(X, \sigma)$ 通过矩形滤波器过滤后的近似值; w 表示权值; $\det(R_{\text{approx}})$ 表示矩阵 R 判别式。

利用式(3)求解式(2)后, 可得到 Hessian 矩阵极值, 然后在维度为 $3 \times 3 \times 3$ 的立体邻域内对 Hessian 矩阵极值进行抑制后^[10-11], 可得到候选输电线路激光图像全局候选特征点, 再对候选特征点进行插值运算后, 可得到稳定的输电线路激光图像稳定特征点位置。

1.1.2 基于随机直方图的特征点向量集归约处理

检测出的全局特征点明确了图像中具备关键信息的核心区域。这些特征点依据激光与输电线路交互光学特性定位, 涵盖线路表面材质, 结构变化引发的反射、散射差异点, 确保归约处理聚焦关键光学信息, 避免信息冗余与噪声干扰。

1.1.1 节获得的传输线激光影像整体特征点维度为 64 维, 在此基础上进行整体特征的融合, 如果两个特征点之间的比例都低于预定的阈值, 那么就可以判断这个像元可以进行合并, 如果不符合这个条件, 那么就不能进行合并。为便于进行多个像素的匹配和融合^[12], 将传输线激光影像的整体稳定特性点矢量转化为单个高维特征矢量, 利用支持向量机(support vector machine, SVM)分类器对其进行分类, 实现传输线激光影像整体稳定特性点矢量的降维, 具体步骤如下。

1) 在每幅输电线路激光图像内选择 n 个特征点, 对每个特征点随机选取 B 位, 将其投影到汉明空间内, 可得到输电线路激光图像特征点的 B 位二进制数组, 然后将该二维数据转换成十进制数, 将其作为哈希函数(hash)值;

2) 建立长度为 2^B 的特征点初始值向量为 0, 按照 hash 值将对应位均加 1;

3) 重复上两步 M 次, 并按照对应的位将 M 个向量进行叠加处理, 得到 2^B 维向量;

4) 将上述 3 个步骤重复 N 次后即可得到输电线路 $2^B \times N$ 维向量的一维直方图, 该直方图即为特征点向量集归约处理结果。

1.1.3 全局特征融合

在此基础上, 研究基于降维后的输电线整体特性点向量集合, 实现整体特征的融合; 针对输电线的整体特性, 将其分解为低层、中层和高层次的整体特征, 其表达式^[13]如下:

$$V = (f_1, f_2) \quad (4)$$

式中: V 表示底层全局特征融合形成的新特征向量; f_1 、 f_2 均表示融合前的特征向量。

中层整体特征的融合方法是利用多核 SVM 选取具有多种特性的核函数, 然后对其做线性权重, 然后利用 SVM 分类器得到中层整体特征的融合结果。令表示输电线路激光图像库内存在 N 类图像集, 将其划分为训练集 I_1 和测试集 I_2 , 对每个激光图像内选择 p 个不同的特征向量, 使用支持向量机分类器对每个特征向量进行交叉验证^[14], 以及训练后, 得到图像属于每个类的概率 $Z_i(p)$, 在对每个图像 p 个不同特征向量进行分类后, 得到集合 $\{R_i(p)\}_1^p$, 则图像全局特征融合表达式^[15]如下:

$$i^* = \arg \max_{i=1}^N \left\{ \sum_{p=1}^p a_p Z_i(p) \right\} \quad (5)$$

式中: i^* 表示图像全局特征高层融合结果; a_p 表示权重系数。

经过上述步骤, 完成输电线路激光图像全局特征融合。利用全局特征融合整合激光图像多层面、多维度特征, 将局部细微与整体宏观特征有机协同, 深度挖掘图像隐含信息。融合后特征集全面涵盖线路部件纹理、形状、结构及与环境交互产生的光学特征, 大幅提升缺陷表征力。

1.2 输电线路缺陷识别

1.2.1 缺陷识别

基于整体特征信息的传输线激光影像, 实现了对输电线损伤的识别。以输电线激光影像点云为基础, 采用聚类分簇方法获取输电线几何参数的特征点, 并获取其邻域最大值方差, 其表达式^[16]为

$$\tau^2 = - \sum_{i=1}^n \left(\frac{H_i - H_{\text{avg}}}{H} \right)^2 \quad (6)$$

式中: τ^2 表示输电线路缺陷特征分布在邻域内的极大值方差; H_i 表示第 i 个检测通道的输电线路缺陷异常特征分布维数; H 表示输电线路缺陷异常特征分布的总维数; H_{avg} 表示输电线路像素匹配点的均值; n 为特征点总数。

令 η 表示某一个确定的阈值, 当式(6)结果小于该阈值时, 利用特征检测方法可获得含有信息量较大的点, 得到最优的缺陷特征点匹配集合, 其表达式如下:

$$\begin{cases} P_1 = \sum_{k=1}^h p_{(k)g}(i, j) \times 2^{k-1} \\ P_2 = \sum_{k=1}^h p_{(k)g}^*(i, j) \times 2^{k-1} \end{cases} \quad (7)$$

式中: P_1 、 P_2 表示最优的缺陷点匹配集合; $p_{(k)g}(i, j)$ 、 $p_{(k)g}^*(i, j)$ 分别表示对应匹配集合的匹配半径和特征检测信息量; h 表示缺陷特征点总数; k 表示时刻。

再采用基于内容的影像提取技术, 将两张无源数据中的两组图像数据进行原始匹配。通过对原始数据进行特征聚类, 剔除异常的特征点, 从而构建出输电线路的故障鉴别方程, 其表达式^[17]如下:

$$x_i(t) = [w_{i1}^k, \dots, w_{in}^k] [x_1(t-k), \dots, x_n(t-k)]^T \quad (8)$$

式中: $[w_{i1}^k, \dots, w_{in}^k]$ 表示无人机拍摄的激光图像中输电线路缺陷位置特征点像素值; $[x_1(t-k), \dots, x_n(t-k)]^T$ 表示特征匹配集的大小; t 表示初始时刻。

通过求解式(8)即可获得输电线路缺陷识别结果。

1.2.2 输电线路缺陷图像定位

获得输电线路缺陷识别结果后, 为方便缺陷维修, 还需要针对存在缺陷的输电线路图像进行智能定位, 得到现实中输电线路的缺陷位置。利用无人机搭载相机拍摄的红外测温图像, 其属性信息中均包含图像的坐标和拍摄时间等重要信息^[18], 通过计算无人机巡检时拍摄的输电线路图像坐标和实际杆塔坐标的距离, 即可确定无人机拍摄的输电线路对象对应的输电杆塔号, 再依据图像拍摄时间和无人机巡检航线和航点的顺序关系, 得到确定的输电线路缺陷位置。

令 r 表示地球半径, 无人机巡检时拍摄的输电线路图像经纬度坐标为 $U = (lat_U, lon_U)$, 输电杆塔的经纬度坐标为 $B = (lat_B, lon_B)$, 将输电线路图像经纬度坐标和输电杆塔经纬度坐标作为等边梯形, 由 $UBCD$ 表示, 则该梯形每个边的长度计算公式^[19]为

$$UC = BD = 2r \left[\sin\left(\frac{lat_U - lat_B}{2}\right) \right] \quad (9)$$

$$UD = 2r \left[\cos(lat_U) \times \sin\left(\frac{lon_U - lon_B}{2}\right) \right] \quad (10)$$

$$BC = 2r \left[\cos(lat_B) \times \sin\left(\frac{lon_U - lon_B}{2}\right) \right] \quad (11)$$

利用等边梯形各边长度数值, 求解每个边的对角线 UB 的长度, 其计算公式如下:

$$UB = \sqrt{UE^2} + \sqrt{BE^2} \quad (12)$$

其中:

$$UE^2 = (UC - CE)^2 \quad (13)$$

$$CE = \frac{BC - UD}{2} \quad (14)$$

$$BE = \frac{BC + UD}{2} \quad (15)$$

以式(13)结果为基础, 计算出点 U 、 B 到圆心 O 的连线夹角 $\angle UOB$, 公式如下:

$$\angle UOB = 2 \arctan\left(\sqrt{a} \cdot \frac{1}{\sqrt{1-a}}\right) \quad (16)$$

式中 $a = \frac{UB}{2}$ 。

使用弧长公式计算弧 AB 的长度, 公式如下:

$$d_{UB} = r \cdot \angle UOB \quad (17)$$

式中 d_{UB} 表示弧 UB 的长度。该长度即为无人机拍摄的激光图像与输电杆塔的距离。

为提升输电线路缺陷图像智能定位的运算效率^[20], 设置所有输电线路图像的经纬度列向量为

$$\mathbf{L}_{n \times 1} = [(lat_1^p, lon_1^p), \dots, (lat_i^p, lon_i^p), \dots, (lat_n^p, lon_n^p)] \quad (18)$$

式中: $\mathbf{L}_{n \times 1}$ 表示存在 n 个经纬度的输电线路图像的经纬度列向量; p 为图像的经纬度标识。

设输电杆塔的经纬度行向量为 $\mathbf{G}_{1 \times m}$, 其表达如下所示:

$$\mathbf{G}_{1 \times m} = [(lat_1^q, lon_1^q), \dots, (lat_j^q, lon_j^q), \dots, (lat_m^q, lon_m^q)] \quad (19)$$

式中 q 为塔杆的经纬度标识。

以式(18)、式(19)为基础, 则输电杆塔和输电线路缺陷图像的距离矩阵表达式如下:

$$\mathbf{D}_{n \times m} = \mathbf{L}_{n \times 1} \otimes \mathbf{G}_{1 \times m} \quad (20)$$

式中, $\mathbf{D}_{n \times m}$ 表示输电杆塔和输电线路缺陷图像的距离矩阵。

将矩阵 $\mathbf{D}_{n \times m}$ 内每一行最小的值作为列索引, 结合输电杆塔巡检顺序即可得到输电线路缺陷图像对应的杆塔号, 由此得到现实中的输电线路缺陷位置, 实现输电线路缺陷智能定位。

2 实验分析

2.1 实验设置

以某省 110 kV 高压输电线路作为实验对象, 该高压输电线路跨越河流和山区, 运用人工巡检方式无法准确获得输电线路缺陷, 故运用本文方法对该输电线路进行缺陷智能识别。测量系统的原理图如图 1 所示。

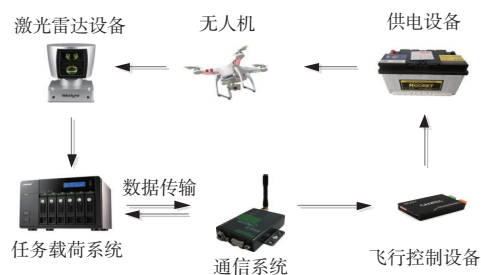


图 1 测量系统原理图

Fig. 1 Schematic diagram of measurement system

具体设备型号以及参数设置如下。

1) 无人机型号为大疆 Air 2S, 这是一款四旋翼无人机, 具有较强的稳定性和较长的续航时间, 适用于输电线路的巡检任务。

2) 激光雷达设备选用 Velodyne VLP - 16 激光雷达, 其多线扫描技术先进, 垂直视场角达 30° ($-15^{\circ} \sim +15^{\circ}$), 水平视场角 360° 全域覆盖, 每秒超 30 万点云数据采集率, 0.1° 角分辨率确保输电线路细节捕捉, 为图像特征解析提供数据源。

3) 采用基于 Matlab 和 Python 开发的图像处理与特征融合算法, 用于对无人机采集的激光图像进行全局特征点检测、特征点向量集归约处理、全局特征融合以及缺陷识别和定位。

设置外摄像机支持的最高分辨率为 $4\,096 \times 3\,072$ 像素, 拍摄频率为每秒拍摄 5 张图像, 以捕获更多细节信息。根据图像大小和内容复杂度设置多个尺度级别, 在 3~5 个尺度范围。针对激光图像全局特征点随机选取 16 位或 32 位信息, 生成对应的二进制数组并转换为十进制 hash 值。根据归约后的特征向量维度实际需要和计算资源设置 hash 值为 256 维。

2.2 结果分析

利用无人机搭载激光雷达设备采集该高压输电线路激光图像, 测试结果如图 2 所示。

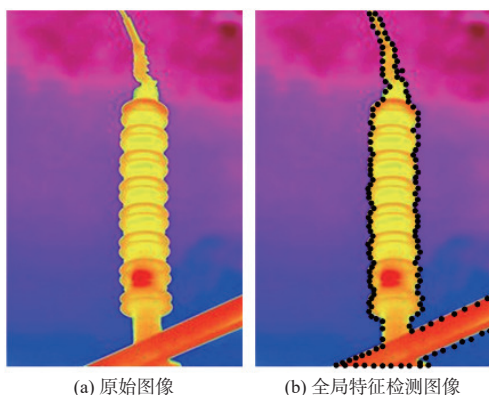


图 2 全局特征检测测试结果

Fig. 2 Global feature detection test results

分析图 2 可知, 利用本文方法可有效对原始的输电线路激光图像进行全局特征点检测, 并标记全局特征点位置, 说明本文方法具备较强的输电线路激光图像全局特征融合能力。

为了进一步验证本文方法对输电线路激光雷达图像的全局特征融合能力, 选择 10 幅输电线路激光雷达图像作为实验对象, 对其全局特征进行融合, 以特征融合度作为衡量指标, 测试本文方法的全局特征融合效果。为使实验结果更加充分, 同时使用文献 [6] 方法和文献 [7] 方法展开测试, 测试结果如表 1 所示。

表 1 输电线路激光雷达图像全局特征融合度

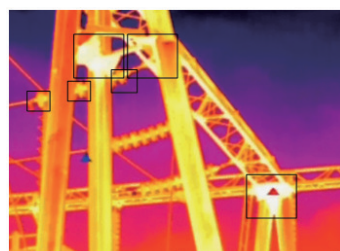
Table 1 Global feature fusion degree of transmission line LiDAR images

图像编码	本文方法	文献[6]方法	文献[7]方法
1	0.98	0.95	0.96
2	0.99	0.96	0.96
3	0.98	0.93	0.98
4	0.97	0.95	0.94
5	0.97	0.94	0.92
6	0.95	0.95	0.92
7	0.96	0.92	0.92
8	0.98	0.91	0.93
9	0.97	0.93	0.91
10	0.96	0.93	0.91

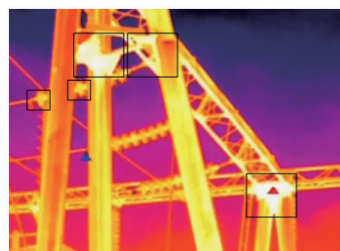
分析表 1 可知, 与本文方法相比, 文献 [6] 方法和文献 [7] 方法的全局特征融合度存在一定的波动。文献 [6] 方法的全局特征融合度在 $0.91 \sim 0.96$ 之间, 平均融合度为 0.938; 而文献 [7] 方法的全局特征融合度在 $0.91 \sim 0.98$ 之间, 平均融合度为 0.93。尽管这两种方法在某些图像上也能取得不错的融合效果, 但整体来看, 它们的融合度普遍低于本文方法, 在全局特征融合方面存在一定的局限性。

从全局特征融合度的角度来看, 本文方法在所有 10 幅图像中的表现均优于或等于其他两种方法。具体来说, 本文方法的全局特征融合度最低为 0.95, 最高达到了 0.99, 平均融合度高达 0.972。这一结果表明, 本文方法在处理输电线路激光雷达图像的全局特征融合时, 具有高度的稳定性和准确性, 能够稳定地输出较高的融合度。验证了本文方法在输电线路激光雷达图像的全局特征融合方面具有较强的能力。

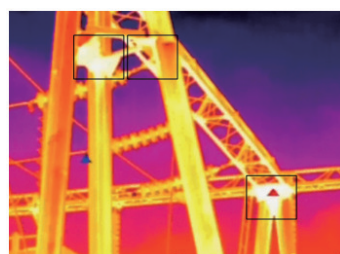
为了验证本文方法对输电线路激光图像的缺陷识别能力,以一幅输电线路激光图像作为实验对象,其中共存在6处温度过高缺陷,同时使用本文方法、文献[6]方法和文献[7]方法对该图像进行缺陷识别,识别结果如图3所示。



(a) 本文方法



(b) 文献[6]方法



(c) 文献[7]方法

图3 输电线路缺陷识别结果

Fig. 3 Defect identification results of transmission lines

分析图3可知,利用本文方法识别输电线路温度异常缺陷时,其缺陷识别数量与实际温度异常缺陷数量完全相同。而文献[6]方法和文献[7]方法则识别输电线路缺陷均与实际缺陷存在差异。上述结果说明:本文方法识别输电线路缺陷较为精准,应用效果较为显著。

使用本文方法对8个输电线路缺陷进行识别定位,结果如表2所示。

分析表2可知,利用本文方法可有效对识别到的输电线路缺陷进行定位,获得缺陷在实际中对应的杆塔编码,且其定位结果准确。上述结果说明:本文方法可有效对输电线路缺陷进行定位,为输电线路运维提供缺陷实际位置。

为进一步验证本文所提方法的应用性能和实用性,设计一组实验来评估其在不同条件下的表

表2 输电线路缺陷识别定位测试结果

Table 2 Results of defect identification and localization test for transmission lines

缺陷编码	对应杆塔编码	定位结果检验
1	3560ZS ₅	正确
2	3560ZS ₂	正确
3	3560ZS ₁₁	正确
4	3560ZS ₁₀₂	正确
5	3560ZS ₁₈	正确
6	3560Z ₂₉	正确
7	3560ZS ₅₁	正确
8	3560ZS ₅₃	正确

现,并选取缺陷识别准确率、定位准确率和处理时间指标来进行对比实验。为了验证本文方法在复杂环境下的输电线路缺陷识别与定位能力,选取包含多种天气条件、不同时间段和不同输电线路类型的输电线路激光图像数据集。在相同的硬件和软件配置下,分别使用本文方法、文献[6]方法和文献[7]方法对数据进行处理。记录每种方法在每个实验条件下的缺陷识别准确率、定位准确率和处理时间,结果如表3所示。

分析表3可知,从缺陷识别准确率的角度来看,本文方法在所有实验条件下均表现出色。在晴天白天,本文方法的缺陷识别准确率高达98%,而在阴天黄昏和雨天夜晚,尽管环境条件变得更加复杂,本文方法的识别准确率仍然分别保持在96%和94%的高水平。相比之下,文献[6]方法和文献[7]方法的识别准确率则在不同条件下有所波动,且整体低于本文方法。这充分说明本文方法在复杂环境下的输电线路缺陷识别方面具有显著优势。在定位准确率方面,本文方法同样表现出色。在所有实验条件下,本文方法的定位准确率均接近或达到100%,特别是在晴天白天和阴天黄昏,定位准确率更是达到了100%。这表明本文方法在输电线路缺陷的定位方面具有较高的精度和稳定性。而文献[6]方法和文献[7]方法的定位准确率则相对较低,且在不同条件下波动较大,说明它们在定位方面的性能存在一定的不稳定性。在处理时间方面,本文方法也展现出了较高的效率。在所有实验条件下,本文方法的平均处理时间仅为5.6 s,远低于文献[6]方法和文献[7]方法的处理时间。这表明本文方法在保持高识别准确

率和定位准确率的同时,还能够实现快速处理,而在实际应用中具有更高的实用性和效率。充分

验证了本文方法在复杂环境下的输电线路缺陷识别与定位能力,具有较高的实用性。

表 3 三种方法缺陷识别准确率、定位准确率和处理时间对比分析

Table 3 Comparative analysis of three methods for defect recognition accuracy, localization accuracy, and processing time

实验条件	方法	缺陷识别准确率/%	定位准确率/%	处理时间/s
晴天白天	本文	98	100	5.2
	文献[6]	92	95	6.8
	文献[7]	90	90	7.1
阴天黄昏	本文	96	98	5.5
	文献[6]	88	90	7.2
	文献[7]	85	87	7.5
雨天夜晚	本文	94	97	6.0
	文献[6]	85	88	8.1
	文献[7]	80	82	8.5

为验证本文方法对于复杂缺陷的识别效果,选取交并比(IoU)衡量识别出的缺陷位置与真实缺陷位置之间的重叠程度, IoU 值越高,表示定位越准确。并选取正确识别率(CIR)衡量正确识别出的缺陷数量与实际缺陷数量的比例。测试本文方法对于不同类型的复杂缺陷的识别情况,具体识别结果如表 4 所示。

表 4 复杂缺陷识别结果

Table 4 Identification results of complex defects

复杂缺陷类型	实际数量	识别数量	IoU	CIR
锈蚀	50	49	0.85	0.98
裂纹	30	29	0.80	0.97
断裂	20	19	0.90	0.95
缺失	10	10	1.00	1.00

分析表 4,在 IoU 方面,锈蚀、裂纹、断裂的 IoU 值分别为 0.85、0.80 和 0.90,均达到了较高的水平,表明识别出的缺陷位置与实际缺陷位置之间的重叠程度较高,定位准确性较好。特别是对于缺失这类较为简单的缺陷, IoU 值达到了 1.00,说明识别出的缺失区域与实际缺失区域完全重合,定位精度极高。

在 CIR 方面,锈蚀、裂纹、断裂的 CIR 值分别为 0.98、0.97 和 0.95,均接近或超过 95%,表明正确识别出的缺陷数量与实际缺陷数量的比例较高,识别准确性较好。对于缺失这类缺陷, CIR 值达到了 100%,说明所有缺失缺陷均被正确识别,没有漏检或误检的情况。

综上所述,本文方法在复杂缺陷的识别方面表

现出色,具有较高的定位准确性和识别准确性,均能够取得较好的识别效果。

3 结论

本文研究激光图像全局特征融合下的输电线路无人机巡检缺陷智能识别方法。通过对采集的输电线路激光图像进行全局特征点检测,运用局部特征提取算法建立尺度空间并经一系列运算获取稳定特征点,基于随机直方图对特征点向量集归约处理,再分层融合特征,最后以此为基础进行缺陷识别与定位。实验结果证明,本文方法展现出优越性能,全局特征融合度高且稳定,缺陷识别准确率在不同环境下均处于较高水平,处理时间较短,对复杂缺陷识别效果良好。但是受输电线路架设环境影响,本文方法仍存在一些不足,未来将深入研究复杂环境适应性技术,使缺陷智能识别系统在复杂多变的输电线路环境中始终保持高精度运行,为电力运维工作提供有力的技术支撑。

参考文献:

- [1] 王红星,陈玉权,张欣,等.基于离线高斯模型的输电线路无人机巡检缺陷智能识别方法研究[J].电测与仪表,2022,59(3):92-99.
WANG Hongxing, CHEN Yuquan, ZHANG Xin, et al. Research on intelligent recognition method of transmission line UAV inspection defects based on offline Gaussian model[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2022, 59(3): 92-99.

- [2] 赵振兵, 张薇, 戚银城, 等. 融合深度特征的输电线路金具缺陷因果分类方法[J]. 北京航空航天大学学报, 2021, 47(3): 461-468.
ZHAO Zhenbing, ZHANG Wei, QI Yincheng, et al. Causal classification method of transmission lines fitting defect combined with deep features[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2021, 47(3): 461-468.
- [3] 张焕龙, 齐企业, 张杰, 等. 基于改进 YOLOv5 的输电线路鸟巢检测方法研究[J]. 电力系统保护与控制, 2023, 51(2): 151-159.
ZHANG Huanlong, QI Qiye, ZHANG Jie, et al. Bird nest detection method for transmission lines based on improved YOLOv5[J]. Power System Protection and Control, 2023, 51(2): 151-159.
- [4] 裴慧坤, 杨兴, 陈城, 等. 架空输电线路无人机巡检视频中避雷器计数器目标检测[J]. 武汉大学学报(工学版), 2022, 55(10): 1072-1080.
PEI Huikun, YANG Xing, CHEN Cheng, et al. Lighting arrester counter target detection for UAV inspection video of overhead transmission lines[J]. Engineering Journal of Wuhan University, 2022, 55(10): 1072-1080.
- [5] 张虎, 任欣元, 张纪宾, 等. 基于云端控制协同的无人机自动驾驶智能巡检技术[J]. 电网与清洁能源, 2022, 38(5): 42-48.
ZHANG Hu, REN Xinyuan, ZHANG Jibin, et al. Intelligent inspection technology of UAV automatic driving based on cloud control and coordination[J]. Power System and Clean Energy, 2022, 38(5): 42-48.
- [6] 赵园喜, 邱志斌, 朱轩, 等. 基于 SSIM-Sobel 与多特征融合的绝缘子缺陷识别方法[J]. 智慧电力, 2023, 51(12): 74-79.
ZHAO Yuanxi, QIU Zhibin, ZHU Xuan, et al. Insulator defect recognition method based on SSIM-sobel and multi-feature fusion[J]. Smart Power, 2023, 51(12): 74-79.
- [7] 张烨, 李博涛, 尚景浩, 等. 基于多尺度卷积注意力机制的输电线路防振锤缺陷检测[J]. 电工技术学报, 2024, 39(11): 3522-3537.
ZHANG Ye, LI Botao, SHANG Jinghao, et al. Defect detection of transmission line damper based on multi-scale convolutional attention mechanism[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2024, 39(11): 3522-3537.
- [8] 戚银城, 武学良, 赵振兵, 等. 嵌入双注意力机制的 faster R-CNN 航拍输电线路螺栓缺陷检测[J]. 中国图象图形学报, 2021, 26(11): 2594-2604.
QI Yincheng, WU Xueliang, ZHAO Zhenbing, et al. Bolt defect detection for aerial transmission lines using faster R-CNN with an embedded dual attention mechanism[J]. Journal of Image and Graphics, 2021, 26(11): 2594-2604.
- [9] 陈嘉琛, 俞曜辰, 陈中, 等. 基于改进 YOLOv3 的输电线路缺陷识别方法[J]. 南方电网技术, 2021, 15(1): 114-120.
CHEN Jiachen, YU Yaochen, CHEN Zhong, et al. An improved method for defect identification of transmission lines based on YOLOv3[J]. Southern Power System Technology, 2021, 15(1): 114-120.
- [10] 赵振华, 杨洋, 高培, 等. 基于 AI 图像识别的输电线路无人机激光清障系统设计[J]. 电子设计工程, 2021, 29(24): 179-183.
ZHAO Zhenhua, YANG Yang, GAO Pei. Design of UAV laser obstacle clearance system for transmission line based on AI image recognition[J]. Electronic Design Engineering, 2021, 29(24): 179-183.
- [11] 邵云峰, 杨涛, 马中静, 等. EDLine 与改进光流法线路异物智能检测[J]. 计算机工程与设计, 2022, 43(5): 1494-1500.
SHAO Yunfeng, YANG Tao, MA Zhongjing, et al. ED-Line and improved optical flow method for intelligent invasion detection on power lines[J]. Computer Engineering and Design, 2022, 43(5): 1494-1500.
- [12] 蔡新雷, 崔艳林, 董锴, 等. 基于长短期记忆网络和随机矩阵的输电线路故障智能识别方法[J]. 电子器件, 2022, 45(2): 388-395.
CAI Xinlei, CUI Yanlin, DONG Kai, et al. Intelligent identification method of transmission line fault based on long short term memory network and random matrix[J]. Chinese Journal of Electron Devices, 2022, 45(2): 388-395.
- [13] 吴蕾, 王海瑞, 朱贵富, 等. 基于多尺度局部特征融合的行人重识别方法[J]. 计算机科学, 2024, 51(增刊 1): 494-499.
WU Lei, WANG Hairui, ZHU Guifu, et al. Person re-identification method based on multi-scale local feature fusion[J]. Computer Science, 2024, 51(增刊 1): 494-499.
- [14] 马富齐, 王波, 董旭柱, 等. 面向输电线路覆冰厚度辨识的多感受野视觉边缘智能识别方法研究[J]. 电网技术, 2021, 45(6): 2161-2169.
MA Fuqi, WANG Bo, DONG Xuzhu, et al. Receptive field vision edge intelligent recognition for ice thickness

- identification of transmission line[J]. Power System Technology, 2021, 45(6): 2161-2169.
- [15] 徐克. 基于局部和全局特征融合的二阶段人脸图像修复算法研究[J]. 现代电子技术, 2024, 47(9): 40-46.
XU Ke. Research on two-stage face image restoration algorithm based on local and global feature fusion[J]. Modern Electronics Technique, 2024, 47(9): 40-46.
- [16] 屈晓, 刘海. 数据中心流量调度的分簇聚类算法仿真[J]. 计算机仿真, 2023, 40(6): 513-517.
QU Xiao, LIU Hai. Simulation of cluster clustering algorithm for data center traffic scheduling[J]. Computer Simulation, 2023, 40(6): 513-517.
- [17] 孙洁, 赵世鹏, 苗盛, 等. 基于距离特征和聚类损失的深度学习虹膜识别[J]. 计算机仿真, 2023, 40(8): 245-248.
SUN Jie, ZHAO Shipeng, MIAO Sheng, et al. Deep learning iris recognition method based on distance feature and clustering loss[J]. Computer Simulation, 2023, 40(8): 245-248.
- [18] 冯万兴, 范鹏, 姚翔宇, 等. 基于深度学习的输电线路绝缘子缺陷识别[J]. 水电能源科学, 2021, 39(1): 176-178.
FENG Wanxing, FAN Peng, YAO Xiangyu, et al. Defect identification detection for insulator of transmission line based on deep learning[J]. Water Resources and Power, 2021, 39(1): 176-178.
- [19] 邢志坤. 35 kV 交流输电线路直线塔无人机巡检自动化控制系统设计[J]. 自动化与仪表, 2024, 39(6): 44-48.
XING Zhikun. Design of unmanned aerial vehicle inspection automation control system for 35 kV AC transmission line straight tower[J]. Automation & Instrumentation, 2024, 39(6): 44-48.
- [20] 张俊, 庞世强, 李晓斌, 等. 融合 LSD 算法与 Hough 变换的航拍输电线路图像杆塔自动识别方法[J]. 电子器件, 2021, 44(5): 1210-1214.
ZHANG Jun, PANG Shiqiang, LI Xiaobin, et al. Automatic tower recognition method based on LSD algorithm and Hough transform in aerial transmission line image[J]. Chinese Journal of Electron Devices, 2021, 44(5): 1210-1214.