

基于红外图像的架空导线识别方法

刘瑶*, 贾白茹, 李晓雪, 王怡铭

陕西国际商贸学院信息工程学院, 陕西西安, 中国

*通讯作者

【摘要】针对智慧城市电网精细化运维需求,为解决无人机巡检红外图像中架空导线受复杂背景干扰导致检测率低的问题,提出一种基于图像处理与直线变换的导线识别方法。首先采用中值滤波去除红外焦平面盲元噪声,并通过直方图均衡化增强图像对比度;然后选用Sobel算子提取导线边缘,引入局部梯度自适应抑制策略滤除背景纹理边缘,再运用形态学闭运算消除双边缘并连接断裂间隙;最后分别采用Hough变换与Radon变换实现导线直线检测。以30幅不同场景红外图像为数据集进行实验,结果表明,Hough变换的导线检测率为92.3%,Radon变换为86.5%。所提方法在复杂背景下能有效识别架空导线,具有较高鲁棒性与工程应用价值,可为智慧城市无人机自主巡检系统提供技术参考。

【关键词】架空导线; 红外图像; 局部梯度自适应抑制

【基金项目】陕西省教育厅科研项目(编号:24JK0333);陕西国际商贸学院专项研究项目(编号:SMXY202462);陕西国际商贸学院校级研究项目(SMXY25042);陕西国际商贸学院校级研究项目(SMXY25043)

1. 引言

目前,国家电网规模不断扩大,电网结构日趋复杂。与传统人工巡检相比,无人机巡检不仅成本低,而且可远程操作,对操作者更安全。然而,无人机航拍时一旦碰撞导线,可能导致无人机坠毁并引发严重电网事故。此外,无人机携带的相机孔径有限,成像模糊,细导线不易分辨。尤其在含有植物或建筑物的背景下,导线目标相对微弱。航拍图像中,道路和树木等背景也包含许多线性特征,易造成漏检或误检。

近年来,国内外学者针对架空导线检测开展了大量研究。在可见光图像方面,典型方法包括基于边缘检测与Hough变换的组合策略,以及基于深度学习的目标检测网络如YOLO系列。然而,可见光图像易受光照变化、阴影和复杂纹理背景干扰,导致检测鲁棒性不足。红外图像因反映热辐射差异,在夜间或温差明显场景下具有独特优势。例如,苏毅等[1]利用条件生成对抗网络实现可见光到红外图像的转换,但依赖大量配对数据;李书成等[2]系统总结了红外盲元校正方法;Zhang等人[3]提出一种融合热特征与深度学习的导线检测框架,但在边缘模糊情况下误检率较高;Wang和Chen等人[4]对比了多种边缘算子在电力设施红外图像中的性能,指出Sobel算子具有最佳平衡性。总体而言,

现有方法在算法参数自适应、直线变换的对比分析方面仍存在不足[5]。本文在前人工作基础上,系统对比两种经典直线变换方法,并给出完整的预处理与形态学后处理流程。

与可见光图像不同,红外成像仪对景物红外辐射敏感。夜间不同景物存在温差,红外图像仍能清晰显示轮廓[6]。导线与背景之间存在温度差异,这种差异在红外图像中更为显著。因此,以无人机平台搭载红外成像设备,将可见光中经典的导线检测算法与红外图像特性相结合,可有效实现导线检测与识别。随着智慧城市建设的推进,电网基础设施的智能化监测成为重要环节[7],架空导线的可靠检测直接关系到城市供电安全与无人机自主巡检的效率。本文基于图像处理理论,研究一种实时性、准确性更高的架空导线红外图像识别方法,以减少无人机安全事故。

2. 图像预处理方法

2.1 盲元去除方法

架空导线红外图像中存在由红外焦平面探测器像素不均匀形成的盲元,本文采用均值滤波、中值滤波和理想低通滤波三种低通滤波方法去除盲元,并对比其效果。

均值滤波用 3×3 邻域窗口,计算公式为

$$g(x, y) = \frac{1}{9} \sum_{i=-1}^1 \sum_{j=-1}^1 f(x+i, y+j) \quad (1)$$

其中, $f(x,y)$ 为原始图像灰度值, $g(x,y)$ 为滤波后灰度值, 求和遍历窗口内 9 个像素。

中值滤波同样采用 3×3 窗口, 输出为窗口内 9 个像素灰度的中位数。

理想低通滤波的传递函数为

$$H(u,v) = \begin{cases} 1, & D(u,v) \leq D_0 \\ 0, & D(u,v) > D_0 \end{cases} \quad (2)$$

其中, u,v 为频率域坐标, $D(u,v) = \sqrt{u^2 + v^2}$ 为频率点到原点的距离, 截止频率 $D_0 = 30$ 。

以上三种方法均属低通滤波, 会保留大面积空白背景并滤除高频信号, 导致属于高频分量的导线目标模糊, 因此需进一步增强。滤波效果的对比见第 4 章实验部分。

2.2 图像增强方法

图像增强旨在增大目标与背景之间的差异, 突出感兴趣区域的特征[8]。本文采用直方图均衡化进行对比度拉伸。设原始图像灰度级为 $r_k (k=0,1,\dots,255)$, 对应像素个数为 n_k , 总像素数为 N , 则概率密度和累积分布函数分布为

$$p_r(r_k) = n_k/N \quad (3)$$

$$s_k = T(r_k) = \sum_{j=0}^k p_r(r_j) \quad (4)$$

其中, $T(\cdot)$ 为灰度映射函数, 映射后的灰度级为 s_k 乘以最大灰度级 255 并取整。

3. 架空导线的提取与识别方法

架空导线识别方法整体流程如图 1 所示。预处理用于去除盲元噪声并增强对比度; 边缘检测提取导线候选边缘, 边缘后处理以抑制背景弱边缘; 形态学处理消除双边缘并连接断裂间隙; 直线检测通过 Hough 变换、Radon 变换定位并输出导线。

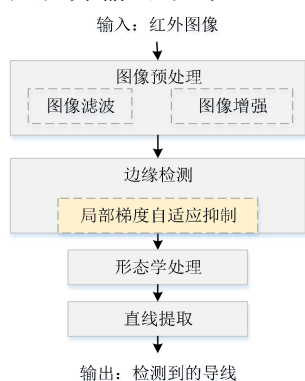


图 1. 架空导线识别方法整体流程图

3.1 边缘检测算子

3.1.1 Roberts 算子

Roberts 算子的原理是利用局部差分算子来寻找边缘, 其中图像灰度的梯度决定了边缘的锐利程度[9]。Roberts 算子利用 2×2 的模板去逼近梯度的幅值, 计算公式为

$$\nabla f = (f(x,y) - f(x-1,y), f(x,y) - f(x,y-1)) \quad (5)$$

该算子对水平和垂直边缘检测效果好, 但不能检测 45° 方向边缘, 易丢失细节, 且对噪声敏感, 适应性较差。

3.1.2 Sobel 算子

Sobel 算子利用周围邻近像素的梯度大小来计算当前的像素值, 然后通过规定的门限值选择像素值[10]。结合方向差分与局部平均, 水平方向上的梯度分量 G_x 和垂直方向上的 G_y 分别为

$$G_x = [f(x-1,y-1) + 2f(x-1,y) + f(x-1,y+1)] - [f(x+1,y-1) + 2f(x+1,y) + f(x+1,y+1)] \quad (6)$$

$$G_y = [f(x-1,y-1) + 2f(x,y-1) + f(x+1,y-1)] - [f(x-1,y+1) + 2f(x,y+1) + f(x+1,y+1)] \quad (7)$$

梯度幅值为 $|\nabla f| = \sqrt{G_x^2 + G_y^2}$, 方向为 $\theta = \arctan(G_y / G_x)$ 。本文采用 3×3 Sobel 模板, 经实验调优, 阈值设为梯度幅值最大值的 0.3 倍[11]。

3.1.3 局部梯度自适应抑制

Sobel 算子基于梯度幅值检测边缘, 理论上对图像中的纹理细节和噪声较为敏感, 在复杂背景下可能会产生大量非导线边缘的弱响应。这些弱边缘梯度幅值较低、分布离散, 而导线边缘通常具有较高的梯度幅值和连续性。基于这一分析, 本文提出一种局部梯度自适应抑制策略, 旨在保留导线强边缘的同时抑制背景弱边缘。具体方法为: 对于每个边缘像素点 (x,y) , 取其 3×3 邻域 N_{xy} , 计算邻域内梯度幅值的均值 $\mu(x,y)$ 和标准 $\sigma(x,y)$, 自适应阈值定义为

$$T_{local}(x,y) = \mu(x,y) + k \cdot \sigma(x,y) \quad (8)$$

若当前像素的梯度幅值 $G(x,y) < T_{local}(x,y)$, 则将其置为 0 (非边缘), 否则保留。在式(8)中, k 为局部梯度自适应抑制策略中的参数, 用于控制自适应阈值的严格程度。当 $k=0$ 时, 阈值等于邻域梯度均值, 抑制能力较弱; 当 k 过大时, 阈值过高, 可能误将导线边缘也滤除。综合考虑保留导线边缘与抑制背景噪声的平衡, 取 $k=0.5$ 。该方法的效果将在第 4 章实验部分进行验证。

3.1.4 Prewitt 算子

与 Sobel 类似, 但采用像素平均原理抑制噪声, 但像素平均相当于对图像的低通滤

波，所以 Prewitt 算子对边缘定位的精度低于 Roberts 算子。

3.1.5 Canny 算子

Canny 算子是一种多阶段优化边缘检测方法，主要参数包括：高斯平滑标准差 $\sigma=1.0$ ，高阈值为 $T_{hign}=0.2 \times M_{max}$ ，低阈值为 $T_{low}=0.1 \times M_{max}$ （ M_{max} 为梯度幅值最大值）。该算子能检测到较完整的边缘，但计算复杂度较高[12]。

3.2 形态学处理

为消除 Sobel 检测后可能残留的双边缘和微小断裂，采用形态学闭运算。

采用结构元素 b 对图像 f 进行膨胀运算，记为 $f \oplus b$ ，腐蚀运算记为 $f \ominus b$ ，膨胀与腐蚀的定义分别为

$$(f \oplus b)(x, y) = \max\{f(x-i, y-j) + b(i, j) | (i, j) \in D_b\} \quad (9)$$

$$(f \ominus b)(x, y) = \max\{f(x+i, y+j) - b(i, j) | (i, j) \in D_b\} \quad (10)$$

其中，其中 f 为二值边缘图像， i, j 遍历结构元素定义域。 D_b 是 b 的定义域，结构元素尺寸 2×2 ，迭代次数 1 次。

闭合运算是指先使用膨胀操作，后使用腐蚀操作，记为 $f \bullet b$ ，公式为

$$f \bullet b = (f \oplus b) \ominus b \quad (11)$$

3.3 直线提取方法

基于图像处理的直线提取实际上是对边缘检测的具体应用，即直线的边缘检测。直线的提取方法已较为成熟，本文将使用两种常用的方法：Hough 变换、Radon 变换。

3.3.1 Hough 变换

Hough 变换是一种线型匹配技术，利用点-线对偶性将图像空间中的直线检测转换为参数空间中的峰值检测[13]。图像空间中的一条直线对应参数空间中的一个点。对于图像中的任意点 (x_i, y_i) ，所有经过该点的直线可表示为

$$\rho = x_i \cos \theta + y_i \sin \theta \quad (12)$$

其中， ρ 为原点到直线的距离， θ 为法线与 x 轴的夹角。通过建立累加器数组 $A(\rho, \theta)$ 对每个 (ρ, θ) 进行投票，峰值对应的参数即为检测到的直线。本文取 θ 步长为 1° 、范围为 $[-90^\circ, 90^\circ]$ ， ρ 步长为 1 像素、范围 $[-D, D]$ （ D 为图像对角线长度），累加器阈值设为峰值最大值的 60%。

3.3.2 Radon 变换

Radon 变换将图像平面内的点映射到另一平面，图像平面上一条直线上的所有点在

变换域中对应同一点[14]。Radon 变换沿不同方向对图像进行线积分，定义为

$$R(\rho, \theta) = \iint f(x, y) \delta(x - x \cos \theta - y \sin \theta) dx dy \quad (13)$$

其中 $\delta(\cdot)$ 为狄拉克函数， $R(\rho, \theta)$ 为变换域强度。图像中的直线在变换域中对应为亮点，通过检测峰值即可定位直线[15]。本文取 θ 步长为 1° 、 ρ 步长为 1 像素，峰值检测阈值设为全局最大值的 50%。

4. 实验与分析

实验在 Intel Core i7-12700H CPU、16GB RAM 的硬件平台和 MATLAB R2022b 软件环境下进行。由于目前并没有导线的公开数据集，故文中建立了专用于红外图像架空导线检测的标签数据集。数据集采用双光无人机拍摄，共采集 30 张有效红外图像，每张图像包含多根导线，图像尺寸统一修改为 128×128 。人工标注导线位置作为真值，实际导线总根数为 52 根。以检测率作为评价指标，即正确检测到的导线根数占总根数的百分比。

实验参数设置：中值滤波窗口 3×3 ；Sobel 边缘检测低阈值 0.3；局部梯度自适应抑制系数 $k=0.5$ ；形态学闭运算结构元素 2×2 ；Hough 变换累加器阈值 60% 峰值；Radon 变换峰值阈值 50%。

4.1 预处理效果对比实验

为对比均值滤波、中值滤波和理想低通滤波的盲元去除效果，在原始图像上叠加椒盐噪声用来仿真盲元，如图 2 所示。图 3 为均值滤波器处理结果，图 4 为中值滤波器处理结果，图 5 为理想低通滤波器处理结果。

从以上图中可明显看出，中值滤波在去除椒盐类盲元噪声时效果最佳，且能较好保留导线边缘细节，因此后续实验采用中值滤波。

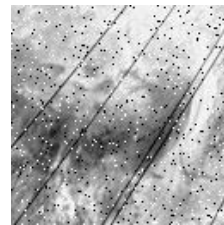


图 2. 仿真盲元

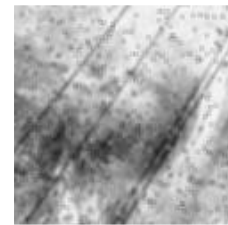


图 3. 均值滤波

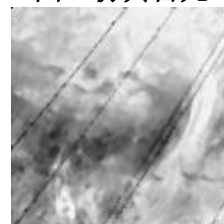


图 4. 中值滤波

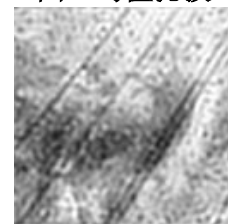


图 5. 理想低通滤波

图 6 为原始红外图像，图 7 为直方图均衡化后的图像。明显可见均衡化后的灰度分布更均匀，对比度明显提升。

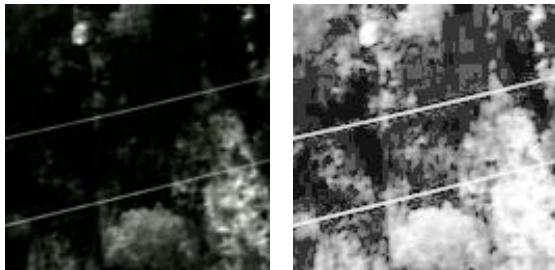


图 6.原始红外图像 图 7.直方图均衡化

4.2 边缘检测算子对比实验

在相同的预处理后，分别应用 Roberts、Sobel、Prewitt 和 Canny 算子、本文所提的 Sobel+自适应抑制算法对图 8 (a) 的红外图像进行边缘检测。检测结果分别如图 8 (b) -图 8 (f) 所示。

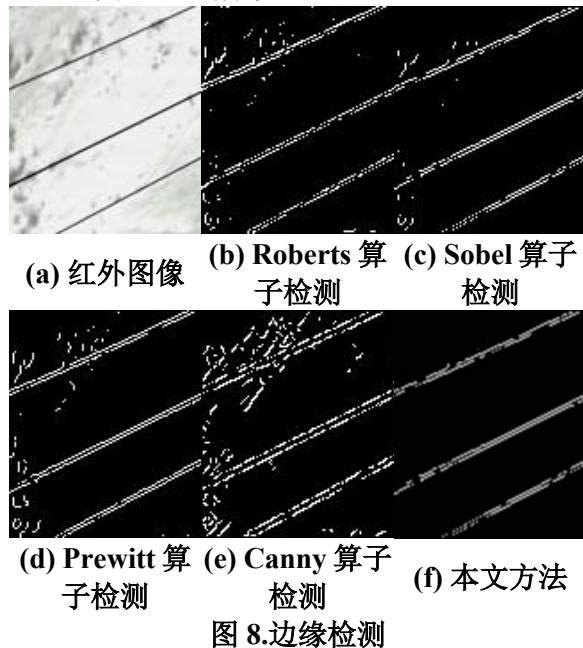


图 8.边缘检测

从上图可以发现，Roberts 算子检测出现多处导线断点；Prewitt 和 Canny 算子检测出噪声较多；原始 Sobel 算子边缘连续但存在部分背景弱边缘；加入局部梯度自适应抑制后，背景纹理边缘明显减少，导线边缘得以增强。定量评价指标采用边缘完整度和误检率，边缘完整度的定义为检测到的导线边缘像素数占真值边缘像素数的比例，误检率定义为非导线边缘像素占输出边缘像素的比例。表 1 为四种算子及本文方法的性能对比。

通过综合对比表 1 中各项数据，可得知本文方法性能优良，在边缘完整度和误检率均优于其他算子，因此后续实验均在本文边缘检测方法的基础上进行。

表 1.边缘检测性能对比

| 边缘检测方法 | 边缘完整度 (%) | 误检率 (%) | 平均耗时 (ms) |
|---------|-----------|---------|-----------|
| Roberts | 72.3 | 15.6 | 12 |
| Sobel | 90.8 | 9.2 | 18 |
| Prewitt | 85.7 | 12.4 | 16 |
| Canny | 88.2 | 18.9 | 28 |
| 本文方法 | 90.5 | 5.1 | 21 |

4.3 形态学处理实验

对自适应抑制后的边缘图进行闭运算，图 9 (a) 为 Sobel+自适应抑制处理检测后的图像，图 9 (b) 为经闭运算处理后的图像。显然，闭运算进一步消除了残留的双边缘，连接了微小断裂。



(a) Sobel+自适应抑制处理检测后图像 (b) 经闭运算处理后图像

图 9.图像的闭运算处理

4.4 直线提取对比实验

在 30 幅测试图像上分别应用 Hough 变换和 Radon 变换进行导线直线提取。因篇幅有限，选取三组典型场景的导线提取结果进行展示。图 10 (a) 为场景一原始红外图像，图 10 (b) 为 Hough 变换累加器峰值分布，图 10 (c) 为 Radon 变换正弦图，图 10 (d) 为 Hough 反变换绘制的直线检测结果。

图 11 (a) 为场景二原始红外图像，图 11 (b) 为 Hough 变换累加器峰值分布，图 11 (c) 为 Radon 变换正弦图，图 11 (d) 为 Hough 反变换绘制的直线检测结果。

图 12 (a) 为场景三原始红外图像，图 12 (b) 为 Hough 变换累加器峰值分布，图 12 (c) 为 Radon 变换正弦图，图 12 (d) 为 Hough 反变换绘制的直线检测结果。

统计 30 幅图像共 52 根导线，Hough 变换检测率为 92.3%；Radon 变换检测率为 86.5%。Hough 变换的检测率略高于 Radon 变换，但 Hough 变换只能确定直线方向，无法确定线段端点，丢失了长度信息；Radon 变换可确定直线的具体位置。两种算法各有优势，可根据实际应用需求选择。

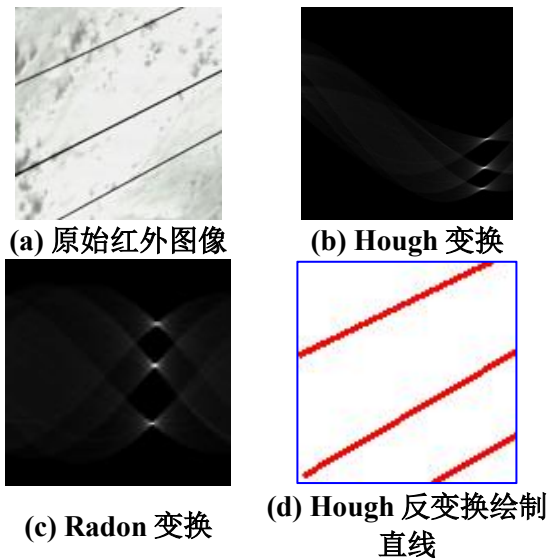


图 10.场景一导线提取

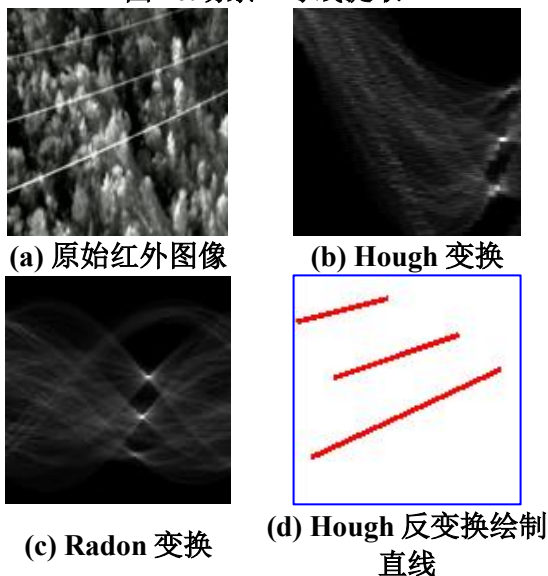


图 11.场景二导线提取

在图 12 中, 图像中存在一根较短的导线未被检测到。主要是因为该短导线在图像中所占像素较少, 参与 Hough 变换投票的像素点数量不足, 其累加值无法超过设定的阈值, 因而被当作噪声忽略。针对该类问题, 后续工作可从以下方面改进: 引入累计概率 Hough 变换以提升短导线检测能力; 融合可见光图像信息以辅助区分导线与背景线性结构。

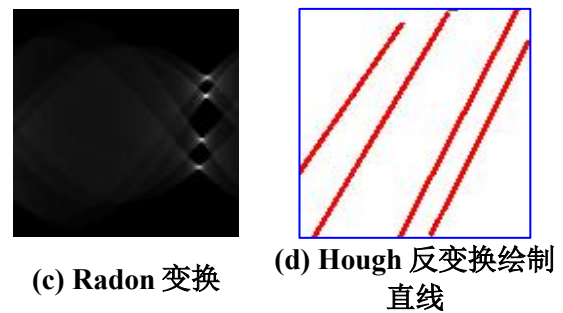
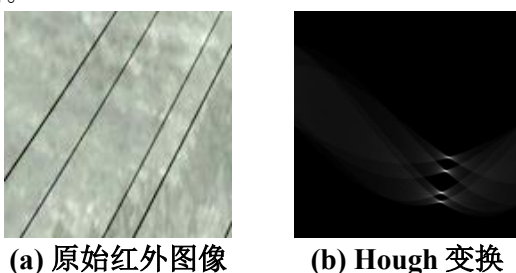


图 12.场景三导线提取

5. 结语

本文研究了 Hough 变换和 Radon 变换在架空导线红外图像识别中的应用, 并给出了完整的预处理、边缘检测、形态学处理和直线提取流程。实验结果表明, 所提出的局部梯度自适应抑制策略可有效降低背景纹理干扰, 在复杂背景下能有效检测导线, Hough 变换检测率达 92.3%, Radon 变换达 86.5%。该方法可服务于智慧城市中无人机电网巡检系统, 为实时线路识别与安全预警提供技术支持。后续工作将致力于算法改进与优化, 提高对多种导线类型的检测能力, 统一处理流程以增强鲁棒性。同时, 考虑将红外图像与可见光图像融合, 利用两者的互补性进一步提高检测精度。

参考文献

- [1] 苏毅, 胡淳然, 温焱, 等. 基于条件生成对抗网络的可见光-红外图像转换算法[J]. 红外与激光工程, 2025, 54(12): 244-257.
- [2] 李书成, 刘伟玲, 刘志成, 等. 红外成像系统盲元检测与补偿方法[J]. 光电技术应用, 2025, 40(03): 41-44+75.
- [3] Zhang L, Wang H, Zhao Y. Thermal feature guided deep learning for power line detection from UAV infrared images [J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2024, 39(4): 2189-2200.
- [4] Wang J, Chen X. Comparative study of edge detectors for infrared images of electrical equipment [J]. Infrared Physics & Technology, 2025, 128: 104512.
- [5] 郑行家, 钟宝江. 图像直线段检测算法综述与测评[J]. 计算机工程与应用, 2019, 55(17): 9-19.
- [6] Abdulfattah H M, Sheikh U U, Othman A M, et al. Enhanced occluded pedestrian detection using multi-level attention network on infrared imagery for autonomous vehicle

- application [J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2026, 175114619-114619.
- [7] Salkuti R S. Emerging Trends in Electric Vehicles, Smart Grids, and Smart Cities [J]. *Energies*, 2025, 19(1):224-224.
- [8] Mudavath T, Niranjana V. Seeing beyond the visible: A comprehensive review of thermal image enhancement and object detection techniques [J]. *Infrared Physics and Technology*, 2026, 156106573-106573.
- [9] Pravesh V, Chinmaya P, Anil K. Medical image fusion by adaptive Gaussian PCNN and improved Roberts operator [J]. *Signal, Image and Video Processing*, 2023, 17(7):3565-3573.
- [10] Gowtham K, Babu R N, Harshavarthini S, et al. Dual-functional fractal-fractional Sobel operator for efficient image enhancement and edge detection [J]. *Pattern Recognition*, 2026, 172:112592-112592.
- [11] Gao X, Gao S. Research on real-time edge detection algorithm for video frames based on Gabor filtering and directional enhanced Sobel operator [J]. *Discover Computing*, 2026, 29(1): 137.
- [12] 穆向阳, 王宣. 一种改进型 Canny 的焊缝缺陷快速检测方法[J]. *激光杂志*, 2026, 47 (02) : 70-76.
- [13] Kazimirov D, Gulevskii V, Kroshnin A, et al. Universal Comparison Methodology for Hough Transform Approaches [J]. *Mathematics*, 2026, 14(7):1136-1136. DOI:10.3390/MA TH14071136.
- [14] Wang J, Song C, Qi Z. A radon transform-based method for line spectrum enhancement of vector hydrophone LOFAR spectrograms under low SNR conditions [J]. *Scientific Reports*, 2025, 15(1):25533-25533.
- [15] Truong T T. Inversion of the fixed radius spherical mean Radon transform of F. John in R² and R³ [J]. *Inverse Problems*, 2025, 41(12):125007-125007.