

DOI: 10.13382/j.jemi.B2508102

基于 YOLOv9-SOEP 与双目立体视觉的 输电线路山火火焰高度测量*

赖东阳¹ 邱志斌¹ 杨泽鼎¹ 叶俊¹ 罗瑞杰² 彭添浩² 周硕伦²

(1. 南昌大学能源与电气工程系 南昌 330031; 2. 武汉大学电气与自动化学院 武汉 430072)

摘要:针对输电线路山火监测与风险预警中火焰高度测量困难的技术难题,提出一种融合 YOLOv9-SOEP 算法和双目立体视觉的输电线路山火火焰高度测量方法。该方法在 YOLOv9 网络架构的基础上引入小目标检测增强金字塔(SOEP)模块,构建了适用于输电线路山火场景的 YOLOv9-SOEP 改进目标检测算法;针对火焰图像纹理特征弱的问题,采用相位一致性方法实现山火双目图像的高精度特征点提取与匹配;最后通过特征点三维坐标转换与像素比例计算,建立了完整的输电线路山火火焰高度测量模型。实验结果表明,改进后的 YOLOv9-SOEP 目标检测模型在平均精度和召回率上分别达到了 85% 和 89%,相比于原模型分别提升 4% 和 19%,有效解决了小目标火焰漏检的问题;基于相位一致性的立体匹配方法能够较好地保留深度图中火焰目标的细节特征,在保证特征点充足的前提下匹配准确率达到了 92%;在模拟山火火焰高度测量实验中,火焰高度的测量误差控制在 6.48% 以内,所提方法为输电线路山火监测与风险预警提供了可靠的火焰高度测量解决方案。

关键词: 双目立体视觉;相位一致性;山火测高;目标检测

中图分类号: TM75;TN98

文献标识码: A

国家标准学科分类代码: 470.40;420.20

Flame height measurement of transmission lines wildfire based on YOLOv9-SOEP and binocular stereo vision

Lai Dongyang¹ Qiu Zhibin¹ Yang Zeding¹ Ye Jun¹ Luo Ruijie² Peng Tianhao² Zhou Shuolun²

(1. Department of Energy and Electrical Engineering, Nanchang University, Nanchang 330031, China;

2. School of Electrical Engineering and Automation, Wuhan University, Wuhan 430072, China)

Abstract: To address the technical challenge of measuring flame height in wildfire monitoring and risk early warning for transmission lines, this study proposes a method for measuring wildfire flame height by integrating the YOLOv9-SOEP algorithm with binocular stereo vision. Based on the YOLOv9 network architecture, the method introduces a small object enhancement pyramid (SOEP) module to construct an improved YOLOv9-SOEP target detection algorithm tailored for transmission line wildfire scenarios. To overcome the issue of weak texture features in flame images, a phase consistency method is adopted to achieve high-precision feature point extraction and matching in binocular wildfire images. Finally, a comprehensive flame height measurement model for transmission line wildfires is established through 3D coordinate transformation of feature points and pixel ratio calculation. Experimental results demonstrate that the improved YOLOv9-SOEP model achieves an average precision and recall of 85% and 89%, respectively, representing improvements of 4% and 19% over the original model, effectively addressing the issue of missed detection for small flame targets. The phase consistency-based stereo matching method effectively preserves the detailed features of flame targets in depth maps, achieving a matching accuracy of 92% while ensuring sufficient feature points. In simulated wildfire flame height measurement experiments, the measurement error was controlled within 6.48%. The proposed method provides a reliable solution for flame height measurement in transmission line wildfire monitoring and risk early warning.

Keywords: binocular stereo vision; phase consistency; wildfire height measurement; target detection

收稿日期: 2025-01-08 Received Date: 2025-01-08

* 基金项目: 国家自然科学基金(52167001)、江西省研究生创新专项资金(YC2023-S129)、江西省“双千计划”创新领军人才长期(青年)(jxsq2019101071)项目资助

0 引言

由于输电线路走廊经常需要穿越山区、农田和草原等山火易发地区^[1],近年来各地因山火导致的输电线路跳闸事故频频发生^[2-3],山火已经严重威胁着电网的安全运行^[4]。

目前,山火监测和风险预警是电网在应对线路山火灾害的重要手段^[5]。随着图像处理技术的飞速发展,许多研究人员将其应用于输电线路山火监测领域^[6-7]。以基于深度学习的目标检测为代表的图像识别技术^[8],凭借其强大的特征表达能力、出色的泛化能力和端到端的学习模式,在山火检测任务中表现较好^[9-10],但仍存在小目标火焰漏检率较高的问题^[11]。文献[12]利用可见光/红外双目立体定位模型,在输电线路分布式山火监测系统中实现了火点到输电线路最短距离的计算;文献[13]开发了同步卫星山火监测系统,通过优化信号接收和定位算法,实现了输电线路山火的快速精准定位。但此类山火监测方法只能根据火焰与输电线路距离对输电线路山火灾害进行简单告警。文献[14]提出基于火点距离、气象、植被、地形等影响因素和火焰燃烧模型的山火跳闸风险评估系统;文献[15]利用激光点云技术收集输电走廊信息,并通过估算火焰高度建立了山火条件下线路绝缘击穿模型。由于缺少合适的火焰高度测量方法,此类风险评估模型在处理火焰高度参数时,常采用近似估计的方法。但实际上火焰高度是输电线路山火短路击穿风险评估的重要指标^[16-17]。

在输电线路图像测距场景下,双目视觉系统能在完成测距任务的同时提供可见光图像,相比于激光测距^[18]和单目测距^[19]方案具有较高的成本效益和环境适应性。立体匹配作为双目立体视觉的关键任务决定了最终测量的精度,现已有了不少研究。文献[20]采用半全局匹配算法(semi-global stereo matching, SGBM)完成了输电线路双目图像同名点匹配,实现了输电线路净距的快速测量;文献[21]针对输电线路下施工碰线问题,利用SGBM双目测距算法对输电线进行测距;文献[22]采用最小二乘拟合插值法和双边滤波对SGBM立体匹配算法进行改进,在输电线路防外破场景下获得了较好的匹配效果和测量精度。但在输电线路山火监测场景下,由于山火发展初期的火焰目标尺寸较小且火焰图像纹理特征较弱,现有立体匹配算法难以直接应用,因此需要对匹配算法进行对应的改进。

针对上述问题,提出一种融合YOLOv9-SOEP算法和双目立体视觉的输电线路山火火焰高度测量方法。通过YOLOv9-SOEP算法获取火焰预测框,确定火焰图像目标区域,利用相位一致性(phase congruency, PC)对双目视

觉立体匹配算法提出改进,融合YOLOv9-SOEP网络和相位一致性立体匹配算法构建输电线路山火火焰高度测量模型。通过实验证明研究结果可以作为输电线路山火监测和山火风险评估研究的补充。与现有研究相比,该研究的主要创新点体现在以下3个方面。

1) 通过引入小目标检测增强金字塔(small object enhance pyramid, SOEP)模块提出YOLOv9-SOEP算法,有效解决了小目标火焰漏检的问题。

2) 创新性地将相位一致性理论应用于双目视觉立体匹配,提出基于局部相位信息的特征点匹配算法,有效解决了传统方法在山火场景下因火焰纹理模糊导致匹配困难的问题。

3) 构建了完整的输电线路山火火焰高度测量模型,通过整合目标检测与立体匹配算法,实现了从图像采集到火焰高度计算的端到端测量。

1 输电线路山火火焰高度测量方法

输电线路山火火焰高度测量方法整体框架如图1所示,该方法主要由3个部分组成,分别为目标检测模块、立体匹配模块和高度测量模块。目标检测模块利用训练好的YOLOv9-SOEP网络对图像进行检测,当图像中存在火焰目标时将火焰区域裁剪出并保存检测框信息;立体匹配部分对火焰区域进行特征点提取和特征描述,通过双目图像立体匹配输出特征点视差值;高度测量部分将特征点三维坐标转换后计算像素比例,结合火焰检测框高度计算火焰实际高度。

1.1 输电线路山火目标检测算法

以YOLOv9算法为基准框架,针对输电线路山火目标检测任务进行改进。YOLOv9是一种实时目标检测模型,其网络结构主要分为5个部分,即输入端(input)、骨干网络(backbone)、颈部结构(neck)、头部(head)和辅助可逆分支(auxiliary reversible branch)。输入端用于对图像进行预处理;骨干网络负责从图像中提取特征,由卷积模块、GELAN模块、Adown模块组成,构建了多层次特征提取体系;在颈部结构沿用PAN的金字塔式结构;头部在每个尺度上设计独有的检测器,用于预测该尺度上的边界框;辅助可逆分支是YOLOv9为了解决深度学习模型中的信息瓶颈问题引入的结构,信息瓶颈指的是深度学习中,输入数据正向传播过程中可能遭遇信息丢失。

原YOLOv9算法在大目标的山火火焰检测任务中表现出色,然而,由于山火发展初期火焰目标较小、特征不明显等因素,算法对火焰的识别能力不足,存在较高的漏检率。为了解决这个问题,设计SOEP颈部结构用于替换原模型结构中的Neck部分,改进后的目标检测算法命名为YOLOv9-SOEP,如图2所示。将P2特征层输入到

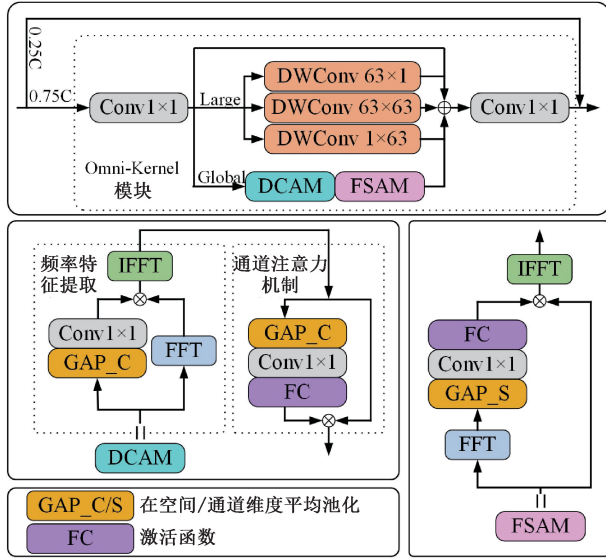


图3 CSP-OK 模块

Fig. 3 CSP-OK module

弱,基于像素梯度设计的特征点提取方法效果较差。相位一致性思想通过傅里叶分量的相位对齐程度表征图像特征,而非依赖像素强度梯度,具有光照不变性和对比度鲁棒性等优势。

1) 特征点提取

PC 图中含有丰富的边缘信息和细节特征,因此在 PC 图上利用 Harris 算法进一步提取山火双目图像中的角点和边缘点作为特征点。采用相位一致性模型计算给定图像的相位^[23],该模型利用二维 Log-Gabor 滤波器对图像进行多尺度、多方向的卷积处理,提取图像局部相位特征。二维 Log-Gabor 滤波器的空间域表达式为:

$$L(x, y) = L_{so}^{even}(x, y) + iL_{so}^{odd}(x, y) \quad (1)$$

式中: $L_{so}^{even}(x, y)$ 和 $L_{so}^{odd}(x, y)$ 分别为在尺度 s 和方向 o 上的偶对称和奇对称 Log-Gabor 小波。

在构造 PC 图时,对一幅二维图像 $I(x, y)$,利用 $L_{so}^{even}(x, y)$ 和 $L_{so}^{odd}(x, y)$ 对图像 $I(x, y)$ 进行卷积处理:

$$\begin{aligned} [E_{so}^{odd}(x, y), O_{so}^{even}(x, y)] = \\ [I(x, y) \cdot L_{so}^{even}(x, y), I(x, y) \cdot L_{so}^{odd}(x, y)] \end{aligned} \quad (2)$$

式中: $E_{so}^{even}(x, y)$ 为图像 I 在尺度 s 上的响应; $O_{so}^{even}(x, y)$ 是图像 I 在方向 o 上的响应。分别计算图像 I 在尺度 s 和方向 o 上的振幅分量和相位分量 $A_{so}(x, y)$ 和 $\Phi_{so}(x, y)$:

$$A_{so}(x, y) = \sqrt{E_{so}^{odd}(x, y)^2 + O_{so}^{even}(x, y)^2} \quad (3)$$

$$\Phi_{so}(x, y) = \arctan(O_{so}^{even}(x, y), E_{so}^{odd}(x, y)) \quad (4)$$

相位一致性模型可以表示为:

$$PC = \frac{\sum_s \sum_o \omega_o(x, y) [A_{so}(x, y) \Delta \Phi_{so}(x, y) - T]}{\sum_s \sum_o A_{so}(x, y) + \xi} \quad (5)$$

式中: $\omega_o(x, y)$ 为频率权重系数; T 为根据先验知识确定的噪声阈值; ξ 是一个接近 0 的值,用于防止分母为 0; $[\cdot]$ 运算符表示该式计算结果为正时正常输出,否则输出结果为 0。则相位一致性最大矩 M 和最小矩 m 为:

$$M = \frac{1}{2}(c + a + \sqrt{b^2 + (a - c)^2}) \quad (6)$$

$$m = \frac{1}{2}(c + a - \sqrt{b^2 + (a - c)^2}) \quad (7)$$

$$\begin{cases} a = \sum_{\theta} [PC(\theta) \cos \theta]^2 \\ b = 2 \sum_{\theta} [PC(\theta) \cos \theta] [PC(\theta) \sin \theta] \\ c = \sum_{\theta} [PC(\theta) \sin \theta]^2 \end{cases} \quad (8)$$

式中: θ 为方向 o 的角度值; a 、 b 和 c 是最大矩和最小矩计算的中间变量。最大矩 M 能较好反映图像的边缘信息,最小矩 m 能较好反映图像的角点信息。

特征点提取流程为首先计算原图像的最大矩和最小矩图,然后分别对最大、小矩图应用 Harris 算法,得到图像的角点特征和边缘特征,最后将角点特征和边缘特征叠加得到图像的特征提取结果。检测结果如图 4 所示, Harris 算法不仅得到的特征点总数较少,并且特征点多位于非火焰目标;而在最大、小矩图上应用 Harris 特征点检测能大幅提升火焰特征点数量。

2) 特征描述与匹配

相比于基于梯度信息的立体匹配,相位一致性可以在图像的不同尺度对图像特征进行描述,因此更适合应用于特征描述中;在特征点提取中已经利用二维 Log-Gabor 滤波器对图像进行卷积处理,因此在特征描述中可以充分利用其在尺度和方向上的振幅分量和相位分量的计算结果,从而减少计算量。

在不同尺度 s 和方向 o ($s=1, 2, 3, 4; o=0^\circ, 30^\circ, 60^\circ, 90^\circ, 120^\circ, 150^\circ$) 中构造 Log-Gabor 滤波器分别对输入图像进行卷积操作,利用振幅分量响应公式得到不同尺度和方向振幅响应 $A_{so}(x, y)$ 。将同一个方向的 4 个尺度的振幅响应相加,得到 6 个方向的振幅响应 $A'_{oj}(x, y)$:

$$A'_{oj}(x, y) = \sum_{i=1}^4 A_{oj}(x, y) \quad (9)$$

通过上述方法可以计算任意一个像素的描述符,该描述符包含 6 维特征向量。若直接将该方法建立特征点的描述符,会忽略领域像素对特征点描述符的贡献,因此建立特征点领域相关描述符。如图 5 所示,以特征点为中心,构建半径为 16 pixels 的圆形区域,以 36° 为间隔分

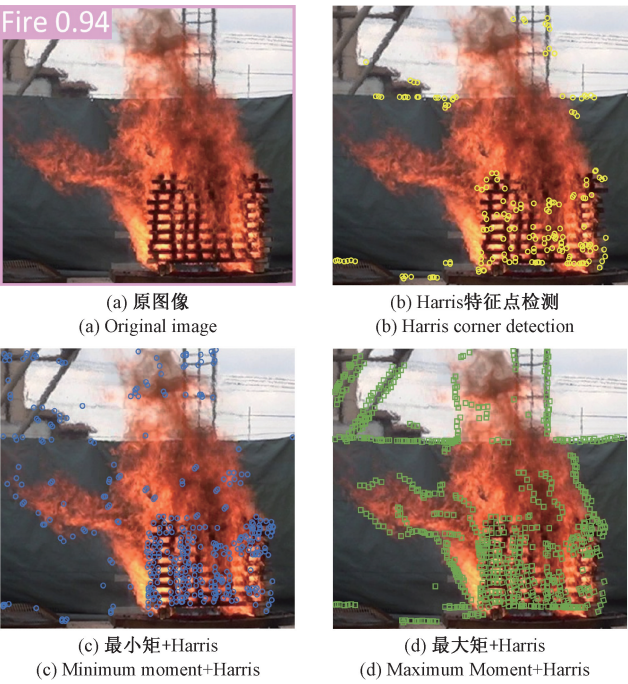


图 4 特征点检测结果
Fig. 4 Result of feature point detection

成 10 个扇形区域,每个扇形以半径方向平均分成 3 个图像块,共得到 21 个图像块。利用式(9)可以计算图像块的振幅响应,每个图像块包含 6 维特征向量,将所有图像块的特征向量叠加,得到该特征点包含 126 维特征向量的特征描述符。

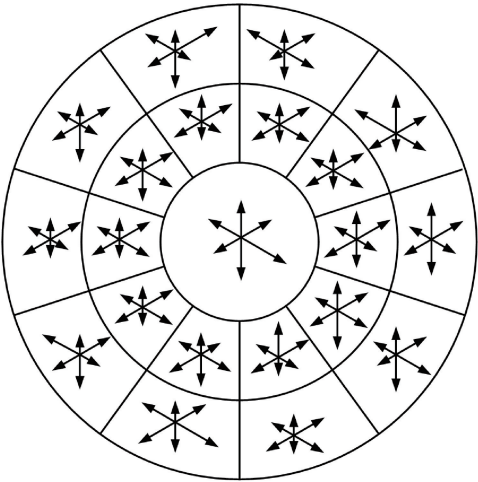


图 5 特征点描述符构建
Fig. 5 Construction of descriptors for feature points

为了提高特征点的立体匹配效率,将极线约束加入匹配策略。极线约束可以将匹配过程中特征点搜寻区域限制至一维,考虑标定方法、设备光路偏移等因素造成的误差后,极线约束可以表示为:

$$p_2^T l_{e_{p_2}} = p_2^T M p_1 = [u_2 \quad v_2 \quad 1] K_2 t^{\wedge} R K_1^{-1} \begin{bmatrix} u_1 \\ v_1 \\ 1 \end{bmatrix} \leq \eta \tag{10}$$

式中: p_1, p_2 为两幅图像上相对应的像点; $l_{e_{p_2}}$ 为极线方程式; M 为两相机的基础矩阵; K_1, K_2 分别为两相机的内参; t, R 表示相机之间的平移、旋转矩阵; η 为极线误差阈值。当特征点与极线距离 $\leq \eta$ 时认为其满足极线约束,纳入待匹配点。

1.3 输电线路山火火焰高度测量模型

双目立体视觉系统由两个摄像机模仿生物双眼组成,利用小孔成像模型描述真实空间点与图像投影点之间的关系。双目立体视觉模型如图 6 所示。

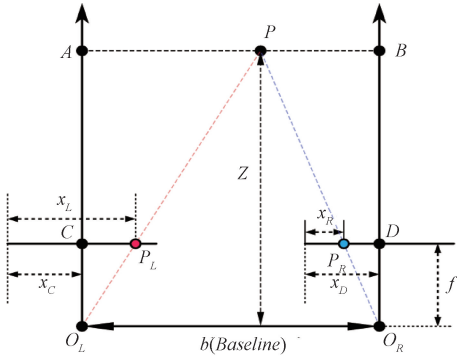


图 6 双目立体视觉模型
Fig. 6 Binocular stereo vision model

$P(X, Y, Z)$ 为被测目标表面上任意一点, $p_l(x_l, y_l)$ 和 $p_r(x_r, y_r)$ 分别为点 P 在左、右成像平面上的投影点,由 $\triangle O_L A P \sim \triangle O_L C P_L$ 和 $\triangle O_R B P \sim \triangle O_R D P_R$ 可得:

$$\frac{Z}{f} = \frac{PA}{x_L - x_C} = \frac{PB}{x_D - x_R} \tag{11}$$

$$\frac{Z}{f} (x_L - x_R + x_D - x_C) = PA + PB \tag{12}$$

由式(11)和(12)得到点 P 的深度计算公式为:

$$Z = \frac{bf}{d + (x_D - x_C)} = \frac{bf}{d} \tag{13}$$

式中: f 为相机的焦距; d 为目标点的视差。

根据左相机小孔成像模型可以进一步得到空间点 P 的其余空间坐标计算公式为:

$$\begin{cases} X = \frac{u - c_x}{f_x} Z \\ Y = \frac{v - c_y}{f_y} Z \end{cases} \tag{14}$$

式中: f_x 和 f_y 分别为 x 方向和 y 方向上的焦距; c_x 和 c_y 为相机光轴在 x 方向和 y 方向上的偏移量。

1) 输电线路山火定位计算

式(13)和(14)给出了左相机像素坐标系 ouv 和相机坐标系 $OXYZ$ 的转换关系。由于相机并不是固定的,以相机平面建立的相机坐标系 $OXYZ$ 不是稳定的坐标系,因此引进杆塔坐标系 $OX_wY_wZ_w$ 。如图 7 所示,相机坐标系 $OXYZ$ 以左相机平面的光心 O 为原点,相机平面垂直向外过光心的直线为 Z 轴建立。同样以左相机平面光心 O 为原点,但其 Z 轴为输电线路走向平面垂直向外且通过光心的直线。由于相机坐标系 $OXYZ$ 和杆塔坐标系 $OX_wY_wZ_w$ 之间只存在旋转关系,则点 P 在两个坐标系中的转换公式为:

$$\begin{bmatrix} X_w \\ Y_w \\ Z_w \end{bmatrix} = R_1 R_2 R_3 \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} = R \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} \quad (15)$$

$R =$

$$\begin{bmatrix} \cos\gamma & \sin\gamma & 0 \\ -\sin\gamma & \cos\gamma & 1 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos\beta & 0 & \sin\beta \\ 0 & 1 & 0 \\ \sin\beta & 0 & \cos\beta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos\alpha & \sin\alpha \\ 0 & -\sin\alpha & \cos\alpha \end{bmatrix} \quad (16)$$

式中: R_1 、 R_2 和 R_3 分别为相机坐标系 $OXYZ$ 在旋转过程中绕 X 轴、 Y 轴和 Z 轴的旋转矩阵; α 、 β 和 γ 分别为各自的旋转角度。

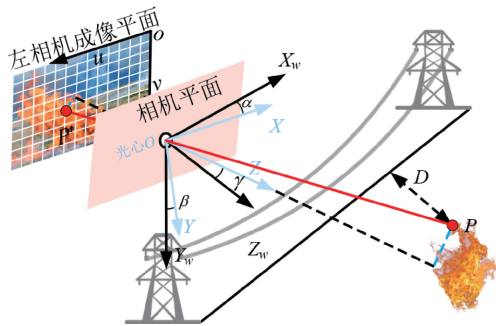


图 7 坐标系转换

Fig. 7 Transformation of coordinate system

由杆塔坐标系的定义可知,点 P 到输电线路水平距离 D ,即 P 点在杆塔坐标系 Z 轴上的坐标绝对值。假设相机在初始位置时,相机坐标系 $OXYZ$ 和杆塔坐标系 $OX_wY_wZ_w$ 重合,则 α 、 β 和 γ 参数为相机平台的旋转角度,可以轻易获得,那么点 P 到输电线路水平距离 D 可以通过式(15)计算得出。

2) 火焰高度测量

火焰高度自动测量算法具体分为以下 4 个步骤:(1)利用改进 YOLOv9 目标检测算法对采集到的输电线路山火双目图像分别进行检测,得到火焰预测框;(2)通过火焰预测框信息确定图像中的火焰区域,并将火焰预测框高度 h 作为火焰在图像坐标系中的像素高度;(3)

利用改进立体匹配算法对火焰区域进行特征检测以及立体匹配,调整极线误差阈值和 Harris 特征点检测阈值,得到 $2n$ 个匹配点;(4)完成火焰高度测量,通过双目立体视觉模型计算匹配点 $p_i(x_i, y_i)$ 的空间坐标 $P_i(X_i, Y_i, Z_i)$,进一步计算火焰高度 H 公式为:

$$H = k \times h = \frac{1}{n} \left(\frac{Y_1 - Y_2}{y_1 - y_2} + \dots + \frac{Y_{n-1} - Y_n}{y_{n-1} - y_n} \right) \times h \quad (17)$$

式中:像素比例 k 的为图像中火焰区域单个像素在空间中所占的长度。

火焰高度测量代码包括山火火焰目标检测、双目图像立体匹配和火焰高度计算,整体算法的伪代码如下。

算法: 输电线路山火火焰高度测量算法

输入: 山火双目图像 imageL、imageR;

相机标定参数 K_L 、 K_R 、 R 、 T 、 $dist_L$ 、 $dist_R$

输出: 火焰高度 H

山火火焰目标检测

1: $xyxy_l, xyxy_r, h = \text{YOLOv9_SOPE_predict}(\text{imageL}, \text{imageR})$

2: $\text{imageL_crop}, \text{imageR_crop} = \text{crop}(\text{imageL}, \text{imageR}, xyxy_l, xyxy_r)$

双目图像立体匹配

3: $\text{Aso_l}, \text{Pso_l}, \text{Aso_r}, \text{Pso_r} = \text{calculate_am_ph}(\text{imageL_crop}, xyxy_l, \text{imageR_crop}, xyxy_r)$

4: $m_l, M_l, m_r, M_r = \text{calculate_m_M}(\text{Aso_l}, \text{Pso_l}, \text{Aso_r}, \text{Pso_r})$

5: $\text{keypoints_l}, \text{keypoints_r} = \text{harris_detection}(m_l, M_l, m_r, M_r)$

6: $\text{descriptor_l}, \text{descriptor_r} = \text{calculate_desc} = (\text{keypoints_l}, \text{keypoints_r}, \text{Aso_l}, \text{Pso_l}, \text{Aso_r}, \text{Pso_r})$

7: $\text{disparity} = \text{stereo_matching}(\text{keypoints_l}, \text{keypoints_r}, \text{descriptor_l}, \text{descriptor_r})$

火焰高度计算

8: $H = \text{calculate_flame_height}(K_L, K_R, R, T, \text{dist}_L, \text{dist}_R, h)$

2 实验验证与分析

2.1 实验准备

目标检测图像数据集主要由两部分构成:1)通过搜索引擎和电网相关部门可视化视频监控系统等途径收集山火图像,涵盖了山地、草原、森林等输电线路常见场景;2)数据集来源于模拟山火实验。目标检测数据集共 3 026 幅图像,按照 7 : 2 : 1 的比例划分为训练集、验证集和测试集,对数据集进行扩充,部分数据集如图 8 所示。

关键点检测及立体匹配实验采用 Middlebury Stereo 2014 双目数据集,该数据集提供了 23 对高分辨率立体图像,同时给出了所有像素的参考视差。实验进行算例分析的硬件条件如表 1 所示。

在某工程试验场地开展模拟山火实验中,实验获取了水杉、云南松等植被的模拟山火燃烧图像,并记录了实验过程中火焰高度变化。模拟山火实验场地布置如图 9 所示。

使用相机和自制的标定模板搭建相机标定系统,根据张正友标定法,对相机的内参和外参进行标定。为了



图 8 数据集示例图像

Fig. 8 Dataset sample images

保证标定精度,采集 20~30 张棋盘格标定模板图像作为标定数据集如图 10 所示。

表 1 目标检测实验平台配置

Table 1 Configuration of the target detection experimental platform

名称	配置
操作系统	Windows 10
编程语言	Python 3.8
处理器	Intel(R) Core(TM) i5-12400
显卡	NVIDIA GeForce RTX 3060(12 G)
深度学习框架	Pytorch 3.8
CUDA	CUDA 11.6

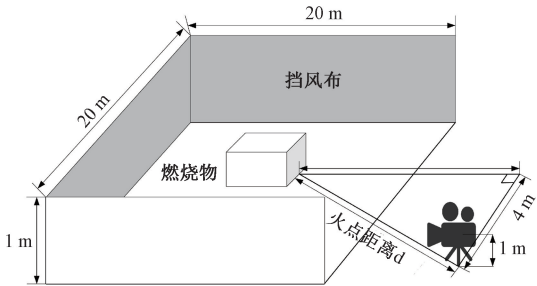


图 9 模拟山火实验场地布置

Fig. 9 Arrangement of simulated wildfire experiment site

相机标定得到的内参矩阵为:

$$K_L = \begin{bmatrix} 1\,615.449\,5 & -12.381\,6 & 1\,329.906\,9 \\ 0 & 1\,610.658\,0 & 741.378\,4 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (18)$$

$$K_R = \begin{bmatrix} 1\,628.548\,1 & -13.184\,2 & 1\,341.023\,6 \\ 0 & 1\,622.251\,5 & 742.592\,4 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (19)$$

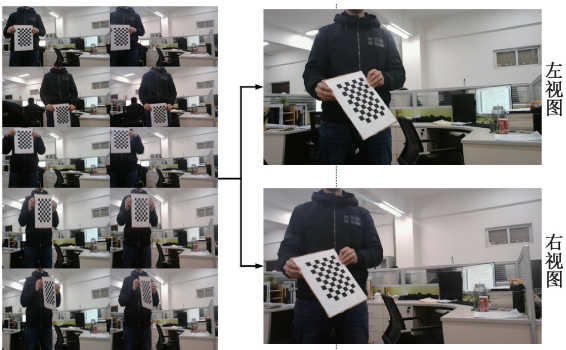


图 10 标定数据集示意图

Fig. 10 Schematic diagram of calibration dataset

相对棋盘格标定板的旋转和平移矩阵分别为:

$$R = \begin{bmatrix} 0.991\,5 & -0.020\,0 & 0.128\,4 \\ 0.029\,8 & 0.996\,7 & -0.075\,1 \\ -0.126\,5 & 0.078\,3 & 0.988\,9 \end{bmatrix} \quad (20)$$

$$T = \begin{bmatrix} -475.952\,1 \\ 278.642\,8 \\ 954.305\,8 \end{bmatrix} \quad (21)$$

相机畸变参数矩阵为:

$$dist_L = \begin{bmatrix} -0.035\,7 \\ 0.007\,7 \\ -0.000\,8 \\ -0.000\,5 \\ -0.006\,2 \end{bmatrix}, dist_R = \begin{bmatrix} -0.042\,9 \\ 0.018\,2 \\ -0.000\,8 \\ -0.000\,5 \\ -0.006\,2 \end{bmatrix} \quad (22)$$

2.2 改进目标检测模型实验结果对比分析

对比实验中各模型均使用相同的训练参数设置和数据集,采用 SGDM 算法进行学习优化,训练轮数为 300 轮,动量设置为 0.9,学习率设置为 1×10^{-4} ,Batch Size 为 64,正则化因子设为 1×10^{-4} 。

为了验证改进 YOLOv9 目标检测算法在火焰区域检测上的作用,选取精确率 (P)、召回率 (R)、平均精度 (AP)、参数量 (Params) 4 种指标作为评估标准。如表 2 所示,选取 YOLOv5s、YOLOv7s、YOLOv9 和 YOLOv9-SOEP 目标检测模型在构建的目标检测数据集上进行实验。

表 2 不同目标检测网络性能对比

Table 2 Performance comparison of different object detection networks

算法模型	P/%	AP@ 0.5/%	R/%	Paras/($\times 10^6$)
YOLOv5s	69	70	68	9.2
YOLOv7s	77	74	71	11.0
YOLOv9s	84	81	70	7.2
YOLOv9-SOEP	87	85	89	7.6

实验结果表明,改进后的目标检测算法 YOLOv9-

SOEP 的召回率对比同系列目标检测算法的召回率分别提高了 21%、18%和 19%,说明改进后的网络能较好解决对小目标火焰漏检的问题;提出的算法精确率和平均精度分别为 87%和 85%,在同系列目标检测算法中表现优秀,除参数量对比原 YOLOv9s 网络稍有增加之外,各评价指标均为最优。部分目标检测结果如图 11 所示,YOLOv9s 由于对小目标火焰的检测能力较弱,存在少量漏检情况,提出的 YOLOv9-SOEP 对小目标火焰的检测结果较为出色。



图 11 部分目标检测结果

Fig. 11 Object detection results of some images

2.3 关键点检测及立体匹配结果对比分析

为了验证基于相位一致性的山火双目图像立体匹配模型的有效性,选取典型稀疏立体匹配算法:NGMM、ORB、ORB-PROSAC 与提出的立体匹配算法进行对比实验。在 Middlebury Stereo 2014 数据集上进行实验,以特征点提取数量(Points)、匹配准确率 P 和匹配时间 T 为评价指标,实验结果如表 3 所示。

表 3 不同立体匹配算法性能对比

Table 3 Performance comparison of different stereo matching algorithms

算法模型	点数		$P/\%$	T/s
	Left	Right		
NGMM	805	841	74	35
ORB	344	313	51	10
ORB-PROSAC	361	366	62	19
改进算法	652	681	92	17

由实验结果可知,ORB 算法提取的特征点数量较少,由于该算法计算特征点描述符特征时维度低,虽然其匹配时间较短,但匹配准确率较低;ORB-PROSAC 是 ORB 算法的改进版本,在原算法的基础上利用 PROSAC 优化算法对匹配点进行优选,这种方法在特征点丰富的图像中可以提高立体匹配的准确率,但由于其本身提取

特征点的能力有限,所以并不适用于输电线路山火场景;相对于 ORB-PROSAC 和 ORB 算法,NGMM 算法通过增加特征点提取数量在匹配准确率上有所提高,但导致了匹配时间大量增加。提出的基于相位一致性的立体匹配方法在保证匹配效率的同时,达到了较高的匹配准确率。

为验证改进立体匹配算法的性能,进一步生成深度图对其进行定性分析。通过降低特征点提取的阈值增加有效特征点的密度,采用插值算法对离散深度点进行优化处理,进而生成稠密深度图如图 12 和 13 所示。由实验结果可知,基于相位一致性的立体匹配方法能够较好地保留细节信息。证明改进算法通过结合相位一致性的特征点检测与特征描述,提升了算法在边缘及细节区域的鲁棒性和匹配精度。

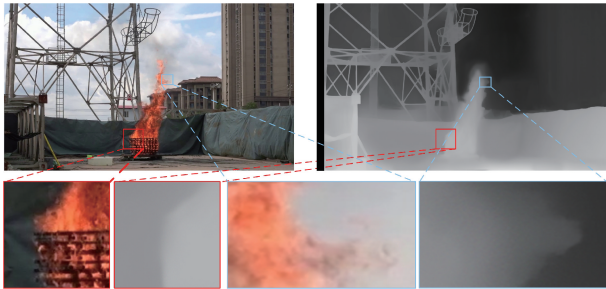


图 12 深度图细节

Fig. 12 Details of depth maps

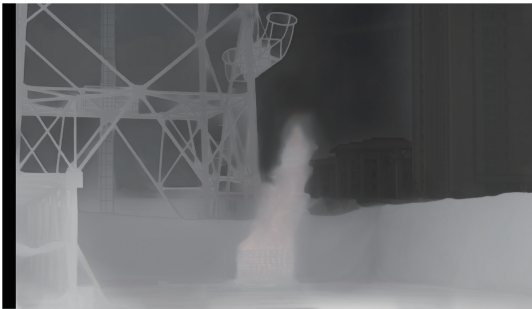


图 13 原图与深度图叠加效果

Fig. 13 Overlay of the original image and the depth map

2.4 火焰高度测量结果对比与分析

部分双目图像的特征点匹配结果如图 14 所示。从图 14 可以看出提出的 YOLOv9-SOEP 目标检测算法能准确地划分出待匹配的火焰区域;基于相位一致性的立体匹配算法在左右图像中均获得了较多的特征点,特征点能均匀分布在火焰像素上,各特征点得到了精准的匹配。

火焰高度测量结果如表 4 所示。由实验结果可知,随着火焰目标与相机距离的增加,测量误差逐渐增大,在实验条件下提出的基于 YOLOv9-SOEP 与双目立体视觉的火焰高度测量误差不超过 6.48%。



图 14 模拟山火图像特征点匹配效果

Fig. 14 Matching effect of feature points in simulated mountain fire images

表 4 模拟山火火焰高度测量实验结果
Table 4 Experimental results of simulated
flame height measurement

组数	火点距离/m	实际高度/m	测量高度/m	相对误差/%
1	11.5	1.45	1.36	6.21
2	11.5	3.42	3.40	0.58
3	11.5	4.84	4.65	3.93
4	15.0	2.36	2.30	2.54
5	15.0	5.67	5.36	5.47
6	15.0	9.36	8.78	6.20
7	20.8	5.25	4.91	6.48
8	20.8	7.89	7.45	5.58
9	20.8	12.22	11.90	2.62

3 结 论

针对输电线路山火监测中火焰高度测量这一技术难题,提出了一种融合 YOLOv9-SOEP 目标检测算法和相位一致性立体匹配算法的输电线路山火火焰高度测量模型。核心思想在于利用 YOLOv9-SOEP 改进目标检测算法对输电线路山火双目图像进行检测,得到火焰在图像中的位置信息,通过基于相位一致性的立体匹配算法对火焰区域进行特征点检测、描述与匹配,并结合双目立体视觉模型计算匹配点的空间坐标,最终实现火焰高度的精确测量。其优势在于通过引入 SOEP 结构对 YOLOv9 网络提出改进,采用 SOEP 替换原算法中的 Neck 部分,有效解决了因火焰目标在初期发展阶段尺寸较小而导致的检测算法感知能力不足的问题;针对火焰区域纹理弱导致的匹配难题,引入相位一致性原理实现山火双目图像的特征点提取、描述和匹配,利用 PC 图中丰富的边缘信息和细节特征得到了丰富的特征点,同时基于相位一致性模型构建了高鲁棒性的特征描述符。实验表明,提出的输电线路山火火焰高度测量模型在实验条件下测量误差不超过 6.48%,为输电线路山火监测与风险预警提供了可行的火焰高度测量方案。在后续研究中,可以针对边缘计算设备资源受限的问题,开展输电线路山火火

焰高度测量模型的实时性优化研究。在保证测量精度的同时,重点优化算法的计算效率和资源占用率,使其更适合在边缘计算设备上部署和应用。

参考文献

[1] 刘晖,向淳,周恩泽,等. 基于动态贝叶斯网络的输电走廊山火风险时空评估[J]. 南方电网技术,2023, 17(11):148-158.
LIU H, XIANG ZH, ZHOU EN Z, et al. Temporal and spatial assessment of wildfire risk in transmission line corridors based on dynamic Bayesian networks [J]. Southern Power System Technology, 2023, 17 (11): 148-158.

[2] 周恩泽,黄勇,龚博,等. 基于朴素贝叶斯网络的输电走廊山火风险评估模型[J]. 南方电网技术,2021, 15(8):120-129.
ZHOU EN Z, HUANG Y, GONG B, et al. Wildfire risk assessment model of power transmission line corridors based on naive Bayes network [J]. Southern Power System Technology, 2021, 15 (8): 120-129.

[3] 欧阳帆,余笑龙,徐彪,等. 基于多指标综合评价的配电网接地故障山火风险等级划分[J]. 电力系统保护与控制,2024,52(8):10-19.
OUYANG F, SHE X L, XU B, et al. A method for dividing the forest fire risk levels caused by a ground fault risk levels on distribution lines based on multiple index comprehensive evaluation [J]. Power System Protection and Control, 2024, 52 (8): 10-19.

[4] YU L, ZHOU L W, CHEN J, et al. Monitoring and risk assessment of wildfires in the corridors of high-voltage transmission lines [J]. IEEE Access, 2020, 8: 170057-170069.

[5] 杨淳岚,宁鑫,徐会凯,等. 电网山火监测及风险预警技术研究综述 [J]. 电网技术, 2023, 47 (11): 4765-4777.
YANG CH L, NING X, XU H K, et al. Overview of mountain fire monitoring and early warning for power grid demand [J]. Power System Technology, 2023, 47 (11):

- 4765-4777.
- [6] 祝永坤,尚鑫,冯振华,等. 山区输电线路高浓度烟雾环境火点定位技术[J]. 电子测量与仪器学报,2024,38(11):235-241.
- ZHU Y K, SHANG X, FENG ZH H, et al. Fire point location technology in high concentration smoke environment of transmission line in mountainous area[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2024, 38(11):235-241.
- [7] 翟永杰,龙雅芸,江柳,等. 基于异常检测的输电线路山火检测方法研究[J]. 华北电力大学学报(自然科学版),2021,48(6):90-96.
- ZHAI Y J, LONG Y Y, JIANG L, et al. Research on wildfire detection method of transmission line based on anomaly detection[J]. Journal of North China Electric Power University (Natural Science Edition), 2021, 48(6):90-96.
- [8] 刘传洋,吴一全,刘景景. 基于视觉的输电线路金具锈蚀缺陷检测方法研究进展[J]. 仪器仪表学报,2024,45(3):286-305.
- LIU CH Y, WU Y Q, LIU J J. Research progress of vision-based rust defect detection methods for metal fittings in transmission lines [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(3):286-305.
- [9] 张政,何慧. 一种改进的 DETR 输电线路通道山火烟雾检测方法[J]. 小型微型计算机系统,2024,45(3):670-675.
- ZHANG ZH, HE H. Improved mountain fire smoke in transmission line channel detection method for DETR[J]. Journal of Chinese Computer Systems, 2024, 45(3):670-675.
- [10] 赵钰,姜凌霄. 基于边缘计算的超特高压输变电走廊山火预警方法[J]. 消防科学与技术,2021,40(3):422-425.
- ZHAO Y, JIANG L X. Mountain fire early warning method in extra/ultra high voltage transmission and transformation corridor based on edge computing [J]. Fire Science and Technology, 2021, 40(3):422-425.
- [11] 李坊朴,芮雪,李孜军,等. 基于改进 YOLOv5 的小目标火灾检测模型研究[J]. 清华大学学报(自然科学版),2025,65(4):655-663.
- LI F P, RUI X, LI Z J, et al. Research on small target fire detection model based on improved YOLOv5[J]. Journal of Tsinghua University (Science and Technology), 2025, 65(4):655-663.
- [12] 何立夫,陆佳政,刘毓,等. 输电线路山火可见光-红外多光源精准定位技术[J]. 高电压技术,2018,44(8):2548-2555.
- HE L F, LU J ZH, LIU Y, et al. Precise positioning technology of wild fire nearby transmission lines by visible and infrared vision[J]. High Voltage Engineering, 2018, 44(8):2548-2555.
- [13] 刘毓,陆佳政,罗晶,等. 架空输电线路山火同步卫星广域监测与杆塔定位[J]. 电网技术,2018,42(4):1322-1327.
- LIU Y, LU J ZH, LUO J, et al. Synchronous satellite wide area monitoring for overhead transmission line wildfire and tower location[J]. Power System Technology, 2018, 42(4):1322-1327.
- [14] 文刚,周仿荣,钱国超,等. 基于分治思想及火焰燃烧模型的输电线路跳闸风险评估方法[J]. 昆明理工大学学报(自然科学版),2023,48(6):66-77.
- WEN G, ZHOU F R, QIAN G CH, et al. Transmission line trip risk assessment method based on divide-and-conquer approach and flame combustion model [J]. Journal of Kunming University of Science and Technology (Natural Science), 2023, 48(6):66-77.
- [15] 周恩泽,樊灵孟,黄勇,等. 基于火焰燃烧模型的输电线路山火跳闸风险分布评估[J]. 电网技术,2022,46(7):2778-2785.
- ZHOU EN Z, FAN L M, HUANG Y, et al. Risk distribution assessment of wildfire-induced trips in transmission line based on flame combustion model[J]. Power System Technology, 2022, 46(7):2778-2785.
- [16] KHAN I, GHASSEMI M. A probabilistic approach for analysis of line outage risk caused by wildfires [J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2022, 139:108042.
- [17] ZHOU B, SUN X, XU Y, et al. Research on the quantitative assessment method of HVDC transmission line failure risk during wildfire disaster[J]. Electronics, 2024, 13(11):2119.
- [18] 张辉,杜瑞,钟杭,等. 电力设施多模态精细化机器人巡检关键技术及应用[J]. 自动化学报,2025,51(1):20-42.
- ZHANG H, DU R, ZHONG H, et al. The key technology and application of multi-modal fine robot inspection for power facilities [J]. Acta Automatica Sinica, 2025, 51(1):20-42.
- [19] 胡冠华,孙成会,申立群,等. 基于局部摄影的单目视觉输电线路弧垂测量[J]. 光学精密工程,2024,32(8):1175-1185.
- HU G H, SUN CH H, SHEN L Q, et al. Monocular vision transmission line sag measurement method based on local photography [J]. Optics and Precision Engineering, 2020, 46(7):2561-2569.

- [20] 李昊,王建,熊小伏,等. 基于双目图像测距的输电线路净距计算与安全告警方法[J]. 广东电力,2021,34(6):10-20.
LI H, WANG J, XIONG X F, et al. Clearance distance calculation and security warning method for overhead transmission lines based on binocular image rang [J]. Guangdong Electric Power, 2021, 34(6): 10-20.
- [21] 方春华,陆杰炜,董晓虎,等. 基于 AD-Census 代价及目标检测的吊车防碰线技术[J]. 电子测量技术, 2022, 45(13): 141-145.
FANG CH H, LU J W, DONG X H, et al. Technology of preventing cranes from touching wires based on AD-Census cost and object detection [J]. Electronic Measurement Technology, 2022, 45(13): 141-145.
- [22] 肖杨,高峰,花国祥. 基于双目视觉的输电线路防外破系统设计[J]. 电子测量技术, 2023, 46(16): 1-9.
XIAO Y, GAO F, HUA G X. Design of transmission line anti-external breakage system based on binocular vision [J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(16): 1-9.
- [23] JIANG X, MA J, XIAO G, et al. A review of multimodal image matching: Methods and applications [J]. Information Fusion, 2021, 73: 22-71.

作者简介

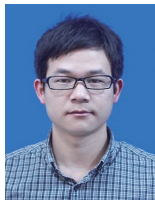


赖东阳, 2022 年于三峡大学获得学士学位, 现为南昌大学硕士在读, 主要研究方向为架空输电线路智能运维。

E-mail: lastname888666@163.com

Lai Dongyang received his B. Sc. degree from China Three Gorges University in 2022.

He is now a M. Sc. candidate at Nanchang University. His main research interests include the intelligent operation and maintenance of overhead transmission lines.



邱志斌(通信作者), 2011 年于武汉大学获得学士学位, 2016 年于武汉大学获得博士学位, 现为南昌大学副教授, 主要研究方向为输变电设备外绝缘、计算高电压工程、电力视觉与人工智能。

E-mail: qiuzb@ncu.edu.cn

Qiu Zhibin (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Wuhan University in 2011 and Ph. D. degree from Wuhan University in 2016, respectively. He is now an associate professor at Nanchang University. His main research interests include external insulation of transmission and transformation equipment, computational high voltage engineering, power.