

基于异源特征融合的电力设备分割与异常发热检测^{*}

赵欣洋¹ 刘志远² 赵宇嘉³ 尹琦云¹ 陆洪建¹ 李庆武³

(1. 国网宁夏电力有限公司超高压公司 银川 750000; 2. 国网宁夏电力有限公司 银川 750011;

3. 河海大学信息科学与工程学院 常州 213200)

摘 要: 为了从复杂的变电站场景中准确检测电力设备的异常发热区域,提出了一种融合红外与可见光异源图像特征的电力设备异常发热检测方法。首先,构建基于语义边缘信息协同增强的电力设备语义分割网络,通过构建多级跨模态特征融合模块,采用分层融合策略整合跨模态特征,从而提升模型对图像的理解能力。在特征解码阶段引入边缘信息监督模块,以增强分割边缘的清晰度与连续性,准确去除图像中的背景区域。在此基础上,提出一种基于注意力机制与残差信息优化的异常发热检测方法,设计了多级特征融合与注意力增强模块,分析红外与可见光前景特征,引入图像的残差信息,进一步加强对异常发热区域的探查能力并显著提升检测精度。通过现场采集的数据并进行手工标注,自建数据集并与多种先进算法进行了对比实验,语义分割的平均准确率(mAcc)和平均交并比(mIoU)分别达到 97.2% 和 88.9%,设备异常发热区域检测的 E-measure 指标较次优算法提升 2.6%。实验结果表明,所提出的方法能够高效、准确地检测复杂场景中的电力设备异常发热区域。

关键词: 异源特征融合; 语义分割; 电力设备; 异常发热检测

中图分类号: TP391.4; TN919.82 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.6040

Segmentation and anomalous heat detection of power equipment based on heterogeneous feature fusion

Zhao Xinyang¹ Liu Zhiyuan² Zhao Yujia³ Yin Qiyun¹ Lu Hongjian¹ Li Qingwu³

(1. Ultra High Voltage Company, State Grid Ningxia Electric Power Co., Ltd., Yinchuan 750000, China;

2. State Grid Ningxia Electric Power Co., Ltd., Yinchuan 750011, China;

3. College of Information Science and Engineering, Hohai University, Changzhou 213200, China)

Abstract: To accurately detect abnormal heating regions of power equipment in complex substation scenarios, this paper proposes a method for detecting abnormal heating of power equipment by fusing heterogeneous features from infrared and visible images. First, a semantic segmentation network for power equipment is constructed, enhanced through semantic edge information collaboration. A multi-level cross-modal feature fusion module is designed, adopting a hierarchical fusion strategy to integrate cross-modal features, thereby improving the model's ability to comprehend images. During the feature decoding stage, an edge information supervision module is introduced to enhance the clarity and continuity of segmentation boundaries, effectively removing background regions from the images. On this basis, an abnormal heating detection method optimized by attention mechanisms and residual information is proposed. A multi-level feature fusion and attention enhancement module is designed to analyze infrared and visible light foreground features, and residual information from the images is incorporated to further improve the detection capability and significantly enhance detection accuracy for abnormal heating regions. Using field-collected and manually annotated data, a self-built dataset was compared against multiple state-of-the-art algorithms. The proposed method achieved mAcc and mIoU scores of 97.2% and 88.9%, respectively, for semantic segmentation, and the E-measure for abnormal heating detection improved by 2.6% compared to the next-best algorithm. Experimental results demonstrate that the proposed method can efficiently and accurately detect abnormal heating regions of power equipment in complex scenarios.

Keywords: heterogeneous feature fusion; semantic segmentation; power equipment; abnormal heating detection

收稿日期: 2024-10-21

^{*} 基金项目: 国网宁夏电力有限公司科技项目(5229CG230003)资助

0 引言

随着现代电力系统的快速发展,电力设备状态的实时在线监测已成为电力系统安全稳定运行的重要保障^[1]。电力设备的表面温度可以反映其功率波动与内部状态,通过设备温度的分析与异常发热的检测可以检测设备的隐患故障^[2]。热红外成像技术可以以非接触的方式探测目标的表面温度,在监测电力设备的状态中的应用日益增多^[3]。

为了提取并分析设备的表面温度,首先需要从红外图像中准确定位并分割出各类型的电力设备。得益于深度学习技术的发展,许多研究人员使用深度学习技术对变电站的红外图像进行分析。林丽霞等^[4]基于YOLOv7算法提出了一种对电力设备红外过热缺陷的检测方法,通过目标检测的方法定位出电力设备的过热缺陷位置。赵天成等^[5]提出了一种将电力设备热特征数字化的方法,能够基于电力设备的多种属性特征,实现热故障特征的数字化描述。Liu等^[6]提出了一种基于轮廓的实例分割网络,结合红外与可见光图像的互补特征进行实例分割,构建了重建-判别的网络架构来实现绝缘子设备的异常发热检测。Deng等^[7]通过分析热故障下变压器的发热特性,提出基于顶层油温升反演的变压器异常发热检测方法。

尽管上述方法在不同的条件下取得了一定的研究成果,但在实际的电力设备异常发热检测过程中仍存在诸多问题。1)由于变电站复杂的场景^[8]、变化的外界条件与多样化的设备类型,现有方法仅通过红外图像的分析,难以准确地从图像中分割出多种不同类型的电力设备,算法的稳定性较差。2)现有的多数检测方法仅通过固定的阈值对设备表面的温度波动进行分析^[9],能够获得电力设备异常发热部分的大致位置,但对于部分温升较小的缺陷,无法做到像素级的准确检测,异常发热检测方法的准确性和

可靠性较差。

因此,为了解决上述问题,本文充分利用红外与可见光图像的互补优势,提出一种基于异源特征融合的电力设备分割与异常发热检测方法,可以实现多类型外界条件下的高效处理。首先,提出一种基于语义边缘信息协同增强的电力设备语义分割方法。对输入的红外与可见光图像进行分级跨模态提取特征,并且进行分级特征融合。在特征解码阶段,构建边缘信息监督模块,能够有效地增强语义分割结果边缘的清晰度和连续性。在准确提取图像中前景设备的基础上,进一步提出一种基于注意力和残差信息优化的电力设备异常发热检测方法。通过两组编码器提取红外与可见光图像的多级特征,通过多级特征融合和注意力增强模块对提取到的特征进行融合增强,引入残差信息,使得网络能够更加精细地学习到异常发热图像和原始图像之间的差异,提高异常发热检测的精度。最后,通过现场采集并标注大量红外与可见光图像对,构建电力设备分割与异常检测数据集,涵盖了多种类型的电力设备,对提出方法进行充分地训练与测试,证明了提出方法的优越性能。

1 本文方法

1.1 基于语义边缘信息协同增强的电力设备语义分割

1) 多级跨模态特征提取模块

本文提出的基于语义边缘信息协同增强的电力设备语义分割网络框架如图1所示。为解决红外与可见光图像特征融合过程中信息丢失和计算复杂度的问题,本文构建了多级跨模态特征融合模块。首先,两个基于ResNet^[10]架构的对称编码器分别用于提取红外和可见光图像的多层次特征。这些特征根据编码器的深度分为低层次特征 R_1, R_2, T_1, T_2 和高层次特征 R_3, R_4, R_5, T_3, T_4 、

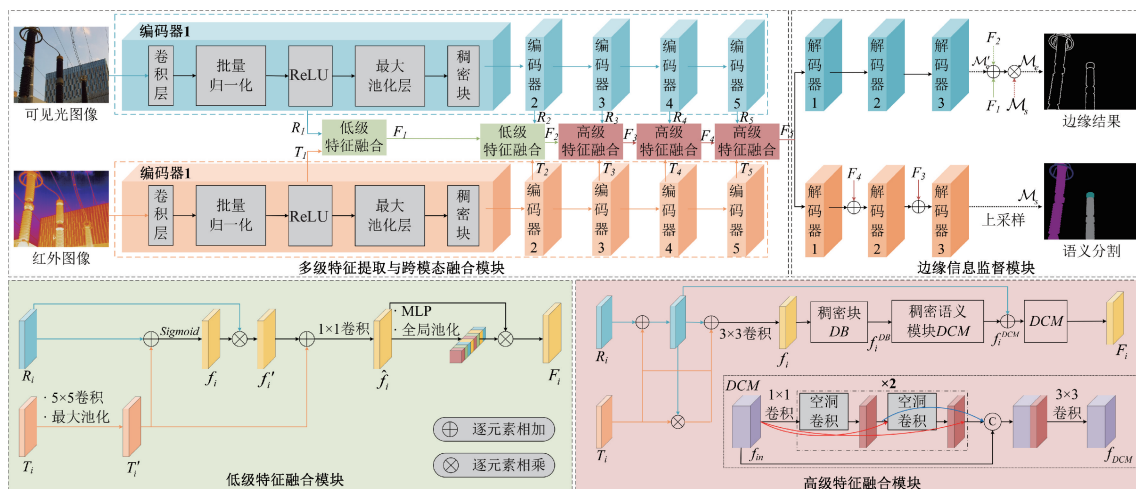


图1 基于语义边缘信息协同增强的电力设备语义分割网络框架

Fig. 1 Semantic segmentation network framework of power equipment based on collaborative enhancement of semantic edge information

T_5 。为了降低计算复杂度,在主干网络 ResNet 的每一级编码器中增加稠密块并移除最后的全连接层,将其作为网络编码器进行特征提取。该编码器通过逐级深入的卷积层,有效提取红外和可见光图像的多级特征,为后续的语义分割任务提供更丰富准确的特征表示:

$$T_i = En_i(I_{ir}), R_i = En_i(I_{vs}) \quad (1)$$

式中: T_i 表示编码器提取的第 i 级红外图像特征; I_{ir} 表示红外图像; R_i 表示编码器提取的第 i 级可见光图像特征; I_{vs} 表示可见光图像; En_i 表示第 i 级编码器,其中 $i \in \{1, 2, 3, 4, 5\}$ 。

2) 分级特征融合模块

为了解决红外与可见光图像特征融合的问题,本文分别对低级特征和高级特征进行跨模态融合,全面捕捉模态间的交互信息。

(1) 低级特征跨模态特征融合

低级特征融合主要处理网络提取的低层次特征。首先从通道维度的最大池化操作处理红外特征图以实现降维和特征提取。接着,使用 5×5 的卷积核对红外图像特征进行卷积处理以深入提取特征信息:

$$T'_i = Conv_5(Maxpool(T_i)) \quad (2)$$

式中: T'_i 是经过最大池化和 5×5 卷积处理后的红外图像特征,可作为辅助引导信息对可见光图像特征进行增强。然后使用处理后的红外图像特征 T'_i 对可见光图像特征 R_i 进行增强:

$$f_i = \sigma(R_i \oplus T'_i) \quad (3)$$

式中: $\oplus$ 表示逐元素求和; $\sigma(\cdot)$ 表示使用 Sigmoid 函数逐元素对特征图的像素进行转换; f_i 表示可见光图像特征和红外图像特征的初步融合结果。接着将 f_i 作为权重矩阵,通过逐元素相乘计算可见光图像特征 R_i 和初步融合特征图 f_i 的加权特征图 f'_i :

$$f'_i = f_i \otimes R_i \quad (4)$$

式中: $\otimes$ 表示对特征图进行逐元素相乘; f'_i 表示加权融合特征图,表征可见光图像和红外图像之间的相关性。然后使用处理后的红外图像特征 T'_i 对加权融合特征图 f'_i 进行增强,生成加权特征图 $\hat{f}_i$:

$$\hat{f}_i = Conv_1(T'_i \oplus f'_i) \quad (5)$$

式中: $\hat{f}_i$ 表示增强的加权特征图。最后采用通道注意力机制对融合特征图进行增强,输出融合特征图 F_i :

$$F_i = MLP(pool(\hat{f}_i)) \otimes \hat{f}_i \quad (6)$$

式中: F_i 是最终输出的融合特征图。式(6)第1步是提取输入特征图 $\hat{f}_i$ 的全局最大池化(global max pooling, GMP)和全局平均池化(global average pooling, GAP),得到每个通道维度 c 的全局统计信息为:

$$GMP(\hat{f}_i) = \max_c(\hat{f}_i(i, j)) \quad (7)$$

$$GAP(\hat{f}_i) = \frac{1}{H \times W} \sum_{i=1}^H \sum_{j=1}^W \hat{f}_i(i, j) \quad (8)$$

第2步是将全局最大池化和全局平均池化得到的特

征向量输入到多层感知机(MLP)中。多层感知机包含两个全连接层,表示为:

$$MLP(x) = w_2 \cdot \delta(w_1 \cdot x) \quad (9)$$

式中: $MLP(\cdot)$ 为多层感知机; x 代表输入的特征图; w_1 和 w_2 是全连接层的权重; δ 是 ReLU 激活函数。第3步是通过 Sigmoid 激活函数生成每个通道的注意力权重 w , 然后与第 c 个通道的输入特征图 $\hat{f}_i^c$ 相乘,得到通道注意力机制调整后的第 c 个通道的特征图:

$$w = \sigma(MLP_{GAP}(\hat{f}_i^c)) + \sigma(MLP_{GMP}(\hat{f}_i^c)) \quad (10)$$

$$F_i^c = w \otimes \hat{f}_i^c \quad (11)$$

(2) 高级特征跨模态特征融合

高级特征融合主要处理网络提取的高层次特征。首先,融合两路编码器的特征 R_i 和 T_i 以获得初步融合特征 f_i 为:

$$f_i = ((R_i \oplus T_i) \oplus T_i) \oplus ((R_i \oplus T_i) \otimes T_i) \quad (12)$$

其次,将初步融合特征 f_i 输入至稠密块中,增强特征的表达能力并缓解梯度消失问题,具体如下所示:

$$f_i^{DB} = Conv_3(f_i \oplus Conv_3(Cat(f_i, D(f_i)))) \quad (13)$$

式中: $Cat(\cdot)$ 表示沿通道维度进行拼接; $D(\cdot)$ 表示4个密集连接的 CBR 模块, CBR 模块由空洞卷积,归一化和 ReLU 函数构成。两组 $Conv_3$ 卷积核尺寸均为 3×3 大小,第1组 $Conv_3$ 卷积处理不修改特征图通道数,第2组 $Conv_3$ 卷积处理将输出特征图通道数修改为64,以减少参数量。

然后,根据稠密块的结构,设计稠密语义块来进一步增强特征图的感受野并传递全局语义信息。具体地,稠密语义块借鉴了稠密块中密集连接的架构设计,网络在每一层都能直接获取到之前所有层的特征图。而在每一层中,卷积处理被替换为空洞卷积。空洞卷积在卷积核中间隔地插入零值来实现扩张,在不增加卷积核参数量的情况下增加感受野。空洞卷积在语义分割任务中效果显著,能够在保持特征图分辨率的情况下捕捉更广泛的上下文信息。此外,4组空洞卷积的扩张率分别设置为1、3、5、7。通过调整扩张率,网络可以在不同尺度上捕捉信息,有助于处理不同大小的物体。

$$f_i^{DCM} = Conv_3(Cat(f_i^{DB}, D'(Conv_1(f_i^{DB})))) \quad (14)$$

式中: $Conv_1(\cdot)$ 将输入特征图 f_i^{DB} 通道数修改为16; $Conv_3(\cdot)$ 将输出特征图通道数修改为64; $D'(\cdot)$ 表示4个密集连接的 CBR 模块。最后,通过跳跃连接方式将红外图像特征、可见光图像特征和稠密语义块融合特征进一步融合,再次使用稠密语义块进行特征增强。得到高级特征融合的输出:

$$F_i = F_{DCM}(f_i^{DCM} \oplus Conv_1(R_i \oplus T_i)) \quad (15)$$

式中: $Conv_1(\cdot)$ 用来调整特征图的通道数为 64, 保持通道数一致。这种融合策略可使模型充分利用不同级别特征的优势, 能够实现对复杂场景的语义分割并提供全面准确的视觉理解。

3) 边缘信息监督模块

针对语义分割中电力设备边界难以准确识别的情况, 本文提出了边缘信息监督模块。通过融合高级语义信息和边缘检测特征, 有效抑制噪声干扰, 实现了更加精确的边界定位。首先, 语义分割解码器通过迭代解码和聚合 3 个高级融合特征图 $H = \{F_3, F_4, F_5\}$, 可生成高级语义分割特征图 M_s , 如下所示:

$$M_s = De_3(De_2(De_1(F_5) \oplus F_4) \oplus F_3) \quad (16)$$

式中: De_i 表示第 i 个解码器。解码器对输入特征图的处理具体如下所示:

$$F_{i+1}^{out} = F_{up}(Conv_3(F_i^{in}) \oplus F_i^{in}) \quad (17)$$

式中: F_{i+1}^{out} 和 F_i^{in} 分别是解码器输出和输入; $Conv_3$ 表示 3 个级联的 3×3 卷积核尺寸的卷积块; F_{up} 表示上采样操作。然后, 通过逐元素求和的方式, 整合边缘检测解码器输出特征图 M'_e 、低级特征融合输出 F_2 和 F_1 。将整合后的特征图直接与语义分割编码器输出的特征图 M_s 逐元素相乘, 通过高级特征中的语义信息, 抑制低级特征图中可能存在的干扰和噪声, 得到最终的边缘检测特征图 M_e , 如下所示:

$$M_e = (F_{up}(F_2 \oplus M'_e) \oplus F_1) \otimes F_{up}(M_s) \quad (18)$$

最后, 使用 1×1 卷积核尺寸的卷积块和上采样处理,

修改边缘检测特征图 M_e 和语义分割特征图 M_s 的通道数和分辨率, 将其恢复至原图像的空间分辨率尺寸, 得到对应的语义分割结果和边缘检测结果。

1.2 基于注意力和残差信息优化的电力设备异常发热检测

1) 多级特征融合与注意力增强模块

本文提出的基于注意力和残差信息优化的电力设备异常发热检测网络框架如图 2 所示。为了解决红外与可见光图像在多级特征融合中信息不匹配问题, 设计一个多级特征融合与注意力增强模块。多级特征融合与注意力增强模块采用两个基于 ResNet 的编码器分别提取红外图像和可见光图像的多级特征 T_i 和 R_i , 其中 $i \in \{1, 2, 3, 4, 5\}$ 。在多级特征提取过程中, 采用非对称的特征融合对红外特征 R_i 进行增强。首先根据多级特征 T_i 和 R_i 计算权重激活矩阵:

$$W_i = Conv_1(Cat(R_i, T_i)), \quad i \in \{2, 3, 4, 5\} \quad (19)$$

式中: $Conv_1(\cdot)$ 表示 1×1 卷积核尺寸的卷积处理, 将 $Cat(R_i, T_i) \in \mathbf{R}^{(H/i) \times (W/i) \times 2C}$ 输出为两通道的权重激活矩阵 $W_i \in \mathbf{R}^{(H/i) \times (W/i) \times 2}$ 。权重激活矩阵 W_i 作为可学习参数, 将其沿通道分离后分别与红外特征和可见光特征进行逐元素相乘, 具体如下所示:

$$T'_i = W_i^1 \otimes R_i \oplus W_i^2 \otimes T_i \quad (20)$$

增强后的特征 T'_i 作为下一级红外编码器的输入并逐级增强。通过可学习权重激活矩阵, 能够从特征全局的角度确定不同模态和不同位置特征的权重。通过多级特征

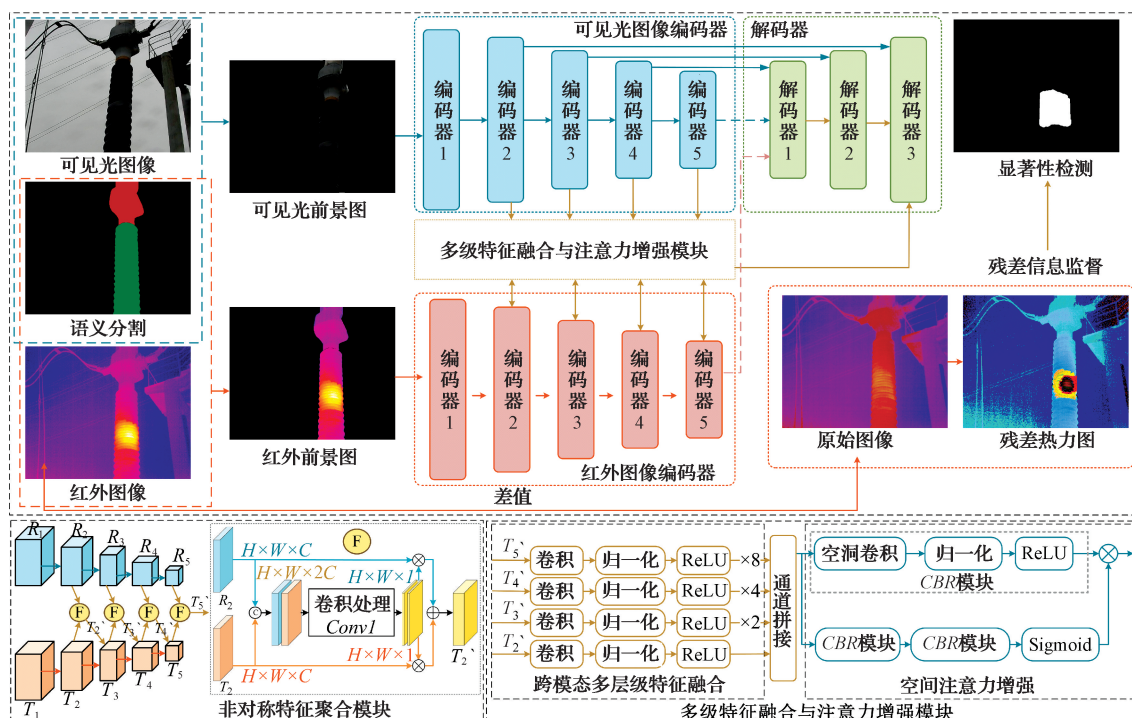


图 2 基于注意力和残差信息优化的电力设备异常发热检测网络框架

Fig. 2 Network framework for abnormal heating detection of power equipment based on attention and residual information optimization

交互增强,可有效提取红外图像和可见光图像中的互补的显著性信息。

在跨模态多级特征融合部分,将增强后的 T'_i 作为输入,分别进行卷积、归一化和 ReLU 激活函数处理。然后,通过上采样处理调整不同层级中间特征的尺寸,统一调整为 $R^{(H/2) \times (W/2)}$ 。分别将 T'_3, T'_4, T'_5 3 组特征的宽和高扩大为原先的 2 倍、4 倍和 8 倍,通过沿通道维度拼接,将 4 级特征进行融合:

$$\hat{T}_i = CBR_3(T'_i) = \delta(BN(Conv_3(T'_i))) \quad (21)$$

$$F'_f = Cat(\hat{T}_2, Up_2(\hat{T}_3), Up_4(\hat{T}_4), Up_8(\hat{T}_5)) \quad (22)$$

式中: $BN(\cdot)$ 表示批量归一化处理; $\delta(\cdot)$ 表示 ReLU 激活函数; $\hat{T}_i$ 为经过处理后的中间特征; $Up_i(\cdot)$ 表示对特征图放大 i 倍。

空间注意力增强部分通过可学习的权重激活矩阵对特征图进行增强,使得网络能够调整不同空间位置的权重,如下所示:

$$F_f = (\sigma(CBR_1(CBR_1(F'_f)))) \otimes CBR_1(F'_f) \quad (23)$$

式中: F_f 表示融合特征图。在特征重建阶段,采用 3 级级联的解码器恢复特征图的尺寸。其中,第 1 级解码器的输入特征进行了上采样处理,保证后续解码过程的特征图分辨率的一致性。

$$F_{de}^1 = De_1(Up(T_5) \oplus Up(R_5) \oplus R_4) \quad (24)$$

$$F_{de}^2 = De_2(F_{de}^1 \oplus R_3) \quad (25)$$

$$F_{de}^3 = De_3(F_{de}^2 \oplus F_f \oplus R_2) \quad (26)$$

式中: F_{de}^i 表示由第 i 个解码器生成的解码特征图。

2) 图像残差信息引导模块

针对异常发热区域的边界模糊问题,本文构建图像残差信息引导模块,通过可见光低级特征的跳跃连接强化边缘信息并提升检测结果的精确度和清晰度,通过真值结果进行监督学习,可解决异常发热区域检测结果边界模糊的问题。具体地,采用二源交叉熵(binary cross-entropy, BCE)损失函数^[11]对语义分割结果 S 和语义分割真值 GT 进行引导:

$$L_{bce}(S, GT) = - \sum_{i=1}^{H \times W} GT_i \cdot \log(S_i) + (1 - GT_i) \cdot \log(1 - S_i) \quad (27)$$

式中: H 和 W 分别为特征图的高和宽, $H \times W$ 表示特征图的总像素个数。提出基于正负样本的残差信息损失函数,以优化边缘轮廓。采用均方误差(mean-square error, MSE)和结构相似性度量(structural similarity, SSIM)对检测结果 S 和样本残差 R 进行引导:

$$L_{mse}(S, R) = \frac{1}{H \times W} \sum_{i=1}^{H \times W} (S_i - R_i)^2 \quad (28)$$

$$L_{ssim}(S, R) = 1 - \frac{(2\mu_S\mu_R + C_1)(2\sigma_{SR} + C_2)}{(\mu_S^2 + \mu_R^2 + C_1)(\sigma_S^2 + \sigma_R^2 + C_2)} \quad (29)$$

式中: μ_S 和 μ_R 表示两图像的均值; σ_S 和 σ_R 表示两图像的标准差; σ_{SR} 表示两图像的协方差; C_1 与 C_2 为数值较小的常数,以避免分母为 0。同时,由于红外图像中显著区域通常对应于图像中的温度较大值。因此,在残差信息引导学习中应更关注像素信息的差异性。因此,残差信息损失函数 L_{rs} 定义为:

$$L_{rs}(S, R) = \alpha L_{mse}(S, R) + (1 - \alpha) L_{ssim}(S, R) \quad (30)$$

式中: α 设置为 0.8 以增加像素信息的损失 L_{mse} 的权重。最终的神经网络损失函数为:

$$L_{SOD} = L_{bce} + L_{rs} \quad (31)$$

2 实验与分析

2.1 语义分割方法实验

1) 数据集构建

为验证提出的基于语义边缘信息协同增强的电力设备语义分割算法的有效性,本文将朗翼 LY-TD400 云台型双光谱热成像摄像机安装在变电站的巡检机器人平台上,模拟巡检机器人,采集了大量包含电力设备的变电站场景图像,摄像机左目为可见光相机,右目为红外相机,能够同步采集红外与可见光图像对,满足本文协同处理的需求。本文将采集到的可见光图像和红外图像通过算法进行对齐,从而制作了变电站场景的红外与可见光图像数据集(RGBT transformer substation dataset, RGBT-TSD),数据集共有 1 800 个对齐的红外图像与可见光图像对,图像分辨率均为 640×512 ,包含 7 个常见的电力设备部件语义标签,训练集和测试集的划分比例为 8 : 2。

2) 实验设置

算法运行主机的配置为英特尔 Intel Xeon Platinum 8350C 处理器,英伟达 NVIDIA GeForce 3090(24 GB)显卡和 32 GB 运行内存。运行环境为 PyTorch 1.11.0、python 3.8.10、CUDA 11.3 和 cuDNN 8.5。

3) 评价指标

本文采用语义分割方法的常用评价指标准确率(accuracy, Acc)和交并比(intersection over union, IoU),针对多类目标的语义分割,还会计算最终的平均准确率(mean accuracy, mAcc)和平均交并比(mean intersection over union, mIoU)^[12]。

对于 n 类目标的语义分割, mAcc 是计算所有类目标的 Acc 的平均值,计算公式为:

$$mAcc = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n Acc_i = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{p_{ii}}{\sum_{j=1}^n p_{ij}} \quad (32)$$

式中: p_{ii} 表示第 i 类像素被正确预测为 i 类的数量; p_{ij} 表示第 i 类像素被预测为 j 类的数量; n 表示共有 n 类目标。

对于 n 类目标的语义分割, mIoU 是所有类目标 IoU 的平均值,计算公式为:

$$mIoU = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{p_{ii}}{\sum_{j=1}^n p_{ij} + \sum_{j=1}^n p_{ji} - p_{ii}} \quad (33)$$

4) 对比实验结果

本文选取了基于可见光图像的 ABCNet^[13] 和 CG-Net^[14], 基于红外图像和可见光图像的 FuseSeg^[15]、GM-Net^[16] 和 MFFENet^[17] 作为对比算法, 所有算法在自制数据集 RGBT-TSD 上重新进行训练和测试。其中, ABCNet 和 CGNet 的输入为红外图像和可见光图像沿通道维度拼

接后的 4 通道图像。

本文语义分割算法与其他对比算法在 RGBT-TSD 数据集上的对比实验定量结果如表 1 所示。其中, 电流互感器和电压互感器包含 3 个部件。结果显示, 本文语义分割算法在大多数语义目标的 Acc 和 IoU 评价指标上实现了最优性能。在 mAcc 和 mIoU 评价指标上, 本文算法的 mAcc 比第 2 名 MFFENet 高出 0.2%, mIoU 远高于第 2 名 MFFENet, 达到 12.3%。这说明本文算法在正确分类语义目标的同时, 分割精度高。

表 1 语义分割算法的对比实验定量结果

Table 1 Quantitative results of comparative experiments of semantic segmentation algorithms

(%)

方法	避雷器		电流互感器						电压互感器						mAcc	mIoU
	Acc	IoU	Acc	IoU	Acc	IoU	Acc	IoU	Acc	IoU	Acc	IoU	Acc	IoU		
ABCNet	95.8	66.3	83.8	41.8	95.5	60.4	94.6	47.4	94.0	60.5	96.8	77.2	94.0	62.2	82.9	45.4
CGNet	95.1	68.8	87.5	46.3	95.4	69.6	96.1	52.8	93.8	63.7	96.2	79.9	94.1	64.9	93.5	59.4
FuseSeg	97.9	69.1	89.1	53.4	94.9	80.6	97.5	56.8	96.6	64.0	95.9	81.4	96.2	67.0	94.0	63.7
GMNet	98.9	74.0	94.0	66.9	96.9	85.8	97.3	76.5	97.1	70.5	97.7	86.5	96.8	75.7	95.4	67.5
MFFENet	98.4	80.1	94.0	73.3	97.4	87.3	96.2	81.3	96.1	77.6	97.6	87.8	96.0	80.2	97.0	76.6
本文	98.2	87.6	96.7	85.1	98.3	91.9	95.7	87.5	96.2	86.9	98.2	93.2	97.1	90.0	97.2	88.9

注: 加粗并加下划线的数据为最优结果, 加粗数据为次优结果

本文算法与其他对比算法在 RGBT-TSD 数据集上的语义分割对比实验定性结果如图 3 所示。由于在 RGBT-TSD 数据集中, 7 类前景目标语义类别数较少, 不同类别设备之间的区分度较高。因此, 网络能够学习到不同语义目标的代表性特征。在对比实验定性结果中可以看出, 本文算法能够很好地处理复杂场景中的语义目标分割。同时, 对于小尺度目标的分割精度要优于其他对比算法。

5) 消融实验结果

为评估各个模块对本文语义分割算法性能的贡献, 通过逐一去除分级特征融合模块以及边缘信息监督模块, 分析其对语义分割结果的影响。其中, 基础的网络结构去除了分级特征融合模块和边缘信息监督模块; 在分级特征融合模块的消融实验中, 网络依然处理对红外编码器和可见光编码器提取的 5 级特征, 不同的, 网络直接将红外特征和可见光特征进行逐元素求和; 在边缘信息监督模块的消融实验中, 网络直接删除了边缘检测解码器, 仅保留了语义分割解码器的语义监督, 此时, 对应的低级融合特征不再参与特征重建。

消融实验定性结果如图 4 所示。其中, 部分图像受到光照和雨雾天气等不利因素影响, 融合模块能够很好地提取不同模态之间的互补特征, 从而正确识别图像中目标的语义类别。采用逐元素求和的简单融合方式, 存在有错误分割以及分割不准确的问题。边缘信息监督模块显著提升了分割结果的边缘锐利度, 分割结果更吻合实际目标的边缘轮廓。

消融实验定量结果如表 2 所示。在消融实验定量结

果中, 分级特征融合模块提高了语义分割的性能。在评价指标中, mAcc 提高了 2.8%, mIoU 提高了 4.2%。这是因为分级特征融合方式能够更充分地利用不同模态特征之间的互补性, 因此远远优于两个编码器特征之间的简单逐元素求和。边缘信息监督模块的消融实验结果表明, 边缘信息监督模块显著提升了语义分割的性能。在数据集的评价指标中, mAcc 提高了 8.1%, mIoU 提高了 7.7%。这是因为边缘检测解码器通过定位前景目标的边缘轮廓, 并在网络训练时通过共享权重参数的方式隐式传递边缘特征, 使得语义分割结果的边界更加锐利, 定位更加准确。相较于基础网络, 本文语义分割算法的 mAcc 评价指标提高了 9.4%, mIoU 评价指标提高了 10.0%。

消融实验结果表明, 各模块对语义分割性能均有显著贡献。分级特征融合模块充分利用了红外和可见光信息的互补性, 提升了语义分割的整体精度和鲁棒性。边缘信息监督模块则显著提高了分割边界的清晰度和准确性, 通过边缘特征的传递使得分割结果更加地精确。

2.2 异常发热检测方法实验

1) 数据集构建

为验证本文提出的基于注意力和残差信息优化的电力设备异常发热检测方法的有效性, 本文基于自制的 RGBT-TSD 数据集, 生成了变电设备伪异常发热红外图像 350 幅, 图像尺寸为 640×512, 涉及 7 种前景语义目标, 形成异常发热红外图像数据集 (RGBT pseudo-abnormal overheating dataset, RGBT-POD)。对于每一种前景语义目标, 构建 50 幅伪异常发热红外图像, 以尽可能覆盖不同发热情况, 从而确保数据的全面性。

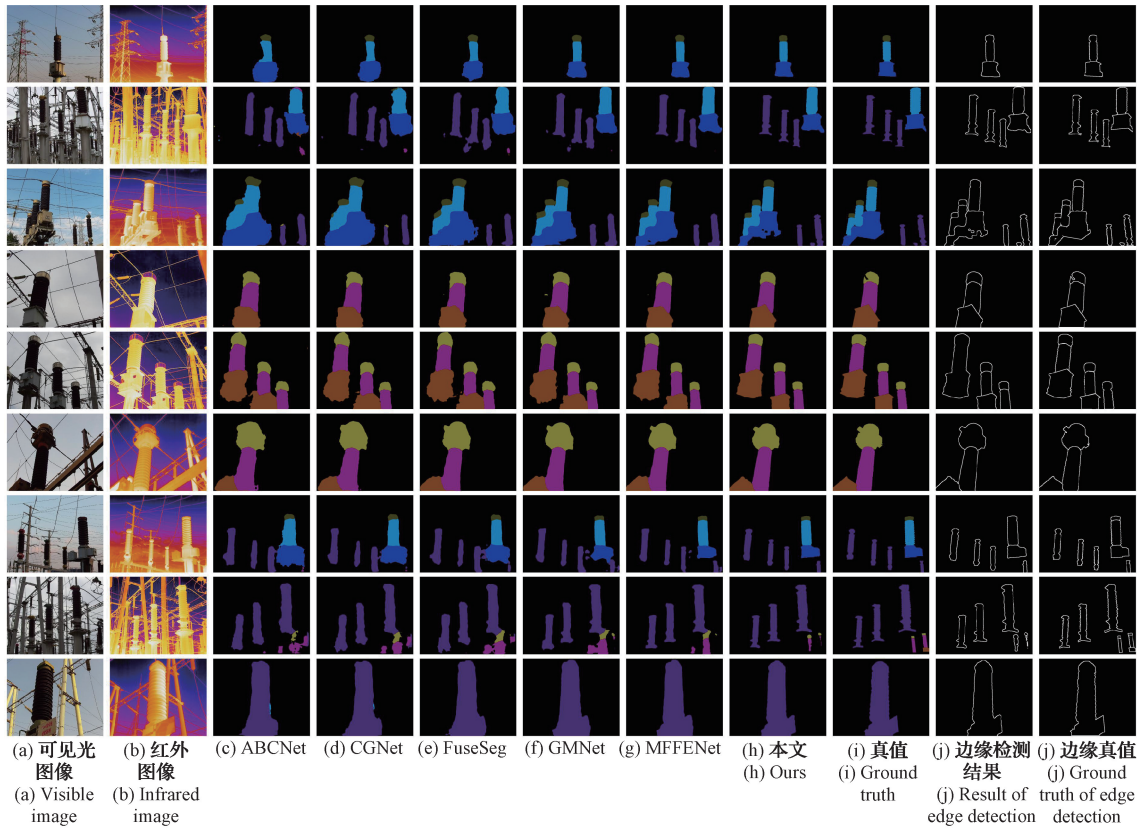


图 3 语义分割算法对比实验的定性结果

Fig. 3 Qualitative results of comparative experiments of semantic segmentation algorithms

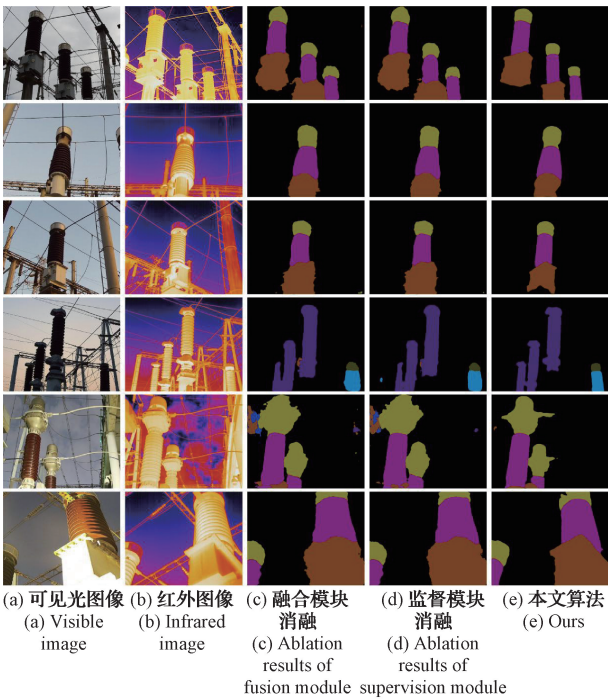


图 4 语义分割方法的消融实验定性结果

Fig. 4 Qualitative results of ablation experiment with semantic segmentation method

表 2 语义分割方法的消融实验定量结果

Table 2 Quantitative results of ablation experiment with semantic segmentation method (%)

分级特征	边缘信息	mAcc ↑	mIoU ↑
融合模块	监督模块	87.80	78.94
✓		90.59	83.12
	✓	95.94	86.59
✓	✓	97.21	88.95

注:加粗数据为最优结果

2) 实验设置

实验使用与语义分割实验同样的主机与开发环境。在网络中,可见光前景图像尺寸和红外前景图像尺寸从 640×512 缩放至 320×256 ,以提高网络的运行速度,保证算法的实时性。

3) 评价指标

本文选择了常用的评价指标 F-measure^[18]、S-measure^[19]和 E-measure^[20]对算法进行定量分析。F-measure 评价指标是准确率 (precision) 和召回率 (recall) 的加权,计算公式如下所示:

$$F_{\beta} = \frac{(1 + \beta^2) \cdot Precision \cdot Recall}{\beta^2 \cdot Precision + Recall} \quad (34)$$

其中, β 设置为 0.3。加权 F-measure 根据像素的邻域信息, 对不同位置赋予不同的权重 ω , 公式如下:

$$F_{\beta}^w = \frac{(1 + \beta^2) \cdot Precision^w \cdot Recall^w}{\beta^2 \cdot Precision^w + Recall^w} \quad (35)$$

其中, S-measure 评价指标包含区域相似性 S_r 和对象相似性 S_o , α 设置为 0.5, 公式如下所示:

$$S_s = \alpha S_o + (1 - \alpha) S_r \quad (36)$$

E-measure 评价指标综合图像中的局部和全局像素信息, 公式如下所示:

$$E_{\gamma} = \frac{1}{H \times W} \sum_{i=1}^{H \times W} \gamma_{EM}(i) \quad (37)$$

式中: $\gamma_{EM}(i)$ 为增强对齐矩阵。

4) 对比实验结果

本文选取了基于可见光图像和深度图像的 A2dele^[21] 和 UC-Net^[22], 基于可见光图像和红外图像的 MTMR^[23]、M3S-NIR^[24]、SDCGL^[25]、MIDD^[26] 和 ECFFNet^[27] 作为对比算法。所有算法在 RGBT-POD 数据集上进行重新训练和测试, 所有算法输入的可见光图像和红外图像尺寸统一

调整为 320×256 。

本文算法与其他对比算法在 RGBT-POD 数据集上的异常发热检测对比实验定性结果如图 5 所示。在基于可见光和深度图像的算法中, 将深度信息替换为红外信息后, A2dele 和 UC-Net 虽然能够利用红外图像提供的热辐射信息来增强场景理解, 但因为深度图像和红外图像在物理性质和信息表达上存在本质差异, 在两组数据集上的定性实验结果中均存在有无法识别红外图像中显著高温区域的问题。相比之下, 基于可见光图像和红外图像的算法在红外图像和可见光图像的融合方面做了针对性设计, 因此能够有效地结合红外图像的热辐射信息和可见光图像的细节信息, 从而取得更好的性能。而本文算法通过多层次特征融合和增强, 并且在网络中增加了红外特征的权重, 能够得到更加准确和完整的显著性目标分割结果。由图 5A 和 F 实验结果可以看出, 本文算法的分割精度要明显优于其他对比算法。本文异常发热检测算法与其他对比算法在 RGBT-POD 数据集上的对比实验定量结果如表 3 所示。

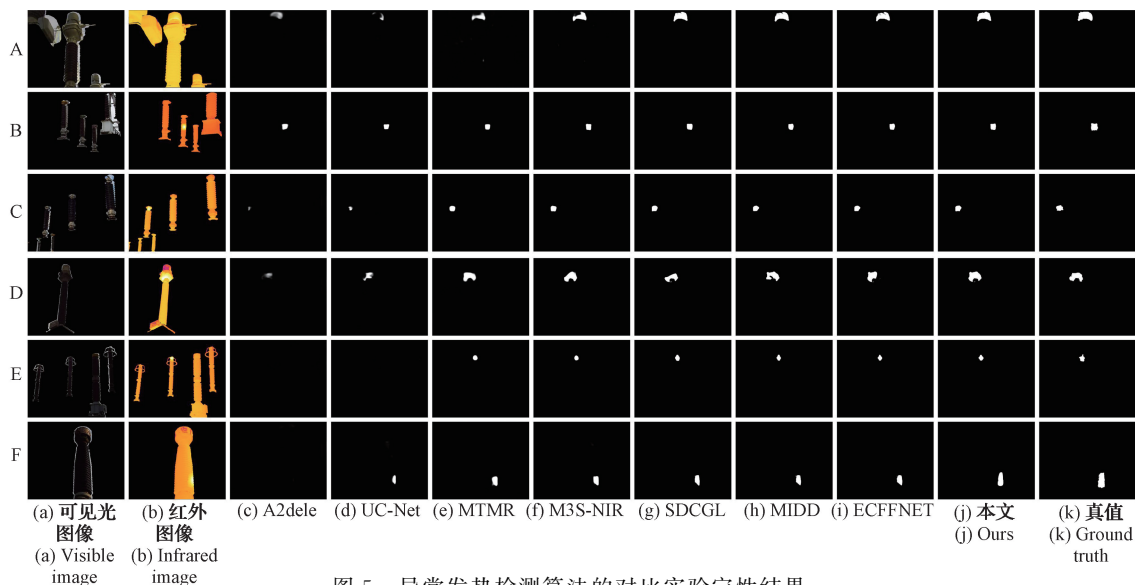


图 5 异常发热检测算法的对比实验定性结果

Fig. 5 Qualitative results of comparative experiments of abnormal fever detection algorithms

表 3 异常发热检测算法的对比实验定量结果

Table 3 Quantitative results of comparative experiments of abnormal fever detection algorithms (%)

类别	方法	Em $\uparrow$	Sm $\uparrow$	Fm $\uparrow$	wFm $\uparrow$
RGB-D	A2dele	70.2	66.9	35.3	43.1
	UC-Net	89.5	69.6	68.3	51.2
RGB-T	MTMR	90.6	84.1	75.8	71.5
	M3S-NIR	94.0	86.0	80.6	76.3
	SDCGL	91.8	85.2	83.4	76.8
	MIDD	92.2	84.8	82.8	76.4
	ECFFNet	92.1	85.1	82.7	76.8
	本文	96.6	86.2	84.0	78.5

注: 加粗并加下划线的数据为最优结果, 加粗数据为次优结果

其中, 本文算法在 4 项评价指标均为最优, 并相较于第 2 名分别提高了 2.6%、0.2%、0.6% 和 1.7%。本文方法在上述指标中表现优异, 可以表明其对电力设备异常发热区域的检测最为准确。

3 结论

为了更好地从复杂的变电站场景中, 精准检测出电力设备的异常发热情况, 本文首先提出了一种基于语义边缘信息协同增强的电力设备语义分割方法, 分割出复杂背景环境中的电力设备。该方法设计了一个多级跨模态特征提取模块, 充分提取了不同模态的多级特征; 通过分级特征融合的方式, 有效地利用不同层级的跨模态特征, 提升了模型对图像信息的理解和处理能力; 在特征解码阶段引

入了边缘信息监督模块,使得电力设备的语义分割结果有着更加清晰连续的边缘信息。然后提出了一种基于注意力和残差信息优化的电力设备异常发热检测方法,构建了多级特征融合与注意力增强模块,结合语义分割结果,对红外与可见光图像中的前景特征进行深入提取,精确定位关键特征区域;引入图像残差信息,强化了异常发热区域的细微特征表现,使检测精度得到提高。本文方法有效融合了红外和可见光图像的多级特征,实现了在复杂背景下对电力设备的准确分割和异常发热检测,通过在自制电力场景数据集上的实验,验证了本文提出算法的优越性能,为电力设备的异常发热检测提供了重要技术支持。

参 考 文 献

- [1] 郭嘉辉,侯月婷,丁磊,等.基于支持向量机的电力系统状态估计多类型数据异常检测[J].国外电子测量技术,2024,43(4):152-161.
GUO J H, HOU Y T, DING L, et al. Multi-type data anomaly detection in power system state estimation using support vector machine [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2024, 43(4): 152-161.
- [2] 陈进,邢占礼,张陵,等.基于PMS的输变电设备故障诊断系统设计[J].测试技术学报,2022,36(5):449-454.
CHEN J, XING ZH L, ZHANG L, et al. Design of fault diagnosis system based on PMS for power transmission and substation equipment [J]. Journal of Testing Technology, 2022, 36(5): 449-454.
- [3] 徐雪涛.基于红外成像技术的电气设备故障诊断[D].保定:华北电力大学,2014.
XU X T. Fault diagnosis of electrical equipment based on infrared imaging technology [D]. Baoding: North China Electric Power University, 2014.
- [4] 林丽霞,吴悦园.基于改进YOLOv7的电力设备红外过热缺陷检测方法[J].电气技术,2024,25(1):42-47.
LIN L X, WU Y Y. Infrared overheating defect detection method for power equipment based on improved YOLOv7 [J]. Electrical Technology, 2024, 25(1): 42-47.
- [5] 赵天成,罗吕,杨代勇,等.多属性融合的电力设备红外热特征数字化方法[J].红外技术,2021,43(11):1097-1103.
ZHAO T CH, LUO L, YANG D Y, et al. A multi-attribute fusion method for digitizing infrared thermal features of power equipment [J]. Infrared Technology, 2021, 43(11): 1097-1103.
- [6] LIU J, XU C, YE Q, et al. Thermal imaging-based abnormal heating detection for high-voltage power equipment [J]. Energies, 2024, 17 (16): 4035-4035.
- [7] DENG Y, RUAN J, DONG X, et al. Inversion detection method of oil-immersed transformer abnormal heating state [J]. IET Electric Power Applications, 2022, 17 (1): 134-148.
- [8] WANG L, HUANG W, CHEN Y, et al. Complex substation scene segmentation method based on optimized straight line detection [C]. 2023 China Automation Congress (CAC). IEEE, 2023: 4616-4621.
- [9] QIN M, WU Y, ZHUO L, et al. Analysis of infrared diagnosis failure mechanism of power equipment and joint detection of sound and light [C]. 2024 9th Asia Conference on Power and Electrical Engineering (ACPEE). IEEE, 2024: 1137-1142.
- [10] 曾富强,张贞凯,方梦瑶.基于改进ResNet18的遥感图像舰船目标识别[J].电子测量技术,2024,47(12):164-172.
ZENG F Q, ZHANG ZH K, FANG M Y. Ship target recognition in remote sensing images based on improved ResNet18 [J]. Electronic Measurement Technology, 2024, 47(12): 164-172.
- [11] TU Z, LI Z, LI C, et al. Multi-interactive dual-decoder for RGB-thermal salient object detection [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2021, 30: 5678-5691.
- [12] 童小钟,魏俊宇,苏绍璟,等.融合注意力和多尺度特征的典型水面小目标检测[J].仪器仪表学报,2023,44(1):212-222.
TONG X ZH, WEI J Y, SU SH J, et al. Fusion of attention and multi-scale features for detection of typical small targets on water surface [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44 (1): 212-222.
- [13] LI R, ZHENG S, ZHANG C, et al. ABCNet: Attentive bilateral contextual network for efficient semantic segmentation of fine-resolution remotely sensed imagery [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2021, 181: 84-98.
- [14] WU T, TANG S, ZHANG R, et al. CGNet: A light-weight context guided network for semantic segmentation [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2021, 30: 1169-1179.
- [15] SUN Y, ZUO W, PENG Y, et al. FuseSeg: Semantic segmentation of urban scenes based on RGB and thermal data fusion [J]. IEEE Transactions on

- Automation Science and Engineering, 2021, 18(3): 1000-1011.
- [16] ZHOU W, LIU J, LEI J, et al. GMNet: Graded-feature multilabel-learning network for RGB-thermal urban scene semantic segmentation [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2021, 30: 7790-7802.
- [17] ZHOU W, LIN X, LEI J, et al. MFFENet: Multiscale feature fusion and enhancement network for RGB-thermal urban road scene parsing[J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2022, 24: 2526-2538.
- [18] 张明路, 郭策, 吕晓玲, 等. 改进的轻量化 YOLOv4 用于电子元器件检测 [J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(10): 17-23.
- ZHANG M L, GUO C, LYU X L, et al. Improved light weight YOLOv4 for electronic component inspection [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021, 35 (10): 17-23.
- [19] CHENG M, FAN D. Structure-measure: A new way to evaluate foreground maps[C]. Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), 2017: 4558-4567.
- [20] FAN D, GONG C, CAO Y. Enhanced-alignment measure for binary foreground map evaluation[C]. Proceedings of the International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI), 2018: 698-704.
- [21] PIAO Y, RONG Z, ZHANG M, et al. A2dele: Adaptive and attentive depth distiller for efficient RGB-D salient object detection[C]. Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2020: 9057-9066.
- [22] ZHANG J, FAN D, DAI Y, et al. UC-Net: Uncertainty inspired RGB-D saliency detection via conditional variational autoencoders [C]. Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2020: 8579-8588.
- [23] WANG G, LI C, MA Y, et al. RGB-T saliency detection benchmark: Dataset, baselines, analysis and a novel approach [C]. Proceedings of the Image and Graphics Technologies and Applications (IGTA), 2018: 359-369.
- [24] TU Z, TIAN X, LI C, et al. M3S-NIR: Multi-modal multi-scale noise-insensitive ranking for RGB-T saliency detection [C]. Proceedings of the IEEE Conference on Multimedia Information Processing and Retrieval (MIPR), 2019: 141-146.
- [25] TU Z, TIAN X, LI C, et al. RGB-T image saliency detection via collaborative graph learning [J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2020, 22(1): 160-173.
- [26] TU Z, LI Z, LI C, et al. Multi-interactive dual-decoder for RGB-thermal salient object detection [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2021, 30: 5678-5691.
- [27] ZHOU W, GUO Q, LEI J, et al. ECFFNet: Effective and consistent feature fusion network for RGB-T salient object detection [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2022, 32(3): 1224-1235.

作者简介

赵欣洋, 本科, 高级工程师, 主要研究方向为超高压输电。

E-mail: zhao_xinyang2024@163.com

刘志远, 工程师, 主要研究方向为超高压输电。

E-mail: 549896515@qq.com

赵宇嘉, 硕士研究生, 主要研究方向为视觉感知与人工智能。

E-mail: 2794516914@qq.com

尹琦云, 工程师, 主要研究方向为直流检修。

E-mail: 1509116010@qq.com

陆洪建, 工程师, 主要研究方向为超高压输电。

E-mail: 593279188@qq.com

李庆武(通信作者), 教授, 博士生导师, 主要研究方向为视觉感知与人工智能、输配电智能感知、水下成像探测、传感网及其应用。

E-mail: li_qingwu@163.com