

DOI: 10.13718/j.cnki.xdzk.2026.02.020

张宇, 窦银科, 焦阳阳, 等. 基于多维交互感知的输电线覆冰厚度检测 [J]. 西南大学学报(自然科学版), 2026, 48(2): 246-255.

基于多维交互感知的输电线覆冰厚度检测

张宇^{1,2,3,4}, 窦银科^{2,4}, 焦阳阳³, 赵亮亮³, 刘强³

1. 太原工业学院 自动化系, 太原 030008; 2. 太原理工大学 电气与动力工程学院, 太原 030024;
3. 山西省能源互联网研究院, 太原 030032; 4. 煤电清洁智能控制教育部重点实验室, 太原 030024

摘要: 针对现有输电线路覆冰厚度检测方法精度不高的问题, 提出了一种基于多维交互感知的覆冰厚度检测方法。本方法使用编解码架构进行设计, 在跨层连接处提出了多维交互感知模块(Multi-dimensional Interactive Perception Module, MIPM), 该模块由 3 部分组成: 多维通道注意力、多维空间注意力以及交互感知模块。在多维通道注意力中针对输电线路的细节特征, 使用多尺度卷积核来提取通道信息; 在多维空间注意力中针对输电线的形状特征, 使用多尺度的条形卷积提取空间信息; 交互感知模块将注意力权重交叉赋予编解码特征来引导边缘生成, 计算上下边缘像素差得到覆冰厚度。在覆冰数据集上进行实验, 结果表明: 本方法的检测精度优于其他方法, 全局最佳阈值(Optimal Dataset Scale, ODS)和单图最佳阈值(Optimal Image Scale, OIS)达到 0.930 和 0.933, 厚度检测误差控制在 8.8% 以内。

关键词: 输电线路; 边缘检测; 覆冰厚度; 注意力机制;

编解码器-解码器

中图分类号: TP391.4

文献标识码: A

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



文章编号: 1673-9868(2026)02-0246-10

Ice Thickness Detection of Transmission Lines Based on Multi-dimensional Interactive Perception

ZHANG Yu^{1,2,3,4}, DOU Yinke^{2,4}, JIAO Yangyang³,
ZHAO Liangliang³, LIU Qiang³

1. Department of Automation, Taiyuan Institute of Technology, Taiyuan 030008, China;
2. College of Electrical and Power Engineering, Taiyuan University of Technology, Taiyuan 030024, China;
3. Shanxi Energy Internet Research Institute, Taiyuan 030032, China;
4. Key Laboratory of Cleaner Intelligent Control on Coal & Electricity, Ministry of Education, Taiyuan 030024, China

收稿日期: 2024-06-06

基金项目: 煤电清洁智能控制教育部重点实验室开放基金项目(CICCE202513); 山西省能源互联网研究院重大科研支撑专项“揭榜挂帅”项目(SXEIRI-ZDZD-2024002); 山西省重点研发计划项目(202102060301020)。

作者简介: 张宇, 博士研究生, 高级工程师, 主要从事图像监测和智能控制研究。

通信作者: 窦银科, 博士, 教授。

Abstract: Aiming at the problem of low accuracy of existing ice thickness detection methods for transmission lines, an ice thickness detection method based on multi-dimensional interactive perception was proposed. This method used an encoder-decoder architecture and proposed a multi-dimensional interactive perception module (MIPM) at cross layer connections. This module consisted of three parts: multi-dimensional channel attention, multi-dimensional spatial attention, and interactive perception module. Within the multi-dimensional channel attention, the multi-scale convolution kernels were utilized to extract channel information for the detailed features of transmission lines. Within the multi-dimensional spatial attention, the multi-scale strip convolution was utilized to extract spatial information based on the shape characteristics of transmission lines. The interactive perception module cross-assigned attention weights to encoding and decoding features to guide edge generation, and the ice thickness was calculated by determining the pixel difference between the upper and lower edges. Experiments on ice-covered datasets showed that the detection accuracy of this method was superior to other methods. The optimal dataset scale (ODS) and optimal image scale (OIS) reached 0.930 and 0.933, respectively, with the thickness detection error controlled within 8.8%.

Key words: transmission lines; edge detection; ice thickness; attention mechanism; encoder-decoder

输电线路的稳定运行对保障人们的日常生活与生产活动至关重要^[1]。架空输电线路是电力传输的主要形式,但由于输电线处于架空状态,极易受到天气和环境的影响,如大风、雷暴、冰雪等。其中,输电线覆冰是一种常见的故障类型,影响电力系统的运行与维护工作^[2]。覆冰严重的情况会造成倒杆倒塔,对人们的日常生活造成不便^[3]。除冰机器人可以通过实时检测覆冰输电线的厚度来计算除冰的振动强度,并根据振动强度将覆冰进行振动去除,消除输电线覆冰带来的危险,确保电力系统正常运行。

覆冰输电线的厚度检测主要有直接测量、力学模型和图像检测等方法。直接测量方法是指工作人员爬上输电塔架,利用测量工具直接对输电线覆冰厚度进行测量,这种方法最为准确,但具有极高的危险性,不具有实用性。力学模型通过构建物理模型来计算覆冰的厚度。韩兴波等^[4]利用基本环境参数(风速、温度等)进行数据采集,然后根据经验公式建立导线覆冰预测模型,其最大预测偏差为 2 mm;杨秋等^[5]将风偏角等参数代入输电线路力学方程,并进行逐次逼近迭代计算,经过实验验证其最大误差为 12.67%。力学模型仅通过考虑几个因素来建立方程,当新的计算因素增加时,则原先设定好的方程便失去作用,模拟结果也会出现偏差,因此其适用性不佳。近年来,图像检测是一种较为流行的检测方法,该方法通过图像采集装置拍摄覆冰输电线,然后根据图像算法来计算覆冰厚度^[6]。与其他方法相比,图像检测方法的安全系数高,可靠性强。Varshney 等^[7]采用全卷积神经网络对覆冰图像进行语义分割,并使用分割后的图像计算覆冰厚度;Wang 等^[8]构建了一套智能结冰检测设备,使用神经网络 MobileNetV3 进行覆冰厚度检测;Nusantika 等^[9]引入增强的多阈值算法分离背景和覆冰像素,图像分割后使用形态学增强标识出感兴趣区域。以上图像检测方法均使用语义分割算法,并通过统计覆冰区域的像素值来计算覆冰厚度,但未考虑到冰层边缘参差不齐等问题。除冰机器人将覆冰厚度划分为不同等级,等级数量越多意味着控制强度越精细,这样能够有效避免除冰作业对线缆造成的振动。同时,输电线覆冰厚度检测误差需控制在 10% 以下,然而通过语义分割计算得到的覆冰厚度达不到该要求。

边缘检测作为计算机视觉的一项底层任务,在近 40 年的发展过程中,涌现出许多经典的识别算法。传统的边缘检测方法通过形状、纹理等特征来人工设计规则^[10]。最早,研究人员通过计算图像的梯度来提取边缘信息,常用的方法有 Sobel 算子^[11]、Robert 算子^[12]、Laplacian 算子^[13]和 Canny 算子^[14],随后基于学习的方法集成了这些底层特征来进行边缘检测。近年来,随着深度学习的迅速发展,目前流行的边缘检测算法均使用卷积神经网络进行设计。Xie 等^[15]首次提出端到端的边缘检测 HED 算法,其融合各个分支的特征图作为最后的输出,并提出了加权交叉熵损失函数;Liu 等^[16]采用 RCF 算法进一步将每个卷积层的特征进行融合,得到尺度更加丰富的图像信息;Deng 等^[17]以 VGG 为骨干设计了端到端的 LPCB 网络结构,

并将 Dice 损失函数^[18]与交叉熵损失函数进行融合; He 等^[19]提出了一种双向级联 BDCN 网络结构, 其中单个层由其特定尺度上的标记边缘进行监督, 此外引入了一种尺度增强模块来进行多尺度特征的生成; Soria 等^[20]设计了一种鲁棒的边缘检测 DexiNed 系统, 将 HED 算法和轻量化神经网络 Xception^[21]进行组合; Su 等^[22]引入了一种全新的像素差卷积(Pixel Difference Convolution, PDC), 将传统的边缘检测算子集成到卷积运算中, 构建了 PiDiNet 网络; Zhou 等^[23]设计了 UAED 算法模型, 利用不确定性来研究边缘检测数据集不同注释的主观性和模糊性, 将确定性标签空间转换为可学习的高斯分布, 通过方差测量不同注释之间的模糊度。

在输电线路检测方面, 边缘检测算法可以成功检测出覆冰输电线的边缘。Liu 等^[24]使用 Canny 边缘检测算子对覆冰输电线的边缘进行检测; Chang 等^[25]对覆冰红外图像使用 Ratio 算子进行边缘检测, 然后计算覆冰厚度; Nusantika 等^[26]使用高斯和双边滤波器融合 Canny 算子的混合方法进行覆冰输电线边缘检测; Liang 等^[27]提出了一种基于 LSD 算法的线性检测算法来检测输电线路覆冰厚度。受限于传统方法中手工设计特征的局限性, 这类方法的边缘检测精度均不高, 因此 Lin 等^[28]提出了一种强广义卷积神经网络用于覆冰输电线的厚度检测, 引入 IBP 算法来确定卷积层的层数和卷积核的数量。

目前针对覆冰输电线的厚度检测, 大多数仍采用传统边缘检测算法, 很少有研究人员使用深度学习算法对覆冰输电线进行厚度检测, 为此, 本文针对输电线路的特点, 设计了一种基于多维交互感知的覆冰厚度检测模型, 以期能够准确、高效地识别覆冰输电线的边缘。

1 本文模型

本文提出的厚度检测模型如图 1 所示。模型使用编码器和解码器的框架进行设计, 编解码架构通过编码器来提取不同层级的图像特征, 然后使用解码器逐层生成边缘图像。编码器由卷积神经网络组成, 低层级提取浅层特征, 高层级提取高级语义信息。解码器通过上采样模块将图像恢复成原始尺寸, 其特别之处在于编码器和解码器之间存在跨层连接, 通过将同层级的编码器特征和解码器特征进行级联, 引导解码器将图像恢复, 因此这种架构相比其他边缘检测算法能够更加充分地利用图像特征。原始的编解码特征融合时, 仅仅依靠拼接操作, 并没有进行编码器与解码器特征之间的内部信息交互。基于此, 本文设计了一个多维交互感知模块, 来加强不同特征之间的信息交互。编码器和解码器的特征通过多维交互感知模块计算出各自的注意力权重, 然后将权重与输入特征交叉相乘, 进行深层次的特征融合, 通过多个上采样模块得到边缘检测图像, 最后通过厚度计算方法得到覆冰厚度。

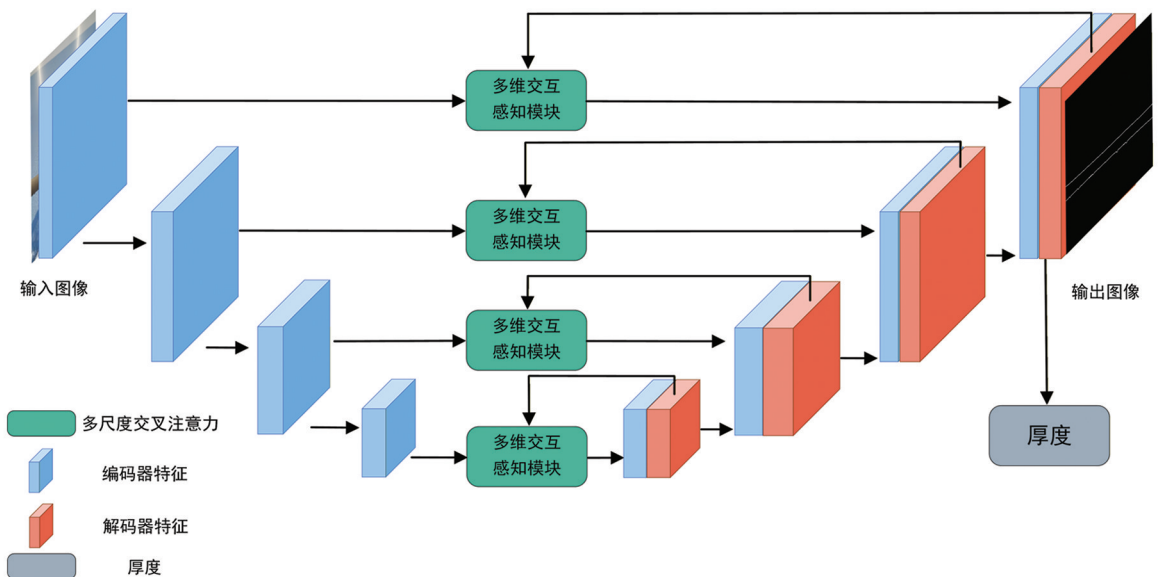


图 1 厚度检测模型

1.1 多维交互感知模块

传统的 UNet 模型在进行跨层连接时, 仅仅将同一级的编码器特征与解码器特征简单拼接在一起^[29], 同时使用卷积操作进行特征融合, 并没有深入挖掘编解码特征之间的信息交互, 从而导致生成的分割图像精度不高, 出现漏检、错检的情况。注意力机制可以有效提高模型对于重要特征的关注能力, 因此本文对编码器与解码器特征计算注意力权重, 得到模型接下来需要重点关注的区域。然后通过设计交互感知模块, 将编码器与解码器的注意力权重交叉赋予解码器特征与编码器特征。此外, 本文设计了多维注意力模块, 通过不同尺度的通道注意力与空间注意力来扩展注意力的计算范围, 提取更加丰富的细节信息。

图 2 展示了多维交互感知模块 (Multi-dimensional Interactive Perception Module, MIPM) 的示意图, 编码器的特征经过跨层连接, 首先提取多维通道注意力, 然后计算不同尺度的空间注意力。多维通道注意力通过不同尺度的卷积核计算不同通道之间的关系, 赋予其不同的权重; 而多维空间注意力通过不同大小的条形卷积核来提取图像特征, 让模型更加关注覆冰边缘。计算完成的空间注意力不再赋予编码器特征, 而是与解码器特征进行相乘, 利用编码器得到的权重信息引导模型关注重要特征, 从而对解码器的图像恢复起到指导作用。而解码器的特征也进行同样的操作, 最后将交互感知后的特征级联在一起, 进行边缘图像的生成。通过这种交叉赋予注意力的方式进行交互感知, MIPM 模块增强了编码器与解码器之间的信息流通, 促使解码器在进行边缘图像生成时对覆冰边缘投入更多的关注。

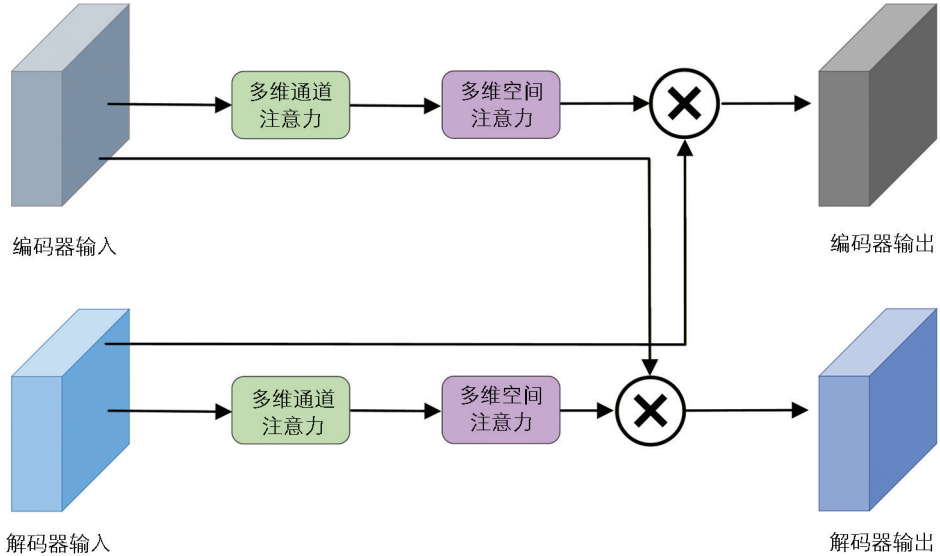


图 2 多维交互感知模块

1.1.1 多维通道注意力

多维通道注意力旨在计算各个特征图之间的关系, 通过多个不同尺寸的卷积核能够提取更加丰富的注意力信息。本文提出的多维通道注意力如图 3 所示。首先, 将特征图按照空间维度分别进行最大池化和平均池化, 得到每个通道的空间聚合信息。接着, 使用不同尺度的一维卷积核进行通道注意力的计算, 其中卷积核大小分别设置为 3、7、11。 1×3 的卷积核负责相近通道之间的交互计算, 1×7 的卷积核计算中间范围的通道关系, 而 1×11 的卷积核负责提取远距离的注意力权重。在得到不同维度的通道注意力信息后, 相加进行不同通道注意力的聚合, 得到最终的多维通道注意力。最后, 将通道注意力与原始特征图相乘并进行残差计算。

多维通道注意力的计算如式(1)、式(2)所示:

$$CA = \sigma \sum_{i=0}^3 Branch_i (\text{Conv}(\text{Max}(\text{Input})) + \text{Conv}(\text{Avg}(\text{Input}))) \quad (1)$$

$$\text{Output} = \text{Input} \cdot CA + \text{Input} \quad (2)$$

其中: CA 为多维通道注意力; Input 为输入特征; Max 与 Avg 分别为最大池化与平均池化操作;

Conv 为卷积操作; $Branch_i$ 为不同尺度大小的卷积核; σ 为 Sigmoid 激活函数。

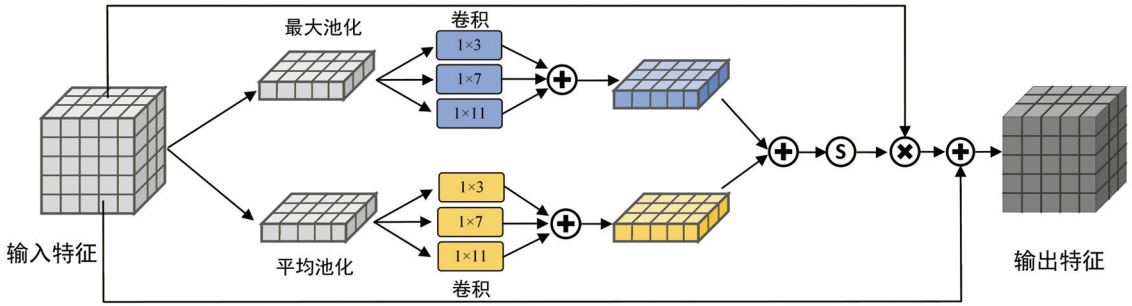


图 3 多维通道注意力示意图

1.1.2 多维空间注意力

ECA-Net 网络^[30]仅使用了通道注意力,并没有进行空间注意力的计算。而空间注意力关注图像重要特征的位置,对于引导模型关注覆冰边缘至关重要,因此本文在提取特征图的多维通道注意力后,继续计算多维空间注意力。图 4 为多维空间注意力的示意图,其借鉴了 CPCA 注意力^[31]的计算方法,使用动态分配方式将卷积核替换为条形卷积,使其更加适应输电线这种条形图像。空间注意力并未将特征图按照通道方向进行信息聚合,避免赋予所有通道相同的空间注意力信息。

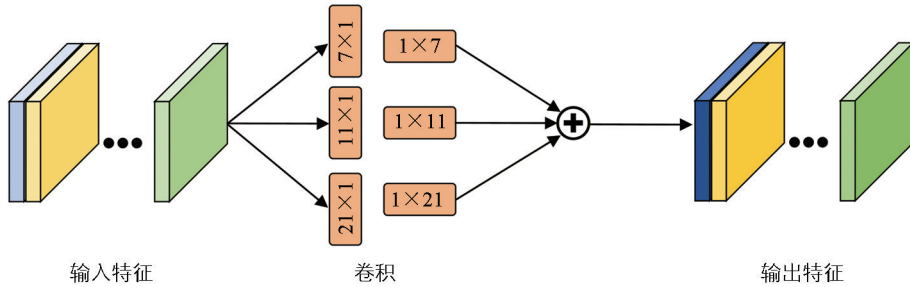


图 4 多维空间注意力示意图

由于输电线覆冰边缘为不同大小的凹凸,因此使用不同大小卷积核的卷积来提取边缘特征。分别使用大小为 7、11、21 的卷积核,其中大小为 7 的卷积核提取小尺寸的覆冰边缘,大小为 11 的卷积核提取中等尺寸的覆冰边缘,而大尺寸边缘则由大小为 21 的卷积核负责计算。通过不同尺度卷积核的条形卷积进行注意力的计算,最后进行相加得到多维空间注意力权重。

多维空间注意力的计算如式(3)所示:

$$SA = \text{Conv}_{1 \times 1} \left(\sum_{i=0}^3 \text{Branch}_i (\text{DwConv}(\text{Output})) \right) \quad (3)$$

式中: SA 为多维空间注意力; DwConv 为深度卷积操作; $\text{Conv}_{1 \times 1}$ 为卷积核大小是 1 的卷积; Output 为通道注意力输出。

1.1.3 交互感知模块

在以往的边缘检测算法中,编码器与解码器之间的融合仅使用简单的拼接来完成,这种方式不能有效提取级联特征之间的关系。因此,本文提出了多维交互感知模块,首先计算编码器和解码器的多维通道注意力和空间注意力,然后将编码器生成的注意力权重与解码器特征进行相乘,同时将解码器的注意力权重与编码器相乘,利用交互感知机制加深级联特征的联系,对边缘图像的生成起到了有效的引导作用,有利于输电线覆冰边缘的检测,具体的计算公式如下:

$$A_{en} = \text{Attention}(\text{Input}_{en}) \quad (4)$$

$$A_{de} = \text{Attention}(\text{Input}_{de}) \quad (5)$$

$$\text{Output} = \text{Concat}((\text{Input}_{en} \cdot A_{de}), (\text{Input}_{de} \cdot A_{en})) \quad (6)$$

其中: $Input_{en}$ 和 $Input_{de}$ 分别为编码器和解码器的输入特征; Attention 为注意力机制; Concat 为拼接操作; A_{en} 和 A_{de} 为各自的注意力权重; $Output$ 为最后的输出特征。

1.2 厚度检测

在检测出覆冰输电线的边缘后, 通过图像中上下边缘的像素差即可预测出覆冰厚度, 覆冰厚度的计算公式为:

$$h = \frac{d_2 - d_1}{2} \times \frac{D_1}{d_1} \quad (7)$$

式中: D_1 为输电线的实际直径; d_1 为无覆冰线路图像上下边界轮廓像素宽度; d_2 为覆冰线路图像上下边界轮廓像素宽度。

2 实验结果与分析

2.1 图像数据集

由于目前没有公共的覆冰输电线图像数据集可以使用, 因此本文为模拟输电线覆冰的情况, 将输电线缆放入冰柜中, 间断性地进行喷水使线缆表面覆冰, 经过长时间的冰冻得到了覆冰输电线, 以此为基础构建覆冰输电线数据集。使用相机进行图像采集, 经过数据清洗后, 最终得到 304 张覆冰输电线图像, 并将其按照 9:1 的比例划分为训练集和测试集。实验所用的深度学习框架为 PyTorch, GPU 为 RTX4090, 操作系统为 Ubuntu 20.04.6。

2.2 消融实验

为了验证本文提出的边缘检测模型的有效性, 设计了消融实验进行对比, 共设置了 3 组对照实验。Attention 表示在跨层连接处添加注意力机制, Cross 表示使用多维交互感知 MIPM 模块, ODS 为全局最佳阈值, OIS 为单图最佳阈值。在覆冰数据集上进行边缘检测, 消融实验结果如表 1 所示。

表 1 消融实验结果

实验名称	Attention	Cross	ODS	OIS
UNet			0.907	0.917
本文模型	✓		0.913	0.919
	✓	✓	0.930	0.933

由表 1 可知, UNet 作为基础模型, 取得了最低的实验结果。在 UNet 网络模型的基础上添加注意力机制, ODS 和 OIS 分别提高了 0.6 个百分点和 0.2 个百分点。本文通过继续增加交互感知注意力权重的方式, ODS 和 OIS 又分别提高了 1.7 个百分点和 1.4 个百分点, 验证了多维交互感知可以有效引导边缘图像的生成。

2.3 注意力对比实验

在计算多维通道注意力时, 不同尺度的卷积核大小将影响感受野的范围, 因此选择合适的卷积核大小对注意力计算至关重要。通过在覆冰数据集上进行实验, 结果如表 2 所示。当通道注意力卷积核选择 (3, 7, 11) 时, 边缘检测的效果最佳, 因此 MIPM 模块使用此卷积核大小来计算多维通道注意力, 多维空间注意力的卷积核尺寸与 CPCA 注意力保持一致。

表 2 多尺度卷积核大小的对比结果

卷积核大小	ODS	OIS	卷积核大小	ODS	OIS
(3, 7, 11)	0.930	0.933	(11, 21, 41)	0.923	0.930
(7, 11, 21)	0.926	0.932			

由于本文在 ECA-Net 网络的基础上对注意力进行了改进,因此可通过对比其他注意力模块来验证本文提出的注意力的有效性。分别将 SENet^[32]、CBAM^[33]、ECA-Net 以及 CPCA 注意力集成到模型中,进行注意力对比实验,实验结果如图 5 所示。

由图 5 可知,SENet 通过全连接层计算通道注意力,CBAM 在 SENet 的基础上添加了空间注意力, F 值提升了 0.2 个百分点;ECA-Net 将通道注意力的计算替换为高效的卷积操作,增强了模型的边缘检测能力;CPCA 通过对通道注意力加权后的特征分别进行空间注意力的提取,提高了模型对空间内容的关注;而本文提出的 MIPM 模块,在 ECA-Net 的基础上,综合上述注意力模块的优势, F 值达到了 0.930。

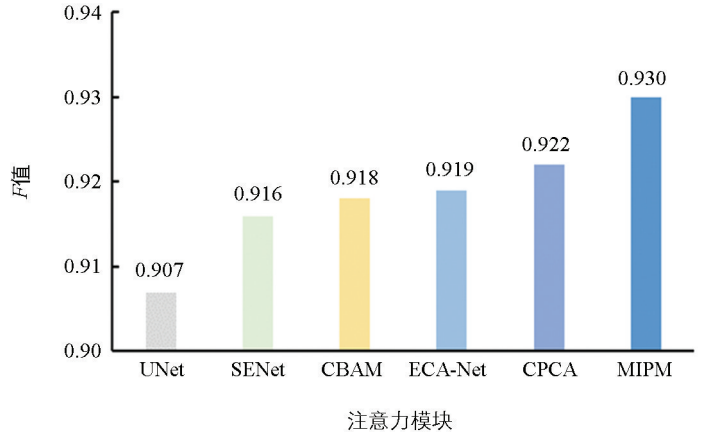


图 5 注意力实验结果

2.4 与其他算法对比

将其他边缘检测算法在覆冰数据集上的检测效果与本文提出的模型进行对比,实验结果如表 3 所示。

表 3 与其他算法的对比结果

算法模型	ODS	OIS	算法模型	ODS	OIS
HED ^[15]	0.858	0.867	PiDiNet ^[22]	0.912	0.920
RCF ^[16]	0.873	0.883	UAED ^[23]	0.924	0.927
BDCN ^[19]	0.900	0.905	本文模型	0.930	0.933

由表 3 可知,所有算法基本达到了 85% 以上的识别准确率。本文模型凭借多维交互感知模块,在与其他边缘检测算法的对比中具有明显的优势。

图 6 分别展示了部分算法模拟覆冰图像的边缘检测效果,其中真实覆冰图像为 2024 年初降雪时采集的输电线覆冰图像。

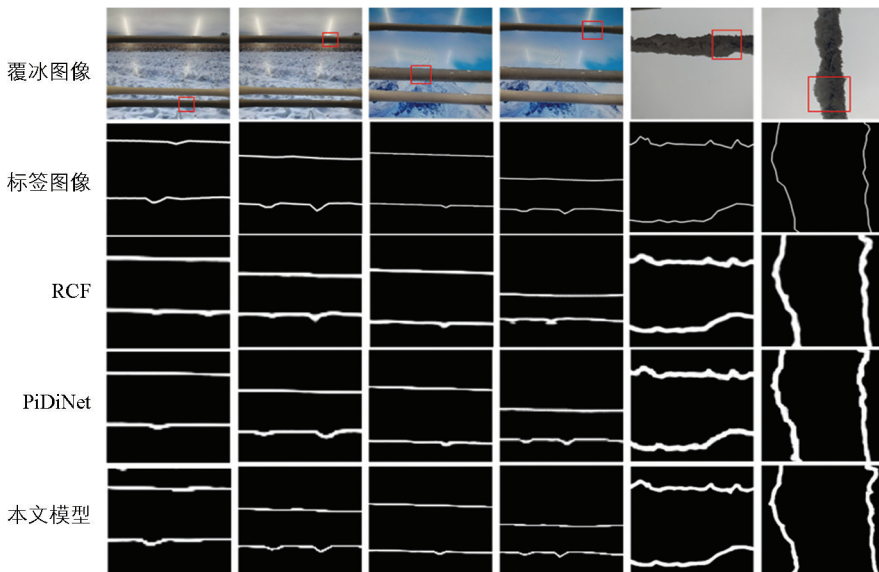


图 6 边缘检测可视化示意图

由图 6 可知, RCF 生成的图像边缘较粗, 对于凹凸处的像素点无法进行有效处理, 尤其是当真实覆冰图像中存在大量凹凸时, RCF 将无法进行区分; PiDiNet 通过重新设计卷积算子, 对于真实边缘附近的像素可以实现初步区分, 但其检测的边缘厚度仍然较粗; 而本文模型通过 MIPM 模块更加关注难以区分的像素, 能够有效检测出高低不平的部分, 检测结果更加贴近真实标签。

2.5 覆冰厚度计算

分别选取 4 个不同厚度的覆冰输电线进行覆冰边缘预测, 得到覆冰输电线的边缘图后, 依据式(7)进行覆冰厚度计算。分别选取 UAED 模型、语义分割方法与本文模型进行对比, 其中语义分割方法通过统计覆冰与非覆冰区域像素比来得到覆冰厚度, 使用模型为 UNet, 实验结果如表 4 所示。

表 4 覆冰厚度计算

实际厚度/mm	模型	预测厚度/mm	误差/%
5.0	本文模型	4.7	6.0
	UAED	4.5	10.0
	UNet	5.6	12.0
11.0	本文模型	11.6	5.5
	UAED	11.8	7.3
	UNet	12.1	10.0
17.5	本文模型	17.0	2.9
	UAED	18.2	4.0
	UNet	19.3	10.3
20.5	本文模型	22.3	8.8
	UAED	22.7	10.7
	UNet	23.0	12.2

由表 4 可知, 根据本文模型检测出的边缘效果计算覆冰厚度, 误差最大为 8.8%, 最小为 2.9%, 而 UAED 模型的识别误差更高一些。使用语义分割方法的效果不佳, 整体误差已经超过 10%。本文模型的整体误差处于可控范围以内, 证明该模型可以用于输电线覆冰厚度的检测。

3 结论

针对输电线覆冰厚度难以检测以及识别精度不高等问题, 本文提出了一种基于多维交互感知的输电线覆冰厚度检测模型。该模型在编码器与解码器的跨层连接处设计了多维交互感知模块, 不同维度的通道和空间注意力提取了更加丰富的注意力信息, 交互感知模块对编解码特征之间的信息交互进行了增强, 使覆冰边缘的识别更加准确。在覆冰输电线数据集上进行实验, 本文模型相较于 RCF、PiDiNet 模型能够更加准确地识别覆冰边缘。与 UNet 基准模型相比, ODS 提升了 2.3 个百分点, OIS 提升了 1.6 个百分点, 模型预测厚度与实际测量厚度误差控制在 8.8% 以内。

目前, 在输电线覆冰厚度检测领域, 还存在数据集匮乏与模型边缘部署困难等问题, 本文所用数据集为实验室环境中自制覆冰输电线采集得到的, 当在现实场景中遇到大风、雷暴等天气时, 图像会变得模糊, 导致覆冰厚度判断不准。因此, 在下一步工作中, 首先需扩充覆冰输电线数据集, 增加现实场景中输电线的覆冰图像, 提高厚度检测算法的泛化能力。然后需进行图像去噪等方面的研究, 减轻天气等因素带来的影响。此外, 还需对模型进行轻量化处理, 减小模型大小以提高推理速度, 在保证检测精度的同时提高检测速度, 以便进行厚度检测模型的边缘部署, 并将其运用于输电线除冰工作中。

参考文献:

- [1] YANG L, CHEN J, HAO Y P, et al. Experimental Study on Ultrasonic Detection Method of Ice Thickness for 10 kV Overhead Transmission Lines [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2023, 72: 9001110.
- [2] HUANG J J, ZHOU X M. Study on Transmission Line Icing Prediction Based on Micro-Topographic Correction [J]. AIP Advances, 2022, 12(8): 085103.
- [3] ZHU Y, TAN Y J, HUANG Q J, et al. Research on Melting and De-Icing Methods of Lines in Distribution Network [C] //2019 IEEE 3rd Conference on Energy Internet and Energy System Integration (EI2), November 8-10, 2019, Changsha, China. IEEE, 2020: 2370-2373.
- [4] 韩兴波, 陈孜铭, 邢宾, 等. 采用基本环境参数的导线覆冰预测方法 [J]. 重庆大学学报, 2023, 46(11): 69-77.
- [5] 杨秋, 杨柳, 熊浩, 等. 基于输电线路的受力分析计算覆冰厚度 [J]. 电工技术, 2024(5): 97-100.
- [6] BERLIJN S M, GUTMAN I, HALSAN K A, et al. Laboratory Tests and Web Based Surveillance to Determine the Ice- and Snow Performance of Insulators [J]. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, 2007, 14(6): 1373-1380.
- [7] VARSHNEY D, RAHNEMOONFAR M, YARI M, et al. Deep Ice Layer Tracking and Thickness Estimation Using Fully Convolutional Networks [C] //2020 IEEE International Conference on Big Data (Big Data), December 10-13, 2020, Atlanta, GA, USA. IEEE, 2020: 3943-3952.
- [8] WANG B, MA F Q, GE L J, et al. Icing-EdgeNet: A Pruning Lightweight Edge Intelligent Method of Discriminative Driving Channel for Ice Thickness of Transmission Lines [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2021, 70: 2501412.
- [9] NUSANTIKA N R, HU X G, XIAO J. Newly Designed Identification Scheme for Monitoring Ice Thickness on Power Transmission Lines [J]. Applied Sciences, 2023, 13(17): 9862.
- [10] 肖扬, 周军. 图像边缘检测综述 [J]. 计算机工程与应用, 2023, 59(5): 40-54.
- [11] KITTLER J. On the Accuracy of the Sobel Edge Detector [J]. Image and Vision Computing, 1983, 1(1): 37-42.
- [12] ROBERTS L G. Machine Perception of Three Dimensional Solids [D]. Cambridge: Massachusetts Institute of Technology, 1963.
- [13] LECUN Y, BOTTOU L, BENGIO Y, et al. Gradient-Based Learning Applied to Document Recognition [J]. Proceedings of the IEEE, 1998, 86(11): 2278-2324.
- [14] CANNY J. A Computational Approach to Edge Detection [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1986, PAMI-8(6): 679-698.
- [15] XIE S N, TU Z W. Holistically-Nested Edge Detection [C] //2015 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), December 7-13, 2015, Santiago, Chile. IEEE, 2016: 1395-1403.
- [16] LIU Y, CHENG M M, HU X W, et al. Richer Convolutional Features for Edge Detection [C] //2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), July 21-26, 2017, Honolulu, HI, USA. IEEE, 2017: 5872-5881.
- [17] DENG R X, SHEN C H, LIU S J, et al. Learning to Predict Crisp Boundaries [C] //Computer Vision-ECCV 2018. Cham: Springer, 2018: 570-586.
- [18] MILLETARI F, NAVAB N, AHMADI S A. V-Net: Fully Convolutional Neural Networks for Volumetric Medical Image Segmentation [C] //2016 Fourth International Conference on 3D Vision (3DV), October 25-28, 2016, Stanford, CA, USA. IEEE, 2016: 565-571.
- [19] HE J Z, ZHANG S L, YANG M, et al. Bi-Directional Cascade Network for Perceptual Edge Detection [C] //2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), June 15-20, 2019, Long Beach, CA, USA. IEEE, 2020: 3823-3832.
- [20] SORIA X, RIBA E, SAPPA A. Dense Extreme Inception Network: Towards a Robust CNN Model for Edge Detection [C] //2020 IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision (WACV), March 1-5, 2020, Snowmass, CO,

- USA. IEEE, 2020: 1912-1921.
- [21] CHOLLET F. Xception: Deep Learning with Depthwise Separable Convolutions [C] //2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), July 21-26, 2017, Honolulu, HI, USA. IEEE, 2017: 1800-1807.
- [22] SU Z, LIU W Z, YU Z T, et al. Pixel Difference Networks for Efficient Edge Detection [C] //2021 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV), October 10-17, 2021, Montreal, QC, Canada. IEEE, 2022: 5097-5107.
- [23] ZHOU C X, HUANG Y P, PU M Y, et al. The Treasure Beneath Multiple Annotations: An Uncertainty-Aware Edge Detector [C] //2023 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), June 17-24, 2023, Vancouver, BC, Canada. IEEE, 2023: 15507-15517.
- [24] LIU Y Q, TANG Z G, XU Y J. Detection of Ice Thickness of High Voltage Transmission Line by Image Processing [C] //2017 IEEE 2nd Advanced Information Technology, Electronic and Automation Control Conference (IAEAC), March 25-26, 2017, Chongqing, China. IEEE, 2017: 2191-2194.
- [25] CHANG Y D, YU H, KONG L Y. Study on the Calculation Method of Ice Thickness Calculation and Wire Extraction Based on Infrared Image [C] //2018 IEEE International Conference on Mechatronics and Automation (ICMA), August 5-8, 2018, Changchun, China. IEEE, 2018: 381-386.
- [26] NUSANTIKA N R, HU X G, XIAO J. Improvement Canny Edge Detection for the UAV Icing Monitoring of Transmission Line Icing [C] //2021 IEEE 16th Conference on Industrial Electronics and Applications (ICIEA). August 1-4, 2021, Chengdu, China. IEEE, 2021: 1838-1843.
- [27] LIANG S L, WANG J, CHEN P P, et al. Research on Image Recognition Technology of Transmission Line Icing Thickness Based on LSD Algorithm [C] //Communications, Signal Processing, and Systems. Singapore: Springer, 2021: 100-110.
- [28] LIN G, WANG B, YANG Z. Identification of Icing Thickness of Transmission Line Based on Strongly Generalized Convolutional Neural Network [C] //2018 IEEE Innovative Smart Grid Technologies - Asia (ISGT Asia), May 22-25, 2018, Singapore. IEEE, 2018: 499-504.
- [29] 建瑞博, 蔡智勇, 杨自尚, 等. 基于 U-Net 的田间小麦收获边界图像分割方法研究 [J]. 河南农业大学学报, 2023, 57(3): 444-450.
- [30] WANG Q L, WU B G, ZHU P F, et al. ECA-Net: Efficient Channel Attention for Deep Convolutional Neural Networks [C] //2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), June 13-19, 2020, Seattle, WA, USA. IEEE, 2020: 11531-11539.
- [31] HUANG H J, CHEN Z G, ZOU Y, et al. Channel Prior Convolutional Attention for Medical Image Segmentation [PP/OL]. arXiv (2023-06-08) [2024-05-30]. <https://arxiv.org/abs/2306.05196>.
- [32] HU J, SHEN L, SUN G. Squeeze-and-Excitation Networks [C] //2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 18-23, 2018, Salt Lake City, UT, USA. IEEE, 2018: 7132-7141.
- [33] WOO S, PARK J, LEE J Y, et al. CBAM: Convolutional Block Attention Module [C] //Computer Vision-ECCV 2018. Cham: Springer, 2018: 3-19.