

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

马富齐, 王波, 董旭柱, 罗鹏, 王红霞, 周胤宇

(武汉大学 电气与自动化学院, 湖北省 武汉市 430072)

Receptive Field Vision Edge Intelligent Recognition for Ice Thickness Identification of Transmission Line

MA Fuqi, WANG Bo, DONG Xuzhu, LUO Peng, WANG Hongxia, ZHOU Yinyu
(School of Electrical and Automation, Wuhan University, Wuhan 430072, Hubei Province, China)

ABSTRACT: The strong randomness and irresistibility of the transmission lines covered with ice and snow leads to the extreme difficulty in handling such emergency, therefore the intelligent edge recognition ability of icing monitoring terminal is urgently needed. This paper proposes a front-end identification method of transmission line icing grade based on lightweight receptive field feature expression network. Firstly, a lightweight convolutional neural network named MobileNetV3 is utilized to extract feature information of the icing image, and the receptive field block is introduced to enlarge the mapping area of the model to the icing image, thereby enhancing the feature extraction ability of the network. Then the multi-scale target detection network SSD (single shot multibox detector) is used to achieve the thickness identification and monitoring of icing image. Finally, the ice image perceived in the real scene is experimented in the edge intelligent device with limited computing resources. The experiment results show that the proposed edge intelligent monitoring method can achieve the front-end recognition of ice grade and can maintain high recognition accuracy for ice images collected in the extreme weather. This method greatly avoids long-distance transmission of the ice images and achieve the edge intelligent autonomy of ice cover monitoring in the extreme weather, which has strong generalization ability and practical application value.

KEY WORDS: icing monitoring; edge intelligence; receptive field block; power vision; lightweight convolutional neural network

摘要: 输电线路覆冰积雪表现出强随机性和不可抗拒性, 导致实际输电线路覆冰应急处理极度困难, 亟需覆冰监测终端

的边缘智能识别能力。为此, 以电力视觉边缘智能为基础, 提出了一种基于轻量型多感受野特征表达网络的输电线路覆冰厚度终端级辨识方法。该方法首先通过轻量化的卷积神经网络 MobileNetV3 提取覆冰图像的特征, 然后引入多感受野模块增大模型对覆冰影像的映射区域, 从而增强其特征提取能力, 其次采用多尺度目标检测网络(single shot multibox detector, SSD)实现覆冰厚度的辨识与监测。最后, 采用实际场景下感知到的覆冰影像在计算资源有限的边缘智能装置中进行试验验证。试验结果表明: 所提出的边缘智能识别方法能够实现覆冰厚度的终端级识别, 并在极端天气的覆冰场景下保持较高识别精度, 避免了覆冰影像的长距离传输, 实现了极端天气下覆冰监测的边缘智能自治, 具有很强的泛化能力和实际适用价值。

关键词: 覆冰监测; 边缘智能; 多感受野; 电力视觉; 轻量化卷积神经网络

DOI: 10.13335/j.1000-3673.pst.2020.1015

0 引言

随着全球冰雪、雾霾、冰冻等恶劣气候的频繁发生, 输电线路覆冰积雪灾害表现出不可抗拒性、极强的随机性和不可预见性, 输电线路作为国家电力输送的重要渠道面临着重大考验^[1-2]。输电线路覆冰将会引发绝缘子闪络、导线舞动、断线倒杆和电力通信中断等多种严重事故, 对电力系统的安全稳定运行构成严重的威胁, 并会造成巨大的经济损失^[3-4]。此外输电线路发生严重覆冰状况通常伴随着大风、暴雪等极端恶劣天气条件, 这将严重影响现有覆冰监测系统的通讯网络, 当前的覆冰监测系统必须要在通讯质量不高的条件下进行覆冰影像的长远距离传输, 极大的降低了电力系统在极端条件下的应急处理能力^[5-6]。2008年我国南方地区发生的大面积冰冻灾害, 造

基金项目: 国家自然科学基金项目(51777142)。

Project Supported by National Natural Science Foundation of China (NSFC) (51777142).

成了8709座铁塔倒塌、27000余条线路断线、1497座变电站停止运行，直接带来的经济损失高达154亿元人民币。2018年，我国华东和华南地区再次发生大面积冰冻天气，导致上百条10kV电压等级及以上线路因积雪而中断供电和多条电力通讯网络中断，严重影响居民生活。由此可见，研究输电线路的覆冰厚度辨识并提高覆冰监测的应急处理能力对输电线路冰灾防御、保障电力系统安全运行具有重要意义^[7-8]。

当前，国内外对输电线路覆冰监测及识别的研究主要是中心云计算和前端分析两种处理模式。其中，中心云计算处理模式包括力学监测^[9-11]和图像监测^[12-13]两方面。力学监测方法利用角度和拉力传感器测量出绝缘子串的倾角和导线荷载，在考虑环境温度、风速、液态水含量和水滴碰撞等诸多因素的情况下，通过计算由于覆冰增加的垂直荷载估计覆冰状态^[14-16]。但是力学监测法的局限性在于输电线路装设的传感器会受到恶劣天气和复杂电磁干扰等方面的影响，使得覆冰监测结果可能会产生较大误差^[17]。图像监测法是利用配备在输电线路杆塔上的视频监控终端定时的采集覆冰图像，并将覆冰图像传输至监测中心，然后在监测中心利用丰富的计算资源和先进的图像处理办法，计算得到输电线路的覆冰状态^[18]。当前，针对采集到的覆冰图像主要通过传统的图像处理办法进行覆冰监测，通过图像分割或边缘检测等办法实现覆冰厚度监测^[19-20]。但是传统的图像处理办法会受到覆冰图像质量和覆冰位置的影响，不同的覆冰图像通常需要人工判断选择最佳的处理办法，因而泛化能力不足。随着GPU和人工智能技术的发展，以深度学习为基础的图像处理办法被逐步应用到输电线路覆冰监测中。文献[21]提出了一种基于强泛化卷积神经网络的输电线路覆冰厚度辨识办法，借助云计算中心丰富的计算资源搭建复杂的

卷积神经网络覆冰图像识别模型进行覆冰厚度等级辨识，表现出很强的泛化能力。

然而输电线路覆冰积雪表现出强随机性和不可抗拒性，实际覆冰监测系统通常面临着极端恶劣的天气状况，通讯质量不高，通过视频监控终端将覆冰图像上传监测中心进行集中云计算的处理模式面临着远距离传输困难等问题，应急处理能力不足，因此具有前端分析能力的终端级覆冰监测近年来得到广泛关注。但是由于覆冰监测环境恶劣、覆冰影像背景复杂和终端装置的算力有限等原因，如何实现具有泛化性强、精度高的终端级覆冰厚度辨识办法还没有得到突破。为此，本文构建了一种基于电力视觉边缘智能的覆冰厚度终端级辨识框架，并提出了一种基于轻量型多感受野特征表达网络的输电线路覆冰厚度终端级辨识办法，实现覆冰厚度的前端辨识。该办法通过轻量化的卷积神经网络搭建覆冰厚度等级识别模型，并引入多感受野的特征提取模块增强模型对复杂背景覆冰图像的特征表达和提取，提高输电线路覆冰厚度监测的辨识精度和泛化能力。

1 基于电力视觉边缘智能的覆冰厚度监测框架

电力视觉边缘智能是以电力深度视觉^[22]为基础，借助新型的边缘智能处理模式^[23]，通过轻量化的深度学习模型对电力影像进行智能分析和处理，从而在更靠近感知终端完成电力影像的分析和计算，是一种新型的电力系统视觉影像计算模式^[24]。

考虑到输电线路覆冰监测通常面临着恶劣的天气状况，面临着覆冰图像远距离传输困难和覆冰监测效率不高的问题，为了提高输电线路覆冰厚度的监测效率，本文以边缘智能的思想为基础，构建了基于电力视觉边缘智能的输电线路覆冰厚度监测框架，如图1所示。

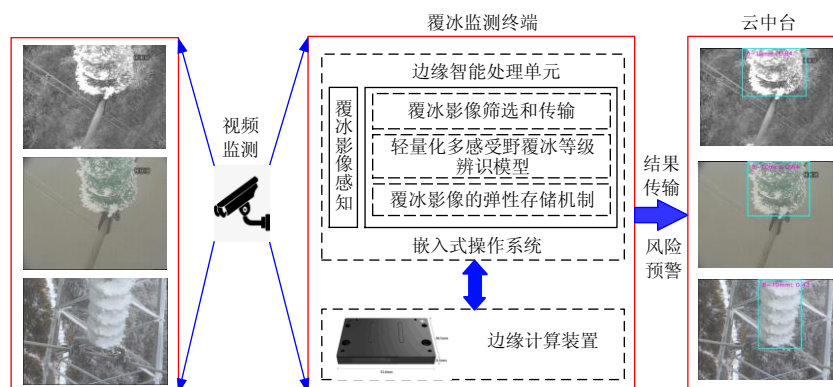


图1 基于电力视觉边缘智能的输电线路覆冰等级监测框架图

Fig. 1 Frame chart of ice thickness monitoring of transmission line based on power vision edge intelligence

该覆冰监测框架通过在输电线路覆冰视频监控终端内搭载边缘计算装置进行覆冰厚度的终端监测。首先利用视频监控终端感知输电线路绝缘子的覆冰影像，然后利用搭载在覆冰监测终端内的边缘计算装置对感知到的覆冰影像进行筛选与分配，再利用轻量化的覆冰厚度辨识模型对感知到的覆冰影像进行终端的智能分析，最后将识别后的覆冰影像结果上传至覆冰监测云中台并对覆冰厚度较高的监测点进行风险预警。

然而搭载到覆冰监测终端的边缘计算装置算力有限，当前基于卷积神经网络的覆冰厚度辨识模型过于庞大，无法部署于计算资源有限的覆冰监测终端。为了实现覆冰厚度的终端辨识，本文以轻量化的特征提取网络 MobileNetv3 为基础，并引入多感受野模块增强网络的特征表达能力，构建了一种轻量化的多感受野覆冰厚度辨识模型。

2 轻量化多感受野覆冰厚度辨识模型

考虑到实际输电线路覆冰通常面临着各种恶劣天气状况，且不同的输电线路地形和环境会导致覆冰影像采集面临着多种场景变换，诸大风、暴雪和黑夜等多种场景，因而实际覆冰监测系统采集到的覆冰影像表现出场景多样化、背景复杂化、低分辨率化和多形态化等特征，图2给出了几张采集到的覆冰影像。图2(a)是在覆冰监测镜头结冰情况下采集到的覆冰图像，图像中出现了冰斑；图2(b)是雪后采集到的覆冰图像，其中绝缘子覆雪且与周围积雪环境表现出极大的相似性；图2(c)中绝缘子覆冰影像与周围环境类似且背景复杂；图2(d)是黑夜下采集到的的覆冰影像。此外搭载到输电线路输电线路的覆冰监测终端计算资源

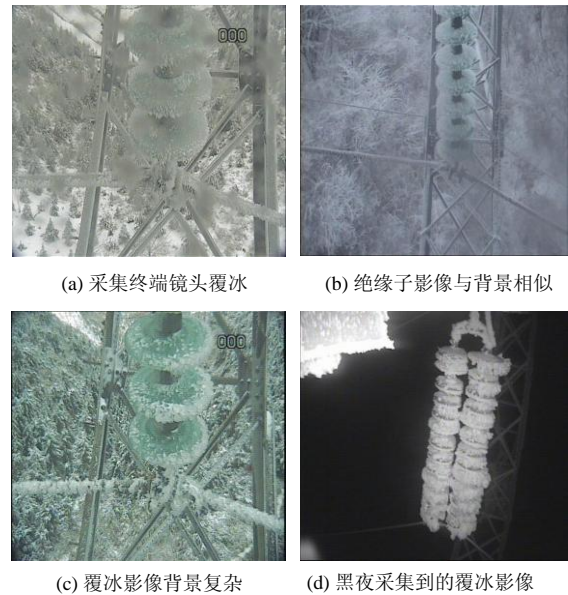


图2 实际采集到的覆冰影像示意图
Fig. 2 Icing image collected in actual scene

有限，只能进行轻量级模型的推理和分析。为了实现面向场景多样化、背景复杂化、低分辨率化和多形态化等特征等覆冰影像的终端厚度智能辨识，本文以轻量化的特征提取网络 MobileNetv3 为基础，并引入多感受野的特征提取模块(receptive field block, RFB)增强覆冰厚度辨识网络模型的特征提取能力，提出了一种轻量化多感受野的覆冰厚度辨识模型。该模型的结构示意图如图3所示。

对于具有复杂背景的输电线路覆冰图像，考虑到覆冰监测终端的计算资源有限，首先通过轻量化的特征提取网络 MobileNetV3 提取覆冰图像特征，然后利用多感受野模块(RFB)提高覆冰监测网络的特征提取能力，最后利用多尺度的目标检测网络 SSD 实现输电线路覆冰影像的厚度辨识和定位。

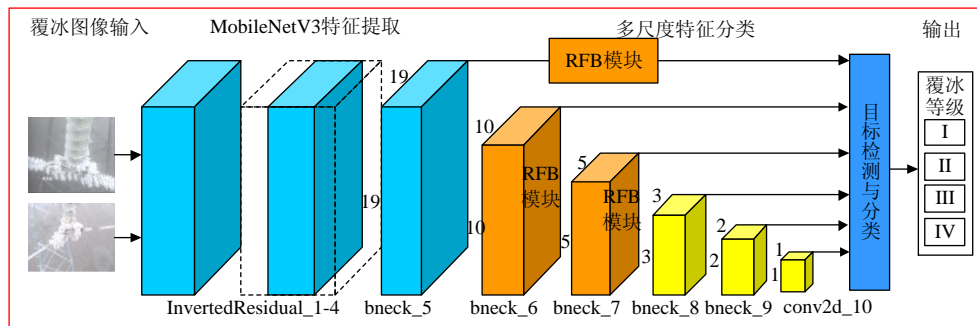


图3 多感受野的边缘智能覆冰厚度辨识模型示意图

Fig. 3 Schematic diagram of edge intelligent identification model for ice thickness based on receptive field block

2.1 基于 MobileNetV3 的覆冰图像特征提取网络

1) 深度可分离的卷积网络。

卷积神经网络是基于 BP 神经网络改造的一种深度学习模型，卷积神经网络(convolution neural

network, CNN)因具有良好的特征提取性能已被广泛应用于图像处理领域^[25-26]。然而基于卷积神经网络的模型构成复杂，所需要的算力较大，无法部署到计算资源有限的覆冰监测终端。因此，构

建适用于资源有限边缘计算终端的轻量化深度学习网络模型至关重要。为此，许多学者开始研究深度学习压缩与加速技术。当前主要采用模型剪枝、参数共享和简化卷积核等方法^[27]。其中，Google 的 A. G. Howard 等人^[28]提出的 MobileNet 就是一种典型的简化卷积核的压缩方法。本文所构建的覆冰监测模型就是基于深度可分离的卷积神经网络搭建起来的。

深度可分离的卷积神经网络是一种可分解卷积操作，即是用深度卷积和逐点卷积代替原来的标准卷积^[28]，标准卷积与深度可分离卷积操作示意图如图 4 所示。

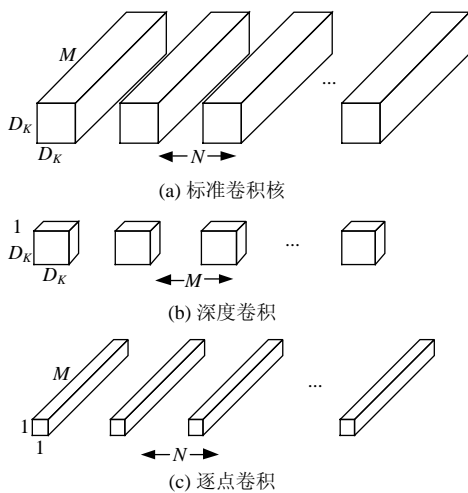


图 4 标准卷积和深度可分解卷积网络示意图
Fig. 4 Diagram of standard convolution and deep decomposable convolution networks

2) 基于 MobileNetV3 覆冰特征提取。

MobileNetV3 特征提取网络是以深度可分离的卷积神经网络为基础^[29]，采用具有线性瓶颈的倒残差结构提取覆冰影像的复用特征，利用轻量级的注意力机制模块(squeeze and excitation, SE)优化覆冰影像特征表达，然后利用网络搜索架构搜索网络的各个模块，从而得到适用于计算资源有限的覆冰监测终端的轻量化覆冰影像特征提取网络，MobileNetV3 特征提取网络模块的结构示意图如图 5 所示。

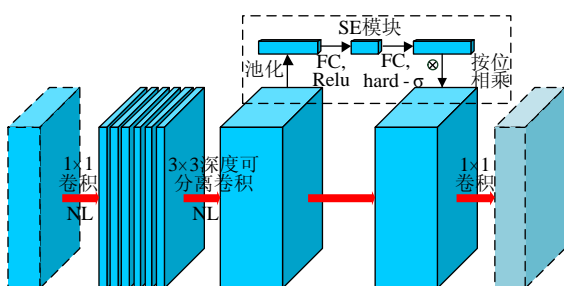


图 5 MobileNetV3 模块结构示意图
Fig. 5 Structure diagram of MobileNetV3 block

①倒残差结构。相比于标准残差结构先降维-卷积-升维的结构，MobileNetV3 中采用的倒残差结构是借鉴的残差网络 ResNet 的基本思想。如图 5 所示，倒残差结构先利用 1x1 卷积对输入的覆冰特征图进行通道扩张，然后对扩张后的特征通道进行 3x3 的深度可分离的卷积操作，最后利用 1x1 的点卷积将高维通道压缩至原特征维度。

②SE 模块。SE 模块是一种轻量级的通道注意力模块，如图 5 所示，对于采用 3x3 深度可分离的卷积得到的覆冰特征图，先通过全局平均池化操作来整合各个覆冰特征图全局感受野的空间信息，然后通过两个全连接层(full connection layer, FC)完成对输入全局特征的重校准，并加入激活函数 ReLU 和 hard-σ 表达非线性特征。

③非线性激活函数 (nonlinear activation function, NL)。相比于标准卷积神经网络中常用的 ReLU 激活函数，基于轻量化神经网络 MobileNetV3 的覆冰影像特征提取网络采用基于 swish 的激活函数^[29-30]，swish 激活函数的定义公式为

$$\text{swish}(x) = x \cdot \sigma(x) \tag{1}$$

式中：x 表示输入的特征值；σ(x) 代表 sigmoid 函数，σ(x) = 1 / (1 + e^{-x})。但是对于资源有限的覆冰监测终端而言，sigmoid 函数的计算成本太高。为此，MobileNetV3 对 swish 函数进行了改进，采用分阶段线性激活函数 ReLU6(x + 3) / 6 代替 sigmoid 函数，得到本模型的非线性激活函数的公式为

$$\text{h-swish}(x) = x \frac{\text{ReLU6}(x + 3)}{6} \tag{2}$$

非线性的 h-swish 激活函数能够消除了由不同的实现方法引起的潜在的数值精度损失，减少内存访问的次数，从而显著降低延迟成本。

2.2 多感受野的覆冰特征提取模块

考虑到覆冰监测终端采集的覆冰图像背景往往比较复杂，为了提高复杂背景覆冰影像的辨识精度，本文引入多感受野模块(RFB)增强网络的特征表达能力，其中感受野指得是卷积神经网络中每一层输出特征图上的像素点在原始输入图像上映射的区域大小，多感受野模块的结构示意图如图 6 所示。该模块通过模拟人类视觉的感受野模式增强轻量级网络的特征提取能力，利用不同尺度的卷积核和不同大小的加宽卷积层实现多感受野的特征表达，实现对背景复杂、多形态化等特征覆冰影像的多尺度特征提取和信息表达。如图 6 所示，该模块首先利用不同尺寸卷积核的多分支卷积进行

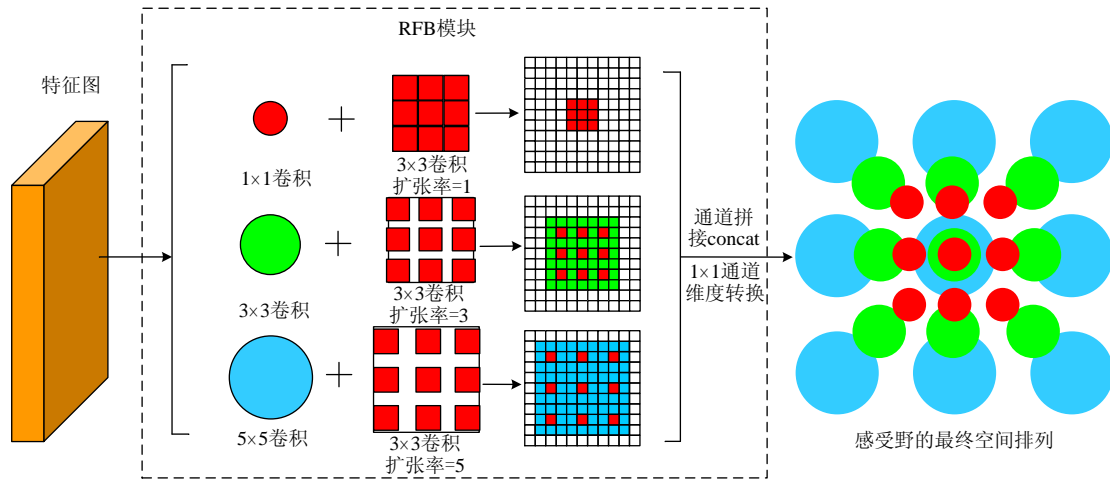


图6 多感受野的特征提取模块示意图

Fig. 6 Schematic diagram of feature extraction module based on receptive field block

覆冰影像特征提取，其中不同大小的圆形代表不同尺寸的卷积核，然后利用加宽卷积层增加网络的特征感受能力，最后通过通道拼接将3个不同感受野提取的覆冰影像特征图连接起来，并利用1×1卷积对提取出的特征进行通道压缩，最终得到类似于人类视觉感受野的覆冰影像空间通道特征。

200、Hi3559 Camera 模块和局域网交换机(LAN Switch)，其中AI加速模块Atlas200主要是由边缘智能芯片昇腾310 (Ascend 310)构成，AI加速模块Atlas200和边缘计算装置Atlas 200 DK的示意图如图7所示。

3 实验结果与分析

3.1 数据描述

为了验证本文所提方法在实际输电线路覆冰厚度辨识的有效性，本文将某省输电线路覆冰监测终端中感知到的覆冰图像构建成样本库进行实验测试和验证。该样本库共有2924张覆冰图像，根据不同的覆冰程度和覆冰等级分类标准^[31]，将样本库中所有的覆冰图像分为I、II、III和IV四个等级，该覆冰图像样本库的具体说明如表1所示。

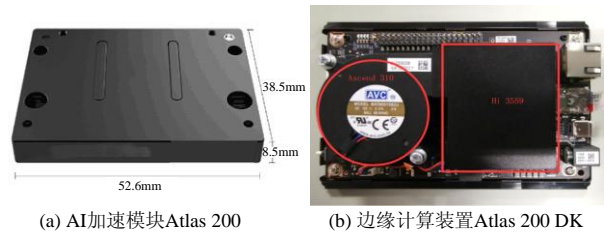


图7 边缘计算设备的示意图

Fig. 7 Schematic diagram of edge computing device

此外，为了对比本文所提出的适用于覆冰监测终端边缘智能覆冰厚度辨识方法与集中云计算处理模式厚度辨识方法不同，本文将几种基于卷积神经网络的覆冰厚度辨识方法在服务器中进行测试对比，所用服务器配置为乌班图系统Ubuntu16.04，包含双核11GB×2 GPU的GeForce GTX1080Ti显卡，64G内存。

表1 覆冰图像样本库的具体说明
Table 1 A detailed description of the ice image database

覆冰等级	覆冰厚度/mm	覆冰程度	训练集	测试集	总计
I	0	无覆冰	920	426	1346
II	0~5	轻微覆冰	764	345	1109
III	5~10	中度覆冰	243	107	350
IV	>10	严重覆冰	80	39	119
总计	—	—	2007	917	2924

表1中，覆冰厚度是指输电线路绝缘子表面的平均覆冰厚度，后文中均简称覆冰厚度。

3.2 实验环境描述

为了验证本文所提出了轻量级多感受野输电线路覆冰厚度辨识方法在输电线路终端监测的适用性和有效性，本文将提出的轻量级多感受野覆冰厚度辨识模型在边缘计算装置中进行试验测试与验证，本文选用的边缘计算装置是华为的Atlas 200 DK，该装置主要包括边缘智能加速模块Atlas

3.3 轻量级多感受野覆冰厚度辨识方法性能分析

为了验证本文所提出的轻量级多感受野覆冰厚度辨识方法的有效性，本文首先利用构建的覆冰图像样本库对所提方法进行实验测试，然后将所提方法与几种经典的卷积神经网络模型、传统的覆冰监测方法进行对比。图8—11给出了几张复杂背景覆冰图像的测试效果图，其中目标检测模型YOLOv3、SSD和Mask R-CNN在服务器云中心测试，用云表示。MobileNetV3-SSD和本文所提出的多感受野覆冰厚度辨识方法在边缘端测试，用边表示。

如图8—11所示，本文所提出的轻量级多感受

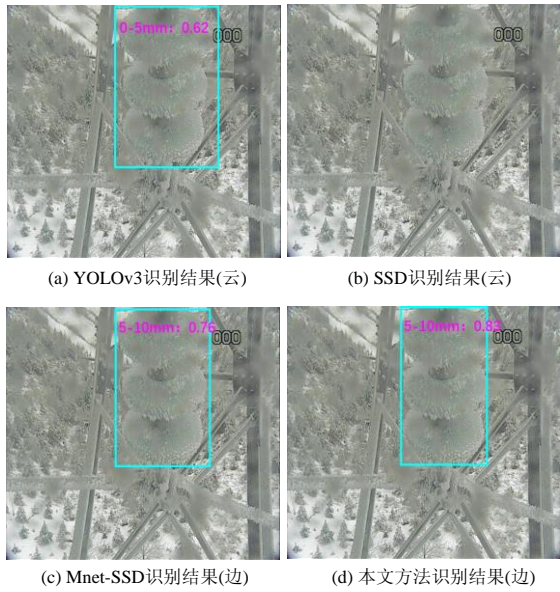


图 8 监测镜头结冰拍摄的覆冰影像测试效果

Fig. 8 Test rendering of icing image taken by freezing lens

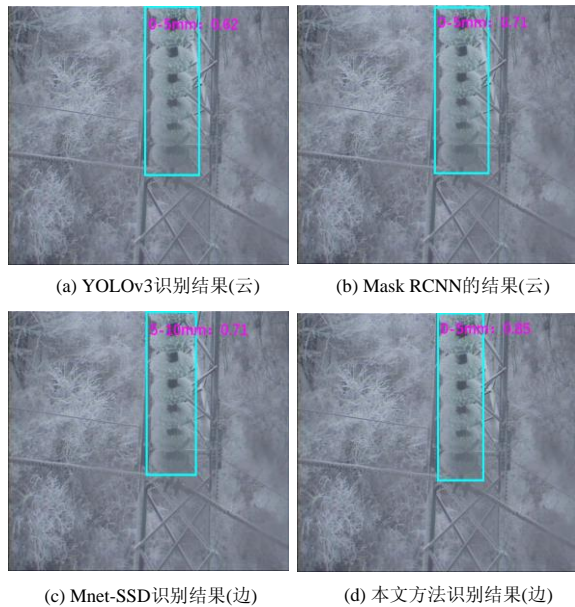


图 9 覆冰绝缘子影像与背景类似的测试效果

Fig. 9 Test rendering of ice image when iced insulator is similar to the background

野覆冰厚度辨识方法不仅能有效地识别出覆冰厚度等级，还可以实现覆冰绝缘子的定位。此外相比于目标检测方法 YOLOv3、SSD 和 Mask R-CNN 和 MobileNetV3-SSD，本文所提出的轻量化多感受野覆冰厚度辨识方法能够将监测镜头结冰拍摄的覆冰影像、背景复杂覆冰影像、覆冰绝缘子影像与背景极其类似和黑夜下采集的覆冰影像等情况中的覆冰等级准确的识别出来，且具有较高的置信度和定位准确度(目标框更贴合检测对象)，表现出了更强的鲁棒性和泛化能力。相比较而言，其他几种方法的泛化能力较弱，存在覆冰厚度等级误分或者甚至出现无法检测出覆冰绝缘子目标等情况。

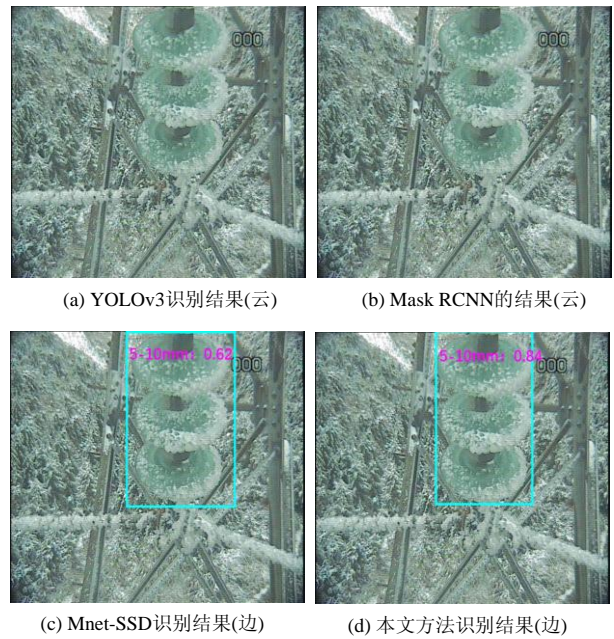


图 10 覆冰绝缘子影像与复杂背景极其类似的测试效果
Fig. 10 Test rendering of ice image when iced insulator is very similar to the complex background

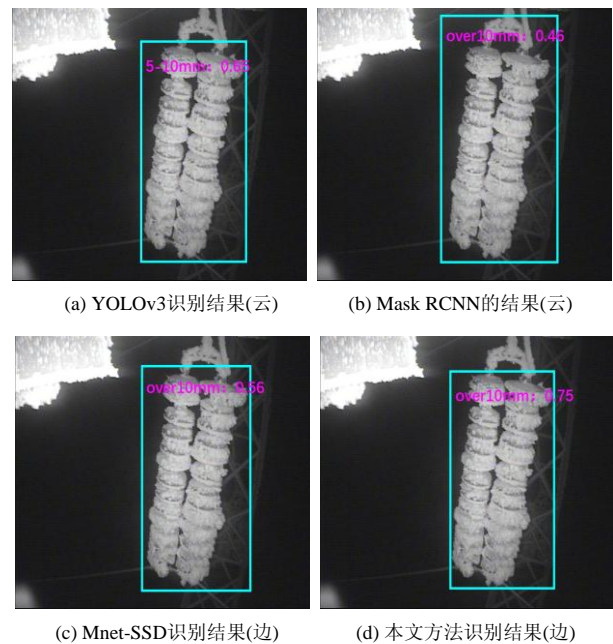


图 11 夜晚采集的覆冰绝缘子影像测试效果

Fig. 11 Test results of iced insulators collected at night

1) 与典型目标检测模型的对比。

考虑到本文提出的轻量化多感受野覆冰厚度辨识方法能够实现覆冰厚度的辨识和定位，即是一个目标检测模型。为此，本文选择了 YOLOv3、SSD 和 Mask R-CNN 3 种典型的目标检测模型进行分析和对比，并将轻量化 MobileNetv3 与目标分类网络 SSD 构成 MobileNetv3-SSD 目标检测模型作为边缘装置测试环境下的对比。考虑到这 3 种典型目标模型是适用于服务器端的模型，为此本文将这 3 种模型在服务器端进行训练测试，然

后将构成的目标检测模型 MobileNetv3-SSD 与本文所提出的轻量型多感受野的覆冰厚度辨识方法在边缘计算装置中训练测试，不同目标检测模型的覆冰厚度辨识结果如表 2 所示，其中，mAP(mean average precision)为平均识别精度。

表 2 不同目标检测模型的覆冰厚度辨识结果对比
Table 2 Comparison of ice thickness identification results of different target detection models

模型	辨识结果				mAP
	I	II	III	IV	
YOLOv3	71.1	64.1	61.7	64.1	65.2
SSD	71.8	62.6	71.0	71.8	69.5
Mask R-CNN	72.3	67.0	76.6	74.4	72.6
MobileNet-SSD	81.2	71.0	72.9	82.1	76.8
本文所提方法	83.8	79.1	75.7	89.7	82.1

由表 2 可得，相比于经典的目标检测模型 YOLOv3、SSD 和 Mask R-CNN，本文所提出的多感受野覆冰厚度辨识模型具有最高的厚度辨识精度，对于整个样本库中不同等级的覆冰图像监测平均识别精度(mean average precision, mAP)达 82.1%，不过对于等级 III 的覆冰图像监测精度略低于 Mask R-CNN。相比于轻量化目标检测模型 MobileNetv3-SSD，本文所提出的覆冰厚度辨识模型在相同的边缘计算装置的测试条件下，表现出更高的平均识别精度。相比较而言，单阶段 YOLOv3 和 SSD 辨识精度略低，单阶段的 YOLOv3 算法具有最低的检测精度，相比于 YOLOv3，利用了多尺度特征图进行分类和检测的 SSD 算法具有更好的识别精度，这也从侧面证明了多尺度特征分类网络能够提高模型处理复杂背景的覆冰图像的能力。此外相比于单阶段目标检测方法而言，拥有复杂特征提取网络的双阶段的目标检测算法 Mask R-CNN 具有更高的检测精度。

为了进一步对比不同目标检测模型在覆冰厚度辨识方面的性能，本文对这几种模型在覆冰厚度辨识过程中的性能进行了测试，其中本文所提方法与目标检测模型 MobileNetv3-SSD 在边缘智能终端进行测试，另外 3 种典型的目标检测模型在服务器端测试，性能指标包括模型的处理速度、模型的大小、模型的平均识别精度(mean average precision, mAP)和测试环境，测试的结果如表 3 所示。

由表 3 可得，相比于经典的目标检测模型 YOLOv3、SSD 和 Mask R-CNN，本文所提出的轻量型多感受野覆冰厚度辨识模型在具有最高的平均识别精度的同时还具有最小的模型尺寸，模型

表 3 不同目标检测模型的性能对比
Table 3 Performance comparison of different target detection models

目标检测模型	处理速度/(帧/s)	模型大小/MB	mAP/%	测试环境
YOLOv3	43.5	248	65.2	服务器
SSD	41	178	69.5	服务器
Mask R-CNN	37	482.2	72.6	服务器
MobileNet-SSD	26	19.2	76.8	边缘端
本文所提方法	24.5	23.4	82.1	边缘端

大小仅为 24.4MB，将其部署到边缘智能终端进行测试的覆冰图像处理速度达 24.5 帧/s，虽然无法达到在服务器端运行的目标检测算法超过 35 帧/s 的图像处理速度，但当前的图像处理速度对于实际场景中计算资源有限的覆冰监测终端已经够用了。相比于同样在边缘终端环境下测试的目标检测算法 MobileNetv3-SSD，本文所提出的覆冰厚度辨识方法由于引入多感受野特征表达模块，因而该模型大小略大于 MobileNetv3-SSD 目标检测模型，速度也相对低了 1.5 帧/s，但是本文所提出的覆冰厚度辨识方法的精度更高。此外，具有最低识别精度的 YOLOv3 目标检测算法具有最快的图像处理速度，Mask R-CNN 的检测精度虽然较高，但是其模型比较庞大，在服务器端的处理速度低于单阶段的 YOLOv3。

2) 与其他覆冰监测方法的对比。

为了验证和对比本文所提出的轻量型多感受野覆冰厚度辨识方法的性能，本文将所提方法与其他几种常见的覆冰监测方法进行对比，包括基于杆塔结构力学测量的在线监测法和基于迭代法的图像分割方法。本文分别从监测精度、处理时间和泛化性 3 个方面对 4 种方法覆冰监测方法进行性能分析，不同覆冰监测方法的性能对比如表 4 所示。

表 4 不同覆冰监测方法的性能对比
Table 4 Performance comparison of different ice monitoring methods

方法	精度/%	处理时间/s	是否支持多场景
力学模型法	66.9	0.109	是
图像分割法	73.6	0.802	否
本文所提方法	82.1	0.041	是

如表 4 所示，对于本文随机选取的测试样本集，实际中所采用的基于杆塔结构力学测量的在线监测法具有相对较低的监测精度，但是其处理速度快于传统的图像分割法。对于本文所构建的场景类型多样、背景复杂、低分辨率和多形态化的覆冰影像样本库，基于迭代法图像分割方法的监测精度高于力学监测法，但是其对于这种多场

景下采集到的覆冰影像表现出泛化能力不足的问题。相比于其他几种覆冰监测方法, 本文所提出的基于轻量化卷积神经网络的多感受野覆冰厚度辨识方法具有较高的监测精度, 且处理速度较快, 面对多场景下采集到的包含各种复杂背景覆冰影像样本库表现出较强的鲁棒性和泛化能力。此外该方法能够搭载到计算资源有限的覆冰监测终端, 能够实现覆冰厚度的前端辨识, 从而提高输电线路覆冰监测系统的边缘自治和应急处理能力。

4 结论

针对实际的输电线路覆冰环境恶劣, 通讯质量不高, 覆冰影像长距离传输困难和应急处置极度艰难等问题, 提出了一种轻量级多感受野输电线路覆冰厚度终端辨识方法, 具体结论如下:

1) 构建了基于电力视觉边缘智能的覆冰监测框架能够实现覆冰厚度的前端智能识别, 从而避免了覆冰影像在通讯环境恶劣条件下的长距离传输, 提高了覆冰在线监测系统的边缘自治和应急处理能力。

2) 提出了一种基于 MobileNetV3 轻量级多感受野输电线路覆冰厚度辨识模型, 该模型能够适用于计算资源有限的覆冰监测终端且能保持较高的覆冰监测精度。

3) 利用多感受野模块能够增强覆冰厚度智能辨识模型的特征表达能力, 从而提高了模型对复杂背景覆冰影像的监测精度。

本文基于边缘计算装置 Atlas 200DK 进行的试验测试取得了较好的识别效果, 但是该边缘装置在极端气候下输电线路覆冰监测中的设备可靠性和长期实用性还需要做进一步的研究。

参考文献

[1] 蒋兴良, 张志劲, 胡琴, 等. 再次面临电网冰雪灾害的反思与思考[J]. 高电压技术, 2018, 44(2): 463-469.
JIANG Xingliang, ZHANG Zhijin, HU Qin, et al. Thinkings on the restrike of ice and snow disaster to the power grid[J]. High Voltage Engineering, 2018, 44(2): 463-469(in Chinese).

[2] 李立涅, 阳林, 郝艳捧. 架空输电线路覆冰在线监测技术评述[J]. 电网技术, 2012, 36(2): 237-243.
LI Licheng, YANG Lin, HAO Yanpeng. Review of on-line monitoring of ice coating on overhead transmission line[J]. Power System Technology, 2012, 36(2): 237-243(in Chinese).

[3] 冯涛, 陆佳政, 徐勋建, 等. 基于雨雾凇观测的电网连续覆冰日数规律[J]. 高电压技术, 2018, 44(8): 2450-2456.
FENG Tao, LU Jiazheng, XU Xunjian, et al. Regular pattern of power grid continuous ice-covering days based on glaze/rime observation[J]. High Voltage Engineering, 2018, 44(8): 2450-2456(in

Chinese).

[4] ZHU Yongcan, LIU Cheng, HUANG Xinbo, et al. Research on image recognition method of icicle length and bridging state on power insulators[J]. IEEE Access, 2019(7): 183524-183531.

[5] 张恒旭, 刘玉田. 极端冰雪灾害对电力系统运行影响的综合评估[J]. 中国电机工程学报, 2011, 31(10): 52-58.
ZHANG Hengxu, LIU Yutian. Comprehensive assessment of extreme ice disaster affecting power system operation[J]. Proceedings of the CSEE, 2011, 31(10): 52-58(in Chinese).

[6] 曾珂, 李华强, 曾梦婕, 等考虑改进潮流转移熵的电力系统融冰预防控制[J]. 电网技术, 2015, 39(2): 582-586.
ZENG Ke, LI Huaqiang, ZENG Mengjie, et al. Power system ice-melting preventive control considering improved transfer entropy of power flow[J]. Power System Technology, 2015, 39(2): 582-586(in Chinese).

[7] 谢云云, 薛禹胜, 文福拴, 等. 冰灾对输电线故障率影响的时空评估[J]. 电力系统自动化, 2013, 37(18): 32-41+98.
XIE Yunyun, XUE Yusheng, WEN Fushuan, et al. Space-time evaluation for impact of ice disaster on transmission line fault probability[J]. Automation of Electric Power Systems, 2013, 37(18): 32-41+98(in Chinese).

[8] YAN Mingyu, AI Xiaomeng, SHAHIDEHPOUR Mohammad, et al. Enhancing the transmission grid resilience in ice storms by optimal coordination of power system schedule with pre-positioning and routing of mobile DC de-icing devices[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2019, 34(4): 2663-2674.

[9] 黄新波, 魏旭, 李敏, 等. 基于 3 组力传感器和倾角传感器的输电线路导线覆冰在线监测技术[J]. 高电压技术, 2014, 40(12): 374-380.
HUANG Xinbo, WEI Xu, LI Min, et al. On-line transmission line icing monitoring technology based on three groups of force sensors and angle sensors[J]. High Voltage Engineering, 2014, 40(12): 374-380(in Chinese).

[10] 朱晔, 王海涛, 吴念, 等. 输电线路覆冰在线监测动态预警模型[J]. 高电压技术, 2014, 40(5): 1374-1381.
ZHU Ye, WANG Haitao, WU Nian, et al. Icing on-line monitoring dynamic prediction model[J]. High Voltage Engineering, 2014, 40(5): 1374-1381(in Chinese).

[11] 胡琴, 于洪杰, 李毅, 等. 分裂导线覆冰增长模拟计算及试验验证[J]. 高电压技术, 2017, 43(3): 900-908.
HU Qin, YU Hongjie, LI Yi, et al. Numerical and experimental study of accreted ice on bundle conductor[J]. High Voltage Engineering, 2017, 43(3): 900-908(in Chinese).

[12] 贾思棋, 李军辉, 杜冬梅, 等. 基于随机 Hough 变换的线路覆冰厚度图像识别技术[J]. 中国电力, 2019, 52(12): 39-45, 53.
JIA Siqi, LI Junhui, DU Dongmei, et al. Image recognition of icing thickness of transmission line based on random hough transform[J]. Electric Power, 2019, 52(12): 39-45, 53(in Chinese).

[13] 黄新波, 李菊清, 张焯, 等. 复杂环境下覆冰绝缘子识别检测技术[J]. 高电压技术, 2017, 43(3): 891-899.
HUANG Xinbo, LI Juqing, ZHANG Ye, et al. Recognition and detection technology of ice-covered insulators under complex environment[J]. High Voltage Engineering, 2017, 43(3): 891-899(in Chinese).

[14] JIANG X L, XIANG Z, ZHANG Z J, et al. Predictive model for equivalent ice thickness load on overhead transmission lines based on measured insulator string deviations[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2014, 29(4): 1659-1665.

[15] 阳林, 郝艳捧, 黎卫国, 等. 架空输电线路在线监测覆冰力学计算模型[J]. 中国电机工程学报, 2010, 30(19): 100-105.

- YANG Lin, HAO Yanpeng, LI Weiguo, et al. A mechanical calculation model for on-line icing-monitoring system of overhead transmission lines[J]. Proceedings of the CSEE, 2010, 30(19): 100-105(in Chinese).
- [16] 蒋兴良, 侯乐东, 韩兴波, 等. 输电线路导线覆冰扭转特性的数值模拟[J]. 电工技术学报, 2020, 35(8): 1818-1826.
JIANG Xingliang, HOU Ledong, HAN Xingbo, et al. Numerical simulation of torsion characteristics of transmission line conductor[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2020, 35(8): 1818-1826(in Chinese).
- [17] CHEN H Y, WANG X J, LI Z H, et al. Distributed sensing and cooperative estimation/detection of ubiquitous power internet of things[J]. Protection and Control of Modern Power Systems, 2019, 4(2): 151-158.
- [18] WANG Jingjing, WANG Junhua, SHAO Jianwei, et al. Image recognition of icing thickness on power transmission lines based on a least squares hough transform[J]. Energies, 2017, 10(415): 1-15.
- [19] 郝艳捧, 蒋晓蓝, 阳林, 等. 基于图像分割评估运行绝缘子自然覆冰程度[J]. 高电压技术, 2017, 43(1): 285-292.
HAO Yanpeng, JIANG Xiaolan, YANG Lin, et al. Evaluation of natural icing condition for in-service insulators based on image segmentation[J]. High Voltage Engineering, 2017, 43(1): 285-292(in Chinese).
- [20] 徐恒, 彭曙蓉, 毛亚珍, 等. 基于图像处理的输电线路覆冰厚度检测方法研究[J]. 陕西电力, 2017, 45(5): 32-35.
XU Heng, PENG Shurong, MAO Yazhen, et al. Transmission line ice thickness detection based on image processing[J]. Shaanxi Electric Power, 2017, 45(5): 32-35(in Chinese).
- [21] 林刚, 王波, 彭辉, 等. 基于强泛化卷积神经网络的输电线路图像覆冰厚度辨识[J]. 中国电机工程学报, 2018, 38(11): 3393-3401.
LIN Gang, WANG Bo, PENG Hui, et al. Identification of icing thickness of transmission line based on strongly generalized convolutional neural network[J]. Proceedings of the CSEE, 2018, 38(11): 3393-3401(in Chinese).
- [22] 王波, 马富齐, 董旭柱, 等. 电力深度视觉: 基本概念、关键技术与应用场景[J]. 广东电力, 2019, 32(9): 3-10.
WANG Bo, MA Fuqi, DONG Xuzhu, et al. Power depth vision: basic concepts, key technologies and application scenarios[J]. Guangdong Electric Power, 2019, 32(9): 3-10(in Chinese).
- [23] ZHOU Zhi, CHEN Xu, LI En, et al. Edge intelligence: paving the last mile of artificial intelligence with edge computing[J]. Proceedings of the IEEE, 2019, 107(8): 1738-1762.
- [24] 马富齐, 王波, 董旭柱, 等. 电力视觉边缘智能: 边缘计算驱动下的电力深度视觉加速技术[J]. 电网技术, 2020, 44(6): 2020-2029.
MA Fuqi, WANG Bo, DONG Xuzhu, et al. Power vision edge intelligence: power depth vision acceleration technology driven by edge computing[J]. Power System Technology, 2020, 44(6): 2020-2029(in Chinese).
- [25] LECUN Y, BENGIO Y, HINTON G. Deep learning[J]. Nature, 2015, 521(7553): 436-444.
- [26] HU Zhuangli, TONG H, ZENG Yihui, et al. Fast image recognition of transmission tower based on big data[J]. Protection and Control of Modern Power Systems, 2018, 3(2): 149-158.
- [27] LUO H, WU J, LIN W. Thinet: a filter level pruning method for deep neural network compression[C]//IEEE International Conference on Computer Vision(ICCV). Venice, Italy: IEEE, 2017: 5068-5076.
- [28] HOWARD A G, ZHU M L, CHEN B, et al. Mobile nets: efficient convolutional neural networks for mobile vision applications [C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Honolulu, USA: IEEE, 2017: 1-9.
- [29] ANDREW H, MARK S, GRACE C, et al. Searching for MobileNetV3[C]//IEEE International Conference on Computer Vision(ICCV). Seoul, Korea: IEEE, 2017: 1-11.
- [30] PRAJIT R, BARRET Z, and Quoc V L. Searching for activation functions[C]//20th International Corrosion Congress Process Safety Congress 2017. Prague, Czech Republic, 2017: 1-13.
- [31] 国网湖南省电力公司防灾减灾中心, 国网湖南省电力公司, 中国电力科学研究院, 等. GB/T 35706—2017 电网冰区分布图绘制技术导则[S]. 北京: 中国国家标准化管理委员会, 2017.



马富齐

在线出版日期: 2020-08-28。

收稿日期: 2020-07-03。

作者简介:

马富齐(1994), 男, 博士研究生, 研究方向为电力深度视觉和电力边缘智能, E-mail: whumfq@whu.edu.cn;

王波(1979), 男, 教授, 博士生导师, 通信作者, 研究方向为电力深度视觉、边缘计算和电力大数据, E-mail: whwdwb@whu.edu.cn;

董旭柱(1970), 男, 国家特聘专家, 教授级高级工程师, 博士生导师, 主要研究方向为智能配电网和设备资产管理, E-mail: dongxz@whu.edu.cn。

(责任编辑 徐梅)