

DOI:10.13296/j.1001-1609.hva.2026.10.013

基于模型压缩与知识蒸馏的绝缘子自爆缺陷轻量化实时检测网络

杨宏宽, 李作庆, 叶升言, 万顺昌
(云南电网有限责任公司德宏供电局, 云南 芒市 678400)

摘要: 针对目前绝缘子缺陷检测网络架构复杂、推理计算量大导致占用大量的储存空间、检测效率低下的问题,设计出一种绝缘子自爆缺陷轻量化实时检测网络(insulator defects net, IDNet)。首先,通过空间尺度变换的方法将YOLOv4-tiny基础网络中用于小目标检测任务的26像素×26像素的YOLOhead进行删除,降低网络复杂程度,提升检测速度;然后,根据预设的剪枝比例阈值进行卷积层通道剪枝来实现模型压缩,以减小网络权重,进一步提升网络检测速度;最后,采用知识蒸馏的方法将模型压缩时损失的精度做微量调控,恢复网络的准确性。实验结果表明,文中设计的IDNet绝缘子自爆缺陷轻量化实时检测网络较YOLOv4-tiny基础网络能保证在检测精度损失较少的前提下,网络权重压缩85.76%,降为3.19 MB;平均检测速度提升11.27%,达到44.02帧/s。文中为研制绝缘子自爆缺陷实时检测设备提供了检测速度快、准确性高且占用储存空间小的有效绝缘子自爆缺陷实时检测算法。

关键词: 模型压缩; 知识蒸馏; 绝缘子自爆缺陷; 实时检测

Lightweight Real-time Detection Network for Insulator Self-explosion Defects Based on Model Compression and Knowledge Distillation

YANG Hongkuan, LI Zuoqing, YE Shengyan, WAN Shunchang
(Dehong Power Supply Bureau of Yunnan Power Grid Co., Ltd., Yunnan Mangshi 678400, China)

Abstract: In view of issues of present insulator such as complex network architecture and significant storage occupation as well as low detection efficiency due to large inference computation in defect detection, a lightweight real-time detection network for insulator self-explosion defects (insulator defects net, IDNet) is designed. First, the 26 pixel × 26 pixel YOLOhead in the YOLOv4-tiny base network, which is used for small object detection, is removed through spatial scale transformation, thereby reducing network complexity and improving detection speed. Then, the channel pruning on the convolutional layer is performed in accordance with the preset pruning ratio threshold, thereby reducing network weights and further improving the detection speed. Finally, the knowledge distillation method is used to finely adjust the accuracy incurred during model compression, thereby restoring the network's accuracy. Experimental results show that, compared with the YOLOv4-tiny baseline network, the proposed IDNet lightweight real-time detection network for insulator self-explosion defects can achieve 85.76% compression in network weights (reduced to 3.19 MB) while incurring only a minor loss in detection accuracy. Moreover, the average detection speed is improved by 11.27%, reaching 44.02 frames per second. This paper provides an effective real-time detection algorithm for insulator self-explosion defects, which offers fast detection speed, high accuracy, and low storage space occupation, thereby facilitating the development of real-time detection equipment for insulator self-explosion defects.

Key words: model compression; knowledge distillation; insulator selfexplosion defects; real time detection

收稿日期:2026-05-15; 修回日期:2026-07-28

基金项目:中国南方电网有限责任公司科技项目(YNKJXM20220062)。

Project Supported by Science and Technology Project of China Southern Power Grid(YNKJXM20220062).

0 引言

绝缘子是架空输电线路中实现电气隔离的关键部件,其结构完整无缺是保障线路安全稳定运行的前提^[1-2]。由于其使用时暴露在自然环境下受物理作用和化学的侵蚀,容易出现自爆、污秽、覆冰、裂纹等缺陷,严重威胁电力系统安全稳定运行^[3-8],故需要定期对绝缘子的运行状态进行检测以保障其安全运行^[9-13]。传统的绝缘子缺陷检测一般由巡线人员凭经验感知记录绝缘子的运行状态,然而架空输电线路的分布范围广,分布的环境错综复杂导致人工巡检的方法成本高、效率低下,难以满足绝缘子缺陷的检测要求^[14]。

随着深度学习的目标检测网络的不断发展,其应用领域也越来越广,主流的Two-stage检测网络有R-CNN^[15]、Fast R-CNN^[16]、Faster R-CNN^[17], One-stage网络有SSD^[18]、YOLO系列^[19-23]。许多研究人员在绝缘子缺陷检测方面结合最新的目标检测网络开展了一定的研究工作。文[24]通过翻倍提高图像分辨率的方法有效提高U-net模型的图像分割精度,在图像分类阶段提出更适合所提问题且有效提高分类准确度的新型CNN模型,以此来进行绝缘子缺陷检测。文[25]采用ResNeSt101架构提取图像特征,改进特征金字塔结构丰富不同分辨率语义特征图,将感受野自适应模块添加到检测单元中聚合多尺度上下文信息完成绝缘子缺陷的检测。文[26]选用ResNet18作为YOLOv3的主干网络结构,重新构建一个多尺度特征金字塔,将其与主干网络进行融合,形成深度融合的电网巡检绝缘子检测模型,完成绝缘子检测。文[27]使用GhostNet构建YOLOv4的特征提取网络,利用K-means++聚类算法确定候选框参数,提升定位精度,引入Quality Focal Loss改进损失函数以完成绝缘子缺陷检测任务。文[28]采用残差注意力网络获取绝缘子的缺陷特征,利用多尺度特征融合网络将深层特征图与浅层特征图进行融合,结合Focal损失和高斯非极大值抑制进一步提升检测效果以完成绝缘子缺陷的检测。

上述网络在绝缘子缺陷检测方面表现出良好的准确性,部分网络采用轻量化的模块构建特征提取网络在一定程度上提升了网络的推理速度,减少了网络的参数,但是网络架构复杂程度较高,推理时计算量较大,不仅占用大量的储存空间还限制了网络的检测速度。为满足实际生产中绝缘子缺陷检测的算法移动部署及实时性要求,综合考虑检测速度与精度,文中通过对YOLOv4-tiny^[29]网络进行空间尺度变换、模型压缩来降低网络所占的储存空

间,减少网络推理计算量,提升检测速度,并引入知识蒸馏的方法完成网络的微量调控。

1 绝缘子自爆缺陷轻量化实时检测网络

1.1 YOLOv4-tiny 基础网络

YOLOv4-tiny是YOLOv4的轻量化检测网络,更适用于部署在嵌入式设备和硬件条件有限的移动端开展实时检测任务。其采用CSP(center and scale prediction)残差模块和CBL(convolution, batch normalization and leaky)模块构成的CSPDarknet53-tiny作为特征提取网络,金字塔模块(feature pyramid network, FPN)作为颈部网络,尺度为13像素×13像素、26像素×26像素的2个YOLOhead分别对应大目标和小目标输出检测结果。因绝缘子自爆缺陷检测任务要求检测网络在保证精度的同时具有较高的检测速度,故文中采用YOLOv4-tiny作为基础网络开展研究工作,设计出适用于绝缘子自爆缺陷检测的轻量化实时检测网络。

1.2 空间尺度变换

如图1所示通过对绝缘子自爆缺陷检测数据集候选框像素可视化可以看出标注的候选框宽高像素均大于32像素×32像素,属于中、大目标的检测。且图1中数据主要分布在2个区间内与检测对象为绝缘子和绝缘子自爆缺陷2类情况相同,故所需检测网络在不同尺度上的检测性能要求较低。因此,为提升网络的检测速度降低网络架构复杂程度,采用空间尺度变换的方法将YOLOv4-tiny基础网络中用于小目标检测任务的26像素×26像素的YOLOhead进行删除。空间尺度变换后的网络结构见图2,图2中红色虚线部分即为尺度变换删除的网络架构,尺度变换前网络有37层,尺度变换后网络剩余30层,网络结构空间上的复杂程度减少7层。

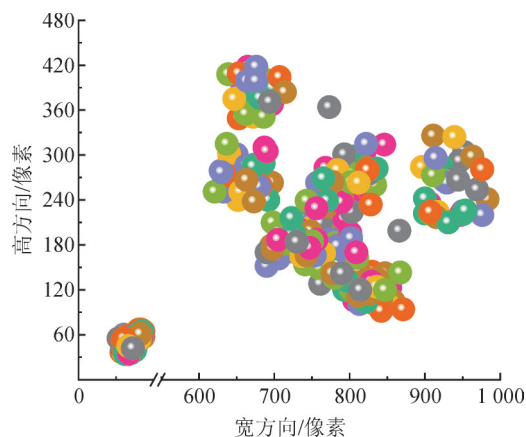


图1 绝缘子自爆缺陷检测数据集候选框像素可视化
Fig. 1 Anchor pixel visualization of insulator self-explosion defects detection data set

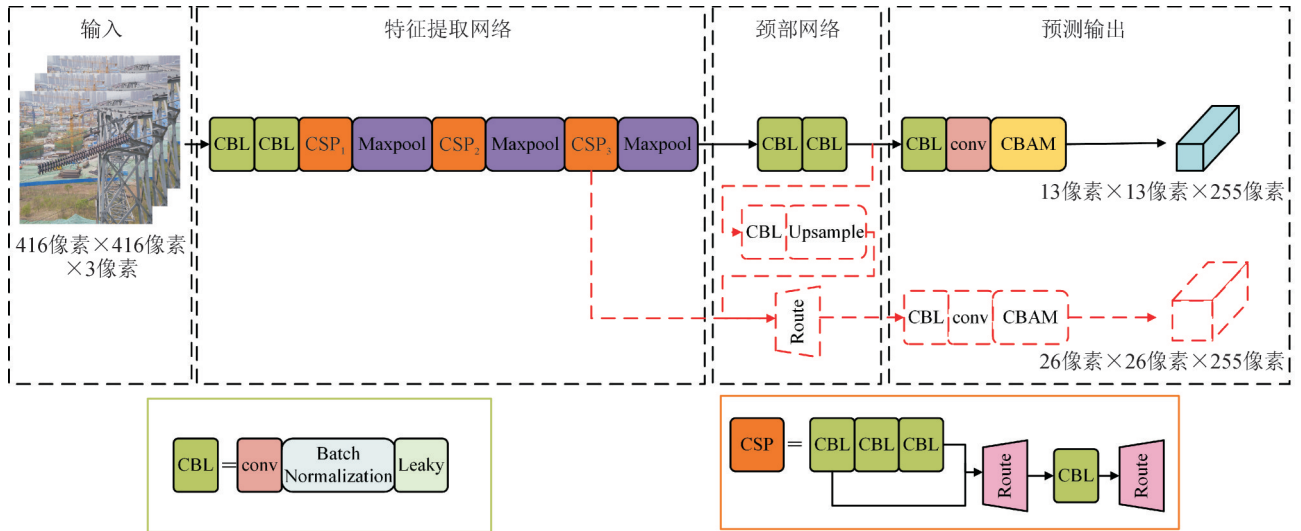


图2 空间尺度变换后的网络结构

Fig. 2 Network structure after spatial scale transformation

原 YOLOv4-tiny 基础网络的候选框参数是由 COCO 数据集聚类得到,该数据集中包含 80 类目标,候选框尺寸相对复杂,而文中的绝缘子自爆缺陷检测数据集目标类别只有 2 类,相对较为简单,故在训练前还需进行 K-means 聚类分析以得到适用于文中数据集的候选框参数。YOLOv4-tiny 基础网络有 2 个 YOLOhead 进行目标预测输出,且每个 YOLOhead 中候选框的数量都为 3,共 6 个候选框。网络空间尺度变换后网络中仅有 1 个 YOLOhead 负责对目标进行预测,因此只需聚类分析出 3 个候选框尺寸即可, K-means 聚类分析得到的候选框参数为 (24, 23)、(291, 97)、(243, 158)。

1.3 模型压缩

1.3.1 网络稀疏化原理

卷积神经网络在训练时可以对数百万的参数进行计算,但训练过程中容易产生梯度爆炸和梯度消失的问题。为解决以上问题批量正则化(batch normalization, BN)层^[30]被用于卷积层和线性层之后对特征图进行归一化处理,YOLOv4-tiny 中 BN 层处理流程为^[31]

1) 计算 BN 层前卷积层的卷积结果 x_{conv}

$$x_{\text{conv}} = \sum_{m=0}^n x_m \cdot w_m \quad (1)$$

式(1)中: x_m 为卷积层的第 m 个通道输出结果; w_m 为卷积层的第 m 个输出通道的权值。

2) 计算 BN 层输出结果 x_{out}

$$x_{\text{out}} = \frac{\gamma(x_{\text{conv}} - \mu)}{\sqrt{\sigma^2 + 0.000\ 001}} + \beta \quad (2)$$

式(2)中: γ 为 BN 层的 gamma 系数; β 为 BN 层的 beta 项; γ 和 β 均为需要神经网络训练的参数; μ

为 x_m 的均值; σ^2 为 x_m 的方差。

将式(1)代入式(2)得到式(3),即为 BN 层的计算公式

$$x_{\text{out}} = \gamma \frac{\sum_{m=0}^n (x_m \cdot w_m) - \mu}{\sqrt{\sigma^2 + 0.000\ 001}} + \beta \quad (3)$$

通过式(3)可知,每个 BN 层中都有对应的 γ 和 β ,网络训练时每个通道上的特征图由其对应卷积层的卷积核计算输出,故可以用 γ 来衡量当前通道在特征图计算时重要程度的大小,稀疏化就是对 γ 参数进行 L_1 正则化的过程,引入 L_1 正则化后得到网络的稀疏化训练损失函数 L_{xishu} ^[32]为

$$L_{\text{xishu}} = \sum_{(x,y)} l[\varphi(x, W), y] + \lambda \sum_{\gamma \in \Gamma} M(\gamma) W \quad (4)$$

式(4)中: $\sum_{(x,y)} l[\varphi(x, W), y]$ 为网络原损失函数;

$\varphi(x, W)$ 为网络的输入在经过卷积神经网络的权值 W 计算后的预测结果; y 为网络输出的真实值; λ 为稀疏化(正则化)因子, λ 决定进行稀疏化的强弱程度; $\sum_{\gamma \in \Gamma} M(\gamma) W$ 为所有 BN 层的 L_1 范数,采用 L_1 正则化训练可以形成稀疏化的权重,且 $M(\gamma) = |\gamma|$ 。

1.3.2 卷积层通道剪枝

文中绝缘子自爆缺陷检测的实时性要求网络要有较好的推理性能的同时占用较少的储存空间。经过 1.3.1 节网络稀疏化得到的网络中冗余的通道不仅使网络具有较高的复杂程度占用大量的储存资源,而且会在推理时产生大量的冗余计算量,故可将冗余的通道进行删除以得到轻量化的网络。

综上所述,可以根据稀疏化训练得到每个通道的缩放因子 γ 来判断该通道对于网络的重要程度,

γ 越接近于 1 说明该通道越重要, 故可以将 γ 接近于 0 的通道进行剪枝来进行模型压缩。卷积层通道剪枝示意图见图 3, 图 3 中左侧为原始网络, 右侧为剪枝后的网络, 每一个平行四边形代表卷积层中的一个通道。从图 1 中可以看出橙色部分通道缩放因子 γ 的值较小, 表明这部分通道对于最终特征图的预测重要程度较低, 可以将这部分通道进行删除得到更加轻量化的网络。文中通道剪枝的步骤为: ①用

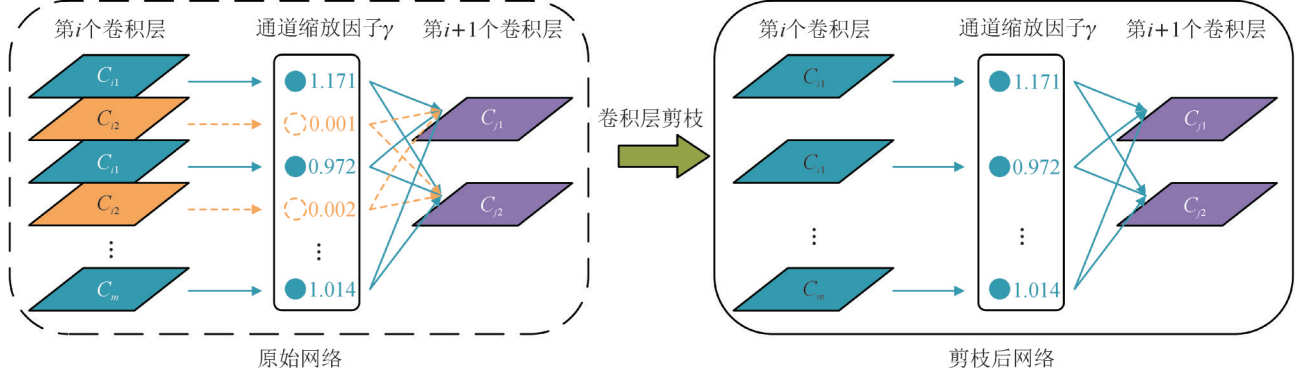


图 3 卷积层通道剪枝示意图

Fig. 3 Diagram of convolution layer channel pruning schematic

1.4 知识蒸馏

知识蒸馏^[33]是应用于分类网络中的一种知识迁移技术, 其利用复杂程度高、特征提取能力较强的网络作为教师模型(teacher module), 结构简单、推理速度较快但是检测精度稍有欠缺的网络作为学生模型(student module)。采用混合损失函数的反向传播将教师模型的“知识”传授给学生模型, 提升学生模型的检测性能。采用输入数据经过 Softmax 层后输出的标签, 即软标签(soft target)辅助原始数据中对应的标签, 即硬标签(hard target)来训练以得到更多的信息熵, 使得学生模型的预测能力接近教师模型。为获得更多的信息熵, 用温度系数 T 对标签进行平滑处理得到特征蒸馏式 $\text{Softmax-T}^{[30]}$, 其计算式为

$$q_i = \frac{\exp(Z_i/T)}{\sum_j \exp(Z_j/T)} \quad (5)$$

式(5)中: Z_i 、 Z_j 为从网络中提取得到的特征信息; T 为蒸馏温度, 越高表示蒸馏强度越大; q_i 为蒸馏后的特征信息。

经过 1.3.2 节卷积层通道剪枝后的网络精度会有不同程度的降低, 为使剪枝后的网络精度得到恢复以满足绝缘子自爆缺陷检测的精度要求, 采用知识蒸馏的方法进行微量调控。知识蒸馏的流程见图 4, 用空间尺度变换后的网络为教师模型, 模型压缩后的网络为学生模型, 通过知识蒸馏得到绝缘子自爆缺陷轻量化实时检测网络, 记为 IDNet(insulator defects net)。

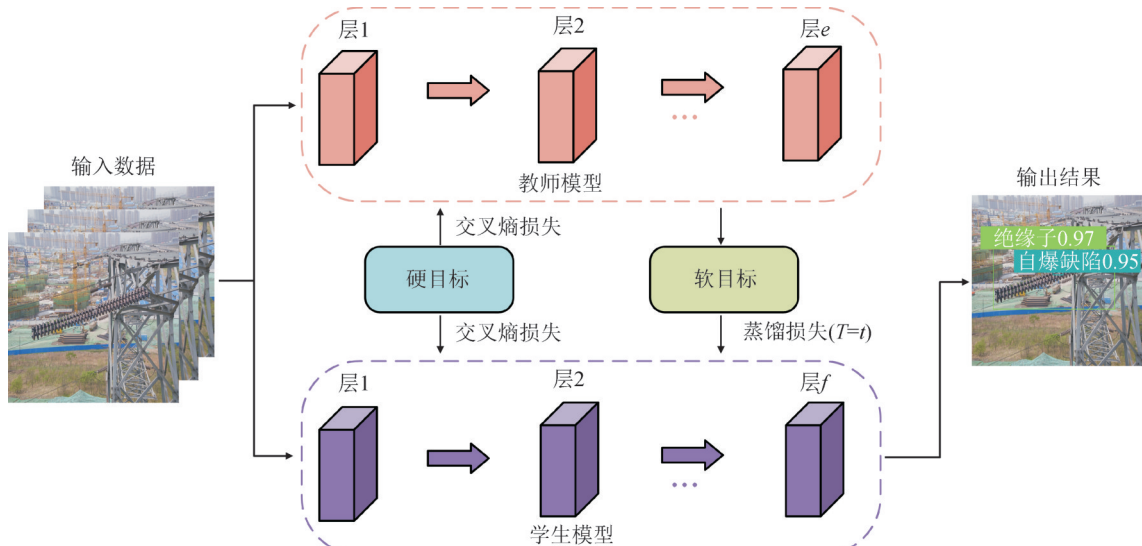


图 4 知识蒸馏流程

Fig. 4 Diagram of knowledge distillation process

2 实验与分析

2.1 实验环境及评价指标

文中实验平台为 Ubuntu16.04 操作系统,内存 8 G, CPU 为 Intel(R)Core(TM)i5 - 10400F, GPU 为 NVIDIA GTX1660 SUPER 的台式计算机。深度学习框架为 Pytorch1.5,采用 CUDA10.2 和 cuDNN7.4.5 加速工具包加速训练。基于 Pytorch 深度学习框架搭建实验,以 YOLOv4-tiny 为基础网络,训练时共迭代 300 个 epoch。批尺寸选择时越大越好,受限于实验平台的计算能力,文中实验选择为 4。为保证文中相应改进的有效性,超参数选择时除改进调整的参数外其他超参数使用原 YOLOv4-tiny 基础网络的超参数。

文中目的在于实时且准确地检测出绝缘子自爆缺陷数据集集中的绝缘子和绝缘子自爆缺陷,采用网络权重、平均检测速度和平均检测精度 mAP (mean average precision) 作为评价价值指标,以通过多指标综合评价网络性能。其中, mAP 可以通过准确率(P)、召回率(R)计算得出,计算式为:

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \quad (6)$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \quad (7)$$

式(6)、(7)中: TP 为网络预测目标,实际是目标的数量; FP 为网络预测目标,实际不是目标的数量; FN 为网络预测不是目标,实际是目标数量。

$$mAP = \frac{1}{class} \sum_{K=1}^{class} J(P, R, K) \quad (8)$$

式(8)中: J 为精度均值函数,为准确率 P 与召回率所 R 构成 P - R 曲线与横纵坐标所围成的面积; $class$ 为所检测目标类别的数量,文中的检测对象为绝缘子和绝缘子自爆缺陷,故取值为 2; K 为类别序号,逐次取值 1 和 2。

2.2 实验数据集建立

文中实验数据集采用中国电力绝缘子数据集 (CPLID)^[34] 中关于绝缘子缺陷检测部分的图像,数据集集中的绝缘子为复合化的玻璃绝缘子(即表面涂有复合涂料),绝缘子缺陷类型为绝缘子自爆缺陷。由于该数据集中用于绝缘子自爆缺陷检测的图像仅有 244 幅,避免由于数据集太少而导致网络出现过拟合的现象,采用左右镜像、颜色域变换和随机裁剪填充等方法将数据进行扩充得到 1 984 幅图像,

数据扩充的效果见图 5。以图像中的绝缘子 (insulator) 和绝缘子自爆缺陷 (defect) 作为目标,使用 labelImg 标注工具对数据集集中的图像进行标注,得到绝缘子目标 1 984 个和绝缘子自爆缺陷目标 1 488 个,并按照 3:1 的比例随机将数据集划分为训练集和测试集,即 1 488 幅用于训练,496 幅用于测试。

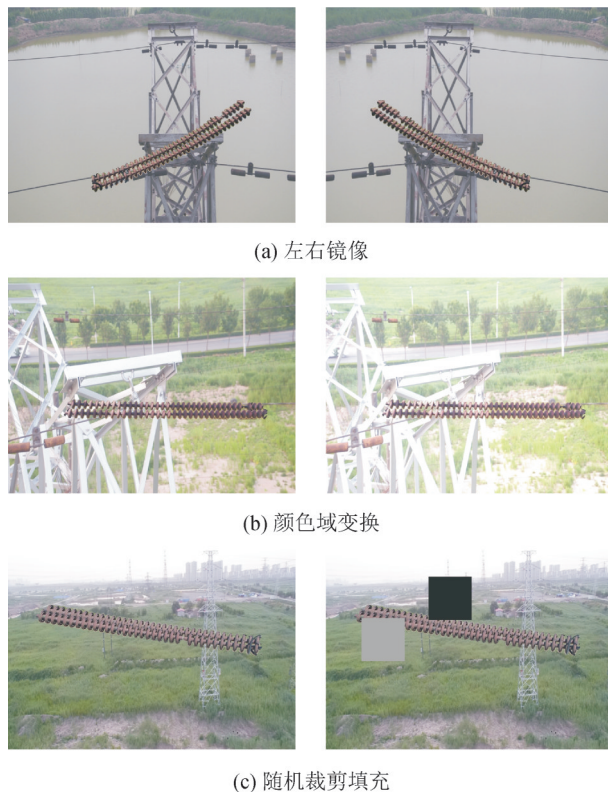


图5 数据集扩充效果

Fig. 5 The effect of data set expansion

2.3 实验结果与分析

2.3.1 空间尺度变换实验效果

为降低网络的复杂程度,提升网络检测速度采用空间尺度变换的方法将 YOLOv4-tiny 基础网络中用于小目标检测任务的 26 像素×26 像素的 YOLOhead 进行删除得到更为简单的网络架构,并利用 K-means 聚类分析出适用于文中建立的绝缘子自爆缺陷检测数据集的候选框参数进行参数预置,实验结果见表 1。从表 1 中可以看出通过网络空间尺度变换后对于网络的检测精度没有影响,网络依然保持一个较高的准确率。但网络权重减小了 15.63%,降为 18.90 MB;平均检测速度则提升了 1.10 帧/s,达到 40.66 帧/s。表明空间尺度变换能在保证网络有一个较高准确率的同时减小网络复杂程度,降低网络权重大小,提升检测的实时性能。

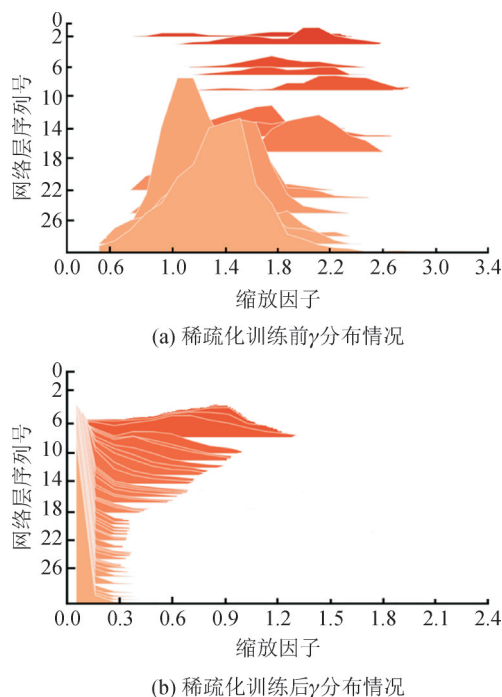
表1 空间尺度变换实验结果

Table 1 Experimental results of spatial scale transformation

网络	网络权重/MB	平均检测速度/(帧·s ⁻¹)	mAP/%
YOLOv4-tiny	22.40	39.56	97.75
网络空间尺度变换后	18.90	40.66	97.75

2.3.2 模型压缩实验效果

在对 2.3.1 节中经过网络空间尺度变换后的网络进行稀疏化训练前后通道缩放因子 γ 的分布直方图见图 6, 从图 6 可以看出, 稀疏化训练前大部分的 γ 大于 1 分布, 而稀疏化训练后大部分的 γ 趋近于 0 分布, 表明稀疏化训练后大多数通道对于检测对象的预测程度较低可以将卷积层中这部分通道进行删除得到轻量化的网络。

图6 稀疏化训练前后 γ 分布情况Fig. 6 Distribution of γ before and after sparse training

通多预设不同的卷积层通道剪枝比例阈值对稀疏化后的网络进行模型压缩, 实验结果见表 2。从表 2 可知, 随着预设剪枝比例阈值不断增大, 网络权重不断减小, 平均检测速度不断提升, 但在预设剪枝比例阈值较大时 mAP 也会有一定的损失, 最终可对卷积层中 80% 的通道进行删除。对比表 1 中空间尺度变换后的网络, 网络权重减小 83.14%, 降为 3.19 MB; 平均检测速度则提升了 3.32 帧/s, 达到了 43.98 帧/s, 但网络的 mAP 有 3.44% 的损失。卷积层通道剪枝前后网络的通道数量对比见图 7, 从图 7 可以看出经过通道剪枝后网络的通道数量减少明显, 表明网络的复杂程度降低, 推理计算量减少, 检测

的实时性增强。下一节中将卷积层通道剪枝损失的这部分精度进行改善, 以恢复检测性能。

表2 卷积层通道剪枝实验结果

Table 2 Experimental results of convolution layer channel pruning

预设剪枝比例阈值/%	网络权重/MB	平均检测速度/(帧·s ⁻¹)	mAP/%
10.00	15.60	41.14	97.75
20.00	12.60	41.45	97.75
30.00	9.77	43.08	97.75
40.00	7.51	43.83	97.51
50.00	5.77	43.85	97.03
60.00	4.63	43.88	96.54
70.00	3.82	43.94	95.23
80.00	3.19	43.98	94.31

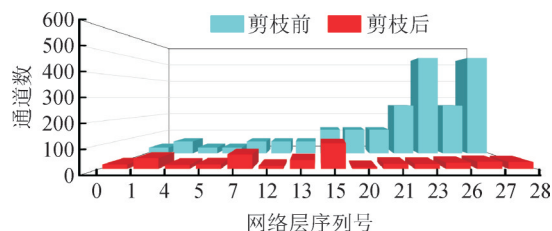


图7 卷积层通道剪枝前后通道数对比

Fig. 7 Comparison of channel number before and after convolution layer channel pruning

2.3.3 知识蒸馏实验效果

经过卷积层通道剪枝后网络的精度会有一定损失, 为使网络检测的准确性得到恢复以满足绝缘子自爆缺陷检测的要求, 采用知识蒸馏的方法进行微量调控得到 IDNet 绝缘子自爆缺陷轻量化实时检测网络的网络权重为 3.19 MB, 平均检测速度为 44.02 帧/s, mAP 为 96.69%。较 2.3.2 节中经过卷积层通道剪枝后的网络来说, 在保证网络权重大小不变的同时能保持一个较好的实时检测性能, 且 mAP 提升 2.38%, 达到 96.69%, 表明 IDNet 绝缘子自爆缺陷轻量化实时检测网络在绝缘子自爆缺陷检测任务上有较好的整体性能, 满足其实时性与准确性的实际应用需求。

2.3.4 IDNet 网络检测效果

为充分验证 IDNet 绝缘子自爆缺陷轻量化实时检测网络对于绝缘子自爆缺陷检测的优越性将其与 YOLOv3 网络、YOLOv3-tiny 网络、YOLOv4 网络、YOLOv4-tiny 网络、GhostYOLOv4 网络、SSD 网络、YOLOv5l 网络在 2.1 节中所述的实验平台上做性能对比, 结果见表 3。从表 3 中可以看出 IDNet 绝缘子自爆缺陷轻量化实时检测网络与架构较为复杂、特征提取能力较强的主流网络在 mAP 上表现出的性能差距不大, 有较好的准确性。网络权重和平均检

测速度上表现出的性能均为最优,网络权重仅为3.19 MB适合于移动端和嵌入式设备部署,平均检测速度达到44.02 帧/s,可以进行实时检测。综上所述,IDNet 绝缘子自爆缺陷轻量化实时检测网络在绝缘子自爆缺陷检测任务上有较好的综合性能。检测效果的可视化结果见图8,从图8可以看出网络能准确检测出不同场景下的绝缘子和绝缘子自爆缺陷,具有较好的整体鲁棒性。

2.3.5 IDNet 网络的移动端部署

为进一步验证IDNet 绝缘子自爆缺陷轻量化实时检测网络在移动端有效性及工程应用价值,将IDNet 与YOLOv4-tiny 基础网络在Jetson Nano B01 嵌入式实验平台中进行部署,分别对网络的检测速度和精度进行测试,实验结果见表4。

由表4可知,文中设计的IDNet 绝缘子自爆缺陷轻量化实时检测网络在计算能力较弱的2 GB 版Jetson Nano B01 嵌入式实验平台上部署的可行性比

表3 不同网络性能对比实验结果

Table 3 Experimental results of different network performance comparative

网络	网络权重/MB	平均检测速度/(帧·s ⁻¹)	mAP/%
YOLOv3	236.00	30.57	97.10
YOLOv3-tiny	33.10	41.75	96.40
YOLOv4	244.00	22.07	94.70
YOLOv4-tiny	22.40	39.56	97.70
GhostYOLOv4	145.00	28.66	93.55
SSD	96.60	41.79	95.41
YOLOv5l	89.20	33.56	96.30
IDNet	3.19	44.02	96.69

较高,在检测精度并不损失的情况下相较于YOLOv4-tiny 基础网络平均检测速度提升1.09 帧/s,达到6.12 帧/s,充分说明文中设计的网络在嵌入式开发平台上拥有更强的速度优势,具有较好的工程应用价值。

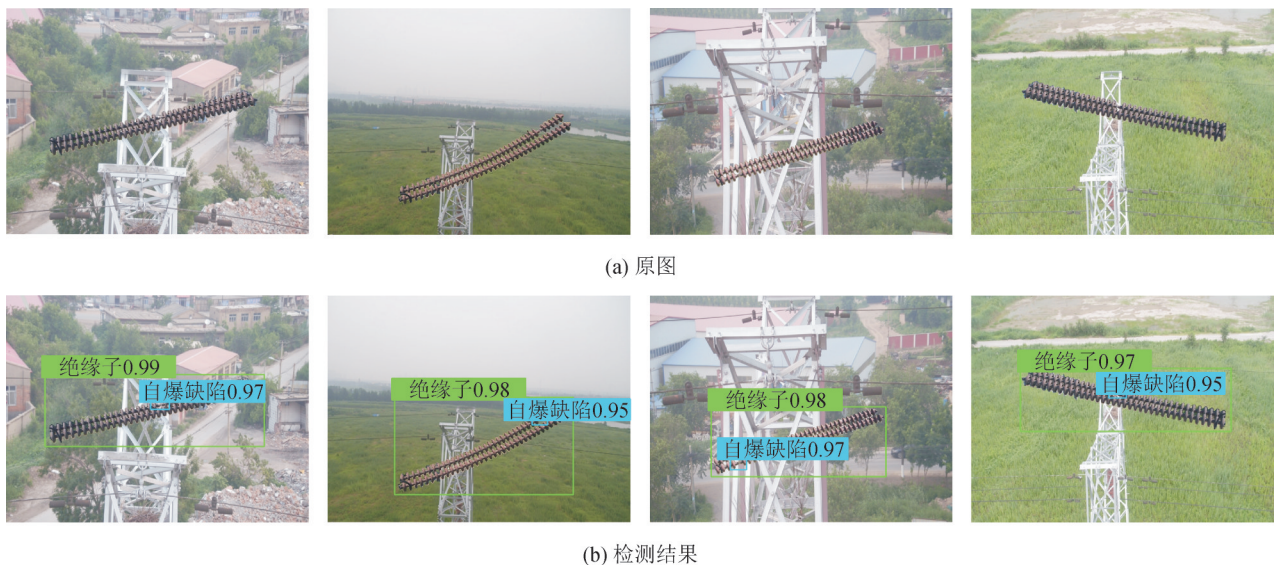


图8 IDNet 绝缘子自爆缺陷轻量化实时检测网络检测效果

Fig. 8 Detection effect of IDNet lightweight real time detection network for insulator self-explosion defects

表4 Jetson Nano B01 实验平台测试结果

Table 4 Test results of Jetson Nano B01 experimental platform

网络	平均检测速度/(帧·s ⁻¹)	mAP/%
YOLOv4-tiny	5.03	97.70
IDNet	6.12	96.69

3 结论

针对现有的绝缘子缺陷检测网络架构复杂程度较高、占用大量的储存空间,在推理时计算量较大导致检测速度低下的问题,提出一种基于模型压

缩与知识蒸馏的绝缘子自爆缺陷轻量化实时检测网络,主要结论如下:

1)以YOLOv4-tiny 为基础网络,通过空间尺度变化的方法将用于小目标检测任务的26 像素×26 像素的YOLOhead 进行删除降低网络架构复杂程度,提升检测速度;采用卷积层通道剪枝的模型压缩方法将卷积层中冗余的通道进行删除减少网络推理计算量,进一步提升检测速度;使用知识蒸馏的方法对卷积层通道剪枝后的网络进行微调,恢复网络的检测性能。

2)设计的IDNet 绝缘子自爆缺陷轻量化实时检测网络对比同类型的网络具有较好的整体鲁棒性,能保证检测准确性与YOLOv3、YOLOv3-tiny、YOLOv4、YOLOv4-tiny、GhostYOLOv4、SSD、YOLOv5l网络持平的情况下,较YOLOv4-tiny基础网络的网络权重减小85.76%,降为3.19 MB;平均检测速度提升11.27%,达到44.02帧/s。

3)IDNet 绝缘子自爆缺陷轻量化实时检测网络能在网络权重较小占用少量储存空间的前提下进行不同场景中绝缘子自爆缺陷检测,具有较高准确率与实时性,能满足绝缘子自爆缺陷检测的实际应用需求。

参考文献:

- [1] 张秋敏,马思维,孟 然.改进YOLOv5s的绝缘子缺陷检测研究[J]. 电子设计工程,2025,33(10):181-185.
Zhang Qiumin, Ma Siwei, Meng Ran. Research on improving YOLOv5s for insulator defect detection[J]. Electronic Design Engineering, 2025, 33(10): 181-185.
- [2] 王敦青,王红星,张瑞晨,等. 500 kV 紧凑型输电线路复合绝缘子均压环优化设计[J]. 电瓷避雷器,2024(3):114-122.
Wang Xiaoping, Wang Hongxing, Zhang Ruichen, et al. The optimization of grading ring for composite insulator in 500 kV compact transmission line[J]. Insulators and Surge Arresters, 2024 (3): 114-122.
- [3] 李 进,赵仁勇,杜伯学,等. 电工环氧绝缘件缺陷无损检测方法研究进展[J]. 电工技术学报,2021,36(21):4598-4607.
Li Jin, Zhao Renyong, Du Boxue, et al. Research progress of nondestructive detection methods for defects of electrical epoxy insulators[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2021, 36(21): 4598-4607.
- [4] 吕岩婷,蒋 菲,张素慧,等.一起GIS用盆式绝缘子原始缺陷导致开裂故障分析[J]. 电瓷避雷器,2024(3):180-185.
Lyu Yanting, Jiang Fei, Zhang Suhui, et al. Cracking fault caused by original defect of gis basin insulator[J]. Insulators and Surge Arresters, 2024(3): 180-185.
- [5] 缪 金,秦 军,陈峻宇,等.基于高光谱成像的复合绝缘子表面污秽成分识别方法[J]. 浙江电力,2025,44(1):124-132.
Miao Jin, Qin Jun, Chen Junyu, et al. A method for identifying surface contamination components of composite insulators based on hyperspectral imaging[J]. Zhejiang Electric Power, 2025, 44(1): 124-132.
- [6] 常 波,张启哲,王胜辉,等. 动车组车顶隔离开关用支柱绝缘子污秽状态下的电场分布特性研究[J]. 电测与仪表,2024,61(4):81-85.
Chang Bo, Zhang Qizhe, Wang Shenghui, et al. Research on the electric field distribution characteristics under polluted condition of EMU roof isolation switch post insulators[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2024, 61(4): 81-85.
- [7] 贺 春,何 金,朱旭亮,等. 35 kV C-GIS 环氧树脂外锥套管残余应力检测研究[J]. 高压电器,2023,59(4):38-43.
He Chun, He Jin, Zhu Xuliang, et al. Study on residual stress detection of external conical epoxy bushing of 35 kV C-GIS[J]. High Voltage Apparatus, 2023, 59(4): 38-43.
- [8] 谢金鹏,张素慧,李 军,等.某变电站高压跌落式熔断器瓷绝缘子断裂原因分析[J]. 电瓷避雷器,2024(6):153-159.
Xie Jinpeng, Zhang Suhui, Li Jun, et al. Cause of porcelain insulator fracture of high-voltage drop fuse in a certain substation [J]. Insulators and Surge Arresters, 2024(6): 153-159.
- [9] 尹向雷,解永芳,屈少鹏,等. 基于动态蛇形卷积和非跨步卷积的绝缘子缺陷检测[J]. 电力系统保护与控制,2024,52(20):177-187.
Yin Xianlei, Xie Yongfang, Qu Shaopeng, et al. Insulator defect detection based on dynamic snake convolution and space-to-depth convolution[J]. Power System Protection and Control, 2024, 52(20): 177-187.
- [10] 李 玄,尹奕淳,师 伟,等.三支柱绝缘子微缺陷超声临界纵波探测方法与应用[J]. 电工技术学报,2025,40(21):6905-6921.
Li Xuan, Yin Yichun, Shi Wei, et al. Ultrasonic critical longitudinal wave detection method and application for microdefects in tri-post insulators[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2025, 40(21): 6905-6921.
- [11] 冯世凯,陈 千.复杂环境下玻璃绝缘子自爆的实时检测方法[J]. 电瓷避雷器,2024(5):135-144.
Feng Shikai, Chen Qian. Real-time detection method for self-detonation of glass insulator in complex environment[J]. Insulators and Surge Arresters, 2024(5): 135-144.
- [12] 孙 喆,张 静,李建兴,等.基于轻量化YOLOv7-DenseBlock的绝缘子检测算法[J]. 电网与清洁能源,2025,41(5):68-74.
Sun Zhe, Zhang Jing, Li Jianxing, et al. An insulator detection algorithm based on lightweight YOLOv7-DenseBlock[J]. Power System and Clean Energy, 2025, 41(5): 68-74.
- [13] 梁 纲,马 斌,饶宇飞,等.基于ADFE-Net的航拍图像绝缘子缺陷检测[J]. 智慧电力,2025,53(3):107-116.
Liang Gang, Ma Bin, Rao Yufei, et al. Insulator defect detection in aerial images based on ADFE-Net[J]. Smart Power, 2025, 53(3): 107-116.
- [14] 刘开培,李博强,秦 亮,等. 深度学习目标检测算法在架空输电线路绝缘子缺陷检测中的应用研究综述[J]. 高电压技术,2023,49(9):3584-3595.
Liu Kaipei, Li Boqiang, Qin Liang, et al. Review of application research of deep learning object detection algorithms in insulator defect detection of overhead transmission lines[J]. High Voltage Engineering, 2023, 49(9): 3584-3595.
- [15] Girshick R, Donahue J, Darrell T, et al. Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation[C]//2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2014:580-587.
- [16] Girshick R. Fast R-CNN[C]//2015 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), 2015:1440-1448.
- [17] Ren Shaoqing, He Kaiming, Girshick R, et al. Faster R-CNN: towards real-time object detection with region proposal networks [C]//Proceedings of the 28th International Conference on Neural Information Processing Systems, 2015:91-99.

- [18] Liu Wei, Anguelov D, Erhan D, et al. SSD: single shot MultiBox detector[C]//European Conference on Computer Vision(ECCV), 2016:21-37.
- [19] Redmon J, Divvala S, Girshick R, et al. You only look once: unified, real-time object detection[C]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR), 2016:779-788.
- [20] Redmon J, Farhadi A. YOLO9000: better, faster, stronger[C]//2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2017:6517-6525.
- [21] Redmon J, Farhadi A. YOLOv3: an incremental improvement[EB/OL]. [2026-05-15]. <https://arXiv:1804.02767>.
- [22] Bochkovskiy A, Wang C Y, Liao H Y M. YOLOv4: optimal speed and accuracy of object detection[EB/OL]. [2026-05-15]. <https://arxiv.org/abs/2004.10934>.
- [23] Zhou Fangbo, Zhao Huailin, Nie Zhen. Safety helmet detection based on YOLOv5[C]//2021 IEEE International Conference on Power Electronics, Computer Applications(ICPECA), 2021:6-11.
- [24] 李 俊, 任 景, 王晔琳, 等. 基于改进U-net和CNN的绝缘子自爆检测方法研究[J]. 智慧电力, 2021, 49(8):98-103.
LI Jun, REN Jing, WANG Yelin, et al. Insulator self-explosion detection method based on improved U-net and CNN[J]. Smart Power, 2021, 49(8):98-103.
- [25] 李 斌, 曾筠婷, 朱新山, 等. 基于多尺度上下文感知的绝缘子缺陷检测网络[J]. 高电压技术, 2022, 48(8):2905-2914.
Li Bin, Zeng Juntao, Zhu Xinshan, et al. Detection network for insulator defects based on multi-scale context awareness[J]. High Voltage Engineering, 2022, 48(8):2905-2914.
- [26] 罗 潇, 於 锋, 彭 勇. 基于深度学习的无人机电网巡检缺陷检测研究[J]. 电力系统保护与控制, 2022, 50(10):132-139.
Luo Xiao, Yu Feng, Peng Yong. UAV power grid inspection defect detection based on deep learning[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(10):132-139.
- [27] 马 进, 白雨生. 应用于绝缘子缺陷检测的轻量化YOLOv4研究[J]. 电子测量技术, 2022, 45(14):123-130.
Ma Jin, Bai Yusheng. Research on lightweight YOLOv4 applied to insulator defect detection[J]. Electronic Measurement Technology, 2022, 45(14):123-130.
- [28] 李 斌, 屈璐瑶, 朱新山, 等. 基于多尺度特征融合的绝缘子缺陷检测[J]. 电工技术学报, 2023, 38(1):60-70.
Li Bin, Qu Luyao, Zhu Xinshan, et al. Insulator defect detection based on multi-scale feature fusion[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2023, 38(1):60-70.
- [29] Wang C Y, Bochkovskiy A, Liao Hongyuan. Scaled-YOLOv4: scaling cross stage partial network[C]//2021 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR), 2021:13024-13033.
- [30] Ioffe S, Szegedy C. Batch normalization: accelerating deep network training by reducing internal covariate shift[C]//Proceedings of the 32nd International Conference on International Conference on Machine Learning, 2015:448-456.
- [31] 张印辉, 杨宏宽, 朱守业, 等. 基于轻型调控网络的下茧机器视觉实时检测[J]. 农业机械学报, 2022, 53(4):261-270.
Zhang Yinhui, Yang Hongkuan, Zhu Shouye, et al. Machine vision real time detection of inferior cocoons based on lightweight manipulation network[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(4):261-270.
- [32] Liu Zhuang, Li Jianguo, Shen Zhiqiang, et al. Learning efficient convolutional networks through network slimming[C]//2017 IEEE International Conference on Computer Vision(ICCV), 2017:2755-2763.
- [33] Hinton G, Vinyals O, Dean J. Distilling the knowledge in neural network[J]. Computer Science, 2015, 14(7):38-39.
- [34] Anon. Insulator data set - chinese power line insulator dataset (CPLID)[EB/OL]. [2026-05-15]. <https://github.com/InsulatorData/InsulatorDataSet>.

杨宏宽(1995—),男,硕士,助理工程师,主要从事电力设备智能运维技术方面的研究工作(通信作者)(E-mail:kustyhk@163.com)。

李作庆(1993—),男,工程师,技师,从事电力系统继电保护、变电站智能化和数字化方面工作(E-mail:957619324@qq.com)。

叶升言(1988—),男,工程师,从事配电生产技术管理工作(E-mail:387925430@qq.com)。

万顺昌(1995—),男,助理工程师,技师,从事变电检修方面的工作(E-mail:1060319257@qq.com)。