第 49 卷 第 9 期：3584-3595 高电压技术 Vol.49, No.9: 3584-3595
2023 年 9 月 30 日 High Voltage Engineering September 30, 2023
DOI: 10.13336/j.1003-6520.hve.20220273

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

刘开培[1]，李博强[1]，秦　亮[1]，李　强[2]，赵　峰[2]，王秋琳[3]，
许中平[4]，余金沄[1]
（1. 武汉大学电气与自动化学院，武汉 430072；2. 国网信息通信产业集团有限公司，北京 102211；
3. 福建亿榕信息技术有限公司，福州 350003；4. 北京国网信通埃森哲信息技术有限公司，北京 100052）

摘　要：传统架空输电线路绝缘子缺陷检测一般通过人工巡检方式进行。架空输电线路的数量增长使巡检规模更加庞大、巡检环境更加复杂，放大了传统绝缘子缺陷检测方法人力成本高、检测效率低的不足。无人机(unmanned aerial vehicle, UAV)等新型巡线方式依靠深度学习目标检测算法识别架空输电线路绝缘子缺陷，能够有效应对人工巡检的不足，是绝缘子缺陷检测的发展趋势。鉴于此，围绕架空输电线路绝缘子缺陷检测场景，首先梳理常用的深度学习目标检测算法，比较不同算法的检测策略、检测精度与检测速度；然后结合云–边–端协同架构说明算法的改进需求与相应改进方法；最后针对现有绝缘子检测方面的不足，展望了输电线路绝缘子中多类型缺陷的识别问题，并在这一研究趋势下进一步探讨了模型边缘端轻量化与针对小样本数据下的算法研究价值。

关键词：架空输电线路绝缘子；缺陷检测；无人机；深度学习目标检测算法；云–边–端协同架构

Review of Application Research of Deep Learning Object Detection Algorithms in Insulator Defect Detection of Overhead Transmission Lines

LIU Kaipei[1], LI Boqiang[1], QIN Liang[1], LI Qiang[2], ZHAO Feng[2], WANG Qiulin[3], XU Zhongping[4], YU Jinyun[1]
(1. School of Electrical Engineering and Automation, Wuhan University, Wuhan 430072, China; 2. State Grid Information & Telecommunication Group Co., Ltd., Beijing 102211, China; 3. Fujian Yirong Information Technology Co., Ltd., Fuzhou 350003, China; 4. Beijing SGITG-Accenture Information Technology Co., Ltd., Beijing 100052, China)

Abstract：Traditional defect detection for overhead transmission line insulator is generally carried out by manual inspection. The increase in the number of overhead transmission lines has made larger scale and more complex environment of the inspection, which amplifies the shortcomings of traditional insulator defect detection methods with high labor costs and low detection efficiency. New line inspection methods such as unmanned aerial vehicle (UAV) rely on deep learning object detection algorithms to identify insulator defects in overhead transmission lines, which effectively deals with shortcomings of manual inspection and becomes the development trend of insulator defect detection. Therefore, focusing on defect detection scenario of overhead transmission line insulator, we firstly sorted out the commonly used deep learning object detection algorithms, and compared the detection strategies, detection accuracy and detection speed of different algorithms. Then, combined with the cloud-edge-end collaborative architecture, the improvement requirements of the algorithms and corresponding improvement methods of the algorithms were explained. Finally, in response to the shortcomings of existing insulator detection, the identification of multiple types of defects in transmission line insulators is prospected, and under this research trend, the value of model edge lightweight and algorithm research for small sample data is further explored.

Key words：overhead transmission line insulator; defect detection; UAV; deep learning object detection algorithms; cloud-edge-end collaborative architecture

基金资助项目：国家重点研发计划 (2020YFB0905900)。
Project supported by National Key R&D Program of China (2020YFB0905900).

0　引言

架空输电线路绝缘子(以下简称绝缘子)承担电气绝缘和机械支撑的关键作用，常年暴露在大气中，长时间经受物理作用与化学侵蚀，容易出现自爆、污秽、覆冰、裂纹等缺陷，需要通过定期巡检的方式监测绝缘子运行状态，保障架空输电线路的运行安全[1]。传统绝缘子缺陷检测一般通过专业巡线人员凭经验感知记录绝缘子的运行状态，然而受架空输电线路分布范围与分布环境的限制，人工检测方法效率低下，仅依靠人工巡检难以满足绝缘子缺陷检测的需求[2-3]。

无人机(unmanned aerial vehicle, UAV)巡检由UAV采集架空输电线路现场图像数据，通过计算机视觉算法处理图像数据，能够有效解决人工巡检问题，是线路巡检的重要方式之一[4-5]。据相关统计数据显示，国家电网公司截至2017年基于UAV巡线累计发现线路缺陷超过5万余处[6]；南方电网公司截至2020年在500 kV及以上线路的UAV巡检覆盖率达到92%，其中2020年UAV巡线里程数总计45.26万公里，国内的UAV线路巡检已具备可观的部署规模[7]。

近年来，计算机视觉领域的深度学习目标检测算法取得了众多突破性进展，此类算法基于卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)[8]进行特征提取，具备适用范围广、检测精度高、检测速度快等优势，对绝缘子缺陷检测的适用性较强，得到了较为广泛的应用。但是在此类算法应用推广过程中仍存在一些问题：一是UAV采集的图像数据特征为算法提出了精度优化需求；二是边缘计算设备为部署模型提出了轻量化需求。

针对绝缘子缺陷检测场景的应用需要，本文梳理了常用的深度学习目标检测算法，阐述了云–边–端协同架构，结合云–边–端协同架构提出了算法的改进需求，介绍了相关改进方法，展望了未来的研究发展。

1　绝缘子缺陷深度学习目标检测算法

早期绝缘子缺陷识别一般基于传统计算机图像处理技术提取绝缘子的缺陷特征[9-11]，此后目标检测算法基于人工设计方法[12]提取目标特征，利用机器学习领域的分类器进行目标识别，但上述方法适用的检测场景存在局限性[13]。深度学习目标检测算法基于CNN提取图像特征，能够有效应对传统绝缘子缺陷检测算法的不足，绝缘子缺陷检测场景下的深度学习目标检测算法研究得到了较为广泛的开展。深度学习目标检测算法可分为有锚点基础(anchor-based)与无锚点基础(anchor-free)，其中anchor-based类目标检测算法以anchor为边界框预测基础，在绝缘子缺陷检测的应用较广，anchor-free类目标检测算法[14-16]以预测边界框关键点的方式进行目标检测，在绝缘子缺陷检测方面的应用[17]相对较少。目前用于绝缘子缺陷检测的主流算法主要有R-CNN(region-based convolutional neural network)系列算法、YOLO(you only look once)系列算法与SSD(single shot multibox detector)系列算法，下面对3类算法进行介绍与比较。

1.1　R-CNN系列算法

R-CNN[18]是最早基于CNN提取图像特征的深度学习目标检测算法，经过Fast R-CNN[19]过渡发展为经典的Faster R-CNN[20]。R-CNN与Fast R-CNN在目标检测中采用选择性搜索(selective search, SS)算法对图像或特征图提出建议框，两种算法的检测精度与检测速度仍相对较差，目前其检测应用相对较少。Faster R-CNN摒弃了SS算法，在原图像各像素块中预设指定数目的anchor，一阶段将特征提取结果输入至区域建议网络(region proposal network, RPN)，结合RPN输出的几何变换结果与种类预测结果对anchor进行调整从而获得建议框，基于建议框在特征提取结果上进行区域框选，通过感兴趣区域池化(region of interest pooling, RoI Pooling)将不同建议框的特征图框选结果调整为同一尺寸，二阶段利用分类器网络的全连接层预测边界框调整参数及边界框目标种类结果，最终经过非极大值抑制(non-maximum suppression, NMS)算法获得最终的目标检测结果。Faster R-CNN的基本结构如图1所示，图1中k代表先验框的数量，在实际实验中通常设置为9。

在Faster R-CNN的基础上，又衍生出应用特征金字塔网络(feature pyramid network, FPN)改进的FPN Faster R-CNN(FPN FRCN)[21]、Mask R-CNN[22]与Cascade R-CNN[23]。FPN FRCN针对目标尺度多样的问题在Faster R-CNN的骨干网络部分构建了FPN，对深层低分辨率特征图进行上采样，然后与浅层特征融合，为保留更多细节信息的高分辨率特征图分配小尺度anchor，为深层的低分辨率特征图

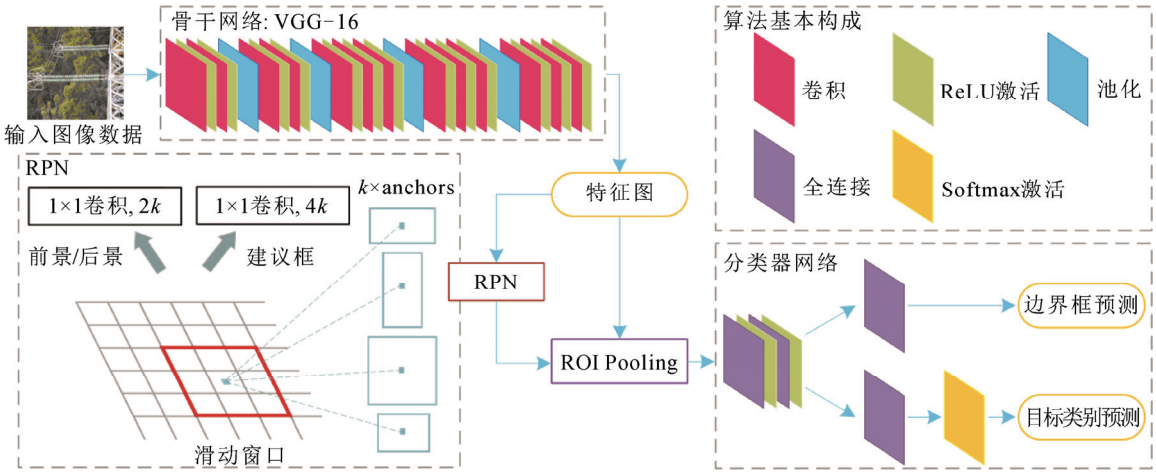


图 1 Faster R-CNN 基本结构

Fig.1 Basic structure of Faster R-CNN

分配大尺度 anchor，将 RPN 得到的建议框按尺度大小分配给不同特征层，基于各特征层进行边界框预测，在 Faster R-CNN 的基础上提升了检测精度；Mask R-CNN 以 RoI Align(region of interest align)代替 RoI Pooling 避免了建议框区域采样中取整计算造成的错位问题；Cascade R-CNN 通过 RPN 的级联结构对建议框进行多次调整，提升了检测精度。

R-CNN 系列算法应用在绝缘子缺陷检测中，文献[24]基于 Faster R-CNN 进行了绝缘子识别工作，验证了算法具有较强的鲁棒性，但仍需要巡线人员根据绝缘子检测结果进行故障识别；文献[25]基于 Faster R-CNN 判别复合绝缘子憎水性，以此评价复合绝缘子的老化程度；文献[26]基于 FPN FRCN 对绝缘子进行了掉串与裂纹缺陷检测；文献[27]基于 Mask R-CNN 对复合绝缘子串红外图像进行温度读取，实现绝缘子温度的自动化监控。

1.2 YOLO 系列算法

YOLOv1[28]是 YOLO 系列第一代算法，也是首个单阶段深度学习目标检测算法，其目标检测思想是将图像划分为多个网格，每个网格为一个检测单元，采用 CNN 进行特征提取，通过全连接层在各网格预测指定数目的边界框(包含边界框几何信息与目标置信度)及相应的目标类别，最后通过 NMS 对预测边界框进行筛选，获得目标检测结果。YOLOv1 在训练中认为如果真实目标边界框的中心落入某个检测单元，则由该检测单元承担相应目标的边界框预测任务，以此建立 YOLOv1 输出结果与真实目标边界框之间的损失函数。尽管 YOLOv1 的实现方式相对简单，在检测精度方面与 Faster R-CNN 相比有相对明显的差距，但是算法避免了建议框带来的冗余计算，检测速度得到了极大的提升，后续版本的 YOLO 均沿用了划分网格单元的目标检测思想。

YOLOv2[29]以 DarkNet-19(dark networok-19)作骨干网络，借鉴 Faster R-CNN 的检测思想，在各检测单元预设指定数目的 anchor 用于目标边界框预测，通过 k-means 聚类算法使 anchor 的初始形状接近于真实目标边界框，基于 CNN 输出结果对 anchor 的位置与形状进行调整，利用 NMS 获得最终的预测结果。YOLOv2 在 YOLOv1 的基础上均衡提升了算法的检测精度与检测速度。YOLOv3[30]将骨干网络替换为 DarkNet-53(dark networok-53)，基于 FPN 构建了颈部网络，将高级语义信息融合到浅层特征提取结果，在不同深度的特征提取结果处引出检测分支，以高分辨率的浅层特征检测小尺度目标，以低分辨率的深层特征检测大尺度目标，提升了算法检测多尺度目标的能力。

YOLOv4[31]在 YOLOv3 的基础上进一步引入了计算机视觉前沿技术，在网络输入端引入了马赛克数据增强，将 4 张图像拼接为一张图像，使图像的目标背景得到扩展；在骨干网络中引入 CSP(cross stage partial)模块[32]，骨干网络每个残差块通过两个卷积分支连接合并以融合丰富的梯度信息，帮助骨干网络提升特征学习能力，降低计算次数；基于骨干网络的图像分类实验以 Mish 函数替代 Leaky ReLU 函数作骨干网络部分的激活函数；基于路径聚合网络(path aggregation network, PANet)[33]搭建颈部网络，在 FPN 的基础上增加了自顶而下的特征

融合路径以保留更多浅层特征；在颈部网络中引入SPP(spatial pyramid pooling)模块[34]扩大感受野，在基本维持推理速度的前提下提升重要语义特征的分离能力；在训练中采用 CIoU(complete intersection over union)作边界框损失函数；在检测中以 DIoU-NMS(distance intersection over union non-maximum suppression)筛选预测框。YOLOv5 在颈部网络同样引入了 CSP 模块，以 GIoU(generalized intersection over union)为边界框损失函数，且通过网络深度与宽度的调整获得多个尺寸的模型以满足不同计算设备的需求。以 YOLOv4 为例介绍 YOLO 的基本结构，如图 2 所示。其中 YOLOv4 主要由包含 *Mish* 激活函数的卷积块和 *Leaky Relu* 激活函数的卷积块构成，分别为图 2 中的 *M* 卷积块和 *L* 卷积块。并由这些基础卷积块构成 YOLOv4 的核心特征提取单元 CSPNet(Cross Stage Partial Network)结构，通过对 CSP 层进行多次循环复用来实现神经网络模型深度的加深。

YOLO 系列算法在绝缘子缺陷检测的应用中，文献[35]基于 YOLOv2 进行了绝缘子检测，但绝缘子缺陷仍需要巡线人员识别；文献[36]提出了一种由 Faster R-CNN 与 YOLOv3 构成的组合目标检测框架，实现了低漏报率的绝缘子缺陷检测；文献[37]设计了稠密连接的 FPN，通过跳跃连接方式更充分地融合了深层特征语义信息与浅层特征位置信息，提升了算法的绝缘子缺陷检测性能；文献[38]基于 YOLOv4 进行绝缘子目标检测，结合分水岭算法对绝缘子爆裂缺陷进行定位。

1.3　SSD 系列算法

SSD 系列算法在目标检测过程中不需要提出建议框，与 YOLO 一致属于单阶段目标检测算法。SSD[39]首先通过 VGG-16(visual geometry group-16)获得基准特征图，然后在此特征图基础上继续进行下采样卷积操作，为基准特征图及更深层特征图的各像素点设置指定数目的预设默认框，利用 CNN 固有的特征金字塔结构在各尺度的特征图处引出卷积检测分支，基于特征图像素与原图像像素块之间的映射关系及预设默认框进行边界框预测，最后通过 NMS 得到最终的目标检测结果，SSD 的基本结构如图 3 所示。

在 SSD 基础上又衍生出 DSSD(deconvolutional single shot detector)[40]与 R-SSD(rainbow single shot multibox detector)[41]等改进算法，其中 DSSD 在网络结构上引入反卷积模块，在 SSD 下采样卷积网络后扩展出上采样卷积网络，并将检测分支转移至上采样卷积网络的各尺度特征图上，较为明显地提升了小尺度目标的检测精度；R-SSD 通过池化与反卷积操作建立不同深度特征图之间的联系，通过连接合并操作扩展特征图通道，在 SSD 的基础上提升了检测精度。

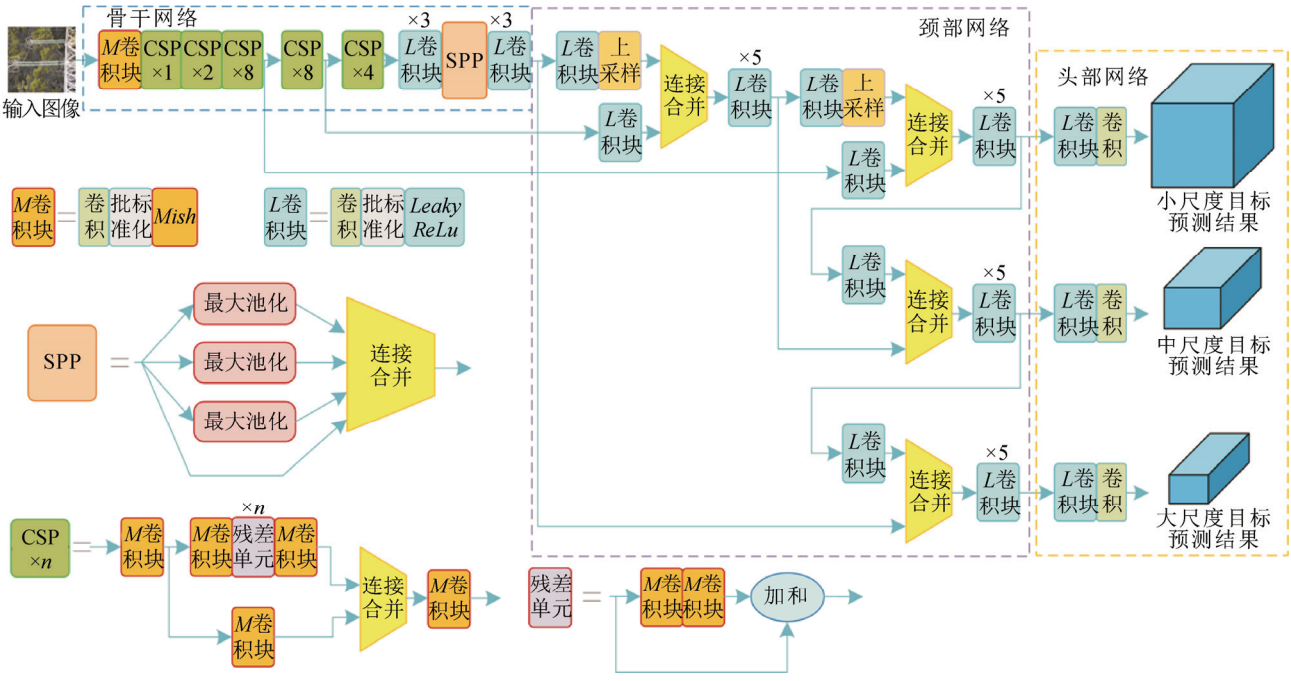


图 2　YOLOv4 基本结构

Fig.2　Basic structure of YOLOv4

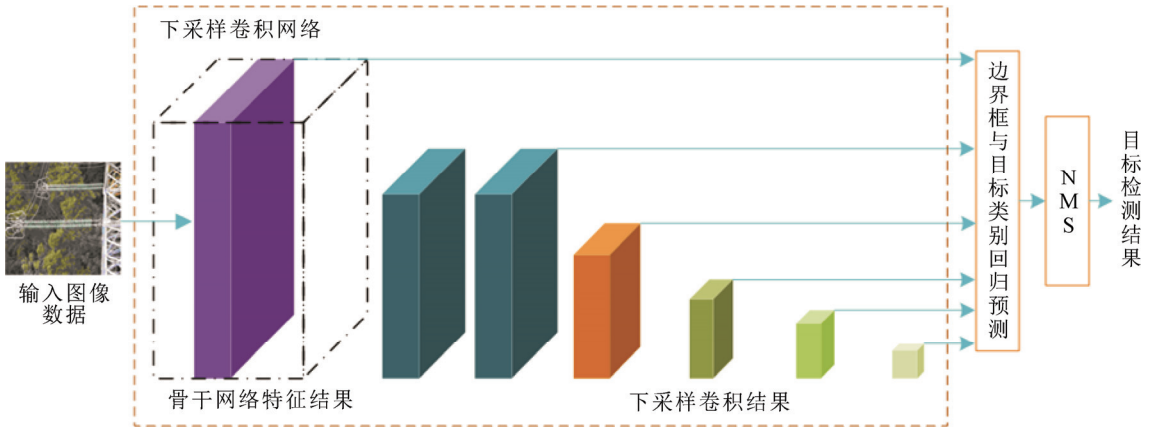


图 3 SSD 基本结构

Fig.3 Basic structure of SSD

SSD 系列算法在绝缘子缺陷检测的应用中，文献[42]通过 SSD 处理 UAV 采集的绝缘子图像，对绝缘子进行定位；文献[43]测试了 SSD 检测绝缘子缺陷的效果，检测结果的精确率与召回率均不如 YOLOv3。

1.4 算法对比

3 类算法在检测策略方面的本质区别在于是否需要提出建议框。R-CNN 系列算法属于双阶段目标检测算法，其检测策略是在一阶段提出建议框，根据建议框框选输入图像或特征图，在二阶段基于框选结果进行边界框预测与目标分类。Faster R-CNN 后，R-CNN 系列算法通过 RPN 提出建议框，提高了提出建议框的效率，并通过对 RPN 训练提升了建议框质量，因此算法一般具备相对较高的检测精度。YOLO 系列算法与 SSD 系列算法属于单阶段目标检测算法，其检测策略是根据卷积特征图像素与原图像像素块之间的映射关系在原图像上划分检测单元，在各检测单元上进行边界框预测。YOLOv3 后的 YOLO 系列算法通过 FPN 或 PANet 进行不同深度的特征融合，SSD 则利用 CNN 固有结构建立了特征金字塔，两类算法均在不同深度的特征图处引出多个检测分支，基于高分辨率浅层特征图进行小尺度目标预测，基于低分辨率深层特征图进行大尺度目标预测。与 R-CNN 相比，YOLO 与 SSD 略过了提出建议框的步骤，避免了建议框带来的冗余计算，因此 YOLO 与 SSD 一般具有相对明显的速度优势。

将上述 3 类深度学习目标检测算法进行对比，对比结果如表 1 所示，其中 mAP0.5(mean average precision 0.5)表示交并比(IoU)，阈值为 0.5 时，所有目标类别对应的精确率–召回率曲线包围面积的平均值，是一种评价目标检测精度的量化指标，表 1 的量化数据来源于文献[30]。

表 1 3 类深度学习目标检测算法对比

Table 1 Comparison of three types of deep learning object detection algorithms

对比项目	R-CNN 双阶段算法	YOLO 单阶段算法	SSD 单阶段算法
检测策略	一阶段提出建议框，二阶段基于建议框与特征提取结果完成目标边界框预测	划分图像检测单元，YOLOv3 后利用 FPN 或 PANet 进行特征融合，在不同尺度特征图处引出检测分支，不需要提出建议框	划分图像检测单元，利用 CNN 固有结构在不同尺度特征图处引出检测分支，不需要提出建议框
mAP0.5/%	59.1(FPN FRCN)	51.5(YOLOv3)	45.4(SSD)
单张图像检测时间/ms	172(FPN FRCN)	22(YOLOv3)	61(SSD)
优势	双阶段检测策略使算法的检测精度一般相对较高	单阶段检测策略使算法的检测速度具有较明显的优势	
不足	建议框为二阶段带来冗余计算，检测速度与单阶段算法相比存在相对明显的劣势	低版本单阶段算法的检测精度与双阶段算法相比具有相对明显的劣势，但随着单阶段算法的不断发展，其检测精度的劣势越来越不明显	

2 绝缘子缺陷检测的云–边–端协同架构及算法改进需求

目前深度学习目标检测算法在绝缘子缺陷检测中的应用越来越广泛，但算法仍需要根据绝缘子缺陷检测场景进行适应性改进。为探讨绝缘子缺陷检测算法的改进需求，首先阐述由 UAV 图像数据

采集终端、云计算与边缘计算共筑的绝缘子缺陷检测云–边–端协同架构，然后分别从 UAV 采集的图像数据特点及云边协同数据处理模式分析算法的改进需求。

2.1　绝缘子缺陷检测的云–边–端协同架构

UAV 巡线是具有代表性的新型巡线方式。与其他新型巡线方式相比，UAV 巡线具备航空管制约束程度小、巡线速度快、巡线线路灵活等优势[44-45]，是目前最理想的新型巡线方式，在架空输电线路巡检中得到了广泛的应用。

在 UAV 广泛应用于架空输电线路巡检后，图像数据的处理方式经过人工审核[46]阶段，具备向云边协同发展的前景[47]。人工审核仍然需要专业审核人员参与图像审核，未能根本解决人力消耗与人工误检问题。云计算模式[48]需要数据采集终端将数据上传至云计算中心，利用云计算中心充足的计算资源实现数据后处理。边缘计算[49]在数据源附近实现数据的就地处理，避免了传输庞大数据的需要，但边缘计算设备的算力远不及云计算中心[50]。云计算与边缘计算的特点如表 2 所示。

云边协同[47,51]综合考虑了云计算与边缘计算的特点，由边缘计算设备完成部分数据的就地处理，并将处理结果发送至云计算中心，由云计算中心负责承担高精度数据处理需求的非实时数据处理任务。理想的绝缘子缺陷检测模式由 UAV 采集绝缘子图像数据、云边协同承担图像数据处理任务，整体上呈现云–边–端的协同框架，如图 4 所示。

2.2　绝缘子缺陷检测算法的改进需求

绝缘子缺陷检测算法的改进需求主要源于两个方面：一方面是 UAV 采集的图像数据具备一定特点，在应用深度学习目标检测算法进行绝缘子缺陷检测时，需要针对图像特点进行算法优化，使算法能够满足缺陷检测的精度要求，结合 UAV 巡线作业的实际情况概括出图像数据的特点如表 3 所示。另一方面是云边协同的数据处理模式中，边缘计算对部署模型的大小与计算复杂度有特殊要求。边缘计算设备的计算能力与存储能力远不如云计算中心，现有深度学习目标检测模型一般难以直接部署在边缘计算设备中，同时 UAV 本身具有相对严重的续航问题，其搭载边缘计算设备承担额外的数据处理任务将会进一步增加续航压力[52]，因此深度学习目标检测算法具有较高程度的轻量化需求。

表 2　云计算与边缘计算对比

Table 2　Comparison of cloud computing and edge computing

计算模式	优点	缺点
云计算	(1) 云计算中心的计算能力与存储能力较强，数据处理速度更快； (2) 云计算中心可以部署计算复杂度更高的数据处理模型，并具备自主训练深度学习网络权重的能力	(1) 云计算中心远离数据源，需要长距离的数据传输； (2) 云计算中心需要承担大规模数据处理任务
边缘计算	(1) 边缘计算设备靠近数据源，不需要长距离的数据传输； (2) 边缘计算实现分布数据的就地处理，避免了大规模数据的集中处理	(1) 边缘计算设备的计算与存储能力有限，数据处理速度慢，处理精度低； (2) 边缘计算不适宜部署计算复杂度较高的数据处理模型，并且依赖云计算中心进行深度学习网络的权重训练

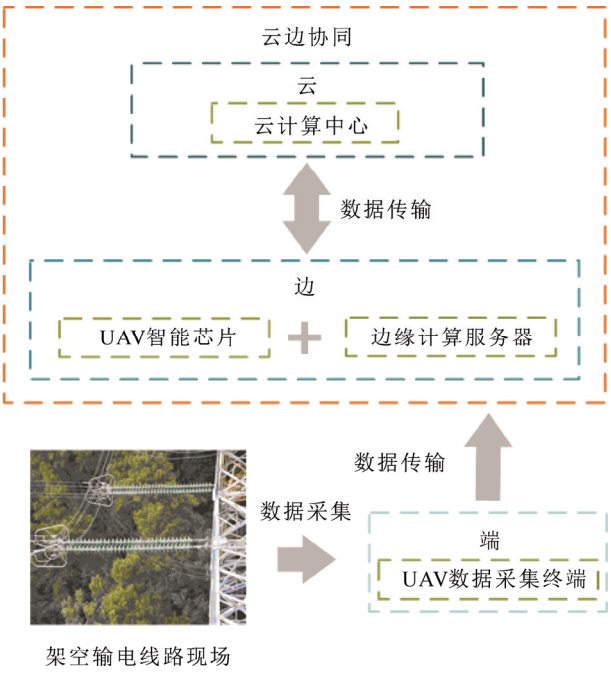


图 4　绝缘子缺陷检测的云–边–端协同架构

Fig.4　Cloud-edge-end collaborative architecture for insulator defect detection

表 3　UAV 巡线图像的特点

Table 3　Characteristics of UAV line patrol images

原因	特点
电磁干扰问题	绝缘子缺陷目标尺度较小
地理环境复杂	背景复杂
巡线线路灵活	绝缘子目标角度多样

3　绝缘子缺陷检测算法的优化

UAV 采集的绝缘子图像特点与边缘计算设备

为深度学习目标检测算法提出了优化需求，下面对绝缘子算法的优化进行介绍。

3.1 小尺度特征的算法优化

受电磁干扰影响，UAV 在巡线过程中需要与架空输电线路保持相对较远的安全距离，因此 UAV 采集图像数据中，绝缘子缺陷目标尺度一般相对较小，缺陷检测难度随之上升。

针对绝缘子缺陷目标尺度较小的问题，第一种改进方法是采用多级检测策略[53]，将绝缘子缺陷检测视为 2 个环节：第 1 步对尺度相对较大的绝缘子目标进行检测与分割，第 2 步基于绝缘子检测结果对缺陷进行检测。文献[54-55]采用此检测策略，应用 Faster R-CNN 进行绝缘子检测，将检测结果从原图像中裁剪，然后将裁剪结果输入至缺陷检测网络，得到缺陷检测结果；文献[56]同样采用 Faster R-CNN 进行绝缘子检测，然后利用 CNN 与全连接层对绝缘子区域进一步进行有无缺陷的二分类判断；文献[57]采用 YOLOv3 算法进行绝缘子定位，利用显著性检测算法提取定位区域的掩码，通过水平投影法与相似性准则检测缺陷绝缘子。

多级检测策略提高了绝缘子缺陷在图像中的占比，在输入端解决了目标尺度小的问题，其检测精度较单级检测策略明显提升，但仍存在一些缺点。首先，多级检测策略一般需要将多个深度学习网络级联，其计算的复杂度及模型参数量较单级检测策略有明显提升，检测速度较慢，对计算资源与存储资源的要求更高。第二，多级检测策略存在误差传递问题，前一级的检测误差将会累加至下一级中，对各级网络的训练提出了更高的要求。

第二种改进方法是在网络输入端进行图像数据增强处理[58]。在目标检测过程中一般需要压缩图像尺寸，使小尺度绝缘子缺陷目标变得模糊，文献[59]针对此问题对图像进行了裁剪，将所有裁剪得到的图像数据作为训练样本，使训练样本更完整地保留绝缘子缺陷的细节特征，从而提升检测精度。文献[60]应用生成对抗网络(generative adversarial network, GAN)通过低分辨率的绝缘子图像生成高分辨率的绝缘子图像，以高分辨率绝缘子图像为 YOLOv4 输入，较显著地提升了绝缘子缺陷的检测精度。

3.2 背景复杂特征的算法优化

架空输电线路的覆盖范围广阔，UAV 巡线采集的图像数据背景(如森林、山丘等)较为复杂，要求深度学习目标检测算法能够排除复杂背景的干扰。针对背景复杂问题，目前较为有效的改进方法是引入注意力机制(attention mechanism, AM)。

AM 是帮助特征提取网络重点关注目标区域，提升 CNN 特征提取能力的方法[61]，其中 SE-Net(squeeze and excitation network)[62]与卷积注意力模块(convolutional block attention module, CBAM)[63]是用于 CNN 的 AM 典型代表。SE-Net 首先将 3 维特征图张量在通道方向通过平均池化挤压为 1 维向量，然后通过双层感知机对挤压后的一维向量进行激励操作，广播扩张至输入特征图尺寸，最终与原特征图按位相乘。文献[64]在 SSD 各检测支路中增加了 SE-Net，帮助网络学习重要特征信息，提升复杂背景条件的目标检测精度。

CBAM 由通道注意力模块与空间注意力模块级联而成，分别关注特征图中的目标种类与目标位置，其中通道注意力模块与 SE-Net 基本一致，区别在于 CBAM 的通道注意力模块融合了最大池化结果与平均池化结果，空间注意力模块从空间方向将特征图挤压为 2 维矩阵，同样融合了最大池化结果与平均池化结果，经过卷积、激活与广播，最终与原特征图按位相乘。文献[65-66]分别在 YOLOv3 与 YOLOv5 骨干网络中加入 CBAM，通过特征热力图的可视化结果证明 CBAM 有助于提升绝缘子缺陷目标定位的准确性。

3.3 角度多样特征的算法优化

UAV 巡线线路相对灵活，会在不同拍摄角度采集绝缘子图像数据，因此绝缘子目标的角度较为多样，需要深度学习目标检测算法能够适应绝缘子目标的角度变化提升缺陷检测精度。

针对绝缘子目标角度多样的特点，第一种应对方法是以可变形卷积(deformable convolutional networks, DCN)[67]代替使用固定卷积核的 CNN 进行特征提取。DCN 的实现方式是为固定卷积核像素预设偏移量，经过卷积操作学习偏移量，通过双线性插值方式修改输入特征图，实现卷积核形状变化效果。相较于使用固定卷积核的 CNN，DCN 增加了空间采样位置，其感受野与采样位置能够根据不同几何形状的目标进行自适应调整，提升了目标检测网络的特征提取能力。文献[68]在 Faster R-CNN 的骨干网络中运用 DCN 代替传统的 CNN，在绝缘子缺陷检测精度方面有相对可观的提升。

第二种改进方法是以可旋转预测边界框替代

水平预测边界框进行目标检测。传统目标检测只能输出水平预测边界框，在目标角度多样的情况下，预测边界框内可能会包含大量的背景信息。旋转目标检测算法针对图像数据目标角度多样的问题，在传统目标检测基础上增加了对检测框旋转角度的预测，使算法的预测边界框能够根据目标角度进行旋转，改善了检测效果[69-70]。文献[71]基于旋转目标检测算法进行了玻璃绝缘子检测，因为玻璃绝缘子具有刚性，旋转预测矩形框可以较高程度地贴合目标，在多级检测策略中为玻璃绝缘子的缺陷检测提供了良好基础。

3.4　边端网络的轻量化途径

边缘计算设备有限的计算资源与存储资源为深度学习目标检测算法提出较高程度的轻量化需求，目前深度学习网络的轻量化方法主要有紧凑型网络设计、剪枝、参数量化、知识蒸馏、低秩分解等。

紧凑型网络一般采用深度可分离卷积代替传统卷积，减少卷积核参数，降低浮点计算次数。深度可分离卷积由深度卷积与逐点卷积组成，深度卷积对特征图的各通道进行 2 维卷积，逐点卷积使用 1×1 卷积核进行通道扩张。MobileNets(mobile networks)系列[72-73]应用深度可分离卷积搭建 CNN 特征提取网络，用于移动端设备与嵌入式视觉应用开发，在保持网络精度的同时减少了网络参数与冗余计算次数。ShuffleNet(shuffle network)[74]针对逐点卷积浮点计算次数高的问题提出分组逐点卷积，并采用通道清洗方法建立各组卷积结果之间的联系，进一步降低了卷积模块的浮点计算次数。ShffleNetV2[75]以通道分离方法代替分组逐点卷积，降低了网络的内存访问成本，在 ShuffleNet 的基础上提升了网络的推理速度。

剪枝一般以某种评价指标对网络构成的重要性进行判断，去除不重要的连接、卷积核过滤器等网络组成部分，在避免大幅降低网络精度的前提下减少网络的参数及冗余计算，实现网络轻量化[76]。文献[77]将网络低于指定阈值的权重置零，使权重矩阵变得稀疏；文献[78-79]基于卷积层的输出结果，以剪枝前后卷积层输出结果变化为目标函数，利用优化算法对过滤器通道进行剪枝；文献[80]以卷积核过滤器的平方和与交叉熵为依据进行过滤器剪枝。

参数量化通过较低位宽参数表示深度学习网络典型的 32 位浮点网络参数，显著减少参数存储空间，加快网络运算速度，降低计算设备功耗[81]。文献[82]通过三值量化的方式实现了网络压缩；文献[83]通过参数剪枝将绝对值低于阈值的权重置零，然后对非零权重按区间分类，以区间平均值及类别索引对网络权重进行了表示；文献[84]计算卷积核的比例因子与移位因子，对卷积核进行整数量化，降低了网络计算复杂度与存储资源需求。

知识蒸馏以较复杂的教师网络输出结果为软标签，同时基于隐含层等特征信息为较简单的学生网络建立损失函数，使轻量化网络具备复杂网络的任务精度，实现轻量化目的[85]。文献[86]基于教师网络的输出特征、中间特征以及硬标签信息实现知识转移，有效帮助轻量型网络提升了任务精度；文献[87]结合注意力转移与自适应加权，基于动态监督知识蒸馏方法对小尺度工业元件的缺陷图像进行分类，使轻量化网络具备较高的准确率。

低秩分解以合并维数与施加低秩约束的方式用小型矩阵及卷积核重构网络，减少网络参数，实现网络压缩效果，随着 CNN 越来越多地采用 1×1 卷积，低秩分解的应用空间相对较小[81]。文献[88]基于奇异值分解构造了全连接矩阵与大尺寸卷积核的近似分解；文献[89]基于 Tucker 分解将大尺寸卷积核进行分解，通过 1×1 卷积核进行通道收缩与扩张，减少卷积核参数与计算次数，实现网络压缩。

目前有关绝缘子缺陷检测网络的轻量化研究还相对较少，改进方法一般是以紧凑型网络作算法的骨干网络。文献[90]基于 MobileNetV1 设计了轻量化网络，在牺牲一定检测精度的前提下显著降低了 YOLOv3 的计算复杂度；文献[91]使用 MobileNetV2 作 YOLOv4 的骨干网络进行绝缘子缺陷检测，改进模型大小为原模型的 1/5，模型推理速度显著提升；文献[92]使用 MobileNetV3 提取图像特征，采用 SSD 进行绝缘子覆冰厚度检测，在边端取得了理想的检测速度。

4　结论与展望

运用深度学习目标检测算法实现高效准确的绝缘子缺陷检测是架空输电线路智能巡检中的重要研究内容，本文对该研究方向进行了综述，相关结论如下：

1）本文梳理的 3 类深度学习目标检测算法在检测策略方面的本质区别为是否需要提出建议框，建议框对算法检测速度的负面影响相对较大，且无法保证算法具备更优的检测精度。

2）UAV 巡线图像绝缘子目标具备缺陷尺度小、背景复杂、绝缘子角度多样的特点，深度学习目标检测算法需进行针对性改进以提升检测精度。

3）边缘计算避免了大批量数据的传输与集中处理，绝缘子图像数据处理向边端倾斜的趋势为深度学习目标检测模型提出了较高程度的轻量化需求。

基于目前的研究进展，将未来的研究发展归纳为以下几个方面，以期为未来绝缘子缺陷检测场景的深度学习目标检测算法研究提供参考。

1）目前绝缘子缺陷检测一般只针对某一种绝缘子缺陷(如覆冰、自爆等)，未能在检测过程中细化绝缘子缺陷类型，缺陷检测范围相对有限，因此提出能够准确判别多种绝缘子缺陷类型的检测算法是研究的重要内容。

2）目前绝缘子缺陷检测算法的改进一般以提高计算复杂度为代价提升检测精度，在轻量化方面的改进研究相对较少，结合云边协同的数据处理发展前景，云计算与边缘计算在绝缘子缺陷检测场景的任务分配以及针对边缘计算设备进行算法的轻量化研究具有重要意义。

3）深度学习目标检测算法依靠大量数据实现高精度的绝缘子缺陷检测效果，但高质量绝缘子缺陷图像的获取难度相对较高，因此相关研究一般面临训练样本数较少的问题，缺陷检测算法小样本学习方面的研究十分契合绝缘子缺陷检测场景，具有较高的研究价值。

参考文献 References

[1] 彭向阳，梁福逊，钱金菊，等. 基于机载红外影像纹理特征的输电线路绝缘子自动定位[J]. 高电压技术，2019，45(3)：922-928.
PENG Xiangyang, LIANG Fuxun, QIAN Jinju, et al. Automatic recognition of insulator from UAV infrared image based on periodic textural feature[J]. High Voltage Engineering, 2019, 45(3): 922-928.

[2] 李振宇，郭 锐，赖秋频，等. 基于计算机视觉的架空输电线路机器人巡检技术综述[J]. 中国电力，2018，51(11)：139-146.
LI Zhenyu, GUO Rui, LAI Qiupin, et al. Survey of inspection technology of overhead transmission line robot based on computer vision[J]. Electric Power, 2018, 51(11): 139-146.

[3] 黄 山，吴振升，任志刚，等. 电力智能巡检机器人研究综述[J]. 电测与仪表，2020，57(2)：26-38.
HUANG Shan, WU Zhensheng, REN Zhigang, et al. Review of electric power intelligent inspection robot[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2020, 57(2): 26-38.

[4] 缪希仁，刘志颖，鄢齐晨. 无人机输电线路智能巡检技术综述[J]. 福州大学学报(自然科学版)，2020，48(2)：198-209.
MIAO Xiren, LIU Zhiying, YAN Qichen. Review on UAV intelligent technology for transmission line inspection[J]. Journal of Fuzhou University (Natural Science Edition), 2020, 48(2): 198-209.

[5] 黄 郑，王永强，王红星，等. 基于云雾边异构协同的无人机智慧巡检系统[J]. 中国电力，2020，53(4)：161-168.
HUANG Zheng, WANG Yongqiang, WANG Hongxing, et al. Design and application of UAV intelligent inspection system for transmission lines based on cloud and fog-edge heterogeneous collaborative computing architecture[J]. Electric Power, 2020, 53(4): 161-168.

[6] 隋 宇，宁平凡，牛萍娟，等. 面向架空输电线路的挂载无人机电力巡检技术研究综述[J]. 电网技术，2021，45(9)：3636-3648.
SUI Yu, NING Pingfan, NIU Pingjuan, et al. Review on mounted UAV for transmission line inspection[J]. Power System Technology, 2021, 45(9): 3636-3648.

[7] 邵瑰玮，刘 壮，付 晶，等. 架空输电线路无人机巡检技术研究进展[J]. 高电压技术，2020，46(1)：14-22.
SHAO Guiwei, LIU Zhuang, FU Jing, et al. Research progress in unmanned aerial vehicle inspection technology on overhead transmission lines[J]. High Voltage Engineering, 2020, 46(1): 14-22.

[8] 周飞燕，金林鹏，董 军. 卷积神经网络研究综述[J]. 计算机学报，2017，40(6)：1229-1251.
ZHOU Feiyan, JIN Linpeng, DONG Jun. Review of convolutional neural network[J]. Chinese Journal of Computers, 2017, 40(6): 1229-1251.

[9] 王小朋，胡建林，孙才新，等. 应用图像边缘检测方法在线监测输电线路覆冰厚度研究[J]. 高压电器，2009，45(6)：69-73.
WANG Xiaopeng, HU Jianlin, SUN Caixin, et al. On-line monitoring of icing-thickness on transmission line with image edge detecting method[J]. High Voltage Apparatus, 2009, 45(6): 69-73.

[10] 闫 康，汪佛池，张重远. 基于 Canny 算子的复合绝缘子憎水性图像边缘检测[J]. 电力科学与技术学报，2013，28(3)：45-49，56.
YAN Kang, WANG Fochi, ZHANG Zhongyuan. Hydrophobic image edge detection for composite insulator based on Canny operator[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2013, 28(3): 45-49, 56.

[11] 李浩然，高 健，吴 田，等. 基于改进 Canny 算子的绝缘子裂纹检测研究[J]. 智慧电力，2021，49(2)：91-98.
LI Haoran, GAO Jian, WU Tian, et al. Crack detection method of insulators based on improved Canny operator[J]. Smart Power, 2021, 49(2): 91-98.

[12] FELZENSZWALB P F, GIRSHICK R B, MCALLESTER D, et al. Object detection with discriminatively trained part-based models[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2010, 32(9): 1627-1645.

[13] 张 顺，龚怡宏，王进军. 深度卷积神经网络的发展及其在计算机视觉领域的应用[J]. 计算机学报，2019，42(3)：453-482.
ZHANG Shun, GONG Yihong, WANG Jinjun. The development of deep convolution neural network and its applications on computer vision[J]. Chinese Journal of Computers, 2019, 42(3): 453-482.

[14] ZHU C C, HE Y H, SAVVIDES M. Feature selective anchor-free module for single-shot object detection[C] // Proceedings of 2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Long Beach, USA: IEEE, 2019: 840-849.

[15] TIAN Z, SHEN C H, CHEN H, et al. FCOS: fully convolutional one-stage object detection[C] // Proceedings of 2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV). Seoul, Korea (South): IEEE, 2019: 9626-9635.

[16] LAW H, DENG J. CornerNet: detecting objects as paired keypoints[J]. International Journal of Computer Vision, 2020, 128(3): 642-656.

[17] LIU X Y, MIAO X R, JIANG H, et al. Box-point detector: a diagnosis method for insulator faults in power lines using aerial images and

convolutional neural networks[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2021, 36(6): 3765-3773.

[18] GIRSHICK R, DONAHUE J, DARRELL T, et al. Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation[C]// Proceedings of 2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Columbus, USA: IEEE, 2014: 580-587.

[19] GIRSHICK R. Fast R-CNN[C]// Proceedings of 2015 IEEE International Conference on Computer Vision. Santiago, Chile: IEEE, 2015: 1440-1448.

[20] REN S Q, HE K M, GIRSHICK R, et al, Faster R-CNN: towards real-time object detection with region proposal networks[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017, 39(6): 1137-1149.

[21] LIN T Y, DOLLÁR P, GIRSHICK R, et al. Feature pyramid networks for object detection[C]// Proceedings of 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Honolulu, USA: IEEE, 2017: 936-944.

[22] HE K M, GKIOXARI G, DOLLÁR P, et al. Mask R-CNN[C]// Proceedings of 2017 IEEE International Conference on Computer Vision. Venice, Italy: IEEE, 2017: 2980-2988.

[23] CAI Z W, VASCONCELOS N. Cascade R-CNN: high quality object detection and instance segmentation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2021, 43(5): 1483-1498.

[24] 黄文琦，张福铮，李　鹏，等. 基于 Faster R-CNN 的绝缘子识别探索和应用[J]. 南方电网技术，2018，12(9)：22-27.
HUANG Wenqi, ZHANG Fuzheng, LI Peng, et al. Exploration and application on Faster R-CNN based insulator recognition[J]. Southern Power System Technology, 2018, 12(9): 22-27.

[25] 张德钦，刘晓伟，刘　源，等. 基于 Faster R-CNN 的复合绝缘子憎水性分析研究[J]. 智慧电力，2019，47(4)：104-109，117.
ZHANG Deqin, LIU Xiaowei, LIU Yuan, et al. Hydrophobicity study of composite insulator based on Faster R-CNN[J]. Smart Power, 2019, 47(4): 104-109, 117.

[26] ZHAO W Q, XU M F, CHENG X F, et al. An insulator in transmission lines recognition and fault detection model based on improved Faster RCNN[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2021, 70: 1-8.

[27] 黄新宇，张　洋，王黎明，等. 基于 Mask-RCNN 算法的复合绝缘子串红外图像分割与温度读取[J]. 高压电器，2021，57(9)：87-94.
HUANG Xinyu, ZHANG Yang, WANG Liming, et al. Infrared image segmentation and temperature reading of composite insulator strings based on Mask-RCNN Algorithm[J]. High Voltage Apparatus, 2021, 57(9): 87-94.

[28] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: unified, real-time object detection[C]// Proceedings of 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Las Vegas, USA: IEEE, 2016: 779-788.

[29] REDMON J, FARHADI A. YOLO9000: better, faster, stronger[C]// Proceedings of 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Honolulu, USA: IEEE, 2017: 6517-6525.

[30] REDMON J, FARHADI A. YOLOv3: an incremental improvement[EB/OL].[2022-02-28]. https: //arxiv. org/pdf/1804.02767. pdf.

[31] BOCHKOVSKIY A, WANG C Y, LIAO H Y M. YOLOv4: optimal speed and accuracy of object detection[EB/OL].[2022-02-28]. https: //arxiv. org/pdf/2004.10934. pdf.

[32] WANG C Y, LIAO H Y M, WU Y H, et al. CSPNet: a new backbone that can enhance learning capability of CNN[C]// Proceedings of 2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops. Seattle, USA: IEEE, 2020: 1571-1580.

[33] LIU S, QI L, QIN H F, et al. Path aggregation network for instance segmentation[C]// Proceedings of 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Salt Lake City, USA: IEEE, 2018: 8759-8768.

[34] HE K M, ZHANG X Y, REN S Q, et al, Spatial pyramid pooling in deep convolutional networks for visual recognition[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2015, 37(9): 1904-1916.

[35] SADYKOVA D, PERNEBAYEVA D, BAGHERI M, et al. In-YOLO: real-time detection of outdoor high voltage insulators using UAV imaging[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2020, 35(3): 1599-1601.

[36] 罗　鹏，王　波，马恒瑞，等. 基于组合式目标检测框架的低漏报率缺陷识别方法[J]. 高电压技术，2021，47(2)：454-462.
LUO Peng, WANG Bo, MA Hengrui, et al. Defect recognition method with low false negative rate based on combined target detection framework[J]. High Voltage Engineering, 2021, 47(2): 454-462.

[37] ZHANG X T, ZHANG Y Y, LIU J F, et al, InsuDet: a fault detection method for insulators of overhead transmission lines using convolutional neural networks[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2021, 70: 5018512.

[38] 刘　悦，黄新波. 基于 YOLOv4 和改进分水岭算法的绝缘子爆裂检测定位研究[J]. 电网与清洁能源，2021，37(7)：51-57.
LIU Yue, HUANG Xinbo. Research on insulator burst fault identification based on YOLOv4 and improved watershed algorithm[J]. Power System and Clean Energy, 2021, 37(7): 51-57.

[39] LIU W, ANGUELOV D, ERHAN D, et al. SSD: single shot MultiBox detector[C]// Proceedings of the 14th European Conference on Computer Vision. Amsterdam, The Netherlands: Springer, 2016: 21-37.

[40] FU C Y, LIU W, RANGA A, et al. DSSD: deconvolutional single shot detector[EB/OL].[2022-04-13]. https: //arxiv. org/pdf/1701.06659. pdf.

[41] JEONG J, PARK H, KWAK N. Enhancement of SSD by concatenating feature maps for object detection[C]//Proceedings of the British Machine Vision Conference 2017. London, UK: BMVA Press, 2017.

[42] 潘　翀，沈鹏飞，张　忠，等. 基于无人机巡检图像的绝缘子串实时定位研究[J]. 电瓷避雷器，2020(1)：234-240.
PAN Chong, SHEN Pengfei, ZHANG Zhong, et al. Research on real-time positioning of insulator strings based on UAV inspection images[J]. Insulators and Surge Arresters, 2020(1): 234-240.

[43] 顾晓东，唐丹宏，黄晓华. 基于深度学习的电网巡检图像缺陷检测与识别[J]. 电力系统保护与控制，2021，49(5)：91-97.
GU Xiaodong, TANG Danhong, HUANG Xiaohua. Deep learning-based defect detection and recognition of a power grid inspection image[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(5): 91-97.

[44] 彭向阳，吴功平，金　亮，等. 架空输电线路智能机器人全自主巡检技术及应用[J]. 南方电网技术，2017，11(4)：14-22.
PENG Xiangyang, WU Gongping, JIN Liang, et al. Full-automatic inspection technology of intelligent robot for overhead transmission lines and its application[J]. Southern Power System Technology, 2017, 11(4): 14-22.

[45] 彭向阳，钱金菊，吴功平，等. 架空输电线路机器人全自主巡检系统及示范应用[J]. 高电压技术，2017，43(8)：2582-2591.
PENG Xiangyang, QIAN Jinju, WU Gongping, et al. Full automatic inspection system and its demonstration application based on robot for overhead transmission lines[J]. High Voltage Engineering, 2017, 43(8): 2582-2591.

[46] 冯　敏，罗　旺，余　磊，等. 适用于无人机巡检图像的输电线路螺栓检测方法[J]. 电力科学与技术学报，2018，33(4)：135-140.
FENG Min, LUO Wang, YU Lei, et al. A bolt detection method for

pictures captured from an unmanned aerial vehicle in power transmission line inspection[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2018, 33(4): 135-140.

[47] 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.

[48] JADEJA Y, MODI K. Cloud computing-concepts, architecture and challenges[C] // Proceedings of 2012 International Conference on Computing, Electronics and Electrical Technologies. Nagercoil, India: IEEE, 2012: 877-880.

[49] SHI W S, CAO J, ZHANG Q, et al. Edge computing: vision and challenges[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2016, 3(5): 637-646.

[50] 马富齐，王　波，董旭柱，等. 电力工业安全影像解译：基本概念与技术框架[J]. 中国电机工程学报，2022，42(2)：458-474.
MA Fuqi, WANG Bo, DONG Xuzhu, et al. Safety image interpretation of power industry: basic concepts and technical framework[J]. Proceedings of the CSEE, 2022, 42(2): 458-474.

[51] 白昱阳，黄彦浩，陈思远，等. 云边智能：电力系统运行控制的边缘计算方法及其应用现状与展望[J]. 自动化学报，2020，46(3)：397-410.
BAI Yuyang, HUANG Yanhao, CHEN Siyuan, et al. Cloud-edge intelligence: status quo and future prospective of edge computing approaches and applications in power system operation and control[J]. Acta Automatica Sinica, 2020, 46(3): 397-410.

[52] BAI T, WANG J J, REN Y, et al. Energy-efficient computation offloading for secure UAV-edge-computing systems[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2019, 68(6): 6074-6087.

[53] 刘志颖，缪希仁，陈　静，等. 电力架空线路巡检可见光图像智能处理研究综述[J]. 电网技术，2020，44(3)：1057-1069.
LIU Zhiying, MIAO Xiren, CHEN Jing, et al. Review of visible image intelligent processing for transmission line inspection[J]. Power System Technology, 2020, 44(3): 1057-1069.

[54] LING Z N, ZHANG D X, QIU R C, et al. An accurate and real-time method of self-blast glass insulator location based on faster R-CNN and U-net with aerial images[J]. CSEE Journal of Power and Energy Systems, 2019, 5(4): 474-482.

[55] TAO X, ZHANG D P, WANG Z H, et al, Detection of power line insulator defects using aerial images analyzed with convolutional neural networks[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2020, 50(4): 1486-1498.

[56] 何宁辉，王世杰，刘军福，等. 基于深度学习的航拍图像绝缘子缺失检测方法研究[J]. 电力系统保护与控制，2021，49(12)：132-140.
HE Ninghui, WANG Shijie, LIU Junfu, et al. Research on infrared image missing insulator detection method based on deep learning[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(12): 132-140.

[57] 王孝余，韩　冰，李丹丹，等. 基于视觉的绝缘子缺陷检测方法[J]. 计算机工程与设计，2019，40(12)：3582-3587.
WANG Xiaoyu, HAN Bing, LI Dandan, et al. Vision based insulator defect detection method[J]. Computer Engineering and Design, 2019, 40(12): 3582-3587.

[58] 刘洪江，王　懋，刘丽华，等. 基于深度学习的小目标检测综述[J]. 计算机工程与科学，2021，43(8)：1429-1442.
LIU Hongjiang, WANG Mao, LIU Lihua, et al. A survey of small object detection based on deep learning[J]. Computer Engineering & Science, 2021, 43(8): 1429-1442.

[59] 戚银城，江爱雪，赵振兵，等. 基于改进 SSD 模型的输电线路巡检图像金具检测方法[J]. 电测与仪表，2019，56(22)：7-12，43.
QI Yincheng, JIANG Aixue, ZHAO Zhenbing, et al. Fittings detection method in patrol images of transmission line based on improved SSD[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2019, 56(22): 7-12, 43.

[60] 高　伟，周　宸，郭谋发. 基于改进 YOLOv4 及 SR-GAN 的绝缘子缺陷辨识研究[J]. 电机与控制学报，2021，25(11)：93-104.
GAO Wei, ZHOU Chen, GUO Moufa. Insulator defect identification via improved YOLOv4 and SR-GAN algorithm[J]. Electric Machines and Control, 2021, 25(11): 93-104.

[61] 张宸嘉，朱　磊，俞　璐. 卷积神经网络中的注意力机制综述[J]. 计算机工程与应用，2021，57(20)：64-72.
ZHANG Chenjia, ZHU Lei, YU Lu. Review of attention mechanism in convolutional neural networks[J]. Computer Engineering and Applications, 2021, 57(20): 64-72.

[62] HU J, SHEN L, ALBANIE S, et al. Squeeze-and-excitation networks[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2020, 42(8): 2011-2023.

[63] WOO S, PARK J, LEE J Y, et al. CBAM: convolutional block attention module[C]//The 15th European Conference on Computer Vision. Munich, Germany: Springer, 2018: 3-19.

[64] 郑　浦，白宏阳，李　伟，等. 复杂背景下的小目标检测算法[J]. 浙江大学学报(工学版)，2020，54(9)：1777-1784.
ZHENG Pu, BAI Hongyang, LI Wei, et al. Small target detection algorithm in complex background[J]. Journal of Zhejiang University (Engineering Science), 2020, 54(9): 1777-1784.

[65] 郝　帅，马瑞泽，赵新生，等. 基于卷积块注意模型的 YOLOv3 输电线路故障检测方法[J]. 电网技术，2021，45(8)：2979-2987.
HAO Shuai, MA Ruize, ZHAO Xinsheng, et al. Fault detection of YOLOv3 transmission line based on convolutional block attention model[J]. Power System Technology, 2021, 45(8): 2979-2987.

[66] 郝　帅，杨　磊，马　旭，等. 基于注意力机制与跨尺度特征融合的 YOLOv5 输电线路故障检测[J]. 中国电机工程学报，2023，43(6)：2319-2330.
HAO Shuai, YANG Lei, MA Xu, et al. YOLOv5 transmission line fault detection based on attention mechanism and cross-scale feature fusion[J]. Proceedings of CSEE, 2023, 43(6): 2319-2330.

[67] DAI J F, QI H Z, XIONG Y W, et al. Deformable convolutional networks[C]//Proceedings of 2017 IEEE International Conference on Computer Vision. Venice, Italy: IEEE, 2017: 764-773.

[68] 张晶焯，佘楚云，伍国兴，等. 基于增强特征金字塔和可变形卷积的绝缘子缺陷检测[J]. 电力工程技术，2021，40(4)：155-160.
ZHANG Jingzhuo, SHE Chuyun, WU Guoxing, et al. Insulator defect detection based on enhanced feature pyramid and deformable convolution[J]. Electric Power Engineering Technology, 2021, 40(4): 155-160.

[69] MA J Q, SHAO W Y, YE H, et al. Arbitrary-oriented scene text detection via rotation proposals[J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2018, 20(11): 3111-3122.

[70] 李文璞，毛颖科，廖　逍，等. 基于旋转目标检测的变电设备红外图像电压致热型缺陷智能诊断方法[J]. 高电压技术，2021，47(9)：3246-3253.
LI Wenpu, MAO Yingke, LIAO Xiao, et al. Intelligent diagnosis method of infrared image for substation equipment voltage type thermal defects based on rotating target detection[J]. High Voltage Engineering, 2021, 47(9): 3246-3253.

[71] SHI C X, HUANG Y P. Cap-count guided weakly supervised insulator cap missing detection in aerial images[J]. IEEE Sensors Journal, 2021, 21(1): 685-691.

[72] SANDLER M, HOWARD A, ZHU M L, et al. MobileNetV2: inverted residuals and linear bottlenecks[C] // Proceedings of 2018 IEEE/CVF

Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Salt Lake City, USA: IEEE, 2018: 4510-4520.

[73] HOWARD A, SANDLER M, CHEN B, et al. Searching for MobileNetV3[C] // Proceedings of 2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision. Seoul, Korea (South): IEEE, 2019: 1314-1324.

[74] ZHANG X Y, ZHOU X Y, LIN M X, et al. ShuffleNet: an extremely efficient convolutional neural network for mobile devices[C] // Proceedings of 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Salt Lake City, USA: IEEE, 2018: 6848-6856.

[75] MA N N, ZHANG X Y, ZHENG H T, et al. ShuffleNet V2: practical guidelines for efficient CNN architecture design[C] // Proceedings of the 15th European Conference on Computer Vision. Munich, Germany: Springer, 2018: 122-138.

[76] LI G, WANG J P, SHEN H W, et al. CNNPruner: pruning convolutional neural networks with visual analytics[J]. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, 2021, 27(2): 1364-1373.

[77] HAN S, POOL J, TRAN J, et al. Learning both weights and connections for efficient neural networks[C] // Proceedings of the 28th International Conference on Neural Information Processing Systems. Montreal, Canada: MIT Press, 2015: 1135-1143.

[78] LUO J H, ZHANG H, ZHOU H Y, et al. THiNet: pruning CNN filters for a thinner net[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2019, 41(10): 2525-2538.

[79] GAMANAYAKE C, JAYASINGHE L, NG B K K, et al. Cluster pruning: an efficient filter pruning method for edge AI vision applications[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2020, 14(4): 802-816.

[80] LIU X G, WU L S, DAI C, et al. Compressing CNNs using multilevel filter pruning for the edge nodes of multimedia Internet of things[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2021, 8(14): 11041-11051.

[81] 高　晗，田育龙，许封元，等. 深度学习模型压缩与加速综述[J]. 软件学报，2021，32(1)：68-92.
GAO Han, TIAN Yulong, XU Fengyuan, et al. Survey of deep learning model compression and acceleration[J]. Journal of Software, 2021, 32(1): 68-92.

[82] 张建明，王　伟，陆朝铨，等. 基于压缩卷积神经网络的交通标志分类算法[J]. 华中科技大学学报(自然科学版)，2019，47(1)：103-108.
ZHANG Jianming, WANG Wei, LU Chaoquan, et al. Traffic sign classification algorithm based on compressed convolutional neural network[J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2019, 47(1): 103-108.

[83] TUNG F, MORI G. Deep neural network compression by in-parallel pruning-quantization[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2020, 42(3): 568-579.

[84] SUN Y, LI F, LI G, et al. Enabling lightweight device-free wireless sensing with network pruning and quantization[J]. IEEE Sensors Journal, 2022, 22(1): 969-979.

[85] 黄震华，杨顺志，林　威，等. 知识蒸馏研究综述[J]. 计算机学报，2022，45(3)：624-653.
HUANG Zhenhua, YANG Shunzhi, LIN Wei, et al. Knowledge distillation: a survey[J]. Chinese Journal of Computers, 2022, 45(3): 624-653.

[86] QIN D, BU J J, LIU Z, et al. Efficient medical image segmentation based on knowledge distillation[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2021, 40(12): 3820-3831.

[87] 赵振兵，金超熊，戚银城，等. 基于动态监督知识蒸馏的输电线路螺栓缺陷图像分类[J]. 高电压技术，2021，47(2)：406-414.
ZHAO Zhenbing, JIN Chaoxiong, QI Yincheng, et al. Image classification of transmission line bolt defects based on dynamic supervision knowledge distillation[J]. High Voltage Engineering, 2021, 47(2): 406-414.

[88] DENTON E, ZAREMBA W, BRUNA J, et al. Exploiting linear structure within convolutional networks for efficient evaluation[C] // Proceedings of the 27th International Conference on Neural Information Processing Systems. Montreal, Canada: MIT Press, 2014: 1269-1277.

[89] KIM Y D, PARK E, YOO S, et al. Compression of Deep Convolutional Neural Networks for Fast and Low Power Mobile Applications[J]. arXiv preprint arXiv: 1511.06530, 2015.

[90] 吴　涛，王伟斌，于　力，等. 轻量级 YOLOv3 的绝缘子缺陷检测方法[J]. 计算机工程，2019，45(8)：275-280.
WU Tao, WANG Weibin, YU Li, et al. Insulator defect detection method for lightweight YOLOv3[J]. Computer Engineering, 2019, 45(8): 275-280.

[91] 党宏社，薛　萌，郭　琴. 基于改进的 YOLOv4 绝缘子掉片故障检测方法[J]. 电瓷避雷器，2022(1)：211-218.
DANG Hongshe, XUE Meng, GUO Qin. Insulator dropout fault detection method based on improved YOLOv4[J]. Insulators and Surge Arresters, 2022(1): 211-218.

[92] 马富齐，王　波，董旭柱，等. 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[J]. 电网技术，2021，45(6)：2161-2169.
MA Fuqi, WANG Bo, DONG Xuzhu, et al. Receptive field vision edge intelligent recognition for ice thickness identification of transmission line[J]. Power System Technology, 2021, 45(6): 2161-2169.



刘开培
1962—，男，博士，教授，博导
主要从事直流输电、电能质量分析与控制、电力信息融合系统、新能源与智能电网等方面的研究
E-mail: kpliu@whu.edu.cn

LIU Kaipei
Ph.D., Professor



李博强
1997—，男，硕士生
研究方向为基于计算机视觉深度学习算法的绝缘子检测与缺陷识别
E-mail: 136376961@qq.com

LI Boqiang



秦　亮(通信作者)
1980—，男，博士，副教授，博导
主要从事电力电子化电力系统的分析与控制、柔性直流系统、可再生能源发电方面的工作
E-mail: qinliang@whu.edu.cn

QIN Liang
Ph.D.
Associate professor
Corresponding author

收稿日期　2022-03-10　修回日期　2023-04-10　　编辑　卫李静