

架空线路航拍巡检图像螺栓目标智能处理综述

李学渊¹ 赵鑫涛²

(1. 江河安澜工程咨询有限公司 2. 许昌开普电气研究院有限公司)

摘要：无论是金具螺栓还是杆塔螺栓都为保障电力系统的安全稳定运行发挥着重要的作用，必须定期巡检以避免因螺栓缺陷而造成的电力系统安全隐患或故障。目前架空电力线路螺栓缺陷检测仍然主要依赖运维专家进行人工辨识，急需进行深入的研究以满足工程应用的实际需求。本文深入论述了基于深度学习的架空电力线路航拍巡检图像螺栓目标智能处理。研究了实际架空电力线路中螺栓的正常及缺陷状态；分析了架空电力线路航拍巡检图像数据与数据集划分的问题；综述了基于深度学习的计算机视觉前沿技术应用于架空电力线路航拍巡检图像螺栓目标智能处理领域的现状；最后分巡检方式、航线规划等六个方面进行总结和展望。

0 引言

随着我国电力工业建设的稳步推进，我国架空电力线路高速发展，规模也愈发庞大。以2020年为例，全国220kV及以上输电线路回路长度达到了79.4万km，其中“十三五”期间新增18.6万km，年均增长5.5%^[1]。作为整个电力网的重要载体、连接发电侧与用电侧的重要渠道，架空电力线路的重要性毋庸置疑。其中螺栓作为架空电力线路中最广泛存在的小尺寸可拆卸紧固件，为保障电力系统的安全稳定运行发挥着重要的作用。在电力系统的运行中螺栓与金具等部件配合承受较大的机械负荷、导线舞动所带来的冲击与振动，另外长期暴露于自然环境中易受恶劣天气影响^[2]，因此螺栓在架空电力线路中极易发生各种状态缺陷。

为保证架空电力线路的长期安全稳定运行，必需

对线路进行定期巡检。传统的人工巡查方式已经无法满足日益增长的运行维护工作量需求。近年来随着无人飞行器技术的发展，出现了电力线路无人机巡检技术^[3-4]。面对无人机采集到的海量航拍巡检图像，国内外相关领域学者积极尝试使用数字图像处理技术乃至先进的基于深度学习的计算机视觉技术分析处理航拍图像中输电线路关键部件是否存在缺陷^[5]。深度学习技术在电力巡检图像智能处理领域展现出了巨大潜力，对以绝缘子为代表的大尺寸部件的检测准确率已经无限接近于100%^[6]。但对以螺栓为代表的小尺寸元件的视觉检测效果不尽如人意。这是由于螺栓本身尺寸较小，在整幅背景信息复杂的航拍巡检图像中表现为微小目标；螺栓不同状态缺陷之间相似度较高，另外在无人机飞行姿态灵活、拍照角度多样因素下造成的螺栓在不同视角下视觉差异性较大，在航拍巡检图

像检测中表现为细粒度问题。这些问题给螺栓状态识别与检测带来了极大的难度和挑战^[7]。

本文聚焦于架空电力线路中极为重要但又容易发生缺陷的小型紧固件螺栓，阐述了螺栓的状态、缺陷，综述了架空电力线路航拍巡检图像数据与数据集以及基于深度学习的航拍巡检图像螺栓目标处理技术的研究现状。

1 螺栓状态及缺陷

国家电网公司企业标准 Q/GDW 1906—2013《输变电一次设备缺陷分类标准》^[8]中，根据缺陷对电网运行的影响程度，将一次设备的缺陷划分为危急、严重和一般缺陷三类。架空线路类别共有 890 条缺陷描述，其中危急缺陷 446 条，严重缺陷 121 条，一般缺陷 323 条。在螺栓相关缺陷中，危急缺陷 20 条，占架空线路总危急缺陷数量的 4.5%；严重缺陷 29 条，占架空线路总严重缺陷数量的 24%。这些缺陷给电力系统的安全稳定运行带来了极大的隐患，甚至会导致大面积输电线路故障，因此必需极力避免。以金具上的螺栓为例，其危急和严重缺陷分类标准如表 1 所示。

通过分析数万张电力航拍巡检图像，依据实际电力巡检作业对螺栓状态的描述，架空电力线路上绝大多数螺栓可归结为如图 1 所示的 13 种金具螺栓状态和如图 2 所示的 7 种杆塔螺栓状态。这些螺栓均是在架空电力线路中较为常见的状态，除图 1a、j、k 和图 2a、b、e 这 6 种为正常状态之外，其余均为危急、严重或一般

表 1 架空线路金具缺陷分类标准（部分）

部件种类	部位	缺陷描述	缺陷分类
悬垂线夹	螺栓	弹簧垫片松动	严重
		螺栓脱落	危急
		挂板联接螺栓缺螺帽	危急
		船体挂轴缺平垫片	严重
		锁紧销断裂、缺失、失效	危急
		锁紧销严重锈蚀、变形	严重
耐张线夹	螺栓	弹簧垫片松动	严重
		螺栓脱落	危急
		锁紧销断裂、缺失、失效	危急
		锁紧销严重锈蚀、变形	严重
联接金具	U型螺丝、U型挂环	U型螺丝缺双螺帽	严重
		锁紧销断裂、缺失、失效	危急
	直角挂板、碗头挂板、挂板	锁紧销严重锈蚀、变形	严重
		锁紧销断裂、缺失、失效	危急
		锁紧销严重锈蚀、变形	严重



图 1 架空电力线路金具螺栓真实的存在状态

缺陷状态。由于部分螺栓类内差异大、类间差异小的细粒度问题已过于突出，以及当前的图像处理技术还具有一定的局限性。因此，在对螺栓目标图像进行处理的过程中，会对某些状态进行合并处理分析，例如图 1a、h 合并，c、d 合并。

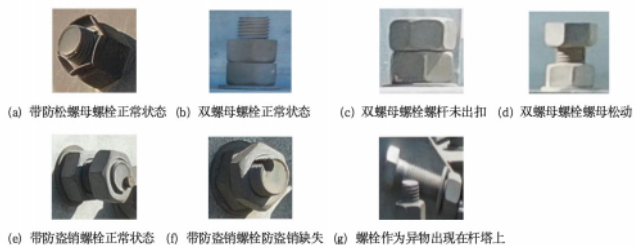


图 2 架空电力线路杆塔螺栓真实的存在状态

2 架空电力线路航拍巡检图像螺栓数据集

现阶段无人机技术广泛应用于架空电力线路巡检领域，各大相关电力企业积累了海量的航拍图像数据。但已经公开的架空电力线路巡检图像数据集却少之又少，仅有绝缘子数据集 Chinese Power Line Insulator Dataset (CPLID)^[9]等，有关螺栓的数据集未见到已公开的。一个重要原因是海量的原始航拍图像背景极为复杂而且目标众多，并不能直接作为数据集使用，需要人工进行标注处理后才能进行深度学习的研究，而处理一张航拍图像的成本很高。Nguyen 等人花费了约 750 个工作小时创建了一个中型的电力线路图像数据集，标注了 30000 张航拍图像的 54 个类别（例如 toppad plastic、pole、transformer 等），共有约 240000 个标签，这是一个非常缓慢、乏味和代价昂贵的过程^[10]，但该团队并未公开此数据集。另外，其他国家的电力线路构造与我国差别较大，难以作为参考。国内的相关领域期刊文献以及学位论文大都对自己的电力线路航拍图像数据集做了详细介绍，也均未公开。

在制作深度学习数据集的过程中，需要事先人为

指定目标各类状态，若参照不同的标准，极有可能制作出差异较大的数据集。

总体来说，各研究单位所制作的螺栓目标图像数据集并不统一，差别较大，并且规模远未达到 ImageNet、COCO 等公认、公开的大型数据集。不少文献在制作自己的螺栓检测数据集的时候，仅仅把螺栓目标的状态分为正常螺栓与缺陷螺栓两类^[11-12]。常见的情况是只要金具带销螺栓的开口销仍存在，就将其归纳为正常状态，而缺陷状态仅考虑金具带销螺栓开口销缺失状态。这样的分类方法对计算机视觉技术来说是相对友好的，但是将螺栓细粒度状态合并并不能满足实际电力工业的需求，这是由于实际中金具带销螺栓开口销松动、开口销未劈开、开口销锈蚀状态均应为缺陷状态。还有文献考虑到螺栓的缺陷状态中，开口销缺失情况比开口销松动情况更为危急，将金具带销螺栓状态分为开口销正常、开口销松动、开口销缺失三类进行检测^[13]，这样的检测结果将会较好地满足实际电力工业的需求。文献 [14-16] 依据螺母和开口销的存在情况，将其分为正常金具螺栓（螺母与开口销均存在）、缺销金具螺栓（开口销丢失而螺母存在）和螺母缺失金具螺栓（螺母和开口销均丢失或螺母丢失而开口销存在）三种状态。文献 [17] 依据开口销存在情况和视觉角度，将金具带销螺栓状态分为开口销缺失+正面、开口销缺失+侧面、开口销缺失+顶部、开口销存在+正面、开口销存在+侧面、开口销存在+顶部六类。文献 [18] 考虑一个完整的金具带销螺栓应该由螺杆、螺母、开口销、垫片四部分组成，依据螺栓子部件缺失数量将带销金具螺栓状态分为 3 大类：不缺失部件（正常螺栓）、缺失 1 个部件（仅缺垫片、仅缺螺母或仅缺开口销）和缺失 2 个部件（缺开口销和垫片、缺螺母和垫片）。文献 [19-20] 在制作数据集的过程中，仅制作了金具带销螺栓开口销缺失一种标签，在后续实验的过程中也达到了较高的精度。

以上对螺栓分类方法均从电力工业实际角度出发，还有一些文献参照了世界上已公开的某些大规模通用数据集的数据结构来制作螺栓图像数据集。文献 [21] 参照了公开的 NUS-WIDE 多标签数据集的格式制作了螺栓图像多标签数据集，将螺栓状态分为 6 种情况：是否有销孔、是否有垫片、是否有螺母、是否锈蚀、螺母是否松动、开口销是否松动，如果是则置为 1，否则置为 0。每张螺栓缺陷图像均构建一个 1×6 的矩阵作为图像的标签，如图 3 所示。

图像样本				
是否有销孔	0	1	0	0
是否有垫片	1	0	0	0
是否有螺母	1	1	1	1
是否锈蚀	0	0	0	1
螺母是否松动	1	0	0	0
销子是否松动	0	0	1	0

图 3 文献 [21] 数据集示例

文献 [22] 以螺栓、垫片、螺母、开口销的完整组合为螺栓的正常存在状态，将同一螺栓上的螺栓螺母组成螺栓-螺母对，分为 4 种粗级缺陷（正常、缺垫片、缺开口销、缺开口销和垫片）类型和 6 种细级缺陷类型

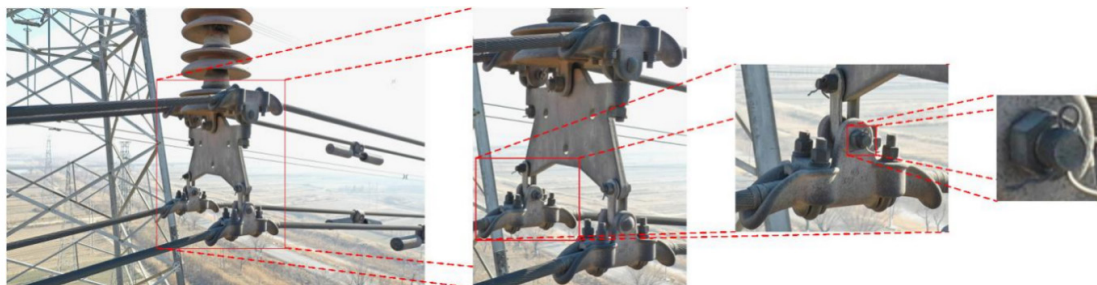


图 4 完整的架空电力线路航拍图像（按尺度大小）

（正常、缺垫片、视觉可见缺开口销、视觉不可见开口销、缺垫片+视觉可见缺开口销、缺垫片+视觉不可见缺开口销），对整个螺栓上可能出现的缺陷进行状态分类。

一张架空电力线路航拍图像按尺度大小依次为全局图像、场景级图像、零件级图像、元件级图像，如图 4 从左至右所示。全局图像，即原始的完整航拍图像；场景级图像，即部件级图像，绝大多数航拍图像均包含某些相似的场景和相似的构造，例如悬垂绝缘子与导线连接区域、耐张绝缘子与横担连接区域、导线与横担连接区域等；零件级图像，该尺度图像基本仅包含一个完整的金具目标，例如悬垂线夹、重锤、联板、调整板、U 型挂环等；元件级图像，即架空电力线路中尺度最小的目标，本文所提到的元件特指螺栓。结合计算机视觉基本任务的目标检测任务与图像分类任务，全局图像可进行场景目标检测以及零件目标检测，场景级图像可进行零件目标检测以及元件目标检测，零件级图像可进行元件目标检测，元件级图像可进行图像分类。若进行螺栓缺陷检测任务并利用背景极为复杂的全局图像直接进行螺栓检测并不科学，效果也不会尽如人意，该任务是特定领域下的小目标检测与细粒度分类问题，与通用小目标检测与细粒度分类问题有相似之处但不能等同。

3 基于深度学习的计算机视觉技术与架空线路航拍巡检图像螺栓目标处理技术

3.1 基于深度学习的计算机视觉技术

自 20 世纪末期以来，计算机视觉技术取得了快

速发展，特别是2014年以后，基于深度学习的目标分类与检测技术迅猛发展，各种经典网络被相继提出。

在图像分类模型的研究中，1998年LeCun等人为了完成手写数字图像分类任务，提出了LeNet^[23]网络，这是第一个真正意义上的现代深度学习卷积神经网络，但是受限于当时的计算机算力水平，卷积神经网络还并未被大规模研究。2012年，AlexNet^[24]被提出，它基于LeNet并结合了数据增强、ReLU、dropout和GPU实现，以巨大优势赢得了当年的ILSVRC（ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge），再一次证明了卷积神经网络的有效性，开启了计算机视觉的新纪元。2014年的VGG^[25]和2015年的ResNet^[26]更像是某种意义上的“承前”与“启后”：VGG结构极为整洁，严格使用3×3卷积核替代大卷积核以及2×2最大池化，它继承了原生经典的古典串行结构，其中VGG-19达到了传统经典神经网络在深度上所能达到的极致，如果希望网络更深，则必需改变网络结构；于是ResNet横空出世，创新性地引入了残差模块和跳跃连接，很好地缓解了梯度消失问题，为以后的深度卷积神经网络奠定了一个全新范式。ResNet更是以惊人的3.6%错误率（指Top-5错误率，人类表现的错误率平均为5%~10%，ResNet性能首次超越人类）赢得了当年ILSVRC所有赛道的冠军。

在目标检测模型的研究中，R-CNN（Region-Convolutional Neural Networks）系列与YOLO（You Only Look Once）系列作为双阶段与单阶段目标检测网络的代表，贯穿了整个目标检测的发展史。R-CNN^[27]是将卷积神经网络应用于目标检测领域的开山之作，是启发式区域建议方法与深度卷积神经网络结合的经典之作，其思想是先生成候选区域，再利用卷积神经网络进行识别分类。2015年，Girshick对前一年的R-CNN进行改进，引入了感兴趣区域池

化层以及多任务损失函数，改进后的网络即为Fast R-CNN^[28]。2016年，Ren等人提出了更为强大的Faster R-CNN^[29]，使用区域建议生成网络替代原有的应用分割算法生成候选框的方式，极大地提升了检测框的生成速度。同年诞生了单阶段目标检测网络YOLO^[30]，其思想是将整张图像作为网络的输入，直接在输出层回归边界框的位置以及该边界框的所属类别。YOLO做到了实时检测，但在追求速度的同时牺牲了部分模型性能，例如其在小目标与密集目标上的检测效果较差。此后YOLO系列被不断地改进，YOLO v2^[31]利用批量归一化等方法来提高检测的平均准确精度，采用Darknet-19网络结构来提升检测速度，构建WordTree并联合训练ImageNet和COCO等大型数据集来扩大检测类别；YOLO v3^[32]借鉴了残差结构，采用了新的Darknet-53，并利用多尺度特征对象进行检测；YOLO v4^[33]主要是在输入端、骨干网络、颈部网络、预测机制上对YOLO v3进行改进，相较于前几代YOLO算法，YOLO v4在平均准确率、实时性等方面均已得到极大的提升。

除此之外，ZFNet^[34]、GoogLeNet^[35]、SSD^[36]、RetinaNet^[37]、SENet^[38]、DenseNet^[39]等均为经典网络，凝结了人类在计算机视觉领域的最高智慧。

3.2 架空电力线路航拍巡检图像螺栓目标处理

架空电力线路航拍图像背景极为复杂，且图上具有绝缘子、各种金具、各种紧固件等众多目标，这些目标在日常生活中并不常见，因此该领域的图像数据集与ImageNet等公共目标数据集相比有较大的差异，直接利用上述图像智能处理算法进行图像分析的效果并不理想。螺栓本身固有的尺寸极小、不同状态间相似度较高、在不同视角下视觉差异性较大等特点导致了对其分析困难^[7]。因此，如何将先进的计算机视觉技术迁移至本领域中并让其对本领域的特殊问题有较好的适应性是需要考虑的重点问题。

3.2.1 架空电力线路螺栓状态分类

螺栓的状态分类是电力线路螺栓缺陷检测的前期基础研究，利用计算机准确量化区分出螺栓的各种状态极为重要，结合后续缺陷定位技术即可有效解决螺栓缺陷检测问题。文献 [40] 建立了螺栓-螺母对知识图谱，将螺栓相关缺陷划分为粗级和细级螺母对缺陷，在分类实验中分别达到了 83.54% 和 73.34% 的平均精度。文献 [41] 提出了一种基于最优知识传递网络的螺栓缺陷分类方法，解决了知识蒸馏过程中教师网络参数量大、学生网络分类精度低的问题。文献 [42] 提出了一种改进 NTS-Net 的螺栓属性多标签分类方法，平均分类精确率达到了 84.5%，比传统的多标签分类方法的精确率提升了 15% 左右。

3.2.2 架空电力线路螺栓状态缺陷检测

螺栓的状态缺陷检测问题不仅要定位到缺陷螺栓的位置，还应准确描述出螺栓属于哪一类缺陷，以便于运维人员及时有针对性的处理。文献 [43] 重点研究了横担处螺栓的定位方法以及基于快速模板匹配方法的螺栓平帽、轻微松动、明显松动状态的缺陷检测方法，对横担处螺栓细粒度缺陷检测有较高的精准度。文献 [44] 以金具螺栓开口销的松动、缺失等常见缺陷为研究对象，提出了一种基于 RetinaNet 算法的开口销常见缺陷智能识别方法，针对数据样本类别严重不均衡的问题提出了一种基于类别平衡采样方法的训练策略和辅助数据样本的采集方法，针对数据集规模偏小的问题使用迁移学习策略，不断提高识别精度。文献 [19] 提出了一种基于改进 Faster R-CNN 算法的架空电力线路销钉缺陷检测方法，利用 ResNet-101 作为前置特征提取网络，建立特征金字塔融合多尺度特征，以 K-means 算法优化初始锚框，在实际架空电力线路航拍巡检图像上的检测精确度和召回率分别达到 93.6% 和 89.8%。文献 [45] 采用了全局图像—场景级图像（连接部位）—螺栓的两级检测策略，第一级利

用 SSD 网络定位连接部位，第二级利用 YOLO v3 网络进行螺栓缺陷检测，最终螺栓缺陷检测平均精度和召回率分别达到 85.9% 和 89.8%。文献 [18] 采用了另一种两级检测策略，即全局图像—零件级图像（金具重锤与联板）—螺栓，均利用具有双向特征金字塔结构（BiFPN）的 EfficientDet 模型进行金具定位与螺栓缺陷检测，最终的标签级准确率与图像级准确率分别达到了 93.91% 与 83.29%。文献 [46] 构造了一个自动视觉形状聚类网络 AVSC-Net，该法对电力线路螺栓开口销缺失缺陷的检测有较高的精度。文献 [47] 提出了一种双注意力机制方法，对不同尺度和不同位置的金具螺栓目标视觉特征进行分析和增强，在典型金具螺栓数据集上进行测试，平均准确率比基线方法提高了 2.21%，其中正常螺栓类提升了 0.29%，缺销螺栓类提升了 5.23%，螺母缺失螺栓类提升了 1.1%。

在其他工业场景中，也有与架空线路螺栓相似的结构，对这些螺栓的研究方法同样值得借鉴，文献 [48] 研究高速铁路接触网开口销，提出了一种基于改进的深卷积神经网络的三级开口销缺陷自动检测系统 PVANET，采用了一种新的锚机制为对象生成合适的候选框，并结合多个隐藏层特征来构造超特征。文献 [49] 将检测过程拆解为定位 + 分类，针对高速列车上螺栓小样本缺陷检测困难的问题，提出了一种新的损失函数和基于最小轴对齐凸集的边界框选择方法，然后使用孪生神经网络 [50] 来估计螺栓的状态，得到了很好的结果。

4 结论与展望

架空电力线路航拍图像螺栓缺陷的智能检测有利于电力部门有针对性地制定维护措施，提高线路运维工作效率，提升智能化巡检水平，提高电力线路螺栓隐蔽缺陷快速发现的能力，为架空电力线路的安全运行提供保障。整个架空电力线路航拍图像螺栓目标的

智能处理涉及到很多内容，要提高螺栓目标的智能检测能力和水平，可以从巡检方式、航线规划、巡检图像数据集、检测策略、新技术应用等方面进行考虑。

第一，巡检方式。无人机+可见光的巡检是目前最为常见、优势较大的架空电力线路巡检方式。这是由于无人机巡检成本低、周期短、机动性强、安全性高、有更大的空间自由度^[51]，且可见光巡检对设备要求不高，在巡检中能覆盖绝大多数电力线路缺陷^[5]。

第二，航线规划。架空电力线路无人机巡检过程中，无人机飞行前的航线规划、规范飞行以及拍摄质量对螺栓状态及缺陷的判别具有重要的影响^[52-54]。以拍摄角度为例，对于金具联板，俯视拍摄角度下的联板图像（见图5a）时常只能展示螺栓的螺杆头部，而仰视角度拍摄联板（见图5b）可显示出螺栓的状态信息，从螺栓缺陷检测的角度来说图5a为无效图像，图5b为有效图像。另外，天气情况、航高、地面分辨率、重叠度和旋偏角设置、坐标纠正等问题均应全面重点考虑。



(a) 俯视角度下的联板图像



(b) 仰视角度下的联板图像

图5 不同角度下的联板图像

第三，架空电力线路巡检图像数据集。数据集是深度学习任务的重要支撑，因此对原始航拍图像的质量提出了较高的要求。一般情况下，各采集平台获取的巡检影像，图像分辨率应大于1000万像素，视频截图应大于200万像素，对螺栓等较小元件，拍摄

时应采用变焦镜头准确选择正确拍摄位置，拍摄时还应充分曝光，保证目标轮廓线条清晰。另外，需大力发展航拍巡检图像数据库、缺陷库，制作的过程应符合《架空输电线路设备缺陷影像标注规范（试行）》的要求，力求覆盖所有尺度的目标，力求完备的缺陷样本。

第四，检测策略。从检测策略上来说，一个突出问题就是螺栓目标占整张航拍图像的比例太小。一个有效的策略即为分级检测，每进行一次分级，螺栓在图像上所占比重便会增大一些，更有利于检测的进行。可以利用一种基于全局图像—场景级图像—零件级图像—螺栓的三级检测策略。首先在每张原始航拍图像上定位常见场景；其次利用全局图像和场景图像联合定位各零件图像，例如联板、重锤、U型挂环等；然后利用场景级图像和零件级图像联合定位螺栓目标；最后对螺栓目标进行细粒度分类，将类别信息结合位置信息层层反馈至航拍图像中，得到每个螺栓最终的目标检测与状态识别结果，保证了较高的精确性，最大程度上避免了错检与漏检。

第五，检测速度。从检测速度上来说，一个需要着重考虑的指标即为每秒传输帧数（FPS）。若人工智能算法检测速度不足以超前或平衡掉航拍巡检图像积累速度，则势必会造成大量航拍图像冗余，以至于不能及时发现并排除缺陷。一个有效的方法即为网络轻量化与网络剪枝，在保证检测精度达到要求的前提下，尽可能减少网络参数量、优化网络结构，以获得更快的检测速度。

第六，新技术应用。在架空电力线路航拍巡检图像智能分析领域，乃至在整个“电力视觉”领域^[55]，都还有很长的路要走。现阶段该领域的应用过程中还面临很多需要解决的问题，如正常和缺陷样本极度不平衡、缺陷样本过少、目标过小、深度学习的可解释性差等。面对新的需求和新的问题，应及时探索新方

法、新技术, 开拓新思路, 探索少样本或零样本学习方法、电力物联网技术、知识图谱技术以及高层次的视觉推理技术等^[51], 力争将数据、模型、知识全方位高水平覆盖架空电力线路航拍巡检图像智能处理领域, 乃至提高整个电力工业智能化、信息化水平。

参考文献

- [1] 国家能源局, 中国电力企业联合会. 2020 年全国电力可靠性年度报告 [R]. 2021.
- [2] 张迪. 基于卷积神经网络的输电线路典型部件视觉检测方法研究 [D]. 长沙: 长沙理工大学, 2019.
- [3] 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.
- [4] 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.
- [5] 刘业鹏. 基于深度学习的输电线路目标检测方法研究 [D]. 保定: 华北电力大学, 2019.
- [6] 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.
- [7] 赵振兵, 蒋志钢, 李延旭, 等. 输电线路部件视觉缺陷检测综述 [J]. 中国图象图形学报, 2021, 26 (11): 2545-2560.
- [8] 国家电网公司. Q/GDW 1906—2013 输变电一次设备缺陷标准 [S]. 北京: 中国电力出版社, 2014.
- [9] Tao X, Zhang D, Wang Z, 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.
- [10] Jenssen R, Roverso D. Automatic autonomous vision-based power line inspection: a review of current status and the potential role of deep learning [J]. International Journal of Electrical Power and Energy Systems, 2018 (99): 107-120.
- [11] 李雨辰. 基于 FPN 的输电线路小目标定位和故障检测算法研究 [D]. 北京: 华北电力大学, 2021.
- [12] Xiao Y, Li Z, Zhang D, et al. Detection of pin defects in aerial images based on cascaded convolutional neural network [J]. IEEE Access, 2021 (9): 73071-73082.
- [13] 王凯, 王健, 刘刚, 等. 基于辅助数据 Retina-Net 算法的销钉缺陷智能识别 [J]. 广东电力, 2019, 32 (9): 41-48.
- [14] 齐鸿雨. 基于 Faster R-CNN 和知识表达的航拍图像中螺栓缺陷检测方法研究 [D]. 保定: 华北电力大学, 2020.
- [15] 金超熊. 基于知识蒸馏的输电线路螺栓缺陷图像分类 [D]. 保定: 华北电力大学, 2021.
- [16] 武学良. 嵌入双注意力机制的 Faster R-CNN 航拍输电线路螺栓缺陷检测 [D]. 保定: 华北电力大学, 2021.
- [17] 管会敏. 基于深度学习的输电塔螺栓缺陷状态智能检测方法研究 [D]. 合肥: 合肥工业大学, 2021.
- [18] 李延旭. 基于知识表达的输电线路螺栓缺陷检测方法研究 [D]. 保定: 华北电力大学, 2021.
- [19] 顾超越, 李喆, 史晋涛, 等. 基于改进 Faster-RCNN 的无人机巡检架空线路销钉缺陷检测 [J]. 高电压技术, 2020, 46 (9): 3089-3096.
- [20] 李雪峰, 刘海莹, 刘高华, 等. 基于深度学习的输电线路销钉缺陷检测 [J]. 电网技术, 2021, 45

- (8) : 2988-2995.
- [21] 何颖宣. 基于多标签学习的螺栓多属性分类方法研究[D]. 保定: 华北电力大学, 2021.
- [22] 段记坤. 基于GGNN与知识推理的栓母对缺陷分类研究[D]. 保定: 华北电力大学, 2021.
- [23] 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.
- [24] Krizhevsky A, Sutskever I, Hinton G E. Imagenet classification with deep convolutional neural networks[J]. Advances in neural information processing systems, 2012 (25) : 1097-1105.
- [25] Simonyan K, Zisserman A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition[J]. CoRR, 2014.
- [26] He K, Zhang X, Ren S, et al. Deep residual learning for image recognition.[J]. CoRR, 2015.
- [27] Girshick R, Donahue J, Darrell T, et al. Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation.[J]. CoRR, 2013.
- [28] Girshick R. Fast r-cnn[C]. Proceedings of the IEEE international conference on computer vision, 2015 : 1440-1448.
- [29] Ren S, He K, Girshick R, et al. Faster r-cnn : Towards real-time object detection with region proposal networks[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2015, 28 : 91-99.
- [30] Redmon J, Divvala S, Girshick R, et al. You only look once : Unified, real-time object detection[C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016 : 779-788.
- [31] Redmon J, Farhadi A. YOLO9000 : better, faster, stronger[C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2017 : 7263-7271.
- [32] Redmon J, Farhadi A. Yolov3 : An incremental improvement[J]. arXiv preprint arXiv : 1804.02767, 2018.
- [33] Bochkovskiy A, Wang C Y, Liao H Y M. Yolov4 : Optimal speed and accuracy of object detection[J]. arXiv preprint arXiv : 2004.10934, 2020.
- [34] Zeiler M D, Fergus R. Visualizing and understanding convolutional networks[C]. European conference on computer vision. Springer, Cham, 2014 : 818-833.
- [35] Szegedy C, Liu W, Jia Y, et al. Going deeper with convolutions[C]. Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2015 : 1-9.
- [36] Liu W, Anguelov D, Erhan D, et al. Ssd : Single shot multibox detector[C]. European conference on computer vision. Springer, Cham, 2016 : 21-37.
- [37] Lin T Y, Goyal P, Girshick R, et al. Focal loss for dense object detection[C]. Proceedings of the IEEE international conference on computer vision, 2017 : 2980-2988.
- [38] Hu J, Shen L, Sun G. Squeeze-and-excitation networks[C]. Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition, 2018 : 7132-7141.
- [39] Huang G, Liu Z, Van Der Maaten L, et al. Densely connected convolutional networks[C]. Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition, 2017 : 4700-4708.
- [40] 赵振兵, 段记坤, 孔英会, 等. 基于门控图神经网络的栓母对知识图谱构建与应用[J]. 电网技术, 2021, 45 (1) : 98-106.
- [41] 戚银城, 金超熊, 赵振兵, 等. 最优知识传递宽

- 残差网络输电线路螺栓缺陷图像分类[J]. 中国图象图形学报, 2021, 26(11): 2571-2581.
- [42] 张珂, 何颖宣, 赵凯, 等. 可变形 NTS-Net 的螺栓属性多标签分类[J]. 中国图象图形学报, 2021, 26(11): 2582-2593.
- [43] 吕耀辉. 基于快速模板匹配的输电线部件缺陷检测方法研究[D]. 广州: 广东工业大学, 2018.
- [44] 王凯. 基于深度学习的电力金具开口销常见缺陷智能识别研究[D]. 广州: 华南理工大学, 2020.
- [45] 张妹, 王昊天, 董晓翀, 等. 基于深度学习的输电线路螺栓检测技术[J]. 电网技术, 2021, 45(7): 2821-2829.
- [46] Zhao Z, Qi H, Qi Y, et al. Detection method based on automatic visual shape clustering for pin-missing defect in transmission lines[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2020, 69(9): 6080-6091.
- [47] 戚银城, 武学良, 赵振兵, 等. 嵌入双注意力机制的 Faster R-CNN 航拍输电线路螺栓缺陷检测[J]. 中国图象图形学报, 2021, 26(11): 2594-2604.
- [48] Zhong J, Liu Z, Han Z, et al. A CNN-based defect inspection method for catenary split pins in high-speed railway[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2018, 68(8): 2849-2860.
- [49] Gu X, Ding J. Cascade network based bolt inspection in High-Speed train[J]. KSII Transactions on Internet and Information Systems (TIIS), 2021, 15(10): 3608-3626.
- [50] Chopra S, Hadsell R, LeCun Y. Learning a similarity metric discriminatively, with application to face verification[C]. 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'05). IEEE, 2005, 1: 539-546.
- [51] 赵振兵, 翟永杰, 张珂, 等. 电力视觉技术[M]. 1版. 北京: 中国电力出版社, 2020.
- [52] 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.
- [53] 国家电网公司. Q/GDW 11367—2014 架空输电线路无人直升机巡检技术规程[S]. 北京: 中国电力出版社, 2015.
- [54] 广东电网公司. 小销钉缺失, 大系统工程——广东电网无人机图像识别技术探索[R]. 杭州: 全国电力设备管理网, 2021.
- [55] 赵振兵, 张薇, 翟永杰, 等. 电力视觉技术的概念、研究现状与展望[J]. 电力科学与工程, 2020, 36(1): 1-8.

(收稿日期: 2024-07-19)