

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2413553

螺栓/铆钉故障的视觉检测方法研究进展*

刘传洋^{1,2}, 吴一全¹, 刘景景²

(1. 南京航空航天大学电子信息工程学院 南京 211106; 2. 池州学院机电工程学院 池州 247000)

摘要:螺栓/铆钉分别作为输电线路、铁路交通、桥梁及飞行器等领域工程应用中不可或缺的连接紧固件,其在受到外界环境因素影响时,不免会出现销钉缺失、螺母松动、螺栓锈蚀及铆钉损伤等故障,准确识别有故障的螺栓/铆钉对保障输电线路、铁路交通、飞行器等安全稳定运行具有重要意义。在海量数据驱动下,基于深度学习的螺栓/铆钉故障检测方法利用卷积神经网络自动逐层学习图像的深层特征,通过训练优化网络模型参数提升特征提取能力和泛化能力,取得了比传统图像处理方法更好的检测结果。文章综述了近十年来基于视觉的螺栓/铆钉故障检测方法的研究进展。首先简述了螺栓/铆钉故障特征及视觉检测面临的挑战;然后依托深度学习技术概述了螺栓/铆钉故障检测方法,从双阶段算法、单阶段算法和级联检测模型3个方面对基于深度学习的螺栓/铆钉故障检测方法进行了总结;随后针对线路类、箱体类、构件类螺栓/铆钉典型应用场景,重点阐述了螺栓/铆钉故障的视觉检测方法;最后针对基于机器视觉的螺栓/铆钉故障检测在数据集、样本标注、小目标检测等方面面临挑战,结合现有的深度学习技术和最近的研究思路,详细分析了基于深度学习的螺栓/铆钉故障检测未来的发展趋势。

关键词:螺栓;铆钉;故障检测;图像处理;深度学习;机器视觉

中图分类号: TP391.41 TM930.1 TH89 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4050

Research progress on visual detection methods for bolt/rivet faults

Liu Chuanyang^{1,2}, Wu Yiquan¹, Liu Jingjing²

(1. College of Electronic and Information Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 211106, China;

2. College of Mechanical and Electrical Engineering, Chizhou University, Chizhou 247000, China)

Abstract: Bolts and rivets serve as essential fasteners in engineering applications, including transmission lines, railway transportation, bridges, and aircraft. However, exposure to external environmental factors makes them susceptible to various faults, such as missing pins, loose nuts, corrosion, and structural damage. Accurately detecting these faults is crucial for ensuring the safe and stable operation of transmission lines, railway systems, aircraft, and other related infrastructures. Leveraging large-scale data, deep learning-based bolt and rivet fault detection employs convolutional neural networks (CNNs) to automatically extract deep image features through hierarchical learning. By optimizing network parameters, these methods enhance feature extraction and generalization capabilities, yielding superior detection performance compared to traditional image processing techniques. This paper provides a comprehensive review of vision-based bolt and rivet fault detection research over the past decade. It begins by outlining common fault characteristics and the challenges associated with visual inspection. Next, deep learning-based detection approaches are categorized into three main types: two-stage algorithms, one-stage algorithms, and cascaded detection models. The paper then explores visual fault detection methods in key application scenarios, including line-type, box-type, and component-type bolts and rivets. Finally, it discusses challenges in machine vision-based fault detection, such as dataset limitations, sample annotation, and small target detection. By integrating existing deep learning technologies with the latest research advancements, this study presents an in-depth analysis of future development trends in deep learning-based bolt and rivet fault detection.

Keywords: bolt; rivet; fault detection; image processing; deep learning; computer vision

0 引言

螺栓/铆钉是工程应用领域中不可或缺的连接紧固件,其数量庞大,于输电线路、铁路交通、桥梁及飞行器等领域广泛存在^[1]。在受到外界挤压、拉伸、扭转等因素影响时,容易出现销钉缺失、螺母松动、螺栓锈蚀及铆钉损坏等故障。一旦螺栓/铆钉出现故障,将会给其紧固的部件带来安全隐患,因此及时发现有故障的螺栓/铆钉对保障输电线路、铁路交通、飞行器等安全稳定运行具有重要意义^[2-3]。

随着输电线路、铁路轨道里程数的不断增长,螺栓/铆钉应用分布越来越广泛,传统人工巡检方式已无法满足当前巡检要求。无人机或巡检机器人搭载摄像装置对输电线路和铁路轨道进行巡检并拍摄高清图像或视频已成为主要巡检方式^[4-5]。由于可见光图像具有丰富的形状、纹理等特征,其成为螺栓/铆钉故障检测的首选数据源。为进一步提高无人机巡检运维工作的智能化、自动化程度,众多研究者致力于航拍图像中螺栓/铆钉故障检测研究。随着航空技术的快速发展,飞行器的数量也越来越多。飞行器由数以万计的零部件装配而成,而零部件大多由铆钉进行连接,铆接质量的检测显得极其关键。因此,如何快速、准确地发现螺栓/铆钉故障并进行修复是巡检运维工作亟待解决的问题。

海量的无人机航拍图像中螺栓/铆钉故障检测包括人工观察法和视觉检测方法。人工观察法是人工查找螺栓/铆钉故障并进行位置标注,该方法受主观因素影响较大,且检测效率较低。基于视觉的检测方法利用图像处理技术实现螺栓/铆钉故障快速检测,可以有效地避免上述人工观察法的不足。目前,视觉检测方法已广泛应用于输电线路、输电铁塔、高铁接触网、钢结构建筑、航空发电机等诸多领域的螺栓/铆钉识别及故障检测。赵振兵等^[6]综述了输电线路部件(绝缘子、金具、螺栓)的视觉故障检测,阐述了带销和不带销两类螺栓的故障检测方法;张武能等^[7]从动力学理论、导波理论、声弹性效应和计算机视觉技术对螺栓/铆钉连接结构的典型结构健康监测技术进行了综述;罗隆福等^[8]阐述了基于深度学习 SSD (single shot multi-box detector) 算法的高铁接触网顶紧螺栓故障检测;赵丽洁等^[9]提出了一种基于机器视觉的钢结构螺栓松动检测方法,旨在以非接触方式自动批量识别螺栓松动角度;辛佳雯等^[10]提出了一种基于关键点检测模型的航空发电机螺栓安装故障检测方法。迄今为止,基于机器视觉的表面故障检测已经取得了相当进展,鉴于目前尚未有螺栓/铆钉故障检测方法的综述发表,因此,有必要对螺栓/铆钉故障检测方法进行全面系统的分析和总结,为从事螺栓/铆钉故障检测的研

究人员和工作人员提供有价值的参考。

文章梳理和分析了大量的螺栓/铆钉故障视觉检测的方法,主要包括:1) 简述了螺栓/铆钉故障特征与视觉检测面临的挑战;2) 依托深度学习技术,重点阐述了螺栓/铆钉故障的深度学习检测方法;3) 梳理了线路类、箱体类、构件类螺栓/铆钉典型应用场景中的故障检测方法;4) 对基于视觉的螺栓/铆钉故障检测的进一步研究方向做了展望。

1 螺栓/铆钉故障特征及视觉检测面临的挑战

1.1 螺栓/铆钉故障类型

在输电线路、铁路交通、飞行器等领域,大量的设备和零部件通过螺栓/铆钉进行固定连接。螺栓以螺纹形式连接,通常由螺钉、螺母、销钉组成;铆钉采用铆接方式连接,包括头部和钉杆。螺栓/铆钉故障类型如图 1(a)~(f)所示,包括销钉缺失、螺母松动、螺钉松动、螺栓锈蚀、铆钉划痕、铆钉裂纹等。

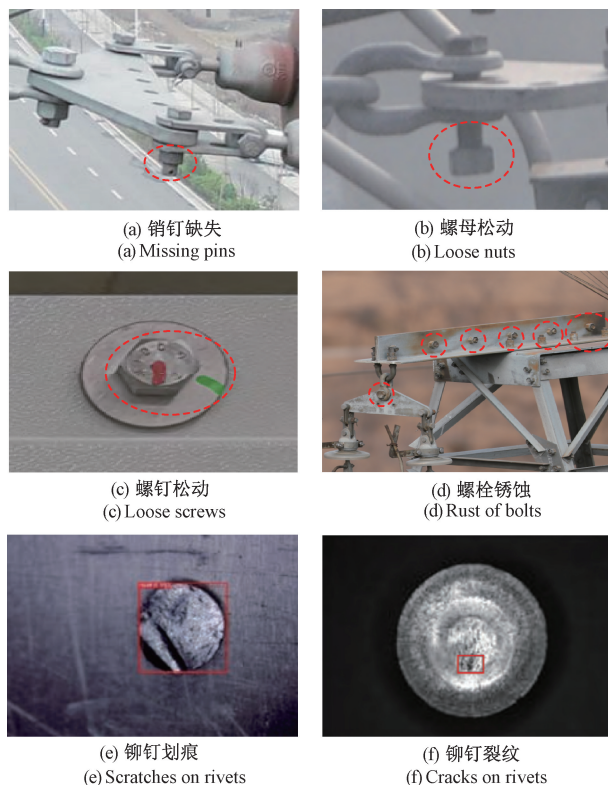


图1 螺栓/铆钉故障类型

Fig. 1 Types of bolt/rivet faults

1.2 螺栓/铆钉故障检测面临的挑战

随着机器视觉技术的快速发展,越来越多的图像处理和深度学习技术应用到螺栓/铆钉故障检测中。螺栓/铆钉在航拍图像中占比较小,背景信息多且复杂,使用传

统图像处理和深度学习的方法既不能滤除大量背景信息,又难以提取特征,因此,基于视觉的螺栓/铆钉故障自动检测面临着严峻的挑战。

1) 螺栓/铆钉及其故障占整幅图像的比例非常小,通常不足整幅图像面积的1%,难以获取足够的特征对其进行故障识别。

2) 受光照强度、拍摄角度和拍摄距离等因素影响,图像中螺栓/铆钉及其故障的形状、大小、颜色和清晰度各不相同,导致故障检测的准确率较低。

3) 缺乏用于螺栓/铆钉识别的公开数据集,故障样本图像难以获取,少量的图像用于训练容易过拟合。

4) 传统图像处理方法针对特定的图像有较好的检测结果,其鲁棒性和泛化能力不好。

5) 更快的区域卷积神经网络(faster regions with convolutional neural networks, Faster R-CNN)、SSD、YOLO(you only look once)等主流的目标检测网络模型小目标检测效果不佳,将上述深度学习算法用于螺栓/铆钉识别及故障检测任务时,易造成漏检或误判。

2 螺栓/铆钉故障的深度学习检测方法

深度学习作为机器学习的一个分支,自2006年以来在图像处理与机器视觉等领域中的应用取得了突破性进展。深度学习技术将传统目标检测方法的候选区域生成、特征提取、分类器整合到一起,利用卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)自动提取目标特征,实现目标端到端的检测。

在海量数据驱动下,深度学习网络模型充分利用CNN自动逐层学习图像的深层特征,通过大规模训练优化网络模型参数,具有较强的特征提取能力和泛化能力,其检测性能相对于人工设计特征的传统目标检测方法有了大幅提升。

2.1 基于双阶段算法的螺栓/铆钉故障检测方法

Faster R-CNN作为主流的目标检测算法,在目标分类和定位等方面具有优良性能,是目前使用比较广泛的双阶段检测算法之一,诸多研究者利用Faster R-CNN及其改进算法进行航拍图像中螺栓/铆钉故障检测研究。

为了实现输电线路巡检图像中电力部件故障智能识别,付品等^[11]利用Faster R-CNN对9大类故障(杆塔、导线、绝缘子、大尺寸金具、小尺寸金具、基础、通道环境、接地装置、附属设施)进行检测,并讨论了样本分布对算法检测准确率的影响。为解决复杂背景下小尺寸目标检测难题,赵丽娟等^[12]通过叠加残差网络结构(Res2Net替代ResNet)、引入可变形卷积、平衡损失函数等策略改进Faster R-CNN,改进模型的销钉缺失故障检测准确率达到了72.3%,与原始Faster R-CNN相比提高了10%,但是改

进算法检测精度的提升是以增加计算量 and 时间成本为代价。为了提高航拍图像中小目标销钉检测准确率,顾超越等^[13]以ResNet101为前置特征提取网络,利用金字塔网络结合多尺度特征融合改进Faster R-CNN,改进模型的销钉缺陷检测精度达到了85%,与原始Faster R-CNN(68%)和YOLOv3(40%)相比,分别提高了17%和45%,但模型的小目标检测效果仍有提升空间。针对小目标螺栓视觉信息丢失问题,齐鸿雨^[14]通过多尺度特征融合和扩展感兴趣区域特征提取改进Faster R-CNN,改进模型的螺栓故障检测准确率达到63.87%,与Faster R-CNN(60.31%)相比提高了3.5%,但小目标特征丢失问题仍可能存在。针对样本质量对网络模型检测精度的影响问题,赵振兵等^[15]提出了结合KL(Kullback-Leibler)散度与形状约束的典型金具检测方法,在Faster R-CNN的基础上引入目标边界框分布预测和KL散度损失函数,改进模型的金具识别精度达到了83.68%,与YOLO、Cascade R-CNN、Faster R-CNN相比,分别提高了11%、6%和4%,为后续的螺栓故障状态检测奠定了基础。

无人机巡检输电线路的航拍图像背景复杂,深度学习网络模型在提取小目标螺栓特征时容易造成信息丢失,为了解决这一问题,一些学者通过添加注意力机制模块改进Faster R-CNN。戚银城等^[16]将双注意力机制(多尺度注意力和空间注意力机制)嵌入Faster R-CNN中,通过注意力机制提高螺栓与背景的差异程度,改进网络模型如图2所示,改进模型的螺栓故障识别精度达到了82.05%,与Faster R-CNN相比提高了2%,但是多尺度注意力机制需要对不同尺度的特征进行处理和计算注意力权重,增加了模型的复杂度。

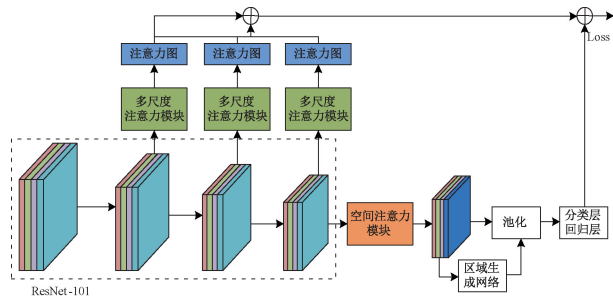


图2 基于双注意力机制的改进Faster R-CNN

Fig. 2 Improved Faster R-CNN based on dual attention mechanism

为了提高销钉等小目标金具识别准确率,叶飞等^[17]基于方向梯度直方图(histogram of oriented gradient, HOG)算子与局部二值模式(local binary pattern, LBP)算子双特征融合和混合注意力机制(通道注意力机制+空间注意力机制)改进Faster R-CNN,改进模型的销钉故障检测精度达到了94.21%,与Faster R-CNN、YOLOv5、Cascade R-CNN相比,分别提高了13%、9%和6%,但是

两种注意力机制结合会进一步增加计算复杂度,且超参数调整变得更加复杂。为实现航拍图像中多目标和多故障检测,白洁音等^[18]结合图像预处理、基于面积的非极大值抑制、切分检测策略优化 Faster R-CNN,改进模型的目标识别精度达到了 91.72%,与原始 Faster R-CNN 相比提高了 7%,该方法可在类似多目标检测场景中推广应用。除上述利用 Faster R-CNN 进行螺栓识别及故障检测外,吴军等^[19]将 Cascaded R-CNN 用于航拍图像中的螺

栓故障检测,实现了小目标缺陷的准确检测,为小目标故障检测的推广应用打下了基础。

双阶段检测算法将目标检测问题分成两个阶段,先获取区域提议,在区域建议网络中提取深层特征,然后对每个候选区域进行感兴趣目标分类和位置回归。该类算法具有良好的检测精度,但是其运算量较大,需要较长的处理时间。表 1 概述了基于双阶段检测算法的螺栓/铆钉故障检测研究成果。

表 1 基于双阶段检测算法的螺栓/铆钉故障检测研究成果

Table 1 Research results on bolt/rivet fault detection based on two-stage detection algorithms

文献	网络模型	检测效果	检测对象	数据集规模	深度学习框架	GPU
[11]	Faster R-CNN	大尺寸金具检测准确率 83.09%, 小尺寸金具检测准确率 63.35%	绝缘子、大尺寸金具、 小尺寸金具等 9 类	2 673	—	—
[12]	Res2Net、可分离卷积改进 Faster R-CNN	销钉缺失检测精度为 72.3%, 比 Faster R-CNN 提高了 10%	正常螺栓、销钉缺失、 螺母缺失、螺母松动	2 480	PyTorch	RTX 2080Ti
[13]	金字塔融合多尺度特征 改进 Faster R-CNN	销钉缺陷检测精度 85.9%,比 Faster R-CNN 提高了 17.7%	销钉缺陷	968	TensorFlow	GTX 1080Ti
[14]	多尺度融合+区域特征提取+ 知识表达改进 Faster R-CNN	螺栓缺陷检测精度 66.09%, 比 Faster R-CNN 提高了 6%	正常螺栓、销钉缺失、 螺母缺失	1 800	—	—
[15]	KL 散度和形状约束改进 Faster R-CNN	金具检测 <i>mAP</i> 达到 83.68%, 比 Faster R-CNN 提高了 3.96%	防震锤、间隔棒、均压环 等 8 类典型金具	1 356	TensorFlow	GTX 1080Ti
[16]	双注意力机制改进 Faster R-CNN	螺栓及缺陷检测精度达到 82.05%, 与 Faster R-CNN 相比提高了 2.21%	正常螺栓、销钉缺失、 螺母缺失	1 483	PyTorch	GTX 1080Ti
[17]	双特征融合算子+混合注意力 机制改进 Faster R-CNN	螺栓及缺陷检测 <i>mAP</i> 为 94.21%, 与 Faster R-CNN 相比提高了 13%	正常螺栓、螺母缺失、 螺钉裂痕、螺钉锈蚀	1 322	—	—
[18]	自适应图像预处理+基于面积的 非极大值抑制改进 Faster R-CNN	检测 <i>mAP</i> 达到 91.72%,比 Faster R-CNN 提高了 7.3%	掉串绝缘子、脱落防震 锤、鸟巢、行人等 6 类	10 000	—	—
[19]	Cascaded R-CNN	检测 <i>mAP</i> 为 80.72%,与 YOLOv3 相比提高了 24%	小目标设备缺陷	100 000	Docker	1080Ti

2.2 基于单阶段算法的螺栓/铆钉故障检测方法

YOLO 作为优秀的单阶段目标检测算法,其将检测和分类任务合并处理,具有算法结构简单、实时性强等优势。随着 YOLOv1~YOLOv8 特征提取能力的不断加强,越来越多的 YOLO 算法在工程中得到应用,有研究者利用 YOLO 算法实现螺栓/铆钉故障检测。

电力杆塔上的正常螺栓与缺陷螺栓类间差异较小,针对 YOLOv3 算法对螺栓故障检测效果不佳的问题,项辉^[20]提出了一种先检测再识别的螺栓故障检测方法,以 MobileNetV3 为特征提取网络取代 DarkNet53,有效地提高了螺栓检测精度和检测速度,与原始 YOLOv3 相比,航拍图像中的螺栓检测精度由 83% 提高到了 90%,检查

速度每秒帧数 (frame per second, FPS) 由 18 fps 提升到了 45 fps,为进一步提高螺栓故障检测精度奠定了基础。为实现动车裙板螺栓故障检测,徐文辉等^[21]提出了一种基于注意力引导改进 YOLOv3 螺栓缺失检测算法,利用注意力机制引导网络关注图像中与螺栓相关的关键区域和特征,从而提高检测的准确率和效率,该算法的螺栓识别准确率和召回率达到了 92.1% 和 93.6%,与 YOLOv3 相比,分别提高了 11.3% 和 13.6%。为提升小目标金具故障检测精度,王慧民^[22]通过非对称卷积块 (asymmetric convolution block, ACB) 和卷积块注意力机制 (convolutional block attention module, CBAM) 改进 YOLOv5,改进后的 YOLOv5 网络结构如图 3 所示。

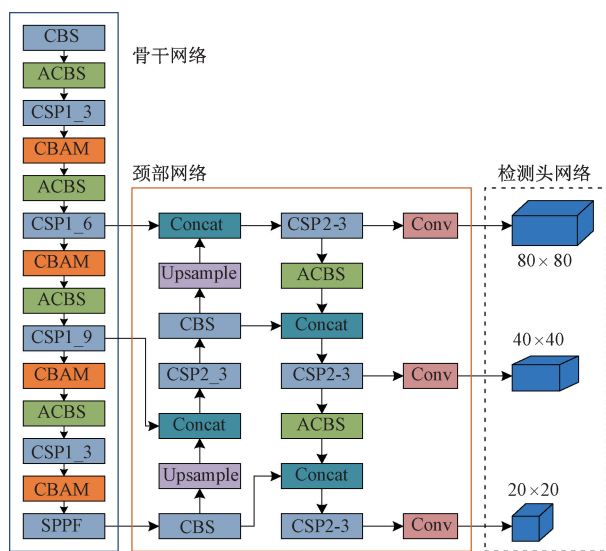


图3 改进的YOLOv5网络结构

Fig. 3 Network structure of improved YOLOv5

改进模型能够提取更多的金具目标底层语义信息和更丰富的故障特征,该模型的金具故障检测精度达到了75%,与原始YOLOv5、Faster R-CNN、YOLOv3、SSD相比,分别提高了3.9%、5.7%、8.6%和11.3%,但是CBAM注意力机制的引入使模型结构更复杂,增加了训练的难度。

针对拍图像背景复杂、电力设备缺陷尺寸差异较大等问题,卢源文^[23]提出了一种基于改进YOLOX的电力设备识别和故障检测方法,在YOLOX骨干网络中引入感受野模块(receptive field block, RFB)以扩大感受野,添加坐标注意力机制模块(coordinate attention, CA)更好地获取目标方向特征信息,检测头前加入自适应空间特征融合模块(adaptively spatial feature fusion, ASFF),该方法实现不同尺度深浅特征的高效融合。改进模型的销钉缺失检测精度达到了86.09%,与YOLOX相比提高了14.27%,为输配电线路智能巡检提供了技术思路。为实现螺栓表面故障自动检测,朱敏玲等^[24]在YOLOv7算法的基础上,通过引入SimAM注意力机制、软非极大值抑制(soft non-maximum suppression, Soft-NMS)改进YOLOv7,改进模型有效地提高了螺栓故障检测精度,其故障检测精度高达97.3%,与YOLOv7相比提高了1.9%。

除YOLO算法外,还有研究者利用SSD、EfficientDet、RetinaNet等单阶段算法进行无人机航拍图像中螺栓/铆钉故障检测研究,如李瑞生等^[25]基于ResNet50残差网络和多层级特征融合改进SSD算法;李曜丞等^[26]提出了立体注意力机制模块和EfficientDet相结合的图像识别算法,其网络结构如图4所示,该算法为输电线路巡检图像的高效智能识别提供参考;李志强^[27]结合DenseNet、通

道注意力机制改进RetinaNet,实现了航拍图像中销钉缺失检测高效、快速地检测。

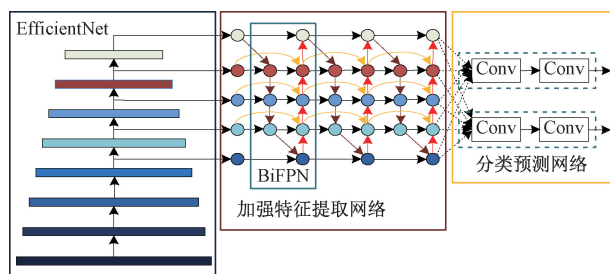


图4 EfficientDet网络结构

Fig. 4 Network structure of EfficientDet

单阶段检测算法不需要像双阶段检测算法那样先生成候选区域,再进行分类和精确定位,其优势在于检测速度快。与双阶段检测算法相比,单阶段检测算法的检测精度略逊一筹。表2概述了基于单阶段检测算法的螺栓/铆钉故障检测研究成果。

2.3 基于级联检测模型的螺栓/铆钉故障检测方法

受复杂背景干扰、图像分辨率、故障区域相对较小、硬件计算资源条件限制等因素影响,单一目标检测算法对螺栓/铆钉小目标故障检测效果不佳。为提高小目标故障检测准确率,研究者将目标故障检测视为两级目标检测问题,先进行目标定位,再进行故障识别。针对高铁接触网开口销松脱及故障样本匮乏等问题,王昕钰等^[28]提出了基于Faster R-CNN、深度卷积生成对抗网络(deep convolutional generative adversarial network, DCGAN)、VGG16网络框架,Faster R-CNN用于样本图像中开口销定位,DCGAN对定位后的开口销进行样本扩充,VGG16分类网络识别开口销不良状态,该级联网络框架实现了开口销故障高精度检测(故障检测精度高达99%)。周雯等^[29]提出了基于2级级联轻量化网络模型的接触网悬挂紧固件故障检测方法,先利用轻量级特征提取网络ResNet-18定位紧固件,再使用8层分类网络(4个卷积层、2个池化层、1个全连接层和1个输出层)识别紧固件故障,该方法的紧固件故障识别精度达到了95.8%,与单一检测网络Faster R-CNN(74.3%)相比提高了21.5%。

随着人工智能技术的发展,智能化电力系统隐患检测技术受到了越来越多的关注,徐晓华等^[30]提出了一种基于多粒度隐患检测网络(multi-granularity hazard detection network, MGNet)的电力系统隐患检测方法,通过两个Faster R-CNN构建了集多粒度分割、粒度级检测网络、多粒度协作融合为一体的MGNet,该网络模型如图5所示。

MGNet模型将训练样本多粒度信息引入到级联检测网络中,以不同粒度检测结果协作融合的方式,综合捕捉

表 2 基于单阶段检测算法的螺栓/铆钉故障检测研究成果

Table 2 Research results on bolt/rivet fault detection based on one-stage detection algorithms

文献	网络模型	检测效果	检测对象	数据集规模	深度学习框架	GPU
[20]	MobileNetV3+多尺度改进 YOLOv3	螺栓检测精度由 83% 提高到 90%，检查速度由 18 fps 提升到 45 fps	螺钉、松动螺钉、双螺母、丢失螺母、松动螺母等 6 类	—	PyTorch	GTX 1050
[21]	注意力引导改进 YOLOv3	与 YOLOv3 相比,准确率和召回率分别提高了 11.3% 和 13.6%	螺栓缺失、螺栓 松动、标记线缺失以及螺栓正常 4 类	3 672	PyTorch	RTX 1080Ti
[22]	ACB 和 CBAM 改进 YOLOv5	金具缺陷检测精度达到了 75%，与原始 YOLOv5 提高了 3.9%	销钉缺失和螺母缺失	484	PyTorch	RTX 3090
[23]	RFB+CA+ASFF 改进 YOLOX	改进模型的销钉缺失检测精度达到了 86.09%，与 YOLOX 相比提高了 14.27%	销钉缺失	1 500	PyTorch	GTX 1080Ti
[24]	SimAM+Soft-NMS 改进 YOLOv7	缺陷检测精度高达 97.3%，与 YOLOv7 相比提高了 1.9%	螺丝破损、划痕等 5 类	2 940	—	—
[25]	残差网络和多层级特征融合改进 SSD	销钉缺失检测精度 72.1%，与原始 SSD 相比提高了 2.3%	销钉缺失	2 687	Keras	TTTAN V
[26]	立体注意力机制改进 EfficientDet	销钉识别准确率为 63.8%，与 EfficientDet 相比提高了 3%	金具和销钉	14 504	PyTorch	RTX 2080Ti
[27]	DenseNet+通道注意力机制改进 RetinaNet	检测 mAP 为 92.78%，与 RetinaNet 相比提高了 2.53%	正常销钉和销钉缺失	1 500	PyTorch	RTX 3090

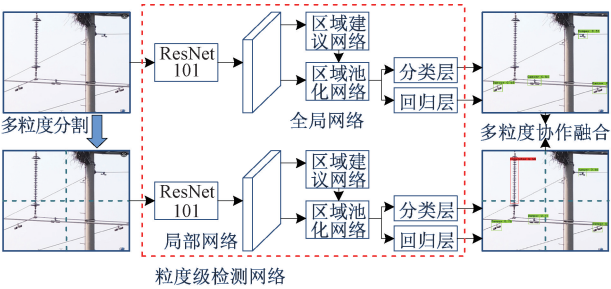


图 5 多粒度检测网络 MGNet

Fig. 5 Network structure of multi-granularity MGNet

杆塔连接金具隐患目标,提高隐患检测的准确性,与 SSD、FasterR-CNN、YOLOv3 相比,销钉故障检测精度分别提高了 27.8%、8.8% 和 7.1%。

输电线路巡检会产生海量的无人机航拍图像,图像中销钉目标较小且需要结合上下文信息才能正确判断,为了准确识别销钉故障,王红星等^[31]提出了 Faster R-CNN、Cascade R-CNN 级联的螺栓故障检测方法。先利用 Faster R-CNN 定位图像中的金具连接部件,并将检测结果裁剪放大,再使用基于层级残差卷积模块、路径聚合特征金字塔、double-head 结构改进的 Cascade R-CNN 进行销钉故障检测,该方法的销钉故障检测精度达到了 81.2%,与单一检测模型 Faster R-CNN (65.8%)、

RetinaNet(68.4%)、Cascade R-CNN(73.4%) 相比分别提高了 15.4%、12.8% 和 7.8%;该级联检测模型具有较强的鲁棒性,能够实现复杂背景、模糊及遮挡图像中的销钉缺陷准确识别,为电力巡检图像其他目标智能检测提供了技术支撑。

周香君^[32]融合销钉安装位置的先验信息提出了基于 YOLOv5 和 Faster R-CNN 级联的销钉故障检测模型,先基于密度空间聚类算法设置 YOLOv5 预测框,再利用 YOLOv5 提取图像中销钉所在的上下文区域,最后利用特征金字塔网络(feature pyramid networks, FPN)改进的 Faster R-CNN 对前级网络检测到的销钉区域进行销钉定位及状态分类。该模型的销钉故障检测精度达到 82.8%,与基准模型相比提高了 4.8%。该方法在很大程度上缩短了深度学习网络模型的训练和测试时间,节省了计算资源。

电力巡检图像中螺栓存在特征不明显、尺寸小等特点,为了实现航拍图像中螺栓故障检测,张妹等^[33]提出了一种基于 SSD、YOLOv3 级联的螺栓故障检测系统,该系统采用分级检测原则,先利用 SSD 定位、剪裁螺栓连接部位,再通过图像增强算法扩充螺栓故障数据集,最后使用 YOLOv3 进行螺栓故障检测,该系统可部署于无人机上用于输电线路螺栓实时检测。倪源松等^[34]提出了基于自适应分块的螺栓故障级联检测方法,先利用拥挤场

景识别网络 (congested scene recognition network, CSRNet) 结合基于密度的应用空间聚类 (density-based spatial clustering of applications with noise, DBSCAN) 算法预测目标密度分布图和分块区域图像,再使用 YOLOX 对上述预测图像进行螺栓故障检测,该方法提升了深度学习网络模型对不同类型螺栓故障的识别能力,其中螺栓故障检测精度达到了 75.7%,与基准模型 CSRNet 相比提高了 15.6%。为了实现螺栓特征由粗粒度到细粒度提取,李延旭^[35]提出了基于复杂知识表示的螺栓故障级联检测方法,先通过前级 EfficientDet 检测出图像中的重锤和连板两类金具,将检测到的金具设置成感兴趣区域并进行裁剪,再利用后级 EfficientDet 定位出感兴趣区域的所有螺栓,最后对检测到的螺栓进行有无故障分类。实验结果证明该方法是实现电力巡检图像智能化检测的有效途径之一。

除了将目标检测算法级联实现螺栓/铆钉故障检测外,还有利用目标检测算法与语义分割算法级联检测螺栓/铆钉故障。罗隆福等^[8]通过 SSD 与 DeepLab v3 plus 级联进行高铁接触网顶紧螺栓故障检测,该方法在检测精度(螺栓缺陷检测精度 95.9%)和检测速度(缺陷检测速度达到 17.9 fps)方面具有一定优势;于畅等^[36]利用无锚框 FCOS 算法与 UNet 级联实现螺钉缺失智能检测,该方法具有较高的检测准确率(高达 99%)和自动化程度,为工业生产智能化提供了新的解决方案。

基于网络模型级联的螺栓/铆钉故障检测方法在小目标检测方面具有一定的优势,其故障检测精度要优于单一检测模型,但是级联网络模型复杂度和参数量明显增加,检测速度会略有下降,且对边缘计算设备的要求更高。表 3 总结了基于级联网络模型的螺栓/铆钉故障检测方法的相关研究成果。

表 3 基于级联检测模型的螺栓/铆钉故障检测研究成果

Table 3 Research results on bolt/rivet fault detection based on the cascaded network models

文献	网络模型	检测效果	检测对象	自建数据集	深度学习框架	GPU
[28]	Faster R-CNN+DCGAN+VGG16	缺陷检测准确率达到 99%	开口销缺陷	1 000	TensorFlow	RTX 2060
[29]	基于目标检测和分类的 2 阶级联卷积神经网络	2 阶级联模型的缺陷检测平均精度较单一检测网络提升 21.5%	螺栓、螺母、螺销	2 100	TensorFlow	GTX 1080
[30]	多粒度隐患检测网络 MGNet	与 FasterR-CNN 相比,销钉缺陷检测精度提高了 8.8%	销钉缺损、销钉安装位置错误	—	TensorFlow PaddlePaddle	TITAN XP
[31]	FasterR-CNN+Cascade R-CNN	销钉缺陷检测精度达到 81.2%,与原始 Cascade R-CNN 相比提升了 7.8%	销钉缺失、销钉脱出	6 342	PyTorch	Tesla V100
[32]	YOLOv5+FasterR-CNN	缺陷检测精度达到 82.8%,与基准模型相比提高了 4.8%	正常销钉、缺陷销钉	28 887	PyTorch	GTX 2080Ti
[33]	SSD+YOLOv3	螺栓缺陷检测精度由基础模型的 69.3% 提高到了 85.9%	正常螺栓、缺陷螺栓	3 081	PyTorch	GTX 2080Ti
[34]	CSRNet+YOLOX	螺栓缺陷检测精度 75.7%,与基准模型相比提高了 15.6%	销钉、螺母、销钉缺失、螺母缺失等 7 类	7 480	PyTorch	GTX 1080Ti
[35]	EfficientDet+EfficientDet	螺栓缺陷识别准确率达到 93.91%	正常螺栓、缺销子、垫片、螺母等 5 类螺栓缺陷	1 944	—	—
[8]	SSD+DeepLab v3 plus	螺栓缺陷检测精度达到 95.9%,检测速度达到 17.9 fps	正常螺栓、缺陷螺栓	3 250	TensorFlow	GTX 1080Ti
[36]	FCOS+UNet	螺钉缺失识别准确率在 99% 以上	正常销钉和销钉缺失	3 000	—	—

3 典型应用场景

随着螺栓/铆钉故障检测需求日益增加,基于机器视

觉的图像识别检测技术受到了极大关注,因此如何利用机器视觉实现螺栓/铆钉故障的自动识别是当前研究人员关注的热门课题。该部分主要围绕线路类螺栓/铆钉、箱体类螺栓/铆钉、构件类螺栓/铆钉故障的视觉检测方

法进行了概括。

3.1 线路类螺栓/铆钉故障检测

线路类螺栓/铆钉故障检测主要涉及输电线路、高铁接触网、桥梁钢索等关键基础设施领域。其中,输电线路作为电力传输的纽带,在我国新一代电力系统发展中处于重要地位,依托计算机视觉技术,从海量的航拍图像中实现电力设备识别及故障检测已成为该领域的研究热点。

螺栓作为线路中常用的紧固件,长期处于风吹雨淋等恶劣环境中,难免会出现缺销、脱落、松动、锈蚀等故障。因此,定期巡检线路,及时排查出故障螺栓,对线路安全稳定供电具有重要意义。在人工智能浪潮的推动下,研究者主要利用深度学习技术进行航拍图像中螺栓/铆钉故障检测研究。

1) 基于目标检测算法的螺栓/铆钉故障检测方法

Faster R-CNN、SSD、YOLO 等目标检测算法在通用目标检测数据集上表现良好,但对于复杂背景且螺栓占比小的特征识别效果不佳,有研究者以增强螺栓/铆钉细粒度特征表达与提取的方式提高螺栓/铆钉故障检测精度。

为增强深层特征的语义信息和浅层特征的位置信息深度融合,进一步提高小目标特征提取能力,李雪峰等^[37]改进 FPN 算法并提出了 PinFPN,先利用自校正卷积网络(self-calibrated convolution network, SCNet)取代 ResNet 特征提取网络(自校正卷积如图 6 所示),再通过路径聚合网络(path aggregation network, PANet)和横向连接改进多尺度特征融合,最后在自建数据集(销钉故障和其他电力小目标)上验证了 PinFPN 算法的有效性。

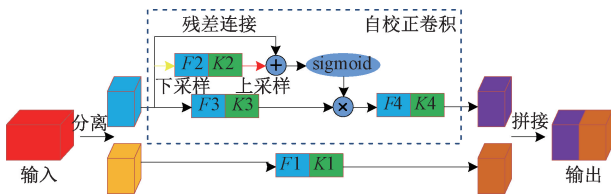


图 6 自校正卷积

Fig. 6 Schematic illustration of self-calibrated convolutions

吴刘宸等^[38]基于区域注意力机制和多尺度特征融合改进 Faster R-CNN,改进模型不仅能够更准确地定位螺栓故障,减少因背景干扰等因素导致的误检,而且还可以更好地处理不同大小的螺栓,提高对多尺度螺栓故障检测精度。康高强等^[39]提出了基于 Faster R-CNN 和 SVM 集成分类学习的开口销钉缺失检测方法,先利用 Faster R-CNN 精确定位销钉,再通过多个 SVM 分类器进行销钉缺失检测,该方法实现了销钉缺失自动检测。

高铁接触网巡检图像中的螺栓具有形状不明显、尺

寸小的特征,准确识别螺栓故障难上加难。为此,卢杰等^[40]提出了目标检测 YOLO 算法与语义分割 U-net 双级联架构的螺栓故障检测方法,该方法的螺栓故障检测精度高达 93.5%,具有较好的实际应用价值。由于图像中存在目标不显著、目标差异较小以及背景复杂等因素,基于深度学习的单标签图像分类方法不适合直接应用于多标签图像分类任务。为解决螺栓故障识别中存在视觉不可分问题,张珂等^[41]提出了一种基于 NTS-Net (navigator teacher scrutinizer network) 网络框架的螺栓属性多标签分类方法,该方法在螺栓多属性分类数据集上的检测精度达到了 84.5%,与基于 AlexNet、VGG16、ResNet18、ResNet34 等分类方法相比提高了近 10%~20%,但是该方法的检测性能在很大程度上依赖于高质量螺栓图像数据。

先验知识是指在进行目标检测之前预先获取的关于目标对象、场景等的信息,为了进一步提高目标检测准确率,研究者将先验知识引入到目标检测算法中。Zhao 等^[42]提出了基于语义知识和结构知识的螺栓故障多标签分类框架,由视觉-语义知识网络 (visual feature and semantic knowledge network, VFSKnet) 和视觉-位置知识网络 (visual feature and position knowledge network, VFPKnet) 加权合并组成,VFSKnet 学习螺栓故障标签之间的关系,VFPKnet 捕获结构化的细粒度特征,该框架在标签级和图像级的故障检测精度分别达到了 93.91% 和 83.29%,该方法证明了降低螺栓样本数据类内差异大、类间差异小影响,有利于提高螺栓故障识别准确率。

阎光伟等^[43]提出了融合先验信息和特征约束的 Faster R-CNN 模型,先利用 DBSCAN 算法获得先验信息,再引入费舍尔损失约束样本特征,最后基于 K 近邻算法进行难例挖掘,改进 Faster R-CNN 模型的螺栓故障检测精度达到了 83.9%,与原始 Faster R-CNN (71.9%)、YOLOv5 (80.1%) 相比分别提高了 12% 和 3.8%。

李刚等^[44]提出了先验知识与检测 Transformer (detection transformer, DETR) 融合的螺栓故障检测方法,该方法通过注意力机制实现螺栓视觉特征与先验知识的融合。先验知识可以帮助算法更好地聚焦于目标可能出现的区域、形状和特征,减少误检或漏检,但是如果先验知识本身不准确,对目标的形状估计错误或者对目标出现频率的统计偏差较大,将会导致算法检测性能下降。

2) 基于弱监督或无监督的螺栓/铆钉故障检测方法

添加注意力机制、多尺度特征融合、先验知识等策略是提高深度学习算法检测性能的有效手段,还有研究者将无监督或弱监督学习与目标检测算法结合提高螺栓/铆钉故障检测精度。

Zhao 等^[45]基于聚类算法和 Faster R-CNN 结合提出

了自动视觉形状聚类网络 (automatic visual shape clustering network, AVSCNet),网络结构如图 7 所示。

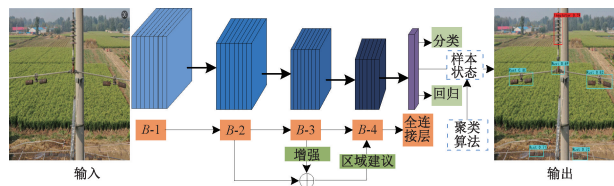


图 7 AVSCNet 网络结构
Fig. 7 Overview of AVSCNet

在训练阶段利用视觉形状聚类方法优化网络模型,并通过特征增强、特征融合和扩展感兴趣区域改进 Faster R-CNN,改进模型的螺栓缺销故障检测精度达到了 71.4%,与 Faster R-CNN 相比提高了 11%,但是其检测速度仅为 Faster R-CNN 的 1/3。赵振兵等^[46]提出了基于 DBSCN-FPN 算法的销钉缺失检测方法,通过 DBSCN 聚类算法获取螺栓先验知识指导 FPN 模型训练,该方法的缺销螺栓检测精度达到了 74.2%,与 Faster R-CNN、基于区域的全卷积网络 (region-based fully convolutional networks, R-FCN)、全卷积网络 (fully convolutional networks, FCN) 相比分别提高了 9%、8% 和 6%。

基于全监督检测模型的螺栓故障检测需要大量的目标级标注,为了减少目标级标注的人力物力消耗,赵振兵等^[47]提出了基于改进区域聚类学习 (proposal cluster learning, PCL) 模型的销钉缺失弱监督检测方法,通过多实例学习网络、实例分类提纯网络、多任务学习网络结合通道注意力机制构建了图 8 所示的改进 PCL 模型,改进 PCL 模型仅利用图像级标注即可实现螺栓缺销检测,虽然螺栓缺销检测精度仅有 31.6%,但是与 PCL 模型相比提高了 25.6%。

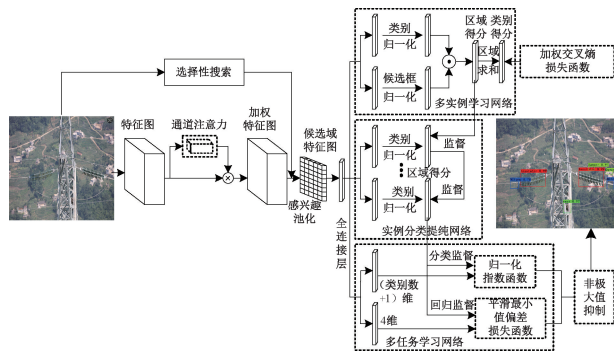


图 8 改进 PCL 结构
Fig. 8 Structure of improved PCL

为了解决弱监督检测方法在螺栓故障检测中存在的类不平衡问题,赵振兵等^[48]提出了一种基于自适应加权损失函数 (self-adaptation weighted loss function, SAW) 的

PCL 模型,SAW-PCL 模型通过在主网络中添加 CBAM 提取螺栓精细特征,并利用 SAW 损失函数动态调整不同类别样本的学习程度,从而平衡不同类别目标的检测性能。

3) 基于知识推理的螺栓/铆钉故障检测方法

近年来,图卷积网络 (graph convolutional network, GCN) 和门控图神经网络 (gated graph neural network, GGNN) 在众多领域取得了重大成功。赵振兵等^[49]基于 GGNN 构建了螺栓-螺母关联知识图谱,通过 Faster R-CNN 结合目标先验知识实现了螺栓故障高效分类,弥补了一些故障检测方法仅依靠表面提取特征进行分类的仅依靠表面提取特征进行分类的不足。

赵振兵等^[50]根据 GCN 学习不同种类螺栓之间的关系,提出了基于图知识推理的螺栓故障检测方法,解决了螺栓故障识别任务中视觉不可分和类不平衡问题。针对螺栓视觉不可分和语义歧义问题,赵振兵等^[51]提出了基于联合结构-语义关系图知识推理的螺栓故障检测方法,通过 GCN 和图知识推理模块设计了如图 9 所示的动态图知识推理网络,该方法能够有效地提高螺栓故障检测准确率,其螺栓故障检测精度达到 93.1%,与基准模型 (Resnet-101 检测精度为 85%) 相比提高了 8.1%。

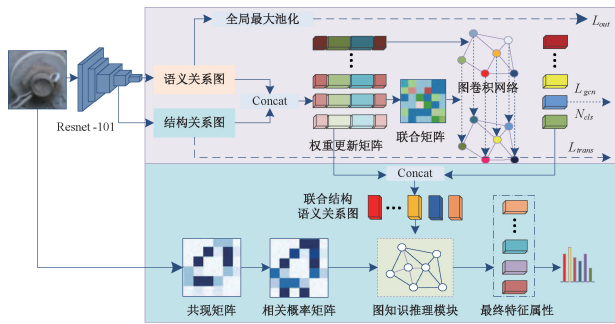


图 9 动态图知识推理网络
Fig. 9 Dynamic graph knowledge reasoning network

除上述目标检测算法在输电线路螺栓/铆钉故障检测中应用以外,戚银城等^[52]提出了基于迁移的图像超分辨率处理方法,解决了样本图像模糊、分辨率低等问题;王健等^[53]提出了基于生成对抗网络和 RetinaNet 的销钉缺陷检测方法,RetinaNet 算法实现销钉缺陷自动标注,解决了人工标注样本费时费力问题;赵振兵等^[54]提出了基于知识蒸馏的螺栓故障分类方法,为轻量化网络模型压缩提供了技术支持;李刚等^[55]提出了 YOLOv8 与语义知识融合的螺栓故障检测方法,为无人机智能巡检提供了新的检测手段。

深度学习技术在线路类螺栓故障检测中发挥着重要作用,上述螺栓/铆钉故障检测研究成果统计如表 4 所示。

表 4 基于机器视觉的线路类螺栓/铆钉故障检测研究成果

Table 4 Research results on bolt/rivet fault detection of line-type based on machine vision

文献	模型	数据集/幅	目标类别	框架	GPU	mAP/%	FPS
[37]	PinNet (SCNet 改进 Faster R-CNN)	5 260	销钉缺失	PyTorch	GTX 2080Ti	72. 5	5. 3
[38]	区域注意力机制和多尺度特征融合改进 Faster R-CNN	9 752	正常螺栓、销钉缺失、销钉松动、螺母缺失	—	GTX 1080	74. 3	8. 2
[39]	Faster R-CNN+SVM 多分类器	4 000	旋转双耳、开口销钉	Caffe	GTX 1070	97. 5	—
[40]	YOLO+U-net	2 439	正常螺栓、缺陷螺栓	TensorFlow	RTX 3090	93. 5	—
[41]	可变形 NTS-Net	2 000	螺栓属性缺陷 6 类	PyTorch	TITAN XP	84. 5	—
[42]	RFBDs (VFSKnet+VFPKnet)	1 944	正常螺栓、5 类螺栓缺陷	—	—	93. 91	31. 1
[43]	融合先验信息和特征约束的 Faster R-CNN	28 887	正常螺栓、开口销脱落螺栓、开口销松动螺栓	PyTorch	GTX 2080Ti	86. 6	—
[44]	融合先验知识的 DETR	475	正常螺栓、缺垫片销钉和螺母	—	RTX 3090	70. 6	5. 5
[45]	自动视觉聚类 AVSCNet	1 840	正常螺栓、销钉缺失	TensorFlow	TITAN XP	72. 4	1. 0
[46]	DBSCAN-FPN	1 800	正常螺栓、缺销螺栓	TensorFlow	GTX 1070	76. 2	—
[47]	改进 PCL 模型	1 984	正常螺栓、缺销螺栓	PyTorch	TITAN XP	45	—
[48]	SAW-PCL 模型+CBAM	1 984	正常螺栓、缺销螺栓	PyTorch	TITAN XP	39. 3	—
[49]	Faster R-CNN+GGNN	510	6 类螺栓缺陷	—	GTX 1080Ti	63. 56	—
[50]	Resnet-101+图知识推理	4 507	正常螺栓、缺销螺栓等 6 类	PyTorch	GTX 1080Ti	92. 86	—
[51]	Resnet-101+联合结构语义图知识推理	2 474	螺栓属性分为 13 类	PyTorch	GTX 1080Ti	92. 4	—
[53]	生成对抗网络+RetinaNet	1 209	正常类螺栓、缺失类螺栓	Keras	RTX 2080	87. 6	3. 3
[54]	注意力转移+自适应加权知识蒸馏	6 420	正常螺栓、脱销、螺母缺失	PyTorch	—	89. 28	—
[55]	改进 YOLOv8+语义知识融合	1 864	正常螺栓、有缺陷螺栓	PyTorch	RTX 4060	87. 0	—

3.2 箱体类螺栓/铆钉故障检测

箱体类螺栓/铆钉广泛应用于交通运输与航空航天设备中,如飞行器、船舶、动车车厢等都是这一类典型代表。铁路作为铁路交通的重要组成部分之一,在国民经济发展和国防建设中起到着举足轻重的作用。随着我国铁路运营里程数逐年增长,铁路公司不断地将机器视觉检测技术应用到铁路检测的诸多方面,如铁路货车运行故障动态图像检测系统(trouble of moving freight detection system, TFDS)。为了解决 TFDS 中螺栓故障人工检查效率低下的问题,费垚东等^[56]提出了基于传统图像处理的螺栓故障检测方法,先利用模板匹配技术确定螺栓感兴趣区域,再基于自适应阈值的局部三值算子(local ternary pattern, LTP)提取螺栓局部特征,最后利用支持向量机(support vector machine, SVM)分类器进行螺栓故障分类,该方法实现了螺栓故障自动识别,螺栓故障识别准确率达到 90. 88%,但是传统图像处理方法受图像质量影响较大,其鲁棒性不强。

为实现 TFDS 列车底部螺栓故障的精准定位,张幸宁^[57]提出了 YOLOv3 识别结合 VGG16 分类的高速列车底板螺栓故障检测方法,采用全局平均池化取代全连接层和模型剪枝

优化 VGG16,改进模型的螺栓故障检测精度达到了 97. 29%,与原始分类网络 VGG16 相比,其检测效率提高了 63%。

螺栓松动容易造成栓接结构预应力不足、承载力下降等缺陷,为实现轨道车辆螺栓松动智能监测,彭嘉悉^[58]提出了基于深度学习的动车组转向架部件故障检测方法,先以 YOLOv7 作为基准模型进行部件定位,再使用 AlexNet、VGG16、Inception-Resnet-v2、Resnet-50 分类网络进行螺栓异常分类,最后使用带有法向量约束的 Ransac 点云分割方法进行螺栓高度测量,该方法实现了螺栓松动的进一步精细化诊断。

铆接作为零件装配中一种重要紧固连接方式,广泛应用于航空航天、飞行器装配等领域。针对传统图像处理的故障检测方法存在适应性差、鲁棒性低等问题,乔天宇^[59]提出了基于深度学习的铆钉外观缺陷检测方法,利用 ResNet 和 DenseNet 并联方式加强特征信息提取和融合。吕帅帅等^[60]提出了基于改进 Mask R-CNN 的铆钉裂纹故障识别方法,Mask R-CNN 的基本框架如图 10 所示,通过基于位置反馈机制和裂纹的感兴趣区域筛选优化 Mask R-CNN,改进模型的裂纹识别准确率达到 87. 5%,与原始 Mask R-CNN 相比提高了近 34%。

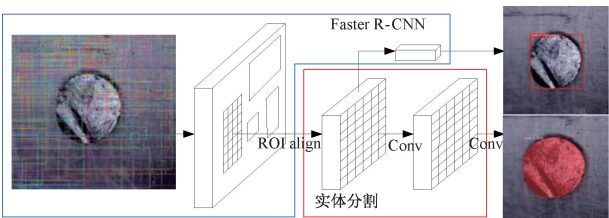


图 10 Mask R-CNN 的基本框架

Fig. 10 Basic architecture of Mask R-CNN

为提高铆钉故障检测精度和效率,赵娜^[61]提出了基于改进 U-net++网络模型的铆钉故障检测方法,通过将 U-net++与 ResNet 残差网络进行融合来更好的提取特征信息,相比于 Mask R-CNN 模型,改进模型的故障检测准确率提高了 10.6%,其检测速度达到了 14.3 fps。

基于箱体类螺栓/铆钉的故障检测还有其他深度学习方法,如王慧等^[62]提出了基于 Faster R-CNN 的铆钉故障检测方法,该方法的故障检测精度达到了 93.9%;辛佳雯等^[10]提出了基于 Faster R-CNN 和改进 CPN 级联的螺栓安装故障检测方法,实现了航空发动机图像中螺栓及关键点检测;李宗刚等^[63]提出了基于 DETR 与 SimAM 注意力机制结合的故障检测方法,有效地提高了小目标检测精度;武晓春等^[64]基于局部强化算法和多尺度通道组混排卷积改进 YOLOv8,实现了螺栓锈蚀故障高效检测;陈业泓等^[65]提出了基于 SSD-YOLO 的螺栓故障检测算法,为动车组状态检修提供了参考。

表 5 统计了机器视觉检测方法在箱体类螺栓/铆钉故障中应用的研究成果。

表 5 基于机器视觉的箱体类螺栓/铆钉故障检测研究成果

Table 5 Research results on bolt/rivet fault detection of box-type based on machine vision

文献	模型	数据集/幅	目标类别	框架	GPU	mAP/%	FPS
[56]	模版匹配技术+自适应 LTP 算子+SVM	30 000	正常螺栓、故障螺栓	—	—	90.88	—
[57]	YOLOv3+VGG16	13 239	固件螺栓、缺陷螺栓等	PyTorch	GTX 1060	97.29	27.8
[58]	YOLOv7+分类网络	589	43 个部件类别、12 个缺陷类别	PyTorch	RTX 3070	77.1	20.0
[59]	ResNet 和 DenseNet 并联的 CNN 模型	1 500	划痕、折叠、裂纹、凹坑、缺口	TensorFlow	—	95.56	—
[60]	Mask R-CNN	85	带裂纹和无裂纹的铆钉	—	—	87.5	—
[61]	U-net++	300	杆面碰伤、划伤、压痕、生锈、头部碰伤、头部开裂、起皱等	PyTorch	RTX 2060	—	14.3
[62]	Faster R-CNN	4 321	凹坑、划痕、缺边、擦伤、凸起、杆部的损伤 6 类缺陷	TensorFlow	RTX 2080	93.9	—
[10]	Faster R-CNN+改进 CPN	280	航空发动机中的螺栓	PyTorch	RTX 3090	81.5	—
[63]	DETR+SimAM	2 300	铆接合格、漏铆、铆接错位等	PyTorch	RTX 2080Ti	97.12	25.4
[64]	改进 YOLOv8	15 275	锈蚀螺栓	PyTorch	RTX 4060	86.1	12.2
[65]	SSD+YOLOv5	1 760	制动盘螺栓故障	PyTorch	RTX 3090	98.3	89

3.3 构件类螺栓/铆钉故障检测

构件类螺栓/铆钉作为现代工程建设中不可或缺的关键连接件,广泛应用于大型建筑与基础设施领域,桥梁、钢构、建筑为典型代表。

在工程应用领域,螺栓的工作性能(滑动、分离或脱落)会对连接部件产生重要影响。为了实现桥梁螺栓松动实时检测,Cha 等^[66]提出了基于 Hough 变换和 SVM 相结合的螺栓松动视觉检测方法,先对手机采集的图像进行全变差去噪,再通过 Hough 变换提取螺栓关键点特征,最后训练 SVM 分类器区分松动螺栓和正常螺栓,该方法的螺栓松动识别准确率达 95%,有望在复杂机械系统或土木结构的螺栓检测中推广使用。为了实现不同角度和螺栓遮挡图像的螺栓松动检测,Luo 等^[67]提出了一种基于图像透视校正的法兰板螺栓松动检测方法,该方法

可以基于识别出的螺母角点对每个螺栓图像的视角畸变进行校正,有效地识别出法兰连接螺栓松动情况。曾飞等^[68]提出了一种利用弹性线曲率变化的螺栓松动检测方法,通过螺栓间弹性线放大螺栓松动角度结合固定点曲率变化确定螺栓转动角度,实现了大型建筑结构中螺栓松动的早期检测,为多种类型螺栓识别及松动检测提供了技术支持。

上述传统图像处理方法在特征提取、检测准确率和效率、泛化能力等方面,与深度学习方法相比还存在明显不足。为提高螺栓松动检测的智能化水平,劳武略等^[69]提出了基于深度学习和传统图像处理相结合的钢桥螺栓松动检测方法,先利用 YOLOv5 和关键点检测模型进行螺栓定位和螺栓关键点检测,再通过 Voronoi 图分类、中心点匹配、最小二乘法拟合透视变换等判断螺栓是否发

生松动,该方法通过对比图像关键点位置变化识别螺栓松动,大幅提升了螺栓松动检测自动化程度。

为了自动识别铁路桥梁中缺失的高强度螺栓,赵欣欣等^[70]提出一种基于深度学习的螺栓缺失检测方法,先搭建 12 层主干网络(5 层卷积层、5 层池化层和 2 个全连接层),在主干网络中添加通道和空间注意力子网络以提高特征和区域敏感性,该模型在真实场景下的螺栓故障检测准确率高达 94.9%,有望在涂层裂化、异常变形等桥梁病害场景中推广应用,但是模型的训练速度还有待进一步提升。鞠晓臣等^[71]提出了基于自注意力机制与中心点回归(self attention mechanism and center point regression, SACPR)算法的桥梁螺栓故障检测方法,该算法的螺栓故障检测精度与 RetinaNet 算法相近,但是

其推理速度是 RetinaNet 的 5.6 倍。刘畅^[72]提出了语义分割与孪生网络相结合的螺栓松动缺陷检测方法,以 DeepLabv3+作为特征提取网络,ResNet18 作为判别器,螺栓松动检测准确率在 95% 以上。牟宗涵^[73]提出了基于 YOLOv5 的自适应裁剪浅层注意力网络,实现了铁路桥梁钢结构表面缺陷智能检测。张洪等^[74]通过引入高效通道注意力机制、优化空间金字塔池化结构、替换边界框损失函数、添加解耦检测头改进 YOLOv5,改进模型的螺栓缺陷检测精度达到 92.6%,与原始 YOLOv5 相比提高了 4.3 个百分点,有效地解决了背景噪声干扰与小目标情况下特征提取困难的问题。

表 6 统计了机器视觉检测方法在构件类螺栓/铆钉故障检测中应用的研究成果。

表 6 基于机器视觉的构件类螺栓/铆钉故障检测研究成果

Table 6 Research results on bolt/rivet fault detection of component-type based on machine vision

文献	模型	数据集/幅	目标类别	框架	GPU	mAP/%	FPS
[69]	YOLOv5+传统图像处理方法	1 340	高强螺栓	—	—	97.3	3.0
[70]	12 层卷积神经网络	4 598	螺栓缺失场景、支座场景	—	—	94.9	—
[71]	自注意力机制+中心点回归	2 706	螺栓	Keras	—	93.91	45
[72]	语义分割(DeepLabv3+)+孪生网络	1 600	松动螺栓、未松动螺栓	PyTorch	RTX 2060	96.97	—
[73]	自适应裁剪浅层注意力网络	1 260	螺栓缺失、螺母锈蚀	PyTorch	RTX 2080	72.8	—
[74]	注意力机制、空间金字塔池化结构、解耦检测头、损失函数改进 YOLOv5	1 502	螺栓锈蚀、螺栓松动、螺栓脱落以及螺母脱落	PyTorch	RTX 3090	92.6	—

4 未来研究展望

随着基于机器视觉的螺栓/铆钉故障检测研究的不断深入,相比于传统图像处理方法,深度学习算法对螺栓/铆钉故障检测有着较好的检测结果,但是在数据集规模及样本标注、小目标检测等方面面临着挑战。未来的研究工作将从以下几个方面展开:

1) 建立螺栓/铆钉故障检测公开数据集。通过图像增强技术、多源图像融合技术、物理渲染、生成对抗网络、扩散模型等方法扩充样本数量,解决故障样本类不平衡问题,以及利用弱监督、无监督学习进行样本标注,将是未来研究热点之一。

2) 提高模型的螺栓/铆钉小目标故障检测能力。图像中的螺栓/铆钉及其故障不及图像的 1%,如何进行小目标故障检测是螺栓/铆钉故障检测需解决的一个问题。现有目标检测算法结合多尺度特征融合、特征金字塔网络、注意力机制、可变形卷积、调整损失函数等策略改进将成为小目标故障检测研究方向之一。

3) 设计螺栓/铆钉故障检测性能良好的检测模型。

CNN 能够充分提取待检测目标的局部特征,但 Faster R-CNN、SSD、YOLO 等主流的目标检测算法对小目标检测效果欠佳。为了进一步捕捉图像的全局依赖关系,充分地利用上下文信息、归一化流模型,综合现有目标检测算法、语义分割算法、基于注意力机制的视觉 Transformer 网络模型、图卷积神经网络算法优势,设计一个检测性能良好的深度学习网络模型将成为小目标螺栓/铆钉故障检测研究的重点。

4) 螺栓/铆钉故障检测网络模型轻量化。为满足实际场景需求,将深度学习网络模型部署在嵌入式设备上用于螺栓/铆钉故障实时检测,网络模型轻量化尤为重要。在保证网络模型检测准确率的同时,如何利用模型剪枝、知识蒸馏、低秩分解、网络量化等模型压缩技术降低模型计算开销是螺栓/铆钉故障检测研究方向之一。

5) 构建螺栓/铆钉故障智能检测系统。得益于云计算和边缘计算技术在算力分配和存储资源共享,基于人工智能技术的大模型需要具有巨大的计算能力,已远超出便携式或在线监控设备的计算能力。为了便于深度学习网络模型部署于边缘设备上,促进输电线路、铁路交通

巡检技术落地,构建云-边-端协同融合检测系统具有重要研究价值。

5 结 论

文章聚焦螺栓/铆钉故障检测难题,以可见光图像中视觉检测技术流程为切入点,详细阐述了基于深度学习的螺栓/铆钉故障检测方法;概述了基于双阶段算法、单阶段算法、级联检测模型的螺栓/铆钉故障深度学习检测方法,并比较和分析了主要故障检测方法的优缺点;梳理了线路类、箱体类、构件类螺栓/铆钉典型应用场景中的故障检测方法,指明了螺栓/铆钉故障检测从传统图像处理向深度学习不断演变是智能巡检的必然趋势。最后针对现有螺栓/铆钉故障视觉检测方法在数据集、样本标注、小目标检测等方面面临挑战,同时针对现有的深度学习技术和最近的研究思路,详细分析了基于深度学习的螺栓/铆钉故障检测未来的发展趋势。通过以上的论述,期望为从事螺栓/铆钉故障检测的研究人员和工作人员提供有价值的参考。

参考文献

- [1] 陈平,商秋仙,余鑫,等. 基于 ELM 的超声多特征融合螺栓应力测量方法[J]. 仪器仪表学报, 2024, 45(4): 46-56.
CHEN P, SHANG Q X, YU X, et al. Ultrasonic multi-feature fusion bolt stress measurement method based on ELM[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(4): 46-56.
- [2] 刘传洋,吴一全,刘景景. 基于视觉的输电线路金具锈蚀缺陷检测方法研究进展[J]. 仪器仪表学报, 2024, 45(3): 286-305.
LIU CH Y, WU Y Q, LIU J J. Research progress of vision-based rust defect detection methods for metal fittings in transmission lines[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(3): 286-305.
- [3] 赵江平,徐恒,党悦悦. 基于改进 Faster R-CNN 的铁路客车螺栓检测研究[J]. 中国安全科学学报, 2021, 31(7): 82-89.
ZHAO J P, XU H, DANG Y Y. Research on bolt detection of railway passenger cars based on improved Faster R-CNN[J]. China Safety Science Journal, 2021, 31(7): 82-89.
- [4] 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 Y, NING P F, NIU P J, et al. Review on mounted UAV for transmission line inspection[J]. Power System Technology, 2021, 45(9): 3636-3648.
- [5] 腾云,陈双,邓洁清,等. 智能巡检机器人系统在苏通 GIL 综合管廊工程中的应用[J]. 高电压技术, 2019, 45(2): 393-401.
TENG Y, CHEN SH, DENG J Q, et al. Application of intelligent inspection robot system in sutong GIL utility tunnel project[J]. High Voltage Engineering, 2019, 45(2): 393-401.
- [6] 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.
ZHAO ZH B, JIANG ZH G, LI Y X, et al. Overview of visual defect detection of transmission line components[J]. Journal of Image and Graphics, 2021, 26(11): 2545-2560.
- [7] 张武能,汪毅,张留斌,等. 输电铁塔螺栓连接结构健康监测技术进展与展望[J]. 中国电力, 2021, 54(2): 18-26.
ZHANG W N, WANG Y, ZHANG L B, et al. Development and prospect of structure health monitoring technologies for bolted joints of transmission towers[J]. Electric Power, 2021, 54(2): 18-26.
- [8] 罗隆福,叶威,王健. 基于深度学习的高铁接触网顶紧螺栓的缺陷检测[J]. 铁道科学与工程学报, 2021, 18(3): 605-614.
LUO L F, YE W, WANG J. Defect detection of the puller bolt in high-speed railway catenary based on deep learning[J]. Journal of Railway Science and Engineering, 2021, 18(3): 605-614.
- [9] 赵丽洁,刘思杨,王昊. 基于机器视觉的钢结构螺栓群松动批量角度识别[J]. 机械设计与研究, 2024, 40(2): 214-219.
ZHAO L J, LIU S Y, WANG H. Machine vision-based bulk angle identification of loose steel structure bolt groups[J]. Machine Design and Research, 2024, 40(2): 214-219.
- [10] 辛佳雯,王睿,谢艳霞,等. 基于关键点检测的航空发动机螺栓安装缺陷自动化检测方法[J]. 仪器仪表学报, 2023, 44(3): 98-106.
XIN J W, WANG R, XIE Y X, et al. Automatic detection method of aero-engine bolt installation defects based on key points defection[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(3): 98-106.
- [11] 付晶,谈家英,周立玮,等. 输电线路无人机巡检图像缺陷智能识别方法分析[J]. 高电压技术, 2023, 49(S1): 103-110.
FU J, TAN J Y, ZHOU L W, et al. Analysis of intelligent recognition method for image defects in unmanned aerial vehicle inspection of transmission lines[J].

- High Voltage Engineering, 2023, 49(S1): 103-110.
- [12] 赵丽娟, 柳长安, 张正, 等. 输电线路中销钉缺陷的自适应检测技术研究[J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2023, 51(2): 109-115, 160.
ZHAO L J, LIU CH AN, ZHANG ZH, et al. Research on adaptive detection technology for pin defects in transmission lines[J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2023, 51(2): 109-115, 160.
- [13] 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.
GU CH Y, LI ZH, SHI J T, et al. Detection for pin defects of overhead lines by UAV patrol image based on improved Faster-RCNN[J]. High Voltage Engineering, 2020, 46(9): 3089-3096.
- [14] 齐鸿雨. 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.
QI H Y. Research on bolt defect detection in aerial images based on Faster R-CNN and knowledge expression[D]. Baoding: North China Electric Power University, 2021.
- [15] 赵振兵, 李延旭, 甄珍, 等. 结合 KL 散度和形状约束的 Faster R-CNN 典型金具检测方法[J]. 高电压技术, 2020, 46(9): 3018-3026.
ZHAO ZH B, LI Y X, ZHEN ZH, et al. Typical fittings detection method with Faster R-CNN combining KL divergence and shape constraints [J]. High Voltage Engineering, 2020, 46(9): 3018-3026.
- [16] 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.
QI Y CH, WU X L, ZHAO ZH B, et al. Bolt defect detection for aerial transmission lines using Faster R-CNN with an embedded dual attention mechanism[J]. Journal of Image and Graphics, 2021, 26(11): 2594-2604.
- [17] 叶飞, 骆星智, 宋永春, 等. 基于双特征融合的改进 R-CNN 电力小金具缺陷检测方法研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2023, 37(7): 213-220.
YE F, LUO X ZH, SONG Y CH, et al. Research on defect inspection of power small fittings based on improved R-CNN and double feature fusion[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 37(7): 213-220.
- [18] 白洁音, 赵瑞, 谷丰强, 等. 多目标检测和故障识别图像处理方法[J]. 高电压技术, 2019, 45(11): 3504-3511.
BAI J Y, ZHAO R, GU F Q, et al. Multi-target detection and fault recognition image processing method[J]. High Voltage Engineering, 2019, 45(11): 3504-3511.
- [19] 吴军, 白梁军, 董晓虎, 等. 基于 Cascade R-CNN 算法的输电线路小目标缺陷检测方法[J]. 电网与清洁能源, 2022, 38(4): 19-27, 36.
WU J, BAI L J, DONG X H, et al. Transmission line small target defect detection method based on Cascade R-CNN algorithm[J]. Power System and Clean Energy, 2022, 38(4): 19-27, 36.
- [20] 项辉. 输电杆塔螺栓缺陷检测与识别技术研究[D]. 武汉: 华中科技大学, 2021.
XIANG H. Research on detection and recognition technology of bolt defects on transmission tower [D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2021.
- [21] 徐文辉, 钟胜, 邹旭, 等. 基于多任务级联的动车裙板螺栓缺陷检测算法[J]. 实验技术与管理, 2023, 40(10): 63-69.
XU W H, ZHONG SH, ZOU X, et al. Multi-task cascading-based defect detection method for skirt bolts of EMU[J]. Experimental Technology and Management, 2023, 40(10): 63-69.
- [22] 王慧民. 基于深度学习的输电线路小金具缺陷检测[D]. 太原: 太原理工大学, 2022.
WANG H M. Small fittings fault detection of transmission lines based on deep learning [D]. Taiyuan: Taiyuan University of Technology, 2022.
- [23] 卢源文. 基于改进 YOLOx 的输配电线路设备检测和缺陷识别[D]. 南昌: 江西师范大学, 2023.
LU Y W. Improved YOLOx-based transmission and distribution line equipment detection and defect identification [D]. Nanchang: Jiangxi Normal University, 2023.
- [24] 朱敏玲, 任玉琢. 基于神经网络的螺丝表面缺陷检测[J]. 兵器装备工程学报, 2024, 45(3): 224-231.
ZHU M L, REN Y ZH. Screw surface defect detection based on neural network [J]. Journal of Ordnance Equipment Engineering, 2024, 45(3): 224-231.
- [25] 李瑞生, 张彦龙, 翟登辉, 等. 基于改进 SSD 的输电线路销钉缺陷检测[J]. 高电压技术, 2021, 47(11): 3795-3802.
LI R SH, ZHANG Y L, ZHAI D H, et al. Pin defect detection of transmission line based on improved SSD[J]. High Voltage Engineering, 2021, 47(11): 3795-3802.
- [26] 李曜丞, 李喆, 许永鹏, 等. 基于立体注意力机制的输电线路图像识别算法[J]. 高电压技术, 2023, 49(8):

- 3437-3445.
- LI Y CH, LI ZH, XU Y P, et al. Image recognition for transmission lines based on stereo attention mechanism[J]. High Voltage Engineering, 2023,49(8):3437-3445.
- [27] 李志强. 基于深度卷积神经网络的航拍销钉缺失检测方法及应用研究[D]. 湘潭:湘潭大学,2022.
- LI ZH Q. Research on detection method and application of missing pin in aerial photography based on deep CNN[D]. Xiangtan:Xiangtan University, 2022.
- [28] 王昕钰,王倩,程敦诚,等. 基于三级级联架构的接触网定位管开口销缺陷检测[J]. 仪器仪表学报,2019,40(10):74-83.
- WANG X Y, WANG Q, CHENG D CH, et al. Detection of split pins defect in catenary positioning tube based on three-level cascade architecture[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019,40(10):74-83.
- [29] 周雯,史天运,李平,等. 基于2阶级联轻量级卷积神经网络的高铁接触网悬挂紧固件缺陷识别方法[J]. 中国铁道科学,2020,41(5):115-126.
- ZHOU W, SHI T Y, LI P, et al. Defect recognition method for fasteners of catenary suspension for high speed railway based on two-cascade lightweight CNN[J]. China Railway Science, 2020,41(5):115-126.
- [30] 徐晓华,钱平,王一达,等. 面向电力系统的多粒度隐患检测方法[J]. 北京航空航天大学学报,2021,47(3):520-530.
- XU X H, QIAN P, WANG Y D, et al. Multi-granularity hazard detection method for electrical power system[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2021,47(3):520-530.
- [31] 王红星,翟学锋,陈玉权,等. 基于改进 Cascade R-CNN的两阶段销钉缺陷检测模型[J]. 科学技术与工程,2021,21(15):6373-6379.
- WANG H X, ZHAI X F, CHEN Y Q, et al. Two-stage pin defect detection model based on improved Cascade R-CNN[J]. Science Technology and Engineering, 2021,21(15):6373-6379.
- [32] 周香君. 电力杆塔中销钉缺陷识别研究与应用[D]. 北京:华北电力大学,2023.
- ZHOU X J. Research and application of pin defect identification in power tower[D]. Beijing: North China Electric Power University, 2023.
- [33] 张姝,王昊天,董骁翀,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.
- ZHANG SH, WANG H T, DONG X CH, et al. Bolt detection technology of transmission lines based on deep learning[J]. Power System Technology, 2021,45(7):2821-2829.
- [34] 倪源松,韩军,邹小燕,等. 两阶段自适应分块输电线路螺栓缺陷检测方法[J/OL]. 计算机工程,1-11[2024-08-23].
- NI Y S, HAN J, ZOU X Y, et al. Two-stage adaptive block transmission line bolt defect detection method[J/OL]. Computer Engineering, 1-11[2024-08-23].
- [35] 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]. 北京:华北电力大学,2021.
- LI Y X. Research on defect detection method of transmission line bolt based on knowledge representation[D]. Beijing: North China Electric Power University, 2021.
- [36] 于畅,伍星,邓秋菊. 基于深度学习的多视角螺钉缺失智能检测算法[J]. 山东大学学报(工学版),2023,53(4):104-112.
- YU CH, WU X, DENG Q J. Intelligent screw absence detection algorithm based on deep learning with multiple perspectives[J]. Journal of Shandong University (Engineering Science), 2023,53(4):104-112.
- [37] 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.
- LI X F, LIU H Y, LIU G H, et al. Transmission line pin defect detection based on deep learning[J]. Power System Technology, 2021,45(8):2988-2995.
- [38] 吴刘宸,张辉,刘嘉轩,等. 基于区域注意力机制和多尺度特征融合的输电线路螺栓缺陷检测[J]. 计算机科学,2023,50(S1):438-444.
- WU L CH, ZHANG H, LIU J X, et al. Defect detection of transmission line bolt based on region attention mechanism and multi-scale feature fusion[J]. Computer Science, 2023,50(S1):438-444.
- [39] 康高强,高仕斌,于龙,等. 基于深度学习的高铁接触网旋转双耳开口销钉缺失故障检测[J]. 铁道学报,2020,42(10):45-51.
- KANG G Q, GAO SH B, YU L, et al. Fault detection of missing split pins in swivel with clevis in high-speed railway catenary based on deep learning[J]. Journal of the China Railway Society, 2020,42(10):45-51.
- [40] 卢杰,魏霞,张林鎔,等. 基于双级联架构的接触网螺栓缺陷检测[J/OL]. 铁道标准设计,1-11[2025-01-19].
- LU J, WEI X, ZHANG L X, et al. Catenary bolt defect detection based on double cascade architecture[J/OL]. Railway Standard Design, 1-11[2025-01-19].
- [41] 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.
- ZHANG K, HE Y X, ZHAO K, et al. Multi-label classification method of bolt attributes based on deformable NTS-Net[J]. Journal of Image and Graphics, 2021, 26(11): 2582-2593.
- [42] ZHAO ZH B, WANG R, LI Y X, et al. A new multilabel recognition framework for transmission lines bolt defects based on the combination of semantic knowledge and structural knowledge[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2022, 71: 5020211.
- [43] 阎光伟, 周香君, 焦润海, 等. 融合先验信息和特征约束的杆塔螺栓缺陷检测[J]. 中国图象图形学报, 2023, 28(11): 3497-3508.
- YAN G W, ZHOU X J, JIAO R H, et al. Defect detection of tower bolts by fusion of priori information and feature constraints[J]. Journal of Image and Graphics, 2023, 28(11): 3497-3508.
- [44] 李刚, 张涛涛, 汪文凯, 等. 采用 DETR 与先验知识融合的输电线路螺栓缺陷检测方法[J]. 图学学报, 2023, 44(3): 438-447.
- LI G, ZHANG Y T, WANG W K, et al. Defect detection method of transmission line bolts based on DETR and prior knowledge fusion[J]. Journal of Graphics, 2023, 44(3): 438-447.
- [45] ZHAO ZH B, QI H Y, QI Y CH, 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.
- [46] 赵振兵, 张帅, 蒋炜, 等. 基于 DBSCAN-FPN 的输电线路螺栓缺销检测方法[J]. 中国电力, 2021, 54(3): 45-54.
- ZHAO ZH B, ZHANG SH, JIANG W, et al. Detection method for bolts with mission pins on transmission lines based on DBSCAN-FPN[J]. Electric Power, 2021, 54(3): 45-54.
- [47] 赵振兵, 丁洁涛. 基于改进 PCL 模型的输电线路缺销螺栓弱监督检测方法[J]. 科学技术与工程, 2022, 22(23): 10169-10178.
- ZHAO ZH B, DING J T. Weakly supervised detection method for pin-missing bolt of transmission line based on improved PCL model[J]. Science Technology and Engineering, 2022, 22(23): 10169-10178.
- [48] 赵振兵, 马迪雅, 丁洁涛, 等. 基于 SAW-PCL 的输电线路缺销螺栓弱监督检测方法[J]. 北京航空航天大学学报, 2024, 50(11): 3319-3326.
- ZHAO ZH B, MA D Y, DING J T, et al. Weakly supervised detection method for pin-missing bolt of transmission line based on SAW-PCL[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2024, 50(11): 3319-3326.
- [49] 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.
- ZHAO ZH B, DUAN J K, KONG Y H, et al. Construction and application of bolt and nut pair knowledge graph based on GGNN[J]. Power System Technology, 2021, 45(1): 98-106.
- [50] 赵振兵, 王睿, 赵文清, 等. 基于图知识推理的输电线路缺销螺栓识别方法[J]. 智能系统学报, 2023, 18(2): 372-380.
- ZHAO ZH B, WANG R, ZHAO W Q, et al. Pin-missing bolts recognition method for transmission lines based on graph knowledge reasoning[J]. CAAI Transactions on Intelligent Systems, 2023, 18(2): 372-380.
- [51] 赵振兵, 王睿, 王艺衡, 等. 联合结构-语义关系图知识推理的输电线路螺栓缺陷识别方法[J]. 智能系统学报, 2024, 19(6): 1584-1592.
- ZHAO ZH B, WANG R, WANG Y H, et al. Bolt defect recognition method for transmission line based on joint structure-semantic relationship graph knowledge reasoning[J]. CAAI Transactions on Intelligent Systems, 2024, 19(6): 1584-1592.
- [52] 戚银城, 耿劭锋, 赵振兵, 等. 基于特征迁移的螺栓图像超分辨率处理方法[J]. 智能系统学报, 2023, 18(4): 858-866.
- QI Y CH, GENG SH F, ZHAO ZH B, et al. A method for super resolution processing of bolt image based on feature transfer[J]. CAAI Transactions on Intelligent Systems, 2023, 18(4): 858-866.
- [53] 王健, 王凯, 刘刚, 等. 基于生成对抗网络和 RetinaNet 的销钉缺陷识别[J]. 华南理工大学学报(自然科学版), 2020, 48(2): 1-8.
- WANG J, WANG K, LIU G, et al. Recognition of defects in pins based on generative adversarial network and RetinaNet[J]. Journal of South China University of Technology (Natural Science Edition), 2020, 48(2): 1-8.
- [54] 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 ZH B, JIN CH X, QI Y CH, et al. Image classification of transmission line bolt defects based on

- dynamic supervision knowledge distillation [J]. High Voltage Engineering, 2021, 47(2): 406-414.
- [55] 李刚, 蔡泽浩, 孙华勋, 等. 基于改进 YOLOv8 与语义知识融合的金具缺陷检测方法研究[J]. 图学学报, 2024, 45(5): 979-986.
- LI G, CAI Z H, SUN H X, et al. Research on defect detection of transmission line fittings based on improved YOLOv8 and semantic knowledge fusion [J]. Journal of Graphics, 2024, 45(5): 979-986.
- [56] 费垚东, 李柏林, 范宏. TFDS 中螺栓故障的自动识别算法研究[J]. 机械设计与制造, 2021(10): 97-101.
- FEI Y D, LI B L, FAN H. Research on automatic identification algorithm of bolt fault in TFDS [J]. Machinery Design & Manufacture, 2021(10): 97-101.
- [57] 张幸宁. 基于深度学习的高速列车底板螺栓缺陷检测研究[D]. 南京: 南京邮电大学, 2020.
- ZHANG X N. Research on defect detection of high-speed train floor bolt based on deep learning [D]. Nanjing: Nanjing University of Posts and Telecommunications, 2020.
- [58] 彭嘉悉. 基于巡检图像的动车组转向架部件缺陷检测技术研究[D]. 武汉: 华中科技大学, 2023.
- PENG J X. Research on defect detection technology of EMU bogie components based on robot inspection images [D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2023.
- [59] 乔天宇. 基于深度学习的铆钉外观缺陷视觉识别技术研究[D]. 南京: 南京信息工程大学, 2020.
- QIAO T Y. Research on visual recognition technology of rivet appearance defects based on deep learning [D]. Nanjing: Nanjing University of Information Science and Technology, 2020.
- [60] 吕帅帅, 杨宇, 王彬文, 等. 基于改进 Mask-RCNN 的飞行器结构裂纹自动检测方法[J]. 振动. 测试与诊断, 2021, 41(3): 487-494, 620.
- LYU SH SH, YANG Y, WANG B W, et al. An automatic crack detection method for structure test based on improved Mask-RCNN [J]. Journal of Vibration, Measurement and Diagnosis, 2021, 41(3): 487-494, 620.
- [61] 赵娜. 基于 U-Net++ 铆钉表面缺陷检测的语义分割网络研究[D]. 上海: 东华大学, 2022.
- ZHAO N. Research on semantic segmentation network based on U-Net++ rivet surface defect detection [D]. Shanghai: Donghua University, 2022.
- [62] 王慧, 舒琪, 蒋朝根. 基于机器学习的铆钉缺陷检测技术[J]. 计算机应用与软件, 2023, 40(12): 114-118, 208.
- WANG H, SHU Q, JIANG CH G. Rivet defect detection technology based on machine learning [J]. Computer Applications and Software, 2023, 40(12): 114-118, 208.
- [63] 李宗刚, 宋秋凡, 杜亚江, 等. 基于改进 DETR 的机器人铆接缺陷检测方法研究[J]. 铁道科学与工程学报, 2024, 21(4): 1690-1700.
- LI Z G, SONG Q F, DU Y J, et al. Research on robot riveting defect detection method based on improved DETR [J]. Journal of Railway Science and Engineering, 2024, 21(4): 1690-1700.
- [64] 武晓春, 李鲁豫. 结合局部强化和改进 YOLOv8 的隧道螺栓锈蚀检测[J/OL]. 计算机工程与应用, 1-13 [2025-01-19].
- WU X CH, LI L Y. Tunnel bolt rust detection combining local enhancement and improvement of YOLOv8 [J/OL]. Computer Engineering and Applications, 1-13 [2025-01-19].
- [65] 陈业泓, 周航, 陆鑫, 等. 基于 SSD-YOLO 的动车组制动盘螺栓故障检测算法[J/OL]. 激光与光电子学进展, 1-17 [2025-01-19].
- CHEN Y H, ZHOU H, LU X, et al. Trouble detection algorithm of EMU brake disc bolt failure based on SSD-YOLO [J/OL]. Laser & Optoelectronics Progress, 1-17 [2025-01-19].
- [66] CHA Y J, YOU K, CHOI W. Vision-based detection of loosened bolts using the Hough transform and support vector machines [J]. Automation in Construction, 2016, 71(2): 181-188.
- [67] LUO J, ZHAO J, XIE CH Q, et al. Image-based bolt-loosening detection using an improved homography-based perspective rectification method [J]. Journal of Civil Structural Health Monitoring, 2024, 14: 513-526.
- [68] 曾飞, 刘欣, 王涛, 等. 基于螺栓间弹性线曲率变化的螺栓松动视觉检测[J]. 传感器与微系统, 2023, 42(11): 131-134.
- ZENG F, LIU X, WANG T, et al. Bolt-loosening visual detection based on curvature change of elastic line between bolts [J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2023, 42(11): 131-134.
- [69] 劳武略, 徐威, 张清华, 等. 基于计算机视觉的钢桥螺栓松动检测方法[J]. 铁道学报, 2024, 46(1): 91-102.
- LAO W L, XU W, ZHANG Q H, et al. Computer vision-based detection method for steel bridge bolt-looseness [J]. Journal of the China Railway Society, 2024, 46(1): 91-102.
- [70] 赵欣欣, 钱胜, 刘晓光. 基于卷积神经网络的铁路桥梁高强螺栓缺失图像识别方法[J]. 中国铁道科学,

2018,39(4):56-62.

ZHAO X X, QIAN SH SH, LIU X G. Image identification method for high-strength bolt missing on railway bridge based on CNN [J]. China Railway Science, 2018,39(4):56-62.

[71] 鞠晓臣,赵欣欣,钱胜胜. 基于自注意力机制的桥梁螺栓检测算法[J]. 浙江大学学报(工学版), 2022, 56(5):901-908.

JU X CH, ZHAO X X, QIAN SH SH. Self-attention mechanism based bridge bolt detection algorithm [J]. Journal of Zhejiang University (Engineering Science), 2022,56(5):901-908.

[72] 刘畅. 基于深度学习的桥梁螺栓定位与缺陷检测[D]. 武汉: 华中科技大学, 2022.

LIU CH. Bridge bolt location and defect detection based on deep learning [D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2022.

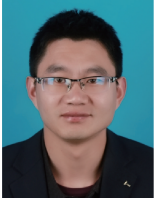
[73] 牟宗涵. 基于无人机图像的铁路桥梁钢结构表面缺陷智能识别方法研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2023.

MOU Z H. Research on intelligent recognition method of surface defects of railway bridge steel structure based on UAV image [D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2023.

[74] 张洪,朱志伟,胡天宇,等. 基于改进YOLOv5s的桥梁螺栓缺陷识别方法[J]. 吉林大学学报(工学版), 2024,54(3):749-760.

ZHANG H, ZHU ZH W, HU T Y, et al. Bridge bolt defect identification method based on improved YOLOv5s[J]. Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition), 2024,54(3):749-760.

作者简介



刘传洋, 2010 年于南京航空航天大学获得硕士学位, 现为南京航空航天大学电子信息工程学院信息与通信工程专业博士研究生, 主要研究方向为图像处理与机器视觉。

Email: liuchuanyang608@nuaa.edu.cn

Liu Chuanyang received his M. Sc. degree from Nanjing University of Aeronautics and Astronautics in 2010. He is currently pursuing the Ph. D. degree in information and communication engineering, College of Electronic and Information Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics. His current research interests include image processing and machine vision.



吴一全 (通信作者), 1998 年于南京航空航天大学获得博士学位, 现为南京航空航天大学教授、博士生导师, 主要研究方向为视觉检测与图像测量、遥感图像处理与理解、红外目标检测与识别、视频处理与智能分析等。

Email: nuaaimage@163.com

Wu Yiquan (Corresponding author) received his Ph. D. degree from Nanjing University of Aeronautics and Astronautics in 1998. He is working as a professor and Ph. D. supervisor in Nanjing University of Aeronautics and Astronautics. His main research interests include visual detection and image measurement, remote sensing image processing and understanding, infrared target detection and recognition, video processing and intelligent analysis, et al.