

绪 论

1.1 研究背景与意义

随着我国电力行业的飞速发展和人民生活水平的不断提高,各行业对电力的需求大幅增长,而电网作为我国较为重要的基础设施之一,承担着能源输送和供给的重要使命^[1]。在电网中,输电线路扮演着跨地区输电的重要角色,因此对其进行电力巡检的任务成为确保地方输配电网络体系安全健康运行的重要一环^[2]。输电线路一旦无法正常运行,不仅影响居民的正常生活,而且影响社会的稳定与发展。定期对输电线路进行电力巡检是保证输电线路安全、可靠运行的重要方法^[3]。

电力线和绝缘子作为输电线路的典型部件,是输电线路的重要组成部分^[4]。其中,电力线承担着电力传输的重要责任,将发电站、变电站、用电设备及用户联系起来,在电力工业的正常运转中起着至关重要的作用^[5]。绝缘子作为一种常用的绝缘控制元件,广泛应用于高压输电线路中,是输电线路的重要部件,主要起到两方面的作用:第一,其在通过电力塔时,用于固定、支撑电力线;第二,实现电气绝缘,避免电流回到地面^[6]。在长期自然环境及其他恶劣条件作用下,电力线和绝缘子容易损坏,因此需要定时开展输电线路巡检工作,及时发现潜在的电力安全问题,确保电网稳定、可靠运行。

输电线路巡检方式多种多样^[7],其中人工巡检方式是传统巡检方式之一^[8],具有自动化程度低、效率低、危险系数高^[9]的特点,目前其已经无法满足日益繁重的巡检工作要求^[10]。随着智能电网的提出,基于无人机的智能巡检方式^[11]逐渐取代传统的人工检测方式,成为一种新的电力巡检方法。无人机具备低成本、易操作、高效率的优点,在各个工业领域有广泛应用,因此搭载巡检设备的无人机执行巡检任务时,能够快速、准确地找到检测点。近年来,无人机巡检应用日益广泛,逐步形成“机巡为主,人巡为辅”的模式^[12]。

在无人机巡检技术中,基于图像的输电线路典型目标的识别任务是无人机自主巡检系统执行任务中不可或缺的一部分^[13]。语义分割网络拥有像素级的判别

能力,由于电力线具有不同于其他电力元件的细长的特殊性质,可将其应用于电力线提取。因此,基于输电线路典型目标的识别任务可以分为两大类:一类是语义分割任务,另一类是目标检测任务。其中,电力线提取可以被视为语义分割任务,绝缘子等元件的识别检测可以被视为目标检测任务。

电力线提取任务对无人机的视觉导航起到辅助作用,有助于其在巡检过程中校正航线偏移现象,使其避免与电力线相撞^[14]。无人机巡检时,获取的清晰稳定的绝缘子图像可以为后期的缺陷检测奠定基础^[15]。传统的图像处理方法在特征提取方面存在一定的主观性和规则性约束^[16],因此不利于处理无人机巡检获取的电力线和绝缘子图像,并且这类图像常伴有复杂的背景干扰,人为设定的特征判别规则可能会导致误判^[17]。近年来,深度学习技术飞速发展,通过使用神经网络提高了工作人员分析复杂数据的能力,并利用计算机能够快速处理海量数据,极大地减轻工作人员的负担,因此结合深度学习技术对输电线路典型目标图像进行处理成为更高效、可靠的方案。

输电线路是输送电能的媒介,因此确保输电线路的安全平稳运行至关重要。在实际应用过程中,人们发现许多常见的输电线路会不同程度地出现异物问题,由于输电线路通常分布在空旷地区,其上方常会出现塑料薄膜、气球和鸟巢等异物,若这些异物存在于某一段路线中,则会使放电距离大大缩短,严重时会造成输电线路断线,导致大范围停电^[18],所以进行输电线路异物检测非常有必要。当传统的输电线路巡检方式无法有效解决这一问题时,利用机器视觉系统对输电线路异物进行实时检测就成为必要的步骤^[19]。风筝、气球、塑料薄膜、鸟巢等则是输电线路一些常见的异物,如图 1-1 所示。



图 1-1 输电线路常见的异物

(a) 风筝; (b) 气球; (c) 塑料薄膜; (d) 鸟巢

随着智能信息化的发展,输电线路设施可以通过一些智能拍摄设备,如视觉机器人、无人飞行器等进行智能巡检。目前,基于视觉的人工智能图像识别成为智能检测的主要方法,无人飞行器在输电线路巡检过程中,主要应用于输电线路全方位巡检、输电线路异物检测和输电线路异物清除方面,大幅降低了人工成本^[20]。其中,输电线路异物检测是基于视觉的目标检测,其目标检测模型可以快速地识别出智能设备拍摄照片中的目标物体。而对于基于深度识别的目标检测系统,提高其

目标检测算法的鲁棒性,不仅对提高输电线路的智能巡检起着至关重要的作用,而且对促进电力设备运行效果、减少设备故障情况具有重要的实际意义。

以智能设备为载体进行航拍巡检是输电线路异物检测中常用的方法,这种智能巡检方法首先通过拍摄输电线路信息进行检测,然后基于深度学习算法判断输电线路是否存在异物。深度学习本身具有不可解释性及不透明性,因此基于深度学习的目标检测算法在测试集上表现良好,但也会在遇到极端情况或遭到对抗攻击时出现目标检测算法失效的情况。面向输电线路异物的智能检测,其面对的地理环境复杂,检测地域广阔,因此目标检测算法容易出现漏检和错检的情况,甚至在一些极端情况下人为通过对抗攻击技术对智能巡检设备进行恶意欺骗,可能会发出无法及时发现破坏行为或智能巡检设备无法正常工作等严重安全问题,对电力系统造成不可估量的损失。面向输电线路异物检测算法的鲁棒性研究可以及时检验智能设备是否在稳定工作,当发现目标检测算法的安全问题时,可以有针对性地对目标检测算法进行优化,使其更具有鲁棒性,因此鲁棒性研究在输电线路异物智能巡检中至关重要。

1.2 国内外研究现状

1.2.1 电力线提取研究现状

近年来,随着输电线路自动化巡检需求的日益增长,如何从复杂航拍背景图像中提取电力线是无人机巡检系统需要解决的关键问题,同时为电力线故障检测奠定基础。现有的电力线提取方法主要分为两大类^[21]:一类是基于直线与线段的传统的电力线提取方法,另一类是基于深度学习的电力线提取方法。

1. 传统的电力线提取方法

传统的电力线提取方法采用逐步细化的流程,首先对图像进行预处理,强化电力线边缘特征并消除背景干扰;其次对电力线进行粗略检测;最后对提取的电力线进行细化。Candamo等^[22]基于连续图像之间的上下文信息,构建了采用光流法的运动学模型,得到特征图。然后,通过霍夫(Hough)变换获得电力线。但是,由于视频的数据量巨大,算法的计算速度受到限制。此外,收集数据时需要让无人机在特定路线上飞行,因此降低了无人机飞行的灵活性。Baker等^[23]首先通过预处理突出电力线的线性特征,然后采用霍夫变换或者随机霍夫变换识别电力线。传统方法适用于特定的场景,而对于该方法难以适应的应用场景,往往需要专家进行判别,增加了算法迭代优化的难度。张从新等^[24]利用电力线在图像中呈现出的直线特性,使用坎尼(Canny)边缘检测算子生成边缘图,再通过霍夫变换检测边缘图中的直线。但是,由于受重力的影响,电力线极易发生形变,被错误检测为弧形曲

线,误检率较高。陈建等^[25]利用基于区域分割的随机霍夫变换的方法提取电力线,当电力线间距分布不均匀时,提取效果较差。传统方法依赖人工设定的诸多参数,环境适应性较差,并且普遍存在检测准确率不高、速度慢的问题。

2. 基于深度学习的电力线提取方法

近年来,基于深度学习的电力线提取方法已经能够很好地将电力线从图像中提取出来。Abdelfattah 等^[26]提出了一种用于航空图像中电力线提取的生成对抗网络,该网络使用对抗训练来捕获上下文、几何和外观信息进行预测,并可以生成更准确的语义图像。但是,该方法不能扩展到其他任务,具有一定的局限性。Choi 等^[27]提出了一种新型的多模态图像特征融合模块,该模块利用可见光和红外图像增强电力线的提取性能。但是,该模型的精度在一定程度上容易受到拍摄角度的影响,即距离电力线太近时,很难将其区分。Jaffari 等^[28]提出了一种广义焦点损失函数用于解决类不平衡问题,并验证了所提出的损失函数在辅助分类器 U-Net 模型上的性能。但是,该损失函数的性能仍然落后于传统的二元交叉熵损失的性能。Yang 等^[29]提出一种基于视觉的电力线提取网络,并引入了注意力融合块和多尺度特征融合,使网络能够捕获全局上下文信息。但是,网络块的引入增加了计算成本及模型检测时间。Zhang 等^[30]对视觉几何组(visual geometry group 16, VGG16)网络进行改进,将卷积特征图和结构化相结合来精确提取电力线,但该模型尚未在移动端平台上运行过。刘嘉玮等^[31]改进了 U-Net 网络,但是其计算量仍较大,难以在无人机终端进行部署。许刚和李果^[32]采用轻量化网络模型提取电力线,大幅降低了模型的参数量和运算量,但轻量化网络效果仍可提升。杨杰^[33]采用 Deeplabv3 结构,引入浅层特征,对电力线边缘实现更加精细地提取,但该模型仍可进一步提升。

尽管基于深度学习方法的电力线提取模型在性能上优于传统方法,但是该算法预测速度慢、准确性低,并且由于复杂的背景和细小的电力线,航空图像中电力线的提取仍是一项具有挑战性的任务。

1.2.2 绝缘子识别研究现状

绝缘子是输电线路中常见的电力元件,是一种特殊的绝缘控件,对保障线路的正常运行具有十分重要的意义,但是其极易发生损伤,因此如何从复杂航拍图像中识别绝缘子是无人机巡检系统需要解决的关键问题,也是绝缘子故障检测的前提。

传统的绝缘子识别方法主要是通过航拍图像的边缘轮廓和颜色特征等实现的,Iruansi 等^[34]在研究过程中采用主动轮廓模型算法,成功地从图像中精确提取出绝缘子的边缘轮廓特征。Oberweger 等^[35]基于绝缘子的圆形特征进行检测,从而得到绝缘子的位置。上述两种方法受限于绝缘子的形状信息,当绝缘子发生掉

串等形状变化故障时,识别效果将受一定影响。彭向阳等^[36]从无人机红外影像中自动识别绝缘子,通过拉普拉斯边缘提取等方法实现绝缘子的自动识别,但该方法泛化性较差,只适用于对红外图像中的绝缘子进行识别,不适用于日常的输电线路巡检任务。朱文天等^[37]采用改进色差法构造新的灰度图像,计算绝缘子串的位置,但因计算过程复杂,单幅图像检测耗时高达 2s,因此该方法不适用于实时性要求较高的嵌入式设备。皮俊和邹怡^[38]提出了一种基于玻璃绝缘子淡绿色特征的识别算法,通过调节 RGB 值定位有效区域后,进行颜色分割,获得绝缘子的大致轮廓,但该方法易受背景与光照条件影响,鲁棒性差,并且只适用于特定类型的绝缘子,其泛化性能不理想。

由于深度学习在图像处理领域表现卓越,众多学者将其应用到电力巡检相关场景中。例如,赖秋频等^[39]把边缘检测和直线检测等传统方法与 YOLOv2 算法^[40]相结合进行绝缘子识别,但 YOLOv2 算法对于密集目标识别能力较弱,并且性能不及 YOLOv3。Adou 等^[41]利用 YOLOv3 训练 2 000 个绝缘子图像,利用 53 个卷积层对图像进行特征提取,该方法准确性和计算速度仍需提升。赵文清等^[42]将 Faster R-CNN 相结合用于绝缘子识别任务,提升识别精度,但该模型参数量大,检测速度慢。王伯涛等^[43]改进 YOLOv7 网络模型实现绝缘子的识别,在颈部部分加入局部自注意力机制,增强微小区域的局部关注度,并且经过与其他算法的对比实验,得出改进算法对绝缘子识别检测具有良好效果的结论,但该算法在检测速度方面仍需提升。

深度学习方法与传统方法相比,提高了检测效率,但仍存在复杂环境下误检、错检率高的问题。

1.2.3 输电线路异物检测研究现状

输电线路异物检测是电力系统正常运作的基础工作,输电线路异物所造成的电路故障情况已经不计其数,严重时甚至会给故障区域造成无法估计的危害,因此保障输电线路的安全成为各行各业更好发展的重要基础支撑^[44],对输电线路异物进行检测非常有必要。目前,传统输电线路异物检测大多靠人工巡视,综合利用感官和一些配套检测仪器,以有关设备和杆塔等为主要检验对象,进行简单、定性判断,除劳动强度较大、巡检效率低的缺点外,同时存在巡检不足、检测结果很难数字化展现等问题。近年来,伴随着无人机技术的发展,数据处理技术、开发软件技术等将其进一步运用于目标检测领域。当前,目标检测算法主要包括基于深度卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN)和传统的目标检测^[45]。图 1-2 所示为目标检测算法的发展历程。

在输电线路异物检测算法的发展过程中,基于传统的目标检测算法主要有特

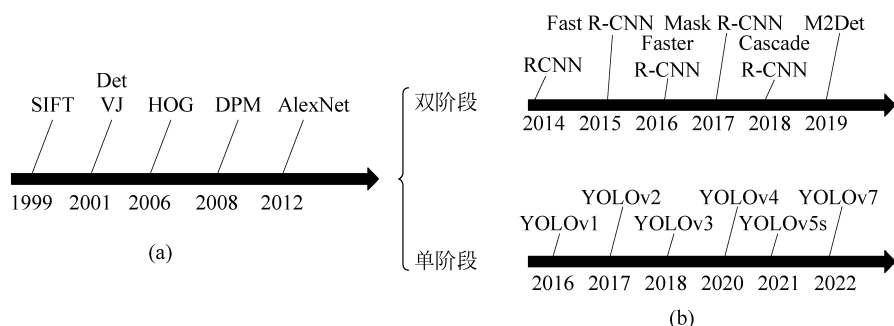


图 1-2 目标检测算法的发展历程

(a) 传统目标检测方法；(b) 深度学习目标检测方法

征检测算法,如方向梯度直方图(histogram of oriented gridients,HOG)、维奥拉-琼斯(Viola-Jones)算法、可变形的部件模型(deformable part model,DPM)检测方法等^[46],这类算法的候选框一般选用滑动窗口的方法进行提取。但是,采用的人工设计的特征,会涉及纹理、颜色、形状等,设计过程会遇到各种问题和难点,如设计不鲁棒、不能适应各种场景等,导致目标检测难以实现。因此,人们致力于研究改进传统的目标检测算法,并将其应用于输电线路异物检测中提高检测性能。基于传统的识别方法,邹梓龙等^[47]提出了一种基于输电线中心线的异物提取方法,首先取得异物所在的区域;然后将Sauvola局部分割技术和最小二乘算法相结合,精确地提取出所拍图像中的输电线中心线;最后采用种子区域生长算法对输电线路异物范围进行识别,并在最终的实验中采用50张不同的异物数据图像验证了该算法的可行性。此外,Song等^[48]通过改进Canny算子的图像处理方法,使用霍夫变换对输电线路边缘特征进行提取,根据输电线是一条直线的特性判断输电线路是否存在异物,从另一个全新的角度提出了输电线路异物检测方法。与文献^[48]不同的是,赵晓鹏等^[49]通过图像处理技术提出了一种基于异物面积判断输电线路是否存在异物的方法,通过图像预处理找到异物的轮廓并计算其面积,对面积设定合适的阈值即可检测到异物。而王海洋等^[50]将飞行控制技术和图像处理相结合,应用于输电线路异物检测领域,采用背景全局运动补偿的方法,将帧差法与网格概率密函数相结合标注异物,从而提高了飞行器在远距离和复杂环境中输电线路异物检测的准确率。针对飞行器航拍图像中大山、树林等复杂背景下输电线路异物检测,钱世豪^[51]提出了一种动态改变惯性权重的自适应粒子群算法,采用对图像进行前景和背景分割的图像处理方法,提高了目标检测的准确率。王万国等^[52]则考虑到无人机航拍图像会受到背景纹理和光照影响的问题,提出了一种基于局部轮廓特征的检测算法,通过计算分析导线的宽度变化检测到输电线路上的异物缺陷。但是,基于传统目标检测算法的输电线路异物检测的准确率依然无

法满足现在电力系统工作的需求,仍然需要更高的准确率来确保其正常工作。

传统的目标检测算法发展较慢,直到 2012 年,基于卷积神经网络的目标检测算法逐渐发展起来^[53]。深度学习目标检测总体上分为两种,即一阶段模式和两阶段模式,其中一阶段模式利用卷积神经网络的卷积特征直接返回对象的类别概率以及坐标值,这样提高了速度但是降低了准确率,在进行小目标检测时,漏检率高;两阶段模式与一阶段模式不同的是,其使用区域生成网络(region proposal network,RPN)算法推荐候选框,提高了检测精度。

输电线路的智能巡检应主要解决如何快速、有效地从航拍图像中识别出输电线路上的异物,因此在基于改进深度学习网络研究方面,唐翔翔等^[54]在 YOLOv4 算法的基础上将空间金字塔池化(spatial pyramid pooling,SPP)模块进行多尺度融合,使目标特征在复杂背景下依然保持原有的特征信息;同时,对模型的损失函数进行优化,使目标检测模型针对目标特征的颜色和纹理方面的识别准确率得到提高。Song 等^[55]提出了一种基于 YOLOv4 的高压线路异物入侵检测模型,通过在 YOLOv4 网络模型中添加 K 均值聚类 and 距离交并比—非最大抑制(distance intersection over union-non-maximum suppression,DIoU-NMS)方法,提高了输电线路异物检测的准确率。针对深度学习的目标检测模型研究都是有针对性地根据需求来改进的,而基于输电线路异物检测研究大多从小目标识别方向改进模型,如邹辉军等^[56]提出融合注意力机制的双向特征-金字塔网络(BiFPN coord attention-YOLO,BCA-YOLO)网络针对小目标检测进行优化,首先将颈部中的跨阶段局部网络(cross stage partial 2,CSP2_X)替换为融合(coord attention,CA)注意力机制的跨阶段局部网络-融合注意力机制(cross stage partial-coord attention,CSP_CA),然后添加一层小目标检测层,最后将原网络中的特征金字塔网络(feature pyramid network,FPN)结构替换为计算量小的双向特征金字塔网络(Bi-directional feature pyramid Network,BiFPN),提高了检测图像中异物较小时的准确率。刘健在文献[57]中,通过实验将单阶段多目标检测器(single shot multiBox detector,SSD)算法与可变型的组件模型(deformable part model,DPM)算法和 Faster R-CNN 算法进行比较,在保证检测精度的同时能更好地满足实时性要求。因此,综合以上研究不难发现,基于深度学习的目标检测技术已经发展较为成熟。

1.2.4 烟支缺陷检测方法研究现状

1. 传统检测方法

目前,烟支空稀头缺陷检测仍然依赖人工操作,早期烟支空稀头缺陷检测方法也是通过人工进行的,但随着时间的推移,由于检测效率和准确度较低等问题,人

工操作方法逐渐为其他更先进的检测方法所替代,如机械式、红外光电式、电容式等新的检测方法逐步应用到烟支空稀头缺陷检测中,从而显著改善了检测效果。

(1) 机械式检测方法的主要原理是利用探针的回弹量判断烟支是否为空稀头烟支。邓天民等^[58]设计了烟支空稀头检测器,当出现空稀头时,探针接触不到烟丝,传感器感应到有探针进入,电路输出低电平的剔除信号,将整包烟支进行剔除。机械式检测方法的缺点是,其易造成误检和漏检,不仅不能有效保证产品质量,还可能造成大量的废烟消耗。潘昱亭等^[59]为解决机械探针式检测造成的误检和漏检问题,提出了基于视觉成像技术设计包装机模盒内烟支检测装置,其检测准确率不小于98%。但是,其机械设备的结构比较复杂,需要定期进行维护和清洁,增加了生产成本。机械设备本身在检测过程中可能会产生某些机械损伤,导致检测的准确性和稳定性逐渐下降。虽然机械式检测烟支空稀头在某些方面具有优越性,但其高昂的设备成本、复杂的组成结构、需要定期维护和清洁等特点限制了其在生产中的广泛应用。

(2) 红外光电式检测法的原理是指利用红外光的辐射和反射特性检测物体的缺陷,其中一端向烟丝端面发射红外线,另一端接收烟丝端面反射后的红外线,接收后的信号经处理后发送给控制器判断。若有空稀头烟支,则发出信号后进行剔除;若没有空稀头烟支,则控制器继续运行。王法明^[60]针对烟盒中烟支空稀头问题,提出采用红外传感器对烟支进行检测的方法。光电检测方式与红外光电检测方式原理相似,但在实际使用过程中,光线强度会逐渐衰减,进而影响检测结果。针对空稀头检测设备检测速度、精度低的问题,很多企业和学者提出了很多改进方法,如黄炜中^[61]选择采用进阶精简指令集(advanced RISC machine, ARM)快速处理器。上述先进处理器的应用极大地提高了光电式检测设备的检测速度,而且很多产品在各个烟企中已经投入使用,如上海卷烟厂使用烟支检测系统^[62]。另外,对于烟支空稀头的系统不能实时传递数据的问题,李健^[63]为了解决系统存在封闭性的问题,利用个人计算机(personal computer, PC)的联网能力满足企业信息化的要求。

(3) 电容式检测方法利用电容式传感器作为检测装置,原理依据的是电容的分散效应,若有空稀头烟支,烟头部分烟丝的密度小,则测出的电容值就小。该方法可以避免因光线强度和角度而引起的误差。董斌^[64]根据电容式传感器原理设计了烟支空稀头检测系统,检测准确率较高。但是,电容式检测方法也存在如下不足:第一,被检测的烟支与检测设备的工作平面必须紧密贴合,否则距离变化可能导致产生误差;第二,电容式传感器的灵敏度会受到温度和湿度的影响,因此在不同温度和湿度环境下可能会出现误差,导致检测结果不精确;第三,电容式检测设备在长时间使用下,其设备必然会发生磨损,影响检测结果的准确率。

2. 基于图像处理的烟支缺陷检测方法

基于机器视觉的方法在卷烟行业得到了广泛运用,卢凡^[65]通过分析不同光源以突出空稀头特征,采用数学形态学的开操作进行预处理,使空陷区域特征更加明显。吴晓飞^[66]从空稀头烟支的特征点出发,对空稀头图像先进行形态学处理后,再对其进行二值化处理,根据二值化结果对每个烟支端面区域的像素值进行计数,超过所定的标准范围则为空稀头烟支。胡龙^[67]通过分析阈值进行迭代比较,判断二值化图像是否为空稀头。上述方法有效地突出了空稀头烟支的阴影特征,不足之处在于烟丝填充的不规则性会对实际空稀头缺陷检测造成干扰。虽然机器视觉技术在一定程度上提高了检测的准确率,但关于空稀头烟支的图像处理算法还需进一步改进和完善。烟支空稀头的缺陷检测易受烟丝状态的影响,使其缺陷检测的难度增加,并且由于烟支空稀头与周围环境的复杂背景干扰,传统检测方法在准确性和鲁棒性方面存在一定的挑战。

近年来,基于深度学习的目标检测不断取得突破性进展,各界研究人员提出了一系列具有代表性的检测算法,并且这些算法被广泛应用于工业自动化、农业智能检测、医学影像分析等领域^[68]。目标检测模型主要分为两类:双阶段目标检测模型和单阶段目标检测模型,其中双阶段目标检测模型将任务分为特征提取和特征分类两个阶段,并包括一些被广泛使用的算法,如 Fast R-CNN 算法^[69]和 Faster R-CNN 算法等^[69];单阶段目标检测模型则将问题转化为回归问题,通过一步完成目标检测任务,其包括 YOLO 系列和 SSD 等^[70]。单阶段目标检测模型和双阶段目标检测模型在实际应用中有各自的优势和适用场景。目前,已有不少专家学者开始探索利用深度学习算法实现烟支外观缺陷检测。例如,王惠琴^[71]引入轻量化模型对烟支图像进行端到端的检测,其检测精度和速度对比原始算法有所提升,但整体性能稍低,仍有进步空间。刘鸿瑜等^[72]利用 YOLOv5s 模型进行烟支外观缺陷检测,他们在网络的骨干部分引入了通道注意力机制,并优化了激活函数和损失函数,从而提高了特征表达和分类性能,然而在检测速度方面仍有一定的提升空间。王端生^[73]采用 YOLOv5 模型进行盒烟外观缺陷检测,该方法在检测准确率和速度上都达到工业检测要求,但仍需进一步增加盒烟外观缺陷样本数据,增强算法鲁棒性。彭勇^[74]通过在 YOLOv5s 模型的主干网络中添加注意力机制和可变形卷积,更加精确地捕捉目标特征,提升了模型的精度,但其增加了模型的计算量和复杂度。张鹏飞等^[75]利用 YOLOv5 模型和传统图像处理方法完成空稀头缺陷检测,即使在不同光照亮度环境下,也能够完成烟丝缺失区域检测,但精度仍有提升空间。丁怡等^[76]利用传统视觉架构和深度学习算法实现烟支缺陷特征识别系统,作为最终工程导向。刘强和田秋生^[77]引入深度学习算法、多模态数据融合及实时监测预警系统,实现更精确的烟支外观缺陷检测。刘建成^[78]设计了一种基于

改进 YOLOv4 模型的烟支外观缺陷检测方法,可以对较为清晰的图片进行准确检测,但在图像清晰度较差的情况下,检测精度依然较低。瞿睿^[79]提出了一种基于改进 SSD 的烟支外观瑕疵检测研究,改进后的缺陷检测网络模型虽然显著提高了各项指标,但增加了参数量和计算量,在网络的检测速度指标、实时性方面均有影响。李学敏等^[80]提出的烟支外观检测系统是基于级联卷积网络实现的,充分利用网络层之间的差异性和相关性,整体提高了系统的检测性能。

1.3 目标检测算法的鲁棒性研究

近年来,随着信息技术的发展,以深度学习为核心技术的人工智能已经广泛应用于声纹识别、人脸识别、无人驾驶汽车等领域,深度学习网络则是基于大量数据集训练的,当数据集不足或者目标检测算法不鲁棒时,训练模型将无法正常工作。目标检测算法的鲁棒性是人工智能系统中一个重要的评价指标,在目标检测算法鲁棒性评估领域内,国内外已经有许多相关的研究,首先把鲁棒性分为两种:一种是对抗鲁棒性,另一种是漂移鲁棒性,其中对抗鲁棒性是指一个模型是否能抵御对抗攻击,在一些具有敏感型领域,如医疗、金融等有较多应用;而漂移鲁棒性则是指模型在训练集和验证集有偏情况下的有效性,如在晴天条件下训练的输电线路巡检模型在极端天气下失效。

目标检测算法对抗鲁棒性的研究主要是对抗样本的生成方法研究,其中对抗样本是指通过指向性,在原始数据集中加入某些人视觉上不能感知到的细微干扰,造成该模型以高置信度误差输出的样本^[81-82]。Fellow 等^[83]提出了快速梯度迭代法(fast gradient sign method, FGSM),是一种在白盒环境中通过求取模型的输入导数后,利用符号函数求出特定梯度方向,最后在输入图像中加入不同强度的扰动生成对抗样本的方法。

由于 FGSM 是一步迭代,其精度差,不能对产生对抗样本的噪声进行良好的控制,为此,Kurakin 等^[84]基于 FGSM 进行研究,采用多步迭代产生对抗样本的基本替代法(basic iterative method, BIM)以取得更高攻击成功率。Madry 等^[85]针对 FGSM,提出了一种投影梯度下降攻击(project gradient descent, PGD),这种方法属于迭代攻击的范畴,是现在比较厉害的一阶攻击,通过对算法中参数的选取和优化,可以在不降低收敛速度的前提下提高精度。FGSM 只是进行了大步迭代,并对 PGD 进行多次迭代,每一次迭代使扰动减小至指定范围,对非线性模型具有较好的性能。在进行对抗攻击时,通常采用约束扰动 L_∞ 或者 L_2 范数取值,使扰动不可感知,Papernot 等^[86]从攻击者目标与背景知识两方面构建了攻击模型,提出