第 50 卷 第 5 期：1826-1846 高电压技术 Vol.50, No.5: 1826-1846
2024 年 5 月 31 日 High Voltage Engineering May 31, 2024
DOI: 10.13336/j.1003-6520.hve.20230553

基于图像感知的输电线路智能巡检综述

黄新波 [1,2]
（1. 西安工程大学电子信息学院，西安 710048;
2. 西安市电气设备互联感知与智能诊断重点实验室，西安 710000）

摘　要：输电线路是电网建设的重要组成部分，定期巡检对于确保输电线路的稳定运行至关重要。文中围绕输电线路智能巡检需求，首先梳理了输电线路不同的巡检方法，介绍了智能巡检中所需的系统框架设备以及智能算法；重点总结了基于传统图像处理和深度学习的智能巡检方法；其次针对输电线路中存在的各种不同故障总结了相关的智能巡检方法，并且通过评价指标进行了对比分析；最后梳理了研究难点，对基于深度学习方法的输电线路巡检发展趋势进行了展望，所提出和总结的输电线路智能巡检方法具有多方面的指导意义。
关键词：输电线路；图像感知；深度学习；智能巡检；故障检测

Survey of Intelligent Inspection Based on Image Perception

HUANG Xinbo[1,2]
(1. College of Electronics and Information, Xi'an Polytechnic University, Xi'an 710048, China;
2. Xi'an Key Laboratory of Interconnected Sensing and Intelligent Diagnosis for Electrical Equipment, Xi'an 710000, China)

Abstract：Transmission line is an essential part of power grid construction. Regular inspection is essential to ensure the stable operation of transmission lines. This paper focuses on the requirements for intelligent inspection of transmission lines. Firstly, different inspection methods of transmission lines are sorted out, and the system framework equipment and intelligent algorithms required in the intelligent inspection are introduced. The intelligent inspection methods based on traditional image processing and deep learning are summarized. Secondly, the relevant intelligent inspection methods are summarized for various faults existing in the transmission lines, and the comparative analysis is carried out through the evaluation index. Finally, the research difficulties are sorted out, and prospects in the development trend of transmission line inspection based on deep learning method are put forward. The intelligent inspection method of transmission line proposed and summarized in this paper is of guiding significance in many fields.
Key words：transmission line; image perception; deep learning; intelligent inspection; fault detection

0　引言

输电线路是电力传输的枢纽，保证输电线路的运行可靠性和安全性对于国民生计至关重要[1]。但由于输配电系统的特殊性，其通常建设在森林、高山等地势复杂地带，不仅会受到复杂多变的外界环境影响，而且会受自身结构设计、外力破坏等因素干扰，容易发生诸多故障。因此，定期对输电线路进行安全巡检成为输电线路安全运行的重要工作。

输电线路巡检是指定期对输电线路基础设施进行检查，包括铁塔、导线、绝缘子、连接金具等线路设备，以识别和检测(定位)可能影响电网安全和可靠性的潜在问题[2]。通常，输电线路的巡检是由人工操作员步行或使用地面车辆进行的。虽然人工巡检在可见损伤的识别方面表现出色，然而，对于隐藏或微小的故障，以及在恶劣环境下的工作，其存在盲区和安全隐患。而随着智能化技术的不断发展，使用智能化巡检的方式逐渐成为主导。

智能巡检是相对于传统人工巡检的提升，通过模拟人类感知、学习和适应的能力，以更高效、准确地执行任务。常见的智能巡检设备包括塔上摄像头、巡检无人机、巡检机器人和载人直升机等，这些设备搭载高分辨率相机和其他传感器，用于捕获线路设备的图像和数据，并通过计算机分析数据进

基金资助项目：国家自然科学基金(52307182)；金属成形技术与重型装备全国重点实验室(S2208100.W03；2022JQ-568)；西安市科技计划项目(22GXFW0041；2022JH-RYFW-0031)；陕西省科学技术协会青年人才托举计划项目(20220133)。
Project supported by National Natural Science Foundation of China (52307182), National Key Laboratory of Metal Forming Technology and Heavy Equipment (S2208100.W03: 2022JQ-568), Xi'an Science and Technology Plan Project (22GXFW0041, 2022JH-RYFW-0031), Young Talent Fund of Association for Science and Technology in Shaanxi, China (20220133).

行目标识别和缺陷检测[3]。

过去，一条输电线路可能需要多人进行巡检，涵盖了对设备的视觉检查、异常识别和记录。而现在，通过智能巡检系统的引入，仅需一名工人就能够负责同样一条线路的监测和故障识别。但是现阶段智能巡检设备产生的大量图像和数据依然需要人力进行目视筛查，容易导致漏检或误判。因此，深度学习等前沿技术的应用逐渐成为智能巡检的主流[4]。通过深度学习实现图像识别、数据分析，借助先进的人工智能算法模拟人类的感知、学习和适应能力，从而更高效、准确地执行巡检任务。

在当前输电线路智能巡检的实施方法中，较为常见地故障监测方法有：传统人工巡线、无人机巡检方法、红外热成像方法、激光扫描方法、传感器监测方法、云计算和大数据分析、振动监测技术、GIS(地理信息系统)等。其中基于图像感知技术的输电线路巡检方法是较为先进的，其优势在于巡检的过程具有高效自动化、精准故障检测、实时数据处理等，从而通过提升智能化程度来降低人力成本，保障电力系统的安全稳定运行。此类系统可收集传输线路的设备状态信息，并可抵御雨、雪、雾霾、风、地震等复杂外部因素的干扰。首先通过无人机等巡检设备对高压输电线路设备状态进行图像信息采集，再通过无线通信网络将采集信息传输至地面图像监控中心，批量整理各类状态和不同环境下的数据集，传输至服务器进行数据预处理和数据增强操作，最后配合相关算法进行图像分析，完成目标检测任务的数据训练与测试。

近年来，卷积神经网络(CNN)等图像感知算法在实践中已经取得了对输电线路设备进行高效图像识别和监测的成果。这包括对关键元素如绝缘子、导线和杆塔的实时监控，以及对潜在故障和异常情况的及时检测；而在预测性维护方面，机器学习算法通过历史数据分析，使得对输电线路设备未来状态进行预测成为可能，为提前发现问题，减少停电时间和降低维修成本提供了有力支持。目前，在运行的输电线路中，相当一部分已经开始采用图像感知技术进行监测和分析，并取得了显著成效。根据统计数据，大约有 70%的输电线路已经引入了图像感知系统，覆盖了全国各地的不同地区。这些图像感知系统主要应用于输电线路的故障分析，设备状态监测和安全评估等方面。通过高清摄像头、红外热像仪等设备，可以实时获取线路的图像数据，并利用人工智能算法进行分析和识别，从而实现对线路设备、绝缘子、杆塔等关键部位的监测。这些系统能够提供准确的故障诊断和预警，帮助电网工作人员及时采取措施修复问题，保障电网的稳定运行。

输电线路智能巡检任务中存在多个难点和挑战。对于大规模输电网，高精度的无人机航迹规划和路径优化需要考虑复杂地形和环境条件；传感器技术方面，对于不同类型缺陷(如绝缘子破损、导线腐蚀等)，需要结合多传感器融合技术，提高检测准确性，此外，对于巡检结果的智能算法分析和处理方案的设计也是挑战之一。图像感知在输电线路可视化巡检中的主要应用分两个阶段，第 1 阶段为基于传统图像处理方法的线路设备故障诊断，第 2 阶段为基于深度学习方法的线路设备识别及缺陷检测。深度学习方法主要基于卷积神经网络进行特征提取，具备检测精度高、检测速度快等优势，极大提高了输电线路智能化巡检的效率。尽管图像感知技术在输电线路中已经取得了一定的应用进展，但仍然存在一些挑战和需要技术革新的领域。例如，在复杂环境下的图像处理和识别、大规模数据处理与存储、实时监测系统的建设等方面还需要进一步研究和改进。目前，主要的巡检技术瓶颈有以下几个方面：

1）复杂环境下的图像处理和识别：在复杂的自然环境中，例如森林、高山等地，图像感知技术面临着光照变化、阴影、植被遮挡等问题，这使得图像处理和对象识别变得更加困难。

2）大规模数据的处理与存储：智能巡检设备会生成大量的图像和数据，这需要庞大的存储空间和强大的数据处理能力。

3）实时监测系统的建设：建立实时监测系统需要高效的数据传输和处理机制，以确保及时获取并处理巡检设备产生的数据。网络延迟、通信稳定性等问题可能对实时监测系统的建设带来挑战。

4）巡检设备精度有限：尽管现有的巡检设备采用了先进的传感器和相机技术，但在某些场景下，如恶劣天气或复杂地形中，仍可能难以有效检测隐患，从而影响巡检的准确性。

5）人工智能算法的鲁棒性：深度学习和机器学习算法对于训练数据的依赖性较强，当面临与训练集不同的情况时，可能出现泛化能力不足的情况。

6）对未知隐患的处理：传统巡检技术主要针对已知隐患，而对于未知隐患的处理能力相对不足。

在真实应用中，可能会面临新型故障或问题，需要算法具有一定的通用性和泛化能力。

为克服智能巡检技术在输电线路中的技术瓶颈，需要深入研究和创新。主要包括对算法的优化和改进，提高对复杂环境的适应能力；发展更高效的大数据处理技术，以提高数据处理速度和效率；优化实时监测系统，确保快速响应巡检数据；提升巡检设备的感知精度和稳定性，采用耐高温、低温、湿度等恶劣环境的材料，加强设备的密封性和防护性，提升设备的耐候性；研发安全可靠的数据传输和存储技术，保障巡检数据的安全性和隐私；强调对未知隐患的研究，提高算法对新型问题的处理能力，增强智能巡检系统的全面性和适应性。通过攻克这些技术瓶颈，智能巡检技术将更好地服务于输电线路的安全和可靠运行。

鉴于此，有必要对各类输电线路智能巡检方法进行分析和归纳，以便针对不同类型的线路设备巡检选取适宜的方法。

本文针对输电线路智能巡检的需求，在查阅大量基于图像感知的输电线路智能巡检方法的文献基础上，全面系统地梳理和总结了图像感知技术在输电线路可视化巡检中的应用，为从事输电线路智能化巡检研究人员提供了有力参考信息。文章安排如下：第 1 部分为基于传统图像处理的智能巡检，主要介绍了基于传统图像处理方法的输电线路智能巡检方法;第 2 部分为基于深度学习方法的智能巡检，主要从分类网络、目标检测网络、分割网络和其他先进方法归纳了输电线路智能巡检方法；第 3 部分为智能巡检目标对象与应用场景，主要归纳总结了深度学习方法在输电导线、绝缘子、连接金具、人员作业安全、异物入侵 5 类目标对象识别与检测中的应用；第 4 部分为智能巡检数据集与评价指标，主要对输电线路巡检数据级进行了概述，并介绍了 6 个模型评价指标及其在不同模型中的应用情况。最后结合几种具体数据集下的实验结果测试了当前的几类先进智能检测算法并且进行了模型指标的分析和算法性能对比。本文针对目前基于深度学习的输电线路智能巡检方法存在的研究难点，对该领域未来研究方向和发展趋势进行了展望。

1 基于传统图像处理的智能巡检

在早期的输电线路在线监测与故障诊断领域，数字图像处理技术被广泛应用于输电导线、避雷线、金具、绝缘子、杆塔、拉线和基础、接地装置等部件的缺陷检测上。本节主要围绕传统图像处理方法在导线、绝缘子和防震锤 3 类部件的常见缺陷检测中的应用进行总结与分析。

传统的图像处理方法应用于输电线路智能巡检图像的常见思路是通过一些列算法将待检测目标从复杂的背景区域分离以强调目标区域。常见操作是通过图像预处理对原始巡检图像进行增强和去噪，提高原始图像质量，并结合恰当的图像分割或其他处理方法对待研究目标进行特征提取。

输电导线不仅要承受自身的机械负荷，还要承受外界环境的影响，导致出现覆冰、舞动、粘连、散股、断股等各种故障。Huang 等人采用图像处理方法针对导线粘连问题进行构建导线模型并监测导线之间的距离[5]；Zhang 等人采用径向基概率神经网络对导线的散股和断股状态进行识别[6]。Huang 等人建立导线散股模型和提取相关特征量来判断导线散股故障[7]。Huang 等人基于间隔棒图像匹配方法来定位导线位置和计算舞动偏移量[8]。Liang 等人提出了一种基于机器学习的气动系数预测方法提升了导线覆冰的气动特性参数的分析效率[9]。

绝缘子在运行过程中会承受多种负荷和环境影响，包括工作电压、过电压、绝缘子自重、导线重量、化学物质的腐蚀等，极易发生覆冰、破损、污秽等故障。邱等人提出了一种基于一致性测度区间分类的绝缘子憎水性等级智能分级方法，进一步提高了绝缘子智能在线分级的效率[10]。Khan 等人基于改进色差法对复合绝缘子图像进行分割[11]。Sun 等人对复杂环境下的瓷质绝缘子图像进行去雾增强并对绝缘子灰密程度进行分类检测[12]。Girshick 等人通过红蓝色差法和改进 K-means 分割算法对不同材质的航拍绝缘子进行分类识别[13]。文献[14]针对复杂环境下的覆冰绝缘子图像进行小波变换增强并对绝缘子覆冰厚度进行检测。Liu 等人研究了 GrabCut 图论法对运行绝缘子自然覆冰图像进行分割[15]，并提出了以覆冰绝缘子面积变化百分比作为覆冰程度评估参数。此外，传统图像处理方法也可应用于防震锤锈蚀检测方面，Wang 等人通过提取防震锤区域的锈蚀面积比和颜色阴影指数参数来识别不同的防震锤锈蚀状态[16]。Dewi 等人基于空间关系依次检测防震锤的损伤、反转、变形不同的结构缺陷[17]。

输电线路缺陷检测主要通过传统图像处理方

法进行，需要人工提取相应的特征，目前基于深度学习的输电线路智能检测方法可以从不同环境和应用背景的检测对象中自动提取特征，具有强大的特征提取能力和灵活性，在分类与检测方面具有更高的准确率和效率，因此被广泛用于输电线路智能检测领域。

综上分析，传统图像处理方法应用于输电线路巡检任务中，由于检测和分割方式受图像背景、亮度分布等因素影响较大，传统方法缺少大量的先验知识而无法应对复杂多变的场景环境，因此通过深度学习方法对复杂的图像环境进行深度特征提取以提升巡检任务对于多目标的泛化能力是必要的。

2 基于深度学习方法的智能巡检

基于深度学习的输电线路智能巡检方法现场部署过程如附录 A 图 A1 所示。此类系统可收集传输线路的设备状态信息，并可抵御雨、雪、雾霾、风、地震等复杂外部因素的干扰。首先通过无人机等巡检设备对高压输电线路设备状态进行图像信息采集，再通过无线通信网络将采集信息传输至地面图像监控中心，批量整理各类状态和不同环境下的数据集，传输至服务器进行数据预处理和数据增强操作，最后配合相关算法完成目标检测任务的数据训练与测试。

深度学习是一种机器学习方法，其核心思想是通过构建和训练多层神经网络来模拟人脑的神经系统，从而实现对数据的高效学习和理解。通过深层次的神经网络结构，深度学习可以从大量的数据中提取和学习到更加抽象和复杂的特征表示，进而实现各种任务，例如图像识别、语音识别、自然语言处理等。

深度学习在人工智能领域发挥着重要作用，尤其在处理大规模数据和复杂任务方面具有一定的优势。然而，智能化的实现并不仅限于深度学习，还可以采用多种方法和技术，如传统的机器学习方法、符号推理和进化算法等。

深度学习是在近年来逐渐演变出来的技术，尤其是在 2010 年以后取得了显著的发展和突破。这一进展主要得益于数据的大规模和计算能力的提升，以及深度神经网络结构的优化和训练算法的改进。其中，卷积神经网络(convolutional neural network，CNN)是深度学习中的一种重要网络结构，用于图像识别和计算机视觉任务。在 2012 年，由 Geoffrey Hinton 等人领导的团队在 ImageNet 图像分类竞赛中，通过使用深度卷积神经网络(AlexNet 模型)取得了显著的突破，并取得了较高的准确性。这一突破引起了广泛关注，并标志着深度学习在图像识别领域的崛起。

在计算机视觉领域，图像的分类、检测和分割是三大基本任务，由于高准确度和强大的特征提取，使其广泛应用于基于深度学习的输电线路的智能巡检中，通过对采集的现场工作图片进行训练，深度学习模型可以诊断常见的输电线路故障并且进行预警，提高巡检的效率和准确性。

因此，深度学习的高准确性和其在图像识别领域的成功应用，逐渐引入到输电线路巡检中。这为自动化的线路巡检和故障诊断提供了新的机会，并在提高电力系统运行的可靠性和安全性方面发挥了重要作用。巡检设备主要包括巡检无人机、巡检机器人和塔上摄像头，如图 1 所示。

2.1 分类网络

图像分类网络的作用是通过计算机视觉的方式赋予图像中目标对应的类别信息，常见的分类网



(a) 巡检无人机



(b) 巡检机器人



(c) 塔上相机

图 1 智能巡检设备图

Fig.1 Diagram of intelligent inspection equipment

络是以 LeNet-5[9]、VGGNet[10]、GoogLeNet[11]、ResNet[12]系列为基础的。不同的分类网络在模型性能、计算速度、存储空间等方面存在差异，在输电线路智能巡检的具体工作中，需要根据实际应用场景来选择最优的分类模型。

LeNet-5 在 MNIST 手写数字识别任务上表现良好，但是对于更复杂的图像数据集，例如 ImageNet 上表现一般，其只包含少量的卷积层和参数量，无法处理大规模的图像数据，因此无法满足输电线路智能巡检在大数据量和高分类精度上的具体要求。

VGGNet 具有很高的准确性，但其网络结构较为复杂，参数冗余量大，在输电线路智能巡检中适合于以高检测精度为主要需求的大模型骨干网络搭建，而不适用于输电线路在线监测中的边缘计算与实施部署任务，原因是该模型的计算耗时较长且占用存储空间大。

GoogLeNet(Inception) 采用了多路卷积的 Inception 结构来提高运算效率，相比于其他模型能够使用更少的参数和计算速度得到较好的效果，为输电线路智能巡检工作中的视觉任务的高效计算提供了选择，尤其对于输电线路中存在的多尺度目标分类问题更为擅长。但其网络结构仍然局限于繁琐的模型计算复杂性，不利于轻量化部署。

ResNet：ResNet 主要解决了网络退化问题，即增加深度后性能反而下降的情况。它的网络结构具有较强的可扩展性和模型表征能力，对其他算法模块的融合更加友好和兼容，相比于其他模型在输电线路目标分类任务中，更加适应于例如多目标的异物入侵分类等多尺度目标问题和连接金具小目标分类识别问题。

以上模型均有其各自的特点，能够在输电线路智能巡检任务中不同的应用场景下发挥重要作用。在输电线路智能化巡检的分类任务中，如果需要较小的模型和更快的计算速度，则可以选择使用 Inception 或 MobileNet 模型；如果需要更高的准确性，则可以选择使用 VGG，ResNet 等深层网络模型。此外，针对特定的输电线路巡检数据集和任务，还可以进行网络结构的优化和改进提高模型性能。

2.2 目标检测网络

目标检测网络为输电线路智能巡检当中部件缺陷与故障识别的基础工具，通过设计和应用先进的目标检测器，可以对例如绝缘子缺陷、连接金具锈蚀等故障进行无人机巡检作业的实时监测。当前的目标检测网络按结构大致可分为两阶段目标检测网络和单阶段目标检测网络，两阶段目标检测网络是以 R-CNN[13]和 Faster R-CNN[14]为代表的，其通过候选区域生成的方式最大程度的提升了网络的识别精度，Faster R-CNN 网络结构示意图如附录 A 图 A2 所示。

分析附录 A 图 A2 可以看出，Faster R-CNN 通过设计 RPN 结构，将锚框机制与区域生成相结合，主干网络生成的特征图预测每个矩形框的类别和相偏移量，通过反向优化调整锚框从而提升了整个网络的检测速度，然后结合 ROI Pooling 思想得到若干大小相同的特征图送入 RCNN 模块进行分类和回归操作，这种设计思路能够完成精度较高的目标检测任务。

单阶段目标检测网络则通过 anchors 聚类的方式直接进行分类和回归操作，常见的单阶段目标检测器有 SSD[15]、YOLOv3-YOLOv7[16-19]、YOLOX[20]、ATSS[21]等，此类结构在检测速度上有绝对的优势。目前较为先进的 YOLOv7 网络结构如附录 A 图 A3 所示。分析附录 A 图 A3 可以看出，YOLOv7 在模型特征提取的主干网络部分融合了可扩展的高效层聚合网络 E-ELAN 结构，从而使深度神经网络通过控制最短和最长的梯度路径来加速模型的收敛效果，头部设计了 Rep 重参数化卷积，通过重参数化解耦训练时间多分支拓扑来优化训练参数，并且通过构建辅助训练头和引导头的深度监督框架来优化模型预测的输出质量。YOLOv7 在 5~160 帧/s 范围内的检测速度和精度领先于当前主流的单阶段目标检测网络。

在 YOLOv7 之后，YOLOv8 作为 YOLO 系列算法的最新版本之一，提供了一个全新的 SOTA 模型，包括 P5 640 和 P6 1280 分辨率的目标检测网络和基于 YOLACT 的实例分割模型，骨干网络和 Neck 部分可能参考了 YOLOv7 ELAN 设计思想，将 YOLOv5 的 C3 结构更新为梯度流更丰富的 C2f 结构，并对不同尺度模型调整了不同的通道数。头部相比 YOLOv5 改动较大，为目前主流的解耦头结构，将分类和检测头分离，同时也从 Anchor-Based 换成了 Anchor-Free 无锚框结构。Loss 计算方面采用了 Task-Aligned Assigner 正样本分配策略，并引入了 Distribution Focal Loss，训练的数据增强部分引入了 YOLOX 中的最后 10 epoch 关闭 Mosiac 增强的操作，可以有效地提升精度。

为了帮助研究者更好地了解目前流行的目标检测算法在输电线路智能巡检中的表现，将文献中的目标检测算法进行了相关统计[22-23]，如表 1 所示[24-27]。这些指标能够帮助研究人员选择适合自己任务需求的算法，并为算法的改进提供参考。

2.3 分割网络

输电线路智能巡检的过程是面向户外复杂背景的图像开展的，传统图像处理中的分割方法例如OTSU[28]、分水岭等算法[29]对图像质量要求较高，无法分割出复杂背景和光线照射不均情况下的目标区域，因此出现了以 FCN[30]、SegNet[31]、U-Net[32]、DeepLab 系列[33]为基础的深度学习式分割方法，该类方法通过深度神经网络强大的特征提取和学习能力充分理解图像中的先验知识，能够满足实例分割、全景分割、语义分割等多种分割任务并取得良好的精度得分。

关于基于深度学习网络的图像分割技术，本文对常用的不同分割算法进行了总结[34-36]，各类别算法的特征、应用场景和检测效果见表 2[37-40]。

2.4 其他方法在输电线路智能巡检中的应用

在面向输电线路的智能化巡检当中，除了基础的深度神经网络的设计，一些先进的检测模型和优化方法也开始出现。

2.4.1 基于 Transformer 的方法

Transformer 最初是出现在自然语言处理领域中的方法[41]，其通过多头自注意力机制来增强模型的全局感受野并具有强大的对于复杂序列模型的转换能力，在一定程度上改变了传统 RNN[42]、LSTM[43]等方法模型并行能力差的问题，而 Vision Transformer (ViT)[44]的出现打通了 NLP 和计算机视觉的桥梁，将 Transformer 结构应用于视觉领域极大地增强了特征提取过程中图像的全局建模效果，Vision Transformer 的模型结构示意图见图 2。

分析图 2 可知，Vision Transformer 将输入图片

表 1 不同算法检测性能比较

Table 1 Comparison of detection performance of different algorithms

算法	骨干	文献	应用场景	检测效果
SSD	Mobile Net V3	[22]	覆冰	检测 mAP 达到 82.1%，识别速度达到 24.5 帧/s
YOLOv5	CSPDarkNet	[23]	绝缘子缺陷	模型检测 mAP 达到 97.23%，剪枝后模型大小仅为 0.5 MB，检测所用时间为 1.8 ms，浮点运算数为 0.61 Gs
Faster R-CNN + FPN	Res2Net101	[24]	销钉螺栓缺陷	优化算法比基线算法的平均精度均值(mAP)提升了 7.6%，比未引入定位排序算法的 oLRP 均值降低了 7.1%
SSD	ResNet-50	[25]	销钉螺栓缺陷	采用 ResNet50 的 SSD 型号的 mAP 值达到 91.5%，与使用 VGG3 的型号相比提高了 2.16%
EfficientDet	EfficientNet	[26]	防震锤缺陷	模型检测 mAP 达到 90.2%，检测速率达到 23.4 帧/s，缺陷定位达到 17.2 帧/s
级联 RCNN	ResNet-50	[27]	防震锤缺陷	模型检测 mAP 为 97.24%

表 2 不同算法分割结果比较

Table 2 Comparison of segmentation results of different algorithms

算法	骨干	文献	应用场景	检测效果
改进型 Faster R-CNN	ResNet-101	[34]	输电线路金具锈蚀	可以有效地检测输电线路金具的锈蚀情况，且具有较高的检测准确率和鲁棒性，远高于传统的检测方法。
Mask-RCNN	FPN+ Resnet	[35]	绝缘子串红外图像	Mask-RCNN 对绝缘子红外测温图像识别具有优异的表现
ResNet50 的 DeepLabv3＋	ResNet50	[36]	电流互感器红外图像	平均交并比(MIoU)为 87.5%，能够从测试图像中精确分割出电流互感器设备
RFIENet	—	[37]	绝缘子图像	MFFM 和 GFFM 分别提取浅层特征和深层特征，实验结果证明了所提出的 RFIENet 的优越性
SaSnet	SaSnet	[38]	输电线路导线	整体性能相比 U-net 有较大提升，满足了较低推理速度 要求的无人机嵌入式场景下的实际应用需求
改进 GoogLeNet	GoogLeNet	[39]	主变高压套管	可有效提取图像特征，并且识别率要明显高于 Improved_CNN、VggNet、AlexNet 3 种模型
改进 SLIC	—	[40]	断路器红外图像	与原始 SLIC 算法相比，边缘召回率提高了 4.10%，对故障区域的分割更具优势

分割成一定数量的 Patch 作为序列信息传递给词嵌入单元和位置编码模块。纯粹的基于 Transformer 的编码结构通过线性层可学习的 1D 位置嵌入来保留图像位置信息，Vision transformer 的编码器是由 MLP 层和 multi-head self attention(MSA)两个独立的子层堆叠 n 次而成的，在每一层中输入所得的(Q, K, V)三元组作为自注意力机制(其中 Q, K, V 分别表示查询(Query)、键(Key)和值(Value))，自注意力机制在特征图上的作用是全局性的。后续又相继出现了例如 Swin Transformer[45]、DETR[46]、CoT[47]等更加先进的方法用于视觉任务，其中不乏有一些方法对于提升输电线路智能巡检的效率意义重大。

2.4.2 三维点云方法

随着三维计算机视觉任务的发展，三维点云技术开始出现在输电线路的智能化巡检中[48]，其中通过单目、双目视觉相机和激光雷达获取基本图像数据和对应点云数据进行三维任务，也可以融合图像数据和点云数据进行输电线路的多模态任务[49]。此外，输电线路电力线的三维重建[50]工作可以对复杂环境下的导线设施进行仿真并分析其相关状态，输电线路连接金具的零部件也可以通过三维点云数据进行分割[51]，此类方法在空间上充分考虑了目标的多种特性，检测与分割效果更加精确。

2.4.3 模型轻量化方法

在输电线路智能化巡检任务中，由于图像色域区分度信息复杂，会生成大量重复的特征图，这些信息产生的模型计算冗余会增加能源和硬件资源的消耗。从模型参数量方面分析，冗余的计算信息是由模型卷积所产生的。因此，出现了例如 Ghost Net[52]、Mobile Net[53]、Squeeze Net[54]等结构的模型压缩模块，模型压缩策略能够在最大程度地保留预测精度的前提下减少网络计算开销，常见的模型轻量化方法如下所述。

深度可分离卷积：深度可分离卷积通过逐通道卷积和逐点卷积来完成轻量化的特征提取操作，其中逐通道卷积的卷积核与通道对应，相关通道只被对应卷积核控制，卷积过程产生的特征通道数和输入的通道数完全一样；逐点卷积的运算与常规卷积运算非常相似，它的卷积核的尺寸为 $1\times1\times M$，M 为上一层的通道数。所以这里的卷积运算会将上一步的特征图在深度方向上进行加权组合，生成新的特征图，其卷积核数量与输出特征图数量相关(卷积核的尺寸即为：$1\times1\times M_{\text{in}}\times M_{\text{out}}$，$M_{\text{in}}$ 表示输入通道数，M_{out} 表示输出通道数)。

模型剪枝：在输电线路巡检的模型训练过程中，检测网络的卷积层和全连接层存在着大量冗余的参数，这些参数中的一部分对于特征提取是无效的，因此通过模型剪枝[55]操作应用于各种网络结构中，通过模型参数的定量丢弃来消除冗余信息，剪枝操作根据是否去掉权重矩阵中的神经元节点分为结构化剪枝与非结构化剪枝，模型剪枝操丢弃了冗余参数，有利于复杂模型在边缘端上部署。

Ghost 模型压缩：图 3 简单介绍了 Ghost 模型压缩的过程，其组成结构类似于残差网络中的残差连接。Ghost 模块是由 Ghost 卷积堆叠而成的，首先由较小的滤波器通过常规卷积生成少量特征图，再由一系列线性运算生成与之相似的新特征图，两组特征图的组合为模型输出的结果。若输入特征图尺寸为 $H\times W\times c$，其中 H 和 W 为输入特征图的高

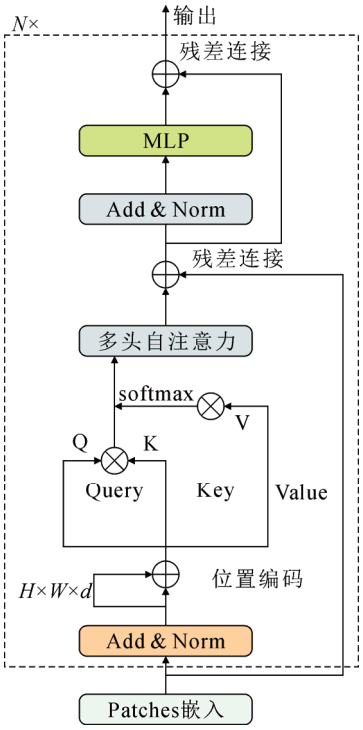


图 2 Vision Transformer (ViT)模型结构示意图

Fig.2 Model structure diagram of Vision Transformer (ViT)

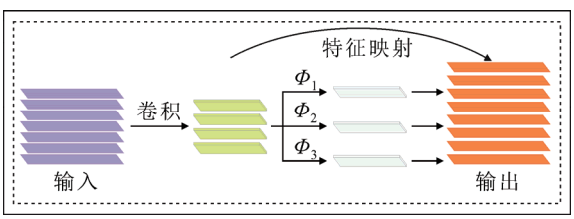


图 3 Ghost 模型压缩结构示意图

Fig.3 Ghost model compression structure diagram

和宽，c 为输入通道数，同理其对应输出尺寸大小为 $H'\times W'\times n$，n 为输出通道数，卷积核尺寸为 $k\times k$ (k 为长度统计单位)。经卷积运算产生小规模的参数量，通过线性变换操作生成 Ghost 特征图，Ghost 卷积通过廉价的线性运算使模型计算量较原始常规卷积大幅降低，从而显著提升输电线路日常巡检等多目标检测任务的模型推理速度。

3 基于深度学习方法的智能巡检应用

目前，对输电线路部件缺陷的自动化与智能化检测技术的需求更加迫切，人工智能应用于电力设备运维的相关技术受到了高度重视。在电力系统运维过程中，输电线路常见的部件缺陷主要包括输电线路导线故障、绝缘子故障、连接金具故障等。而不同的目标类别由于形和使用特性差异所使用的巡检方式也不尽相同，常见的导线故障通常通过无人机巡线完成监测，特殊情况下例如导线风偏故障则通过巡线机器人完成；而绝缘子故障和连接金具锈蚀故障等则通常在气象条件合适的情况下通过无人机悬停拍摄。但受限于环境因素，部分无人机航拍图像中存在模糊、分辨率低、背光和拍照角度受限等问题，都将对模型检测精度造成影响，因此选取合适的气象环境进行巡检作业和图像获取；通过图像超分辨和去模糊算法后期处理图像数据同样是输电线路智能巡检的关键所在。

3.1 输电线路导线故障

3.1.1 导线风偏

导线风偏是架空输电线受风力的作用偏离其垂直位置的现象。导线风偏极易导致导线舞动、导线弧垂、导线疲劳断股断线[56]、相间闪络跳闸等线路故障的发生，甚至会造成金具破坏、倒塔等严重事故，是对电网安全运行危害较大的故障类型。王礼田等提出了基于双目视觉稀疏点云重建的输电线路导线弧垂测量方法[57]，通过核线约束解算输电线路图像稀疏点云，并利用悬链线拟合技术重建线路三维矢量，计算导线弧垂状态。

3.1.2 导线断股

导线断股与损伤故障轻则降低线路载流量，重则造成断线、停电事故，影响输电线路的安全稳定运行。翟学明等以 Unet 为基础网络[58]，通过深度可分离卷积和注意力机制等改进方式加强对于导线断股的微小细节识别并进行有效分割。黄新波等提出一种基于径向基概率神经网络的输电导线缺陷状态识别方法[59]，通过图像预处理方式获得输电导线强纹理特征，并将强纹理特征量作为径向基概率神经网络的输入，完成输电导线断股的识别。Senthilnath 等搭建了一种具有元认知学习(BS-McL)的双层分割框架[60]，借助光谱分类去除非电力线像素，通过检测电力线的几何特征以识别输电导线。陈等通过轻量化实时语义分割网络 SaSnet，结合自监督学习算法 IBS，使用极少量有标签数据进行训练，在电力线公开数据集上获得了检测精度和速度的优势。

3.1.3 导线覆冰

导线覆冰易导致电网发生机械故障和电气故障，造成输电线路停运、杆塔倒塌、冰闪跳闸、线路舞动和输电线路设备损坏等事故。为减小覆冰带来的灾害，必须对电网的覆冰情况进行实时监测与防护，及时消除覆冰安全隐患。林刚等构建了一种强泛化性的 IBP-CNN 的输电线路覆冰识别模型[61]，通过增强与消减算法减少模型的冗余度，并利用反向传播算法调整层间连接权值，根据更新的模型参数和网络结构推算逐层输出，辨识导线覆冰情况。郝艳捧等通过多尺度特征融合改进 Mask R -CNN 网络对输电线路导线覆冰进行有效特征提取和分割[62]，其分割准确率在 92%以上。

3.2 输电线路绝缘子故障

输电线路绝缘子由于长期暴露于户外，容易造成表面缺陷，对绝缘子的运行状态进行(检测)监测是保障电力系统稳定运行的关键所在。苟军年等[63]对 Mask R-CNN 进行改进，在特征提取网络中引入卷积注意力模块(CBAM)，分别从通道和空间提升小目标特征保持性，并使用全局交并比计算目标间的相似度，提升绝缘子检测效果。Wang S 等[64]提出了一种基于改进 ResNeSt 和区域建议网络(RPN)的绝缘子缺陷检测方法，将改进的 RPN 添加到 ResNeSt 中进行特征提取，更好地检测绝缘子上的微小缺陷。乔鹏[65]等采用改进量子粒子群算法(IQPSO)对支持向量机模型(SVM)参数惩罚因子 c 和核函数宽度 δ 寻优的输电线路覆冰厚度预测模型，验证了预测模型的有效性。

3.3 输电线路连接金具故障

输电线路连接金具作为塔架与导线间传递机械、电气荷载的关键部件，受复杂的气候条件和恶劣的自然环境影响易发生缺损、锈蚀和脏污等异常与缺陷，一旦连接金具失效，将严重威胁到整个电

网的安全运行。因此，对输电线路连接金具运行状态进行监测，具有重要意义。输电线路金具故障，一般分为销钉螺栓、防震锤、均压环和间隔棒故障。

3.3.1 均压环故障

均压环是改善绝缘子串电压分布的一种保护金具，经常会发生脱落、倾斜以及腐蚀污损等故障。故障均压环无法发挥保护作用将对输电线路的安全运行造成很大的损害。魏业文等通过对比不同模型，提出改进的 Faster RCNN 的深度学习算法[66]，验证了改进算法可准确识别定位均压环。浦东等提出一种改进的轻量级 Mask RCNN 特征提取网络[67]，首先利用 Hough 水平变换将分割出的绝缘子串进行旋转校正，以确保均压环的方向与水平方向一致；其次通过计算均压环和绝缘子边缘两点间的斜率，判断均压环是否歪斜；最后在保证均压环特征提取精度基本不变的前提下，将优化网络的单张图片的检测速度提升了 80 ms。

3.3.2 间隔棒故障

间隔棒是一种防止导线碰撞和振动的金属构件，位于输电线路上的特定位置，需要经常检修和维护，以确保电力系统的安全稳定运行。张涛等在 SSD 算法的基础上引入注意力机制来增强输出特征图的语义信息[68]，再结合改进的 DenseNet-s-32 全卷积网络，可以精确有效地检测出间隔棒的缺陷。Zhu Y 等将经典的 Faster RCNN 目标检测算法应用于间隔棒检测中[69]，λ_{mAP} 值达到 93.6%，可以有效地减少背景对金具锈蚀检测的干扰，从而提高间隔棒检测准确率。

3.4 人员作业安全监测

智能巡检过程常见的人员作业安全监测包括巡检人员未佩戴安全帽，操作不当存在危险动作等。Padmini 等结合 OpenCV 和 Sklearn 检测车辆并跟踪管道[70]，利用定向梯度直方图(HOG)和支持向量分类(SVC)，实现了带安全帽和不带安全帽的人员的实时自动检测，模型精度为 87.6%。Peña 等通过 YOLOv4 网络对人员作业中是否佩戴安全帽进行识别，模型检测精度达到了 88.65%[71]。王鸿等通过 2D 人体姿态估计算法提取电力作业人员的骨骼图[72]，利用 VGG 网络的前 10 层提取人员的特征信息，可以实时检测和识别人员的违规行为。

3.5 异物入侵监测

在电力行业施工过程中，异物入侵极易造成安全隐患，为此监测异物入侵可以有效避免事故的发生。杨剑锋等利用 Dense-net 网络替代 YOLOv3 网络中倒数第 2 层网络[73]，建立 Dense-YOLOv3 网络模型来监测输电线路异物入侵，可以实现对风筝、鸟巢、施工机械类异物的准确识别。Mei X 等[74]提出了一种基于计算机视觉的异物入侵检测方法，通过 YOLOV5 模块提取图像特征信息，建立包围盒关键点的入侵判断基本规则，利用两个辅助检测模块对工人的入侵方向进行识别和姿态调整，可以有效解决人工监督在工程安全管理中的不足，降低事故发生概率并提高施工安全性。

在输电线路智能巡检中，基于深度学习方法的目标检测被广泛应用，众多研究者对各类检测网络进行了深入研究，提出了很多典型应用的改进算法，取得了较好的检测效果。附录 A 表 A1 中列出了几类传统方法和深度学习方法，对其优劣势及算法性能进行了对比。

4 智能巡检数据集与评价指标

4.1 数据集概述

深度学习算法近年来广泛用于输电线路的智能巡检，深度学习技术在输电线路智能巡检方向上的快速发展也得益于大规模巡检数据集的出现。现阶段深度学习巡检的图像数据大多集中于对输电线路易损部件的拍摄，如电力线、绝缘子、连接金具电力设施等。常见的公开输电线路巡检数据集如下：(1) 电力线巡检数据集：通过红外和可见光摄像机采集航拍图像，其中包含电力线的红外和可见光图像各 2200 幅，4400 幅不包括电力线的红外和可见光图像。(2) 中国电力线路绝缘子数据集：该数据集是由中国国家电网公司提供的高压绝缘子航拍图像，包括正常绝缘子图像 600 幅。(3) 输电杆塔和输电线路航拍数据集：该数据集用于电力塔架实例分割，包含带有分割标签的电力塔架和电力线图像 1100 幅。常见数据集样本示例见图 4。

其中，对于电力线方面的故障数据集包括对输电线路导线断股的识别和分割，对导线覆冰的识别和分割以及对于导线异物悬挂的检测；对于电力组件方面的数据集包括绝缘子故障识别，防震锤锈蚀检测，均压环脱落故障识别和间隔棒失效检测，连接金具故障等；此外，还有电力作业人员穿戴规范检测，电力线附近大型机械入侵检测，输电线路电力设施识别等数据集应用于输电线路的可视化智能巡检当中。



(a) 导线断股 (b) 导线覆冰 (c) 悬挂异物

(d) 绝缘子故障 (e) 防震锤锈蚀 (f) 均压环脱落

(g) 间隔棒失效 (h) 安全帽佩戴 (i) 大型机械入侵

图 4 数据集图例

Fig.4 Datasets legend

4.2 模型评价指标

目前应用于输电线路智能巡检的目标识别与缺陷检测算法众多，如何衡量和选择合适的算法，需要采用客观的量化指标对算法性能进行评估，明确不同算法的优劣。目前常用的性能评价指标包括精确度 P(Precision)、召回率 R(Recall)、平均精确率 λ_{mPA}(mAP)、调和均值(F_1)、浮点运算数(GFLOPS)和帧率(FPS)。

在智能巡检的目标识别分类任务中，常常采用 4 种预测结果来描述真实结果与模型预测结果的关系，分别为 F_{TP}(True Positive)、F_{FP}(False Positive)、F_{TN}(True Negative)和 F_{FN}(False Negative)，其中第 1 位表示模型是否预测准确，第 2 位表示模型的预测结果，具体定义如表 3 所示。

模型评价指标中 P(Precision)表示预测正确的正样本数量占所有预测为正样本数量的比例，其值越大说明准确率越高，误检的越少，其定义为：

$$P=\frac{F_{\mathrm{TP}}}{F_{\mathrm{TP}}+F_{\mathrm{FP}}} \tag{1}$$

R(Recall)表示预测正确的正样本数量占所有实际为正样本数量的比例，其值越大说明查全率(正样本的召回率)越高，漏检的越少，其定义见式(2)。

F_1 结合了 P、R 的调和平均值，在提高 P 和 R 的同时尽量减小两者之间的差异，$F_1\in[0,1]$，F_1 不仅能够反应模型的精度，还能够体现模型的完整性。

$$R=\frac{F_{\mathrm{TP}}}{F_{\mathrm{TP}}+F_{\mathrm{FN}}} \tag{2}$$

$$F_1=\frac{2PR}{P+R} \tag{3}$$

表 3 4 种预测结果的定义

Table 3 Definition of four prediction results

预测结果	定义
True Positive	实际为正被预测为正的样本数量
False Positive	实际为负但被预测为正的样本数量
False Positive	实际为负被预测为负的样本数量
False Positive	实际为正但被预测为负的样本数量

全类别平均精确率(mean average precision)λ_{mAP} 表示某一类别的平均精度，如式(4)所示。

$$\lambda_{\mathrm{mAP}}=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\int_0^1 p(R)\mathrm{d}R \tag{4}$$

式中：平均精确率 λ_{mAP} 表示将所有类别检测的平均正确率进行加权平均；n 为样本数。

η_{GFLOPs} 为每秒 10 亿次的浮点运算数，通常作为模型性能参数的衡量指标，一般 η_{GFLOPs} 的大小仅与模型类别和大小有关。FPS 指数代表模型每秒可以推理的图片帧率或图片的个数，其可以作为衡量模型推理速度的指标。

然而，智能化巡检领域的评估方法研究并不仅限于上述指标。还有其他一些重要因素需要考虑，例如算法的鲁棒性、计算效率、模型的可解释性以及在实际应用中的可靠性和稳定性等。这些因素对于评估算法的综合性能和可应用性至关重要。

5 实验与结果分析

为了验证各深度学习算法在智能巡检领域的应用效果，本文分别采用几种不同的经典目标检测算法分别对不同的巡检情景进行检测，如大型工程机械入侵输电线路，异物入侵线路等。

5.1 实验环境配置

本文的实验配置条件为：CPU:i7-11700K，GPU:NVIDIA 3090，64 Gs RAM，整个算法使用 Pytorch 框架在 Python 3.8 环境中实现。实验的批量大小设置为 32，动量大小设置为 0.9，重量衰减设置为 0.0005，初始学习率设置为 0.01，在后 200 轮中，学习率设为 0.001。

5.2 数据采集和实验方法

本实验所使用的数据集均是从无人机拍摄的青海某 750 kV 输电线路巡检照片中获取的。青海某 750 kV 输电线路智能巡检是一个典型的目标检测应用案例。在该项目中，若要将目标检测应用于电力杆塔及其附属设施的检测和维护场景，需具备以

下几个特点：

1）高效处理大规模数据

电力杆塔及其附属设施的数量巨大，因此目标检测算法需要高效地处理大规模数据。

2）适应复杂场景

电力杆塔及其附属设施的位置和形态多种多样，因此目标检测算法需要具备适应不同形态和场景的能力，以保证检测结果的全面性和准确性。

3）准确率高

电力杆塔及其附属设施涉及到重要的电力供应和安全问题，因此目标检测算法需要具备高准确率的检测能力，以确保检测结果的准确性。

基于以上典型特征，我们能够有针对性地选择并优化目标检测算法，以适应实际应用场景的需求。为了确保训练模型更加稳健，我们还通过对原始数据进行镜像、翻转、缩放和添加噪声等操作来增强数据集，最终的实验数据集由原始图像和增强图像构成。

5.3 实验结果

输电线路巡检对象的视觉特征在检测对象的差异化主要表现为其电力系统特有的结构和环境条件。 电力输电线路包含复杂的导线、绝缘子、电塔等组件，而其在高空、高温、高湿等不同气候和地理环境中运行，使得其视觉特征具有独特性。输电线路具有独特的结构，如导线的排列、电塔的形状等，这些结构因电力系统的特殊要求而与其他领域的机械设备差异明显。 此外，绝缘子的类型和布局也构成了电力设备的独特视觉标志。输电线路经常处于户外极端环境下，导致视觉检测的挑战性增加。例如，在不同气候条件下，绝缘子可能受到覆冰、积雪、沙尘等的影响，导致视觉识别困难。这种复杂的环境背景增加了巡检系统对图像处理和算法鲁棒性的要求。

为了全面比较和评估不同算法在不同场景下的优劣势，凸显输电线路巡检对象的视觉特征与其他检测对象的差异化，以便研究人员找到最适合特定任务的算法，我们采用了 5 种不同的目标检测算法分别进行实验，包括单阶段和两阶段的算法，对比实验结果如附录 A 表 A2 所示。可知在大型机械入侵、安全帽佩戴、绝缘子缺陷等上列 5 类检测的情境中，由于检测目标多数为特征不一的小目标，因此采用 YOLOv7 算法的识别结果卓越。其在大型机械入侵检测的 λ_{mAP} 达到了 81.06%，比目前经典的 YOLOv5 高 29.61%。这是由于 YOLOv7 采用了多尺度特征融合和重参数化卷积，极大的加强了小目标的识别效果，而 YOLOv5 算法并没有针对小目标细节做出改进。同时，由表中可知，在检测大型机械入侵中，传统的两阶段算法 Faster RCNN 的浮点运算量最高，达到了 370.21 GB，比 YOLOv7 高了 251.52 GB，但效果很差，这是由于传统的 RPN 结构难以胜任复杂背景下的小目标检测，网络难以增强目标的显著性。

在安全帽佩戴检测的情境下，Faster RCNN 算法的浮点运算量最大。高昂的计算量也换来了召回率的提升，其 Recall 值较 YOLOv7 高出了 1.77%，其漏检的效果有较大的改善。同时，由于检测的目标较其他算法多，但大多数目标特征显著性不强，故造成识别精确度过低。YOLOv5 算法的识别精率较高，达到了 93.28%，但召回率较低，只有 61.61%。其原因与 Faster RCNN 算法截然相反，也就是识别到的目标较少，但特征显著性很强。YOLOv7 算法则综合能力较优。

在绝缘子缺陷检测情境下，多尺度检测著称的 SSD 算法，其召回率只有 1.41%，几乎检测不到任何目标，这是由于绝缘子图像的背景信息复杂，造成多尺度结构在提取特征时，丢失特征细节，导致无法检测到目标；同时，另一部分原因是因为数据集语义信息不广，且 SSD 算法需要大规模语义信息广、体量大的训练数据集，而采用本文数据增强的巡检数据集仍存在些许局限性。

在输电线路异物检测和连接金具检测的情境下，与大型机械入侵情境检测相似，同样是检测多类别小目标。YOLOv7 算法的综合性能要优于其他传统经典算法，其多尺度特征融合性能卓越，适合大多数特定任务。

综上所述，考虑到 YOLOv7 算法在前述场景中具有良好的应用前景，因此我们选取了该算法进行检测结果可视化，并对其进行详细的分析和评价。使之聚焦于最具实际应用价值的算法，以提高文章的实用性和可读性。如附录 A 图 A4 所示，该算法在不同输电线路场景下展现出良好的检测效果。图(a)为大型工程机械入侵输电线路检测样例，其中对于大型机械的平均识别精度保持在 70%以上，在背景清晰的环境下检测，效果甚至可以达到 90%以上；图(b)为输电线路施工作业人员安全帽规范佩戴检测样例，对于各种距离和姿态的安全帽佩戴平均识

别精度保持在 70%以上；图(c)为异物入侵输电线路导线检测样例，图中网络对于导线异物的识别精度均在 90%以上；图(d)为输电线路绝缘子缺陷检测样例，图中对于两处绝缘子破损缺陷的平均识别精度在 50%以上；图(e)为输电线路连接金具检测样例，图中对于常见的 U 型环，耐张线夹，紧固螺栓，三角联板，调整版等连接金具的平均识别精度在 60%附近。

5.4 评价指标对比

考虑 YOLOv7 算法在当前的智能巡检中应用前景较好，本文以目标检测算法为例，使用各类经典的目标检测算法和 YOLOv7 分别在大型机械入侵场景进行训练和检测，并使用相同的数据集，以分类别的方式对其 P-R 指标进行对比，如附录 A 图 A5 所示。

图 A5 中显示了不同算法对大型机械入侵情境下的不同目标识别的 *P-R* 曲线对比，围绕横纵轴的面积越大，则证明算法的识别效果较好。图(a)中，在识别入侵水泥泵车场景下，虽然 YOLOv7 的 P-R 曲线面积不及 SSD 算法，但相对于其他算法，均有较好的性能；而 YOLOv4-Tiny 的识别效果较差，验证了轻量化模型在该检测任务上还需较大改进。图(b)和(d)中，YOLOv7 算法在识别入侵吊车上有较好的性能，曲线面积最大。而在图(c)中，YOLOv7 算法在识别入侵挖掘机中，识别效果不如 YOLOX、YOLOv3 和 SSD 算法，造成的主要原因是挖掘机在施工环境中，其涂装常与背景土地色相同，而易造成算法漏检、误检现象。在该环境下，更加考验算法对复杂背景的识别能力。

图(e)中，YOLOX 算法在识别入侵压路机的场景中，识别效果最好，这归功于解耦头结构采用不同的分支分别对分类和定位的内容进行运算，提升了此场景任务下的识别精度。而在图(f)检测入侵卡车场景中，YOLOv7 和 SSD 算法等，均能较好的识别目标，各算法均能准确有效的识别出复杂背景下的工程机械。

在 YOLOv7 算法的智能巡检任务中，使用以下验证指标对算法性能进行验证。

目标识别准确率(Object Detection Accuracy)：该指标衡量 YOLOv7 算法在识别目标方面的准确性。

缺陷检测准确率(Defect Detection Accuracy)：对于智能巡检中的缺陷检测任务，可以使用该指标来衡量 YOLOv7 算法的准确性。

目标识别召回率(Object Detection Recall)：该指标衡量 YOLOv7 算法在找到真实目标方面的能力。

缺陷检测召回率(Defect Detection Recall)：对于缺陷检测任务，该指标衡量 YOLOv7 算法检测真实缺陷的能力。

综合以上综述分析与实验结果，本文绘制了输电线路智能巡检在算法模型部署和场景搭建方面的关系框架图，如图 5 所示。分析图 5 可以看出，通过具体的图像感知方法将人工智能算法进行改进操作，如模型轻量化、特征提取能力增强、感受野提升、细粒度捕捉能力增强等，进而应用于输电线路智能巡检领域的 3 大基本任务。将算法模型部署于具体的场景中，结合数据集特征和算法部署需求进行算法的优化，使图像感知算法能够处理多种情况的输电线路故障预警并完成智能巡检任务。

6 领域研究难点分析

在目前输电线路智能巡检领域已有的研究方法中，虽然部分技术难点已经得到了解决和优化，但将其实际应用于电力故障检测中仍存在许多具体问题，围绕本文所探讨的输电线路智能化巡检策略，提出了不同研究难点的优化方法如附录 A 表 A3 所示。

1）训练样本匮乏：在户外复杂的环境下，例如：峡谷陡壁、山峰峭拔、森林葱茏中建设的输电线路设施若存在故障，其巡检工作和原始数据获取会格外困难，此时需要在获取少量珍贵的原始数据的基础上通过某些算法对数据进行扩充。传统方法可通过选择代表性的特征，提升模型的泛化能力；特征提取以保留数据关键信息且可通过插值、采样、

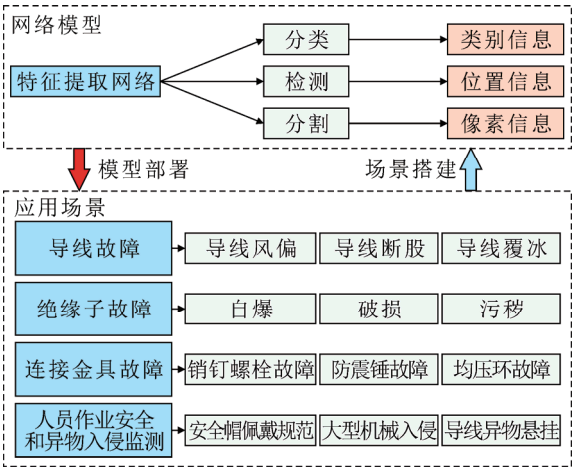


图 5 方法应用与总结框架图

Fig.5 Method application and summary frame diagram

合成的方式生成新的样本，增加数据多样性。深度学习方法则可通过迁移学习对目标任务进行微调，或者生成对抗网络以增加样本数量和多样性。

2）样本类别不均衡：输电线路数据集中样本类别获取不均衡可能导致模型在训练过程中偏向数量多的类别，影响对数量少的类别的学习效果，导致性能不平衡，例如，输电线路连接金具中的耐张线夹和调整版常由于所处位置空间狭小，垂直高度较大而难以捕获其图像。传统方法可通过欠采样减少较多类别的影响或通过权重调整计算每个类别的权重与其在训练集中的频率成反比，将这些权重用于损失函数的计算中。深度学习方法除了采用迁移学习、对抗网络外还可设计针对类别不平衡问题的损失函数对数量较少的类别给予更大的惩罚，以平衡样本类别之间的影响。

3）小目标缺陷检测：输电线路巡检任务中存在例如紧固螺栓松动锈蚀、U 型挂环脱位等小目标缺陷检测的问题，挑战在于小尺寸缺陷易被忽略，传统模型难以准确检测。需要采用高分辨率图像、改进网络结构或引入多尺度信息等策略，以增强对此类别小目标的感知能力，提高检测精度。传统方法可通过特征增强如直方图均衡等增强小目标的特征或利用形状特征如边缘、角点等，以及目标周围的上下文信息提高小目标的检测准确性。基于深度学习的智能化方法可通过文中提到的 YOLOv7 等目标检测算法同时定位和检测输电线路图像中存在的小目标缺陷，也可在不同尺度上进行多尺度检测，并应用注意力机制来关注输电线路小目标缺陷的重要区域，此类智能化算法的应用极大的提升了输电线路智能巡检的工作效率。

4）复杂背景下缺陷检测：输电线路智能巡检中图像背景复杂，难以准确识别目标。解决需借助图像处理和计算机视觉技术来提高模型对复杂场景的理解能力，减少误检，确保智能巡检系统的可靠性。传统方法可通过应用图像分割算法将输电线路图像中的复杂背景与缺陷进行分离，以便更好地进行检测或选择适当的分类模型和检测算法，如支持向量机(SVM)、随机森林等，并进行模型参数的优化和调整以获得更好的性能。深度学习通过多层卷积和池化操作，学习图像特征并自动提取输电线路图像中的缺陷信息，也可利用数据增强技术对训练数据进行扩充，增加模型对复杂背景下输电线路存在的缺陷识别的鲁棒性。

7 结论

深度学习方法在输电线路智能巡检技术方面虽已得到一定应用，但在实际工业应用中仍面临严峻的挑战。

1）目前为止并没有形成统一化与标准化的输电线路目标图像库，缺陷检测缺乏统一的评价标准，如何建立输电线路标准化大数据图像集以及统一的性能评价标准是一个急需解决的问题。

2）深度学习算法非常消耗计算资源，输电线路运行现场对可安装设备的体积和计算能力有一定限制，如何开发基于嵌入式系统的深度学习算法及开展将轻量化方法是亟待解决的问题。

3）深度学习算法需要依靠大量数据，但输电线路缺陷图像的获取难度较高，会面临训练样本数较少的问题，如何用小样本学习方法训练出良好的深度学习缺陷检测模型是未来深度学习的重点研究内容之一。

4）由于输电线路覆盖区域广阔，其在线监测及巡检信息与输电线路信息不对称的问题，采用输电线路取能技术、全自主导航无人机巡检技术可实现智能化的的输电线路自动巡检。

随着图像感知技术的不断进步，输电线路智能巡检技术有望成为电力行业重要的应用研究领域之一。

附录见本刊网络版(http://hve.epri.sgcc.com.cn)。

参考文献 References

[1] 黄新波. 输电线路在线监测与故障诊断[M]. 2 版. 北京：中国电力出版社，2014：2-18.
HUANG Xinbo. On-line monitoring and fault diagnosis of transmission lines[M]. 2nd ed. Beijing, China: China Electric Power Publishing House, 2014: 2-18.

[2] 王怡爽，苑 朝，翟永杰. 一种新型架空输电线路巡检机器人的机构设计[J]. 西北工业大学学报，2020，38(5)：1105-1111.
WANG Yishuang, YUAN Chao, ZHAI Yongjie. Mechanism design and analysis of a new overhead transmission line inspection robot[J]. Journal of Northwestern Polytechnical University, 2020, 38(5): 1105-1111.

[3] 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.

[4] 刘传洋，吴一全. 基于深度学习的输电线路视觉检测方法研究进展[J]. 中国电机工程学报，2023，43(19)：7423-7445.
LIU Chuanyang, WU Yiquan. Research progress of vision detection methods based on deep learning for transmission lines[JL]. Proceedings of the CSEE, 2023, 43(19): 7423-7445.

[5] HUANG X B, YANG L Y, ZHANG Y, et al. A measurement technology of space distance among transmission bundle conductors based on

image sensors[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2019, 68(10): 4003-4014.

[6] ZHANG Y, HUANG X B, JIA J Y, et al. Detection and condition assessment of icicle bridging for suspension glass insulator by image analysis[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2020, 69(10): 7458-7471.

[7] HUANG X B, ZHANG X L, ZHANG Y, et al. A method of identifying rust status of dampers based on image processing[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2020, 69(8): 5407-5417.

[8] HUANG X B, WU Y Q, ZHANG Y, et al. Structural defect detection technology of transmission line damper based on UAV image[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2023, 72: 3504314.

[9] LIANG J H, CAI M Q, WANG Q Y, et al. Aerodynamic characteristics analysis of iced conductor based on BP neural network[J]. Buildings, 2023, 13(1): 64.

[10] 邱志斌，于小彬，霍 锋，等. 基于一致性测度区间分类的复合绝缘子喷水图像处理与憎水性智能识别[J]. 高电压技术，2020，46(9)：3008-3017.
QIU Zhibin, YU Xiaobin, HUO Feng, et al. Spray image processing of composite insulators based on interval classification of uniformity measure and intelligent identification of hydrophobicity[J]. High Voltage Engineering, 2020, 46(9): 3008-3017.

[11] KHAN R U, ZHANG X S, KUMAR R. Analysis of ResNet and GoogleNet models for malware detection[J]. Journal of Computer Virology and Hacking Techniques, 2019, 15(1): 29-37.

[12] SUN T F, DING S F, GUO L L. Low-degree term first in ResNet, its variants and the whole neural network family[J]. Neural Networks, 2022, 148: 155-165.

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

[14] FASTER R. Towards real-time object detection with region proposal networks[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2015, 9199: 2969239.2969250

[15] LIU W, ANGUELOV D, ERHAN D, et al. SSD: Single shot multiBox detector[C]// 14th European Conference on Computer Vision. Amsterdam, The Netherlands: Springer, 2016: 21-37.

[16] REDMON J, FARHADI A. YOLOv3: An Incremental Improvement[Z]. arXiv: 1804.02767, 2018.

[17] BOCHKOVSKIY A, WANG C Y, LIAO H Y M. YOLOv4: Optimal speed and accuracy of object detection[Z]. arXiv: 2004.10934, 2020.

[18] YUN S, HAN D, OH S J, et al. You only look once: Unified, real-time object detection[C]// Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2020: 138-147.

[19] LU W, ZHU X, XUE D, et al. YOLOv7: real-time object detection on devices with limited computing power[Z]. arXiv: 2106.03351, 2021.

[20] GE P, PANG J T, WANG F, et al. YOLOX: Exceeding YOLO Series in 2021[Z]. arXiv: 2107.08430, 2021.

[21] ZHANG S F, WEN L, BIAN X Q, et al. Bridging the Gap Between Anchor-based and Anchor-free Detection via Adaptive Training Sample Selection[C]//Proceedings of the 2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Seattle, USA: IEEE, 2020: 9756-9765.

[22] 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.

[23] 谢 静，杜耀文，刘志坚，等. 基于轻量化改进型 YOLOv5s 的可见光绝缘子缺陷检测算法[J]. 电网技术，2023，47(12)：5273-5282.
XIE Jing, DU Yaowen, LIU Zhijian, et al. Defect detection algorithm based on lightweight and improved YOLOv5s for visible light insulators[J]. Power System Technology, 2023, 47(12): 5273-5282.

[24] 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 Lijuan, LIU Chang'an, ZHANG Zheng, et al. Research on adaptive detection technology for pin defects in transmission lines[J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology(Nature Science Edition), 2023, 51(2): 109-115, 160.

[25] CHEN S K, LIU J, NIU W L, et al. Research on the detection method for insulation piercing connectors and bolts on the transmission line based on SSD algorithm[C]// 2019 IEEE 4th Advanced Information Technology, Electronic and Automation Control Conference (IAEAC). Chengdu, China: IEEE, 2019: 960-964.

[26] 宋立业，刘 帅，王 凯，等. 基于改进 EfficientDet 的电网元件及缺陷识别方法[J]. 电工技术学报，2022，37(9)：2241-2251.
SONG Liye, LIU Shuai, WANG Kai, et al. Identification method of power grid components and defects based on improved EfficientDet[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2022, 37(9): 2241-2251.

[27] ZHOU F R, WEN G Q, MA G C, et al. A high-efficiency deep-learning-based antivibration hammer defect detection model for energy-efficient transmission line inspection systems[J]. International Journal of Antennas and Propagation, 2022, 2022: 3867581.

[28] 周文静，赵 康，马晓晓，等. 基于改进红绿色差和 Otsu 的葡萄果穗图像分割[J]. 中国农机化学报，2023，44(1)：172-177.
ZHOU Wenjing, ZHAO Kang, MA Xiaoxiao, et al. Image segmentation of grape clusters based on improved red-green difference and Otsu[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2023, 44(1): 172-177.

[29] 房 超，王小鹏，李宝民，等. 基于自适应结构元素的改进分水岭图像分割方法[J]. 哈尔滨工业大学学报，2023，55(5)：59-70.
FANG Chao, WANG Xiaopeng, LI Baomin, et al. Improved watershed image segmentation method based on adaptive structural elements[J]. Journal of Harbin Institute of Technology, 2023, 55(5): 59-70.

[30] AGARWAL M, GUPTA S K, BISWAS K K. Development of a compressed FCN architecture for semantic segmentation using Particle Swarm Optimization[J]. Neural Computing and Applications, 2023, 35(16): 11833-11846.

[31] CUI W C, MENG D, LU K, et al. Automatic segmentation of ultrasound images using SegNet and local Nakagami distribution fitting model[J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2023, 81: 104431.

[32] ZHANG S W, ZHANG C L. Modified U-Net for plant diseased leaf image segmentation[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 204: 107511.

[33] YANG J D, TU J, ZHANG X L, et al. TSE DeepLab: An efficient visual transformer for medical image segmentation[J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2023, 80: 104376.

[34] 陈景尚，张 雨，谭 麒，等. 基于 GrabCut 的半交互式输电线路金具锈蚀图像分割方法[J]. 信息与电脑(理论版)，2021，33(01)：42-44.
CHEN Jingshang, ZHANG Yu, TAN Qi, et al. A semi-interactive image segmentation method for transmission line tool rust based on GrabCut.[J]. China Computer & Communication, 2021, 33(01): 42-44.

[35] 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.

[36] 袁 刚，许志浩，康 兵，等. 基于 DeepLabv3+网络的电流互感器红外图像分割方法[J]. 红外技术，2021，43(11)：1127-1134.
YUAN Gang, XU Zhihao, KANG Bing, et al. DeepLabv3+ net-

work-based infrared image segmentation method for current transformer[J]. Infrared Technology, 2021, 43(11): 1127-1134.

[37] LI B, WANG T, ZHAI Y J, et al. RFIENet: RGB-thermal feature interactive enhancement network for semantic segmentation of insulator in backlight scenes[J]. Measurement, 2022, 205: 112177.

[38] 陈梅林，王逸舟，戴 彦，等. SaSnet：基于自监督学习的电力线实时分割网络[J]. 中国电机工程学报，2022，42(4)：1365-1374.
CHEN Meilin, WANG Yizhou, DAI Yan, et al. Small and strong: power line segmentation network in real time based on self-supervised learning[J]. Proceedings of the CSEE, 2022, 42(4): 1365-1374.

[39] 魏 超. 基于改进 GoogLeNet 模型的电气设备红外图像分割与识别[J]. 机械设计与制造工程，2022，51(6)：126-130.
WEI Chao. Infrared image segmentation and recognition of electrical equipment based on improved GoogLeNet model[J]. Machine Design and Manufacturing Engineering, 2022, 51(6): 126-130.

[40] 王季峥，尹丽菊，咸日常，等. 基于改进 SLIC 算法的电力设备故障区域分割方法[J]. 计算机应用与软件，2021，38(1)：222-226，237.
WANG Jizheng, YIN Liju, XIAN Richang, et al. Power equipment fault area segmentation method based on improved SLIC algorithm[J]. Computer Applications and Software, 2021, 38(1): 222-226, 237.

[41] VASWANI A, SHAZEER N, PARMAR N, et al. Attention is all you need[C] // Proceedings of the 31st International Conference on Neural Information Processing Systems. Long Beach, USA: Curran Associates Inc., 2017: 6000-6010.

[42] WANG J Y, LI X L, LI J Z, et al. NGCU: A new RNN model for time-series data prediction[J]. Big Data Research, 2022, 27: 100296.

[43] ZHA W S, LIU Y P, WAN Y J, et al. Forecasting monthly gas field production based on the CNN-LSTM model[J]. Energy, 2022, 260: 124889.

[44] XIA Z F, PAN X R, SONG S J, et al. Vision transformer with deformable attention[C]//Proceedings of the 2022 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. New Orleans, USA: IEEE, 2022: 4784-4793.

[45] LIU Z, LIN Y T, CAO Y, et al. Swin transformer: Hierarchical vision transformer using shifted windows[C] // Proceedings of the 2021 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision. Montreal, Canada: IEEE, 2021: 9992-10002.

[46] ZHU X Z, SU W J, LU L W, et al. Deformable DETR: Deformable transformers for end-to-end object detection[C]//International Conference on Learning Representations. Vienna, Austria: OpenReview. net, 2021.

[47] LI Y H, YAO T, PAN Y W, et al. Contextual transformer networks for visual recognition[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2023, 45(2): 1489-1500.

[48] 钱建国，魏 立，李 游，等. 基于三维点云的输电线路分类去噪算法研究[J]. 应用激光，2022，42(11)：104-112.
QIAN Jianguo, WEI Li, LI You, et al. Research on the classification and outlier removal algorithm of transmission lines based on 3D point cloud[J]. Applied Laser, 2022, 42(11): 104-112.

[49] QIN N N, HU X Y, DAI H M. Deep fusion of multi-view and multimodal representation of ALS point cloud for 3D terrain scene recognition[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2018, 143: 205-212.

[50] 阙 波，刘伟东，姜文东，等. 基于三目视觉的输电导线弧垂三维重建方法研究[J]. 测绘地理信息，2022，47(4)：67-72.
QUE Bo, LIU Weidong, JIANG Wendong, et al. Research on 3D reconstruction method of power wire Arc sag based on triocular vision[J]. Journal of Geomatics, 2022, 47(4): 67-72.

[51] JI A K, CHEW A W Z, XUE X L, et al. An encoder-decoder deep learning method for multi-class object segmentation from 3D tunnel point clouds[J]. Automation in Construction, 2022, 137: 104187.

[52] YUAN X G, LI D, SUN P, et al. Real-time counting and height measurement of nursery seedlings based on Ghostnet–YoloV4 network and binocular vision technology[J]. Forests, 2022, 13(9): 1459.

[53] ASHWINKUMAR S, RAJAGOPAL S, MANIMARAN V, et al. Automated plant leaf disease detection and classification using optimal MobileNet based convolutional neural networks[J]. Materials Today: Proceedings, 2022, 51: 480-487.

[54] MINU M S, AROUL C R, SUBASHKA R S S, et al. Optimal squeeze net with deep neural network-based Arial image classification model in unmanned aerial vehicles[J]. Traitement du Signal, 2022, 39(1): 275-281.

[55] MYUNG S, HUH I, JANG W, et al. PAC-Net: A model pruning approach to inductive transfer learning[C] // Proceedings of the 39th International Conference on Machine Learning. Baltimore, USA: PMLR, 2022: 16240-16252.

[56] 王宇博，尚军利，张 烨，等. 基于改进 YOLOv7 的实时输电导线缺陷检测方法[J]. 南方电网技术，2023，17(12)：127-134.
WANG Yubo, SHANG Junli, ZHANG Ye, et al. Real-time transmission wire defect detection method based on improved YOLOv7 =[J]. Southern Power System Technology, 2023, 17(12): 127-134.

[57] 王礼田，邵凤莹，萧宝瑾. 基于双目视觉稀疏点云重建的输电线路弧垂测量方法[J]. 太原理工大学学报，2016，47(6)：747-751，785.
WANG Litian, SHAO Fengying, XIAO Baojin. Measurement of sag of power transmission line based on sparse point cloud reconstruction using binocular stereo[J]. Journal of Taiyuan University of Technology, 2016, 47(6): 747-751, 785.

[58] 翟学明，李 晓，翟羽佳. 基于深度学习的架空输电导线缺陷检测方法研究[J]. 电网技术，2023，47(3)：1022-1030.
ZHAI Xueming, LI Xiao, ZHAI Yujia. Defect detection of overhead transmission wires based on deep learning[J]. Power System Technology, 2023, 47(3): 1022-1030.

[59] 黄新波，章小玲，张 烨，等. 基于径向基概率神经网络的输电导线缺陷状态识别[J]. 电力系统自动化，2020，44(3)：201-210.
HUANG Xinbo, ZHANG Xiaoling, ZHANG Ye, et al. State identification of transmission line defect based on radial basis probabilistic neural network[J]. Automation of Electric Power Systems, 2020, 44(3): 201-210.

[60] SENTHILNATH J, KUMAR A, JAIN A, et al. BS-McL: bilevel segmentation framework with metacognitive learning for detection of the power lines in UAV imagery[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2022, 60: 5604712.

[61] 林 刚，王 波，彭 辉，等. 基于强泛化卷积神经网络的输电线路图像覆冰厚度辨识[J]. 中国电机工程学报，2018，38(11)：3393-3401.
LIN Gang, WANG Bo, PENG Hui, et al. Identification of icing thickness of transmission line based on strongly generalized convolutional neural network[J]. Proceedings of the CSEE, 2018, 38(11): 3393-3401.

[62] 郝艳捧，张伟勋，梁 苇，等. 输电线路覆冰导线 Mask R-CNN 图像识别与分割[J]. 广东电力，2022，35(2)：1-10.
HAO Yanpeng, ZHANG Weixun, LIANG Wei, et al. Mask R-CNN image recognition and segmentation of icing conductors in transmission lines[J]. Guangdong Electric Power, 2022, 35(2): 1-10.

[63] 苟军年，杜愫愫，刘 力. 基于改进掩膜区域卷积神经网络的输电线路绝缘子自爆检测[J]. 电工技术学报，2023，38(1)：47-59.
GOU Junnian, DU Susu, LIU Li. Transmission line insulator self-explosion detection based on improved mask region-convolutional neural network[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2023, 38(1): 47-59.

[64] WANG S Q, LIU Y F, QING Y H, et al. Detection of insulator defects with improved ResNeSt and region proposal network[J]. IEEE Access, 2020, 8: 184841-184850.

[65] 乔 鹏，田俊梅. 基于改进 QPSO-SVM 的输电线路覆冰厚度预测[J]. 自动化与仪表，2023，38(2)：10-14，34.
QIAO Peng, TIAN Junmei. Prediction of ice thickness of transmission lines based on improved QPSO-SVM[J]. Automation & Instrumentation, 2023, 38(2): 10-14, 34.

[66] 魏业文，李 梅，解园琳，等. 基于改进 Faster-RCNN 的输电线路巡检图像检测[J]. 电力工程技术，2022，41(2)：171-178.
WEI Yewen, LI Mei, XIE Yuanlin, et al. Transmission line inspection image detection based on improved Faster-RCNN[J]. Electric Power Engineering Technology, 2022, 41(2): 171-178.

[67] 浦 东，陈 瑞，焦良葆，等. 基于轻量级 Mask RCNN 的均压环歪斜检测[J]. 电力信息与通信技术，2021，19(5)：95-102.
PU Dong, CHEN Rui, JIAO Liangbao, et al. Deviation detection of grading ring based on lightweight mask RCNN[J]. Electric Power Information and Communication Technology, 2021, 19(5): 95-102.

[68] 张 涛，高 绅，陈万培，等. 基于深度学习的间隔棒故障识别方法[J]. 无线电工程，2021，51(6)：502-506.
ZHANG Tao, GAO Shen, CHEN Wangpei, et al. Spacer bar fault detection based on deep learning[J]. Radio Engineering, 2021, 51(6): 502-506.

[69] ZHU Y X, WANG F, CHEN Q X, et al. Research on the application of object detection in the installation of spacer bars[J]. Journal of Physics: Conference Series, 2022, 2303: 012075.

[70] PADMINI V L, KISHORE G K, DURGAMALLESWARAO P, et al. Real time automatic detection of motorcyclists with and without a safety helmet[C]//2020 International Conference on Smart Electronics and Communication (ICOSEC), Trichy, India, 2020: 1251-1256.

[71] CÁCERES O J M P, MORE-MORE M A, YÁÑEZ-PALACIOS J F, et al. Detection of motorcyclists without a safety helmet through YOLO: Support for road safety[C]// 8th International Conference on Technologies and Innovation: International Conference. Guayaquil, Ecuador: Springer, 2022: 107-122.

[72] 王 鸿，邓元实，常政威，等. 基于深度学习的电力作业人员行为识别技术[J]. 四川电力技术，2022，45(3)：23-28.
WANG Hong, DENG Yuanshi, CHANG Zhenwei, et al. Behavior recognition technology of power operating person based on deep learning[J]. Sichuan Electric Power Technology, 2022, 45(3): 23-28.

[73] 杨剑锋，秦 钟，庞小龙，等. 基于深度学习网络的输电线路异物入侵监测和识别方法[J]. 电力系统保护与控制，2021，49(4)：37-44.
YANG Jianfeng, QIN Zhong, PANG Xiaolong, et al.. Foreign body intrusion monitoring and recognition method based on Dense-YOLOv3 deep learning network[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(4): 37-44.

[74] MEI X Y, ZHOU X J, XU F, et al. Human intrusion detection in static hazardous areas at construction sites: deep learning–based method[J]. Journal of Construction Engineering and Management, 2023, 149(1): 04022142.

[75] 卿 松，刘明红，王鹏朝. 基于 Faster R-CNN 深度学习的变电站三维可视化方法[J]. 微型电脑应用，2022，38(11)：115-117.
QING Song, LIU Minghong, WANG Pengchao. Substation 3D visualization method based on faster R-CNN deep learning[J]. Microcomputer Applications, 2022, 38(11): 115-117.

[76] CAI D S, BAMISILE O, ZHANG W X, et al. Anti-occlusion multi-object surveillance based on improved deep learning approach and multi-feature enhancement for unmanned smart grid safety[J]. Energy Reports, 2023, 9(Supplement3): 594-603.

[77] XIAO Y H, WANG Y F, LI W M, et al. Monitoring the abnormal human behaviors in substations based on probabilistic behaviours prediction and YOLO-V5[C]//2022 7th Asia Conference on Power and Electrical Engineering (ACPEE). Hangzhou, China: IEEE, 2022: 943-948.

[78] CUI J F, WANG D L, LI H B, et al. Lightweight of intelligent real-time detection model based on YOLO-v4[C] // 2022 2nd International Conference on Frontiers of Electronics, Information and Computation Technologies (ICFEICT). Wuhan, China: IEEE, 2022: 244-247.

[79] 吴婕萍，赵文昊，于文萍. 基于 SIFT 算法的导线异物悬挂检测方法研究[J]. 中小企业管理与科技，2020(6)：178-179.
WU Jieping, ZHAO Wenhao, YU Wenping. Research on a detection method based on SIFT algorithm for wire foreign object suspension[J]. Management & Technology of SME, 2020(6): 178-179.

[80] 章衡光. 基于航拍图像的电气线路缺陷检测[D]. 天津：天津大学，2018.
ZHANG Hengguang. Defect detection of electrical circuit based on aerial image[D]. Tianjin, China: Tianjin University, 2018.

[81] 殷振晓. 改进 YOLOv3 的电力绝缘子目标检测研究[J]. 电脑编程技巧与维护，2022(3)：56-58，82.
YIN Zhenxiao. Research on improving YOLOv3 for target detection of power insulators[J]. Computer Programming Skills & Maintenance, 2022(3): 56-58, 82.

[82] 包 跃. 基于最小凸集和可变卷积的电网巡检绝缘子缺陷检测研究[D]. 南京：南京邮电大学，2021.
BAO Yue. Research on defect detection of power grid inspection insulator based on variable convolution and attention mechanism[D]. Nanjing, China: Nanjing University of Posts, 2021.

[83] 彭 浩. 基于 YOLOv5 的无人机巡检图像绝缘子检测技术的研究[D]. 徐州：中国矿业大学，2021.
PENG Hao. Research on image insulator detection technology of UAV patrol inspection based on YOLOv5[D]. Xuzhou, China: China University of Mining and Technology, 2021.

[84] 宋智伟，黄新波，纪 超，等. 基于 Flexible YOLOv7 的输电线路绝缘子缺陷检测和故障预警方法[J]. 高电压技术，2023，49(12)：5084-5094.
SONG Zhiwei, HUANG Xinbo, JI Chao, et al. Insulator defect detection and fault warning method for transmission line based on flexible YOLOv7[J]. High Voltage Engineering, 2023, 49(12): 5084-5094.

[85] CHANG A, LIANG Y H, JIANG M X, et al. Application of UAV intelligent management and control platform on overhead transmission lines inspection[M]//AL-TURJMAN F, RASHEED J. Forthcoming Networks and Sustainability in the IoT Era. Cham, Switzerland: Springer, 2021: 251-260.



黄新波(通信作者)
1975—，男，博士，教授，博导
主要从事智能电网输变电设备在线监测理论与关键技术、无线网络传感器等研究
E-mail: huangxb1975@163.com

HUANG Xinbo
Ph.D., Professor
Corresponding author

收稿日期 2023-04-04 修回日期 2024-03-29 编辑 曹昭君

附录 A

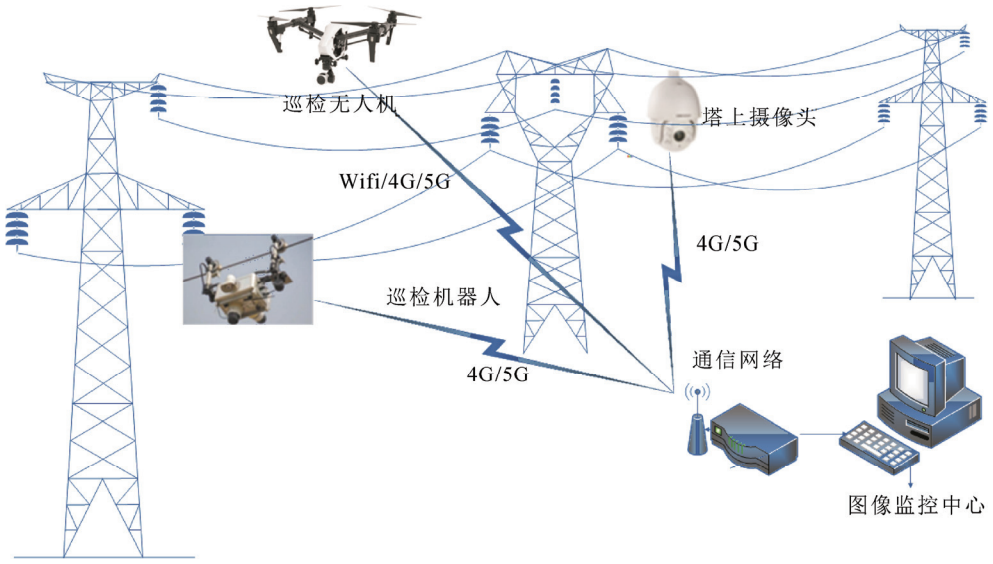


图 A1　智能巡检系统框架图

Fig.A1　Framework diagram of intelligent inspection system

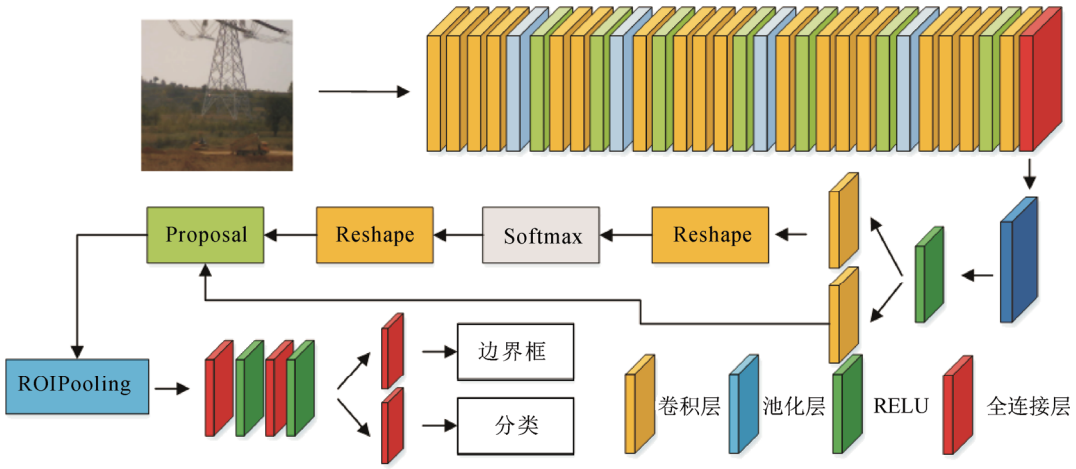


图 A2　Faster R - CNN 模型结构示意图

Fig.A2　Model structure diagram of　Faster R - CNN

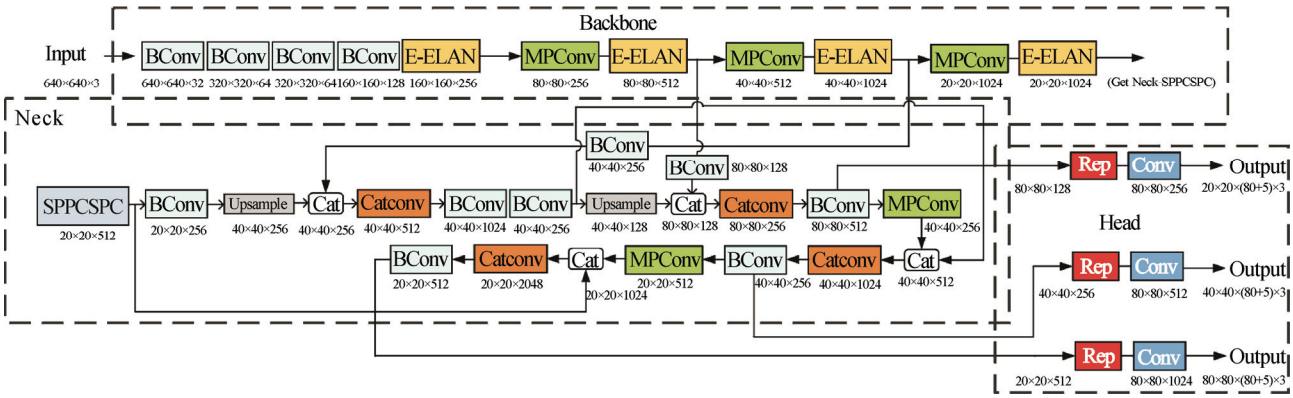
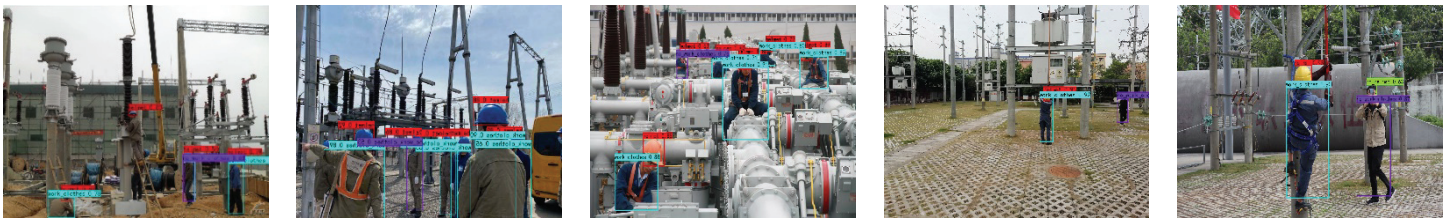


图 A3　YOLOv7 模型结构示意图

Fig.A3　Model structure diagram of YOLOv7



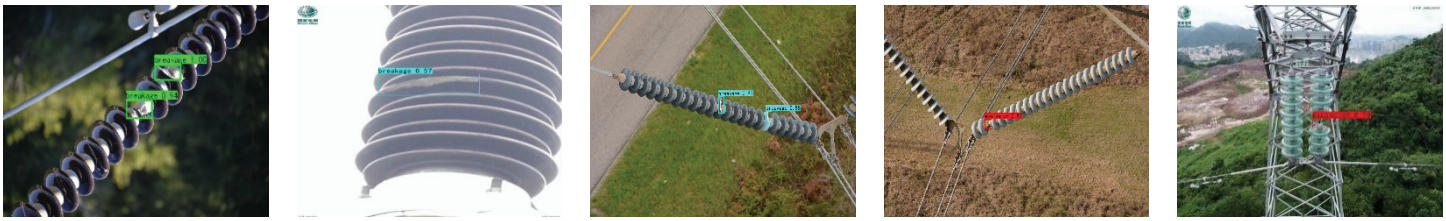
(a) 大型工程机械入侵线路检测



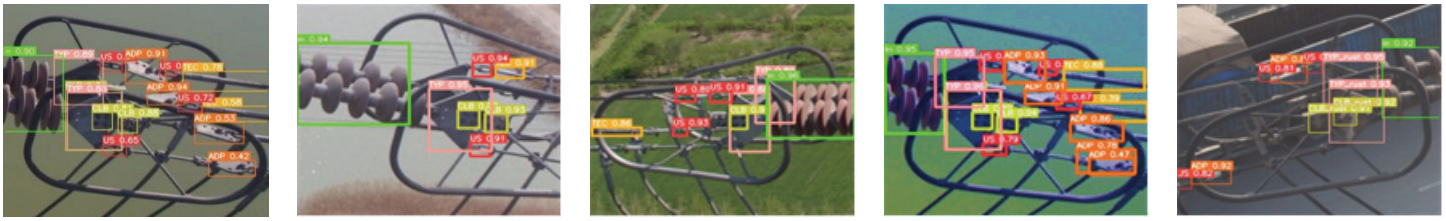
(b) 输电线路施工作业人员安全帽规范佩戴检测



(c) 异物入侵输电线路导线检测



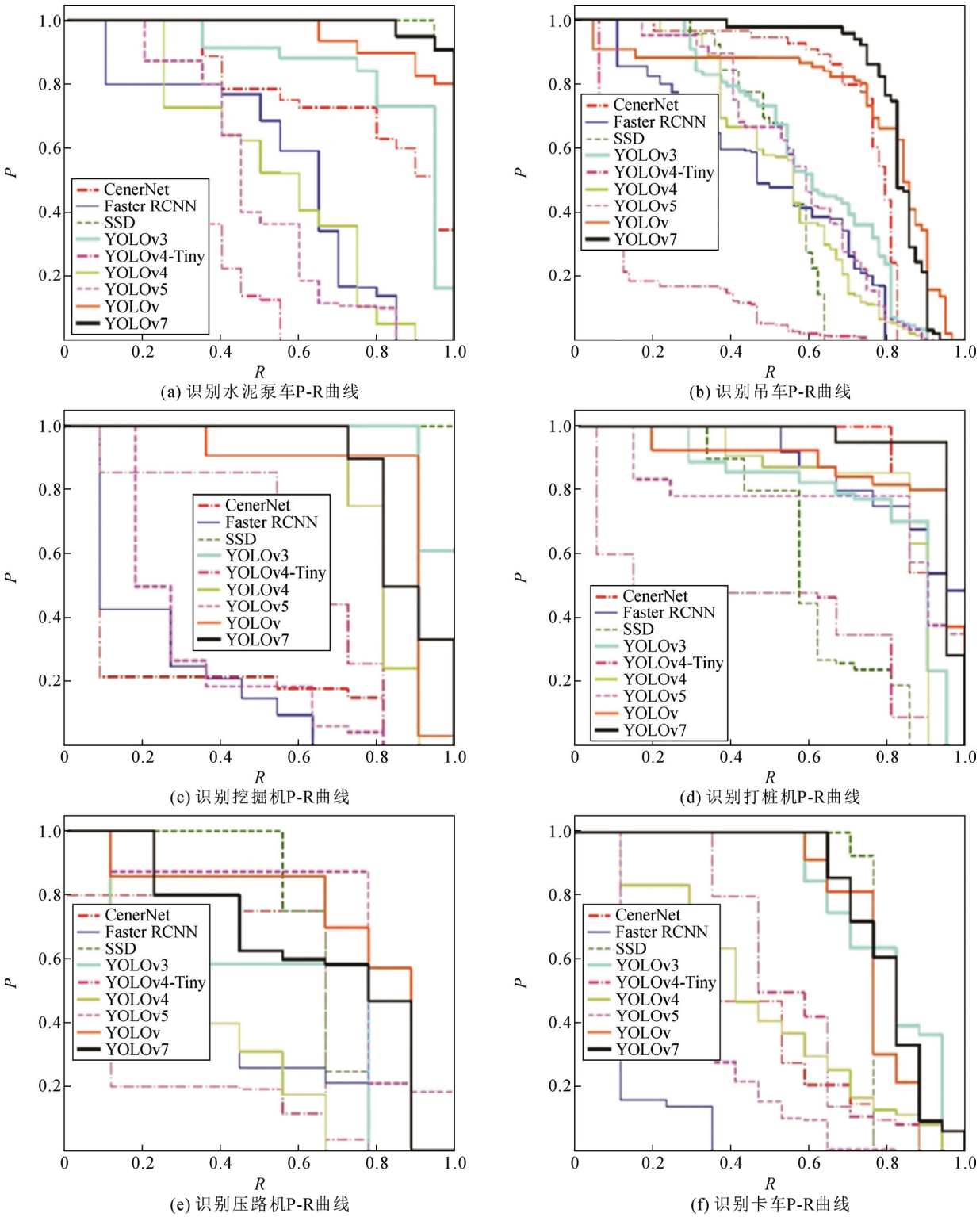
(d) 输电线路绝缘子缺陷检测



(e) 输电线路连接金具检测

图 A4　检测效果图例

Fig. A4　Legend of Detection Effect



(a) 识别水泥泵车P-R曲线　(b) 识别吊车P-R曲线

(c) 识别挖掘机P-R曲线　(d) 识别打桩机P-R曲线

(e) 识别压路机P-R曲线　(f) 识别卡车P-R曲线

图 A5　分类别检测入侵施工机械 P-R 曲线图

Fig.A5　P-R curve of intrusion detection for construction machinery by classification

表 A1　不同方法在智能巡检中的优劣对比

Table A1　Comparison of the advantages and disadvantages of different methods in intelligent inspection

	方法	优势	劣势	模型大小	检测速度	识别精度
传统方法	SIFT[79]	特定环境下分割精细，不用大量数据标注	分割受背景环境影响大	——	较慢，无法满足实时检测	92%
	HOG[80]	对几何和光学变化均有很好的不变性，计算量小		——	——	——
深度学习方法	K-means++聚类算法+改进后的 YOLOv3[81]	具有较高的检测精度和较强的鲁棒性	对设备的算力要求均很高，对于缺乏相应设备的区域没有配套的设备，无法满足针对巡检区域拍摄后即可分析的要求	——	19FPS	73.50%
	优化后的 Faster RCNN[82]	增大了感受野，采样效果更好，提高了绝缘子定位的准确率		512MB	10FPS	98.3%
	改进后的 YOLOv5[83]	对小目标漏检有所改善，损失函数收敛速度更快		——	45.6FPS	96.10%
	改进 YOLOv7[84]	提高了模型的识别精度，提升了模型的特征提取能力		——	44FPS	95.50%

表 A2　不同环境对深度学习算法性能评价样例

Table A2　Performance evaluation of deep learning algorithm for different environments

针对场景	目标检测算法	检测效果						
		平均准确率	平均召回率率	mAP0.5	GFLOPs	FPS	延迟/ms	参数量/M
输电线路大型机械入侵检测	Faster RCNN	35.27	46.36	39.26	402.20	7.83	127.71	137.15
	SSD	84.85	75.22	78.55	281.96	15.52	64.43	26.22
	YOLOv3	91.99	47.99	78.08	156.60	25.65	38.99	61.58
	YOLOv5	87.15	25.67	51.45	115.91	38.80	25.77	47.04
	YOLOv7	80.07	75.68	81.06	106.45	22.47	44.50	37.65
安全帽佩戴检测	Faster RCNN	50.16	76.23	68.42	402.15	7.78	128.53	137.11
	SSD	78.31	41.65	60.88	281.96	15.48	64.60	26.20
	YOLOv3	81.80	64.41	73.51	156.60	25.59	39.08	61.59
	YOLOv5	93.28	61.61	72.38	115.91	38.82	25.76	47.07
	YOLOv7	76.23	74.46	76.96	106.45	22.52	44.40	37.62
绝缘子缺陷检测	Faster RCNN	36.62	18.57	15.52	402.13	7.81	128.04	137.10
	SSD	73.48	1.41	76.53	281.97	15.51	64.47	26.29
	YOLOv3	86.52	77.46	87.61	156.61	25.56	39.12	61.62
	YOLOv5	84.32	83.10	89.04	115.92	38.81	25.77	47.06
	YOLOv7	93.28	90.14	95.57	106.46	22.52	44.40	37.60
输电线路异物检测	Faster RCNN	38.85	83.60	68.08	402.15	7.80	128.21	137.15
	SSD	94.81	41.67	74.47	281.96	15.51	64.47	26.24
	YOLOv3	89.63	58.02	80.02	156.62	25.63	39.02	61.57
	YOLOv5	91.68	62.75	80.56	115.90	38.84	25.75	47.05
	YOLOv7	95.69	82.42	92.45	106.45	22.46	44.52	37.61
输电线路连接金具检测	Faster RCNN	81.88	36.60	64.8	402.16	7.74	129.20	137.12
	SSD	85.67	52.41	67.5	281.96	15.42	64.85	26.26
	YOLOv3	81.93	36.62	69.5	156.61	25.72	38.88	61.62
	YOLOv5	93.17	66.78	81.8	115.92	38.93	25.69	47.07
	YOLOv7	91.13	86.63	82.5	106.46	22.55	44.35	37.61

表 A3　不同研究难点的优化方法

Table A3　Optimization methods for different research difficulties

研究难点	优化方法
特殊环境下的训练样本匮乏	(1)数据增强：可通过图像翻转、缩放比例、移位、加高斯噪声等； (2)迁移学习：图像分类考虑 ImageNet 预训练模型； (3)模型融合：当训练集数量较少时，可以选择一些参数量少的简单模型，通过多个模型结果的融合提升性能； (4)考虑 few shot，zero shot，one shot learning； (5)通过 GAN 技术生成更多的缺陷样本。
输电线路数据集样本类别不均衡	(1)欠采样：对大类的数据样本进行采样减少该类数据样本的个数； (2)过采样：对小类的数据样本进行采样来增加小类的数据样本个数； (3)使用新评价指标：传统损失函数在类别不均衡的分类任务中并不适用，因此需要使用更有说服力的损失指标，例如类别不平衡损失函数等，对模型分类效果进行评价； (4)对模型进行惩罚：对小类样本数据增加权值，降低大类样本的权值； (5)修改损失函数的权重。
输电线路小目标缺陷检测	(1)多级检测策略，将缺陷检测视为两个环节，第一步对尺度相对较大的目标进行检测，第二步基于目标检测结果对缺陷进行检测； (2)在网络输入端进行图像增强处理，对图像进行裁剪，或利用 GAN 生成高分辨率图像； (3)修改 Anchor，适合小目标的 Anchor； (4)多尺度学习，通过多尺度可以将下采样前的特征保留，尽量保留小目标； (5)SPP 模块：增加感受野； (6)损失函数，小目标大权重，此外也可以尝试 Focal Loss。
户外复杂背景下的缺陷检测	(1)引入注意力机制； (2)对输入的图像数据进行预处理，如图像去噪、直方图均衡化等。