

DOI: 10.19344/j.cnki.issn1671-5276.2026.01.001

基于轻量化 AI 模型配网缺陷实时识别与边缘计算部署

裴志刚¹, 钟天成¹, 范江鹏¹, 陈佳明¹, 蔡苗², 刘晓军², 吴闻宇²

(1. 国网浙江省电力有限公司绍兴供电公司, 浙江 绍兴 312000;

2. 东南大学 机械工程学院, 江苏 南京 211189)

摘要:随着电力配网规模的快速扩大和智能化转型加速,传统人工巡检方式在效率、成本和安全方面均已难以满足要求。无人机(UAV)结合轻量化人工智能(AI)模型与边缘计算技术,成为实现复杂配网实时缺陷识别与智能巡检的核心路径。该文系统综述了此领域的关键技术进展,包括YOLO系列轻量模型、Transformer结构优化、边缘-云协同计算架构、数字孪生可视化平台与AI安全防御机制等。在综合分析AI模型轻量化设计原则、无人机视觉融合检测方法、边缘计算部署模式与系统安全防御策略的基础上提出了未来在模型自适应演化、多模态协同感知与安全鲁棒边缘AI方向的研究展望。

关键词:轻量化AI模型;边缘计算;无人机巡检;YOLO架构;Transformer;数字孪生

中图分类号:TP242 **文献标志码:**A **文章编号:**1671-5276(2026)01-0001-06

Real-time Identification of Distribution Network Defects Based on Lightweight AI Models and Edge Computing Deployment

PEI Zhigang¹, ZHONG Tiancheng¹, FAN Jiangpeng¹, CHEN Jiaming¹, CAI Miao², LIU Xiaojun², WU Wenyu²

(1. Shaoxing Power Supply Company of State Grid Zhejiang Electric Power Co., Ltd., Shaoxing 312000, China;

2. School of Mechanical Engineering, Southeast University, Nanjing 211189, China)

Abstract: With the rapid expansion of power distribution networks and the acceleration of intelligent transformation, conventional manual inspection has become insufficient in meeting the standards of efficiency, cost, and safety. Through the combination of lightweight artificial intelligence (AI) models and edge computing technology, unmanned aerial vehicles (UAVs) have emerged as a core path for the realization of real-time defects detection and intelligent inspection in complex power distribution systems. This paper systematically reviewed key technological advances in the field, including the YOLO-series lightweight architectures, Transformer-based structural optimization, edge-cloud collaborative computing frameworks, digital-twin visualization platforms, and AI security defense mechanisms. Based on a comprehensive analysis of design principles of lightweight AI models, the visual fusion detection methods for UAVs, edge computing deployment modes and system security defense strategies, this paper proposes research prospect in the future directions of adaptive model evolution, multimodal collaborative perception, and safe and robust edge AI for intelligent UAV inspection.

Keywords: lightweight AI model; edge computing; UAV inspection; YOLO architecture; Transformer; digital twin

0 引言

电力配网作为连接输电主干与终端用户的关键环节,其运行状态直接关系到城市能源安全与供电质量。传统人工或半自动巡检方式受地形、气候与人力资源限制,巡检频率低且难以实现全覆盖;不同批次的图像与工况数据难以统一归档,影响缺陷识别的连续性^[1-2]。无人机(UAV)凭借其机动性强、成本低、环境适应性好等优势,

能够在山区、林带或杆塔密集区域执行人工难以完成的高频巡检任务,因此其逐渐成为配网智能巡检的主要载体,结合可见光或红外成像、轻量化目标检测模型和边缘推理模块,无人机能在无需稳定通信链路的情况下完成导线、绝缘子、金具等部件的在线检测,对下垂、破损、松动等典型缺陷实现快速定位,提高巡检闭环效率^[3]。

面向未来的智能配网正从“人工依赖”走向“感知—分析—建模—决策”的自主化闭环。无

第一作者简介:裴志刚(1981—),男,河北张家口人,高级经济师,研究所所长,硕士,研究方向为输配电工程、电力网及电力系统,13506716@qq.com。

通信作者简介:刘晓军(1980—),男,河北张家口人,东南大学机械工程学院副院长,教授,博士,研究方向为数字孪生、智能制造及其自动化,liuxiaojun@seu.edu.cn。

人机、轻量化 AI、边缘计算与数字孪生的协同将成为提升配网安全韧性与运行可靠性的关键路径。

1 当前配电网巡检现状

1.1 传统巡检方式的局限

人工巡检与地面望远镜检测在复杂环境中效率极低、巡检周期长且在林区、覆冰区难以保证视场完整;直升机或车载巡检虽覆盖范围大,但存在高成本、高风险与实时性不足等问题^[4]。

1.2 无人机与计算机视觉的结合

计算机视觉技术显著提升了无人机的自主感知能力。ZHONG 等^[5]基于 Vision Transformer 的配网图像识别在复杂光照下取得超过 90% 的检测精度,显著优于传统 CNN 模型。已有研究将轻量化 YOLOv5 模型结合 DeepStream 部署在无人机巡检视频的边缘推理平台上,实现了帧级实时检测,验证了轻量化模型在资源受限嵌入式 GPU 上的工程可部署性^[6]。WU 等^[7]提出的多尺度 Transformer(MFIT)在绝缘子细裂纹等小目标任务中,相较主流 CNN 提升约 30% mAP,显著增强了对微尺度纹理的感知能力。图 1 展示了无人机感知、边缘推理与云端调度的协同关系。

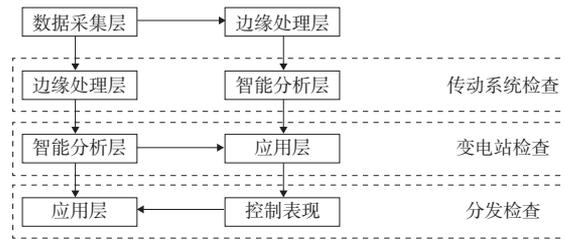


图 1 智能巡检架构系统

1.3 无人机+边缘计算的应用

近年来,无人机巡检的实时性需求推动了计算从云端向数据源附近迁移。研究表明:将特征提取与轻量化推理部署在无人机端或配网就地边缘节点,可显著降低通信带宽占用并减少往返时延,在弱网环境下仍保持任务可用性^[8-9]。多智能体框架在配电系统中已被用于实现分布式任务管理,为后续无人机—边缘节点协同调度提供了架构参考,如图 2 所示,但其尚未形成面向巡检任务的实时推理体系^[10]。部分研究通过在无人机侧集成轻量化视觉模块,实现就地的姿态估计与飞行策略调整,为端侧自治能力的提升提供了基础支撑。将推理前移至无人机或配网边缘节点,可有效降低对稳定链路的依赖;面对各种不稳定场景,仍能保证设备识别与数据回传的连续性,从而提升巡检流程的实时性与鲁棒性。

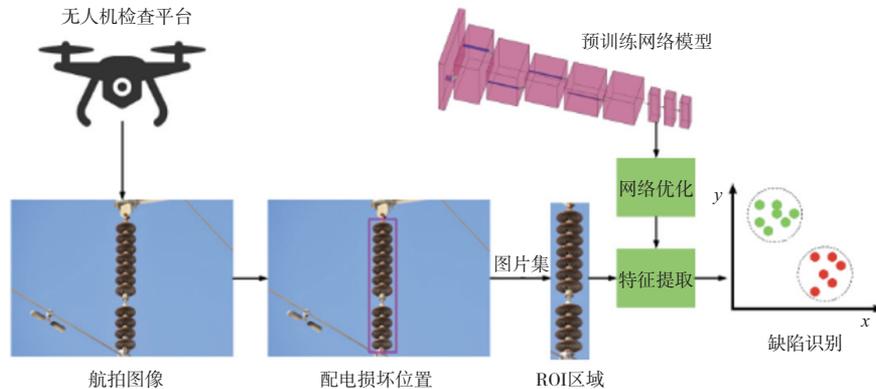


图 2 电力检测系统的框图

1.4 系统安全与鲁棒性研究

RAJA 等^[11]的研究表明:无人机图像检测模型在物理扰动和对抗样本作用下准确率会显著下降,漏检率可上升 50% 左右;采用对抗训练可部分缓解该问题。在实际部署中,光照变化、雨雾、遮挡以及通信噪声均会导致检测模型输出不稳定,配网巡检对模型在复杂环境下的鲁棒性提出了更高要求。

1.5 现存问题与研究缺口

尽管无人机、轻量化 AI 与边缘计算发展迅速,但仍存在诸多问题。

- 1) 实时性不足:多集中于离线推理,缺少适配复杂场景的闭环智能决策。
- 2) 轻量化与精度难兼顾:部署 UAV 端时,端侧推理易出现不稳定与精度损失。
- 3) 缺乏统一的标准化协同体系:多无人机在

跨区域任务分配、航线规划与模型同步方面的现有研究多集中于架构原型验证,距离工程化应用仍有差距^[12]。

4)鲁棒性欠缺:现有模型在雨雾、逆光、部分遮挡及弱网条件下的检测性能仍不稳定,且对物理扰动与异常样本的敏感性较高^[13]。

因此,构建轻量化、高鲁棒性、低延时、可边缘部署的智能巡检体系仍是关键研究方向。

2 轻量化 AI 模型与边缘计算的理论基础

2.1 轻量化深度学习架构

传统的两阶段检测器(如 Faster R-CNN)与早期的单阶段模型(如 SSD)在配网巡检场景中虽具有较高精度,但推理过程依赖较大的卷积 backbone,计算成本高,不适合嵌入式飞控与边缘平台。近年来的 YOLO 系列通过结构重写与算子裁剪实现了高精度-低延时的折中,如 YOLOv5s 和 YOLOv8n 在嵌入式 GPU 平台上均可达到实时推理性能,如图 3 所示,参数规模保持在数百万级,适合在无人机上部署^[14]。

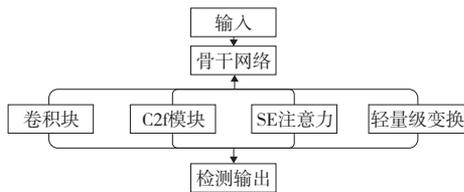


图 3 改进的 YOLOv8 模型结构

轻量化模型通常采用深度可分离卷积以降低卷积核的通道耦合计算; CSPNet 结构通过跨阶段部分残差减少梯度重复,提高了模型的推理效率; FPN/PAN 等多尺度特征融合结构能有效提升绝缘子裂纹等小目标的感知能力。图 4 总结了对端侧感知模块与轻量化模型推理的处理流程。

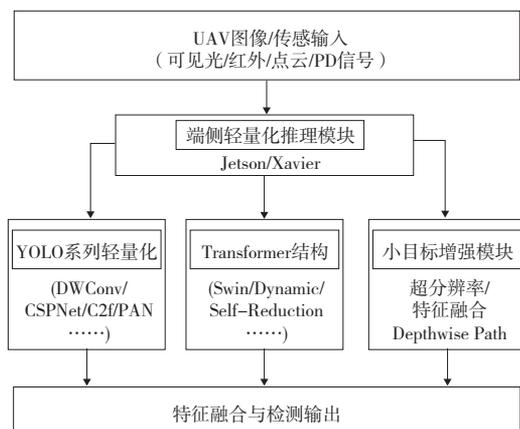


图 4 端侧感知与轻量化 AI 推理结构图

Transformer 架构进一步增强全局特征建模能力。动态深度推理与自约简注意力可在基本不损失精度的前提下减少约 30% 计算量^[15-16]。Swin Transformer在电缆局部放电任务中准确率达 97.5%^[17],验证了注意力机制在电力场景中的适配性^[18]。

2.2 YOLO 模型的轻量化与迁移优化

针对配网场景中导线裂纹、绝缘子破损等小尺度目标,研究通常通过特征增强、多尺度融合与轻量化注意力模块提升 YOLO 的细粒度表征能力;在遥感和无人机任务中,这类策略已被验证能改善小目标检测效果^[19]。模型剪枝、量化与知识蒸馏等压缩策略能够在保持模型精度基本不下降的前提下降低算力需求,使轻量化模型在嵌入式平台上获得更高的能效表现。

2.3 Transformer 模型与全局特征建模

Transformer 的自注意力机制可捕获长距离依赖,适应复杂背景与遮挡环境,Swin Transformer 通过窗口化注意力将复杂度由 $O(N^2)$ 降为 $O(N)$ 。动态 Token 剪枝方法(如 Dynamic ViT)可通过在推理过程中过滤冗余特征,实现计算量的自适应减少,使 Transformer 更易部署在资源受限的边缘设备上。

这些研究表明:Transformer 在配网场景中能有效提升特征抽象与多模态融合能力,但计算复杂度仍是瓶颈。在配网局部放电、声学信号等时序任务中,传统 CNN/LSTM 容易受到噪声冲击而导致特征提取不稳定。Transformer 的时序自注意力机制能够在长时依赖范围内聚合多尺度时间特征,使模型对瞬时脉冲、局放模式变化等非稳定信号更敏感。

因此,Transformer 结构不仅适用于图像检测,也可以成为未来电力设备早期预警与多模态融合的重要基础模型。

在配网状态监测中,基于注意力机制的模型能够更有效地聚合跨时间和跨空间的相关特征,其适用于局放信号与复杂纹理图像的模式分析。

2.4 边缘计算体系结构与协同机制

传统云端计算在电网巡检中面临高延时、带宽瓶颈与隐私风险。边缘计算通过在数据源附近处理特征提取、推理与压缩,实现实时响应与通信负载降低。端一边一云协同也有助于多无人机任务分配、带宽优化与系统可靠性提升。

3 配网缺陷识别技术的研究进展

配电网缺陷识别是无人机智能巡检的重要组成部分,其技术路线从早期的传统手工特征方法逐步演进到深度学习主导的端到端识别框架。传统方法通常依赖边缘检测、模板匹配等规则化特征构建,对绝缘子、避雷器等设备需分别设计模板,且对光照、视角变化敏感,难以适应复杂巡检场景^[20]。

随着深度学习模型的成熟,研究逐渐转向基于卷积神经网络(CNN)和目标检测算法的自动化识别框架。文献[5]基于 Vision Transformer 构建的配网图像识别模型在光照变化与拍摄视角变化条件下保持较高检测性能,展示了自注意力结构在捕获全局空间特征方面的优势。LIAO 等^[21]将可见光与红外图像进行多传感器融合,通过深度网络联合建模多模态信息,在实际配电路径验收中减少了人工复核工作量并提升巡检可靠性。

小目标缺陷(如绝缘子微裂纹、导线轻微下垂、金具松动)是识别精度的核心挑战。文献[7]提出的多尺度特征交互 Transformer(MFITN)通过跨层融合与超分辨率重建增强细粒度纹理感知能力,在裂纹检测中 mAP 达 81.3%。文献[18]利用 Swin Transformer 进行局部放电信号识别,分类精度可达约 97.5%,验证了深度注意力机制在电气设备早期故障诊断中的可行性。

YOLO 系列模型的引入及其在无人机巡检场景中的应用,显著提升了配网缺陷检测的实时性,已有研究在无人机巡检视频上结合 YOLOv5s 与边缘推理框架实现了帧级实时检测,验证了在端侧平台上的工程可行性。轻量化 YOLOv5s-KE 在复杂背景中兼顾精度与速度,与配网巡检需求高度契合^[22]。在 Jetson Nano 等边缘平台上,YOLO 系列通过迁移学习与数据增强普遍可达到 mAP@0.5>90%,在多个无人机数据集上 mAP@0.5 普遍超过 90%^[23]。多篇对比研究表明,轻量化 YOLO 系列模型(如 YOLOv5s 及其改进版本)在嵌入式 GPU 或边缘硬件上能够在推理速度和检测精度之间取得较好的折中,适合部署于无人机巡检与配网缺陷识别场景。同时,模型剪枝、量化与知识蒸馏等压缩技术可在大幅降低模型尺寸与能耗的同时尽量保持检测性能^[24]。

尽管进展显著,缺陷识别仍然受多目标遮挡、复杂背景及多模态异步等因素的影响。部分研究采用 CNN - Transformer 混合架构以提升融合能力,例如 BAI 等^[25]的混合网络能有效整合光学与热成像信息,为多模态检测提供可行方案。

4 无人机智能巡检与边缘计算的工程应用

无人机智能巡检系统依赖飞行控制、目标识别、边缘计算与通信链路等多模块协同运行,以支撑复杂环境下的连续巡检任务。可见光与热红外融合的检测技术已在电力设施巡检中得到验证,通过跨模态互补提升弱光或遮挡条件下的感知能力^[26]。将深度学习模型与无人机平台结合,可显著提升巡检自动化程度,已有多项任务验证其工程可行性。

在系统架构层面,‘端—边—云’的分层部署模式已广泛应用于巡检系统:无人机承担数据采集与初步处理,边缘节点执行实时推理,云端负责模型管理与策略优化,整体结构有助于降低通信压力并提升实时性。YANG 等^[27]在配电环网场景中结合 AR 与 5G,将三维可视化与高速通信网络融合,实现现场态势增强显示,但面向配网巡检的公开工程化研究仍有不足。

在无人机自主定位与降落方面,已有方法通过视觉特征与几何信息结合,实现稳定的自动识别与降落控制,为嵌入式感知—控制协同提供了工程参考^[28],多无人机协同已成为提升巡检覆盖能力与效率的重要方向,通过任务分配、路径规划与信息同步,可实现跨区域、低冗余的分布式巡检^[29],集中式调度框架可提升多无人机的协同通信效率,为跨区段的协作式巡检提供路径规划依据。

在低光或夜间场景下,传统可见光图像易出现过暗、噪声增大等问题,从而削弱检测性能。深度学习低照度增强模型已被证明可显著改善图像质量,提高缺陷检测的稳定性与鲁棒性。

多智能体系统(MAS)亦广泛应用于多无人机协同巡检,可通过状态共享与动态任务分配实现效率提升^[30],为多无人机协作巡检及边缘节点数据汇聚提供工程基础。

为说明端—边—云架构在数字孪生驱动的巡检体系中的运行方式,图 5 展示了基于数字孪生的整体巡检闭环。

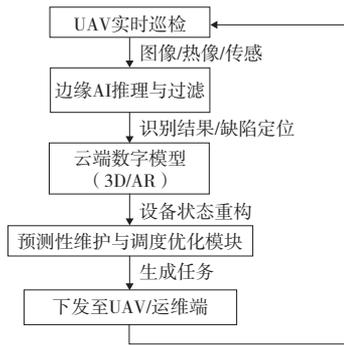


图5 数字孪生驱动的配网巡检闭环

5 AI 安全防御与系统鲁棒性研究

随着深度学习模型在无人机巡检中的广泛部署,模型在复杂环境下的安全性与鲁棒性问题愈加受到关注。研究表明,局部噪声扰动与物理对抗样本均可能显著降低单阶段检测器(如YOLO)的识别稳定性,引发漏检或误检。

在通信与模型部署方面,无人机边缘计算与实时视频传输可能面临中间人攻击、数据泄露与模型篡改等威胁,工程实践中常通过端到端加密、特征级隐私保护(如仅传输特征向量)以及模型签名等机制提升系统安全性^[31]。此外,通过云—边—端分层部署并在边缘侧完成初步特征处理,不仅能降低延迟与带宽占用,也能减少原始影像暴露风险。

在多无人机协同系统中,可通过任务冗余、故障转移和容错调度策略提升系统连续性与稳定性,这类方法已在多类协作式飞行任务中得到验证^[32]。

综上,提升无人机巡检系统的安全性及鲁棒性需要在模型防御、通信保护、协同调度与分布式学习等多个层面统筹推进,以保证端—边—云一体化巡检体系在复杂户外环境中的可信性与稳定运行。

6 关键技术挑战与发展方向

尽管轻量化 AI 与边缘计算驱动的无人机巡检在实验与工程中已取得显著进展,但要实现真正意义上的实时化、自治化与可信化仍面临多维挑战。

1)轻量化与高精度之间仍存在权衡。模型参数过度压缩往往会削弱小目标与跨尺度场景下的检测能力,尤其在无人机常见的小尺度缺陷任务中更为明显。动态深度与 early-exit 机制虽能降

低平均推理开销,但在复杂背景下仍可能导致误检增加与稳定性下降^[33]。

2)多模态时空融合与边缘—云协同优化仍有待进一步突破。尽管多尺度注意力机制在无人机图像的小目标与遮挡场景中展现出潜力,但针对热红外—可见光等多谱数据的时空对齐仍缺乏成熟且统一的方法。将物理约束或观测先验引入多模态 Transformer,并结合数字孪生实现统一的三维场景建模,是未来的重要方向。多智能体方法与强化学习在任务分配、带宽调度与能耗优化方面具有潜力,但其在受限的边缘资源下实现在线部署仍需要进一步探索。

3)AI模型的安全性、标准化与可解释性仍显不足。近年来将物理先验融入 Transformer 与多模态模型的尝试不断出现,为从经验驱动的特征学习迈向基于物理机制的可解释建模提供了新的可能。未来需构建覆盖模型鲁棒性、通信安全与系统容错性的统一框架,并推动无人机巡检数据格式、评测指标与边缘接口协议的标准化,使算法部署具备可追溯、可监管。

7 结语

总体来看,轻量化 AI 与边缘计算驱动的无人机巡检体系正从单一算法优化迈向多层次协同:在算法层面,YOLO 系列与 Transformer 等结构形成了‘轻量高效+全局建模’的技术路线;在系统层面,边缘计算与 5G、AR、数字孪生逐步融合,构建空—边—云协同闭环;在应用层面,无人机巡检技术正在跨越桥梁、光伏与配电线路等场景,呈现出良好的通用性与扩展性。

未来研究的重点方向可包括以下方面。1)构建跨模态自适应检测模型,通过融合热成像、点云、局放与声学信息提升感知的完整性与鲁棒性。2)进一步完善端—边—云协同推理与数字孪生的联动机制,推动从‘巡检—识别—建模’向更紧耦合的闭环演进。3)加强模型、数据与通信全链路的安全与可信计算研究,并结合多无人机协同与联邦学习方法提升系统鲁棒性。

本文从轻量化 AI、Transformer、小目标检测、多模态融合及端—边—云协同等方面梳理了当前的研究进展,形成面向配网智能巡检的结构化分析视角,为后续模型设计与工程应用提供参考。总体而言,轻量化 AI 与边缘计算驱动的无人机智能巡检正朝向更高程度的智能自治演进,有望成为配电网运维数字化与安全化转型的重要支撑技术。

参考文献:

- [1] FAISAL M A A, MECHETER I, QIBLAWEY Y, et al. Deep learning in automated power line inspection: A review[J]. *Applied Energy*, 2025, 385: 125507.
- [2] LI D X, WANG X H, ZHANG J, et al. Automated deep learning system for power line inspection image analysis and processing: Architecture and design issues [J]. *Global Energy Interconnection*, 2023, 6(5): 614-633.
- [3] PU S, XIE L, JI M, et al. Real-time powerline corridor inspection by edge computing of uav lidar data[J]. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 2019, XLII-2/W13: 547-551.
- [4] RIBEIRO E, CAROLINA MARTINAZZO KANTIZ A, AURELIO IZUMIDA MARTINS M, et al. Optimization of inspections of underground electricity distribution networks using UAV [C]//2021 9th International Electrical Engineering Congress (iEECON). Pattaya, Thailand; IEEE, 2021: 89-92[2025-12-15].
- [5] ZHONG JY, CHEN Y T, GAO J, et al. Drone image recognition and intelligent power distribution network equipment fault detection based on the transformer model and transfer learning[J]. *Frontiers in Energy Research*, 2024, 12: 1364445.
- [6] XIE SD, DENG G H, LIN B H, et al. Real-time object detection from UAV inspection videos by combining YOLOv5s and DeepStream [J]. *Sensors*, 2024, 24(12): 3862.
- [7] WU JQ, JING R, BAI Y S, et al. Small insulator defects detection based on multiscale feature interaction transformer for UAV-assisted power IoVT[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2024, 11(13): 23410-23427.
- [8] XIA XY, FATTAH S M M, ALI BABAR M. A survey on UAV-enabled edge computing: Resource management perspective[J]. *ACM Computing Surveys*, 2024, 56(3): 1-36.
- [9] CHEN Q, ZHU H, YANG L, et al. Edgecomputing assisted autonomous flight for UAV: Synergies between vision and communications[J]. *IEEE Communications Magazine*, 2021, 59(1): 28-33.
- [10] DUAN YL, LUO L F, LI Y, et al. Co-simulation of distributed control system based on JADE for smart distribution networks with distributed generations[J]. *IET Generation, Transmission & Distribution*, 2017, 11(12): 3097-3105.
- [11] RAJA A, NJILLA L, YUAN JW. Adversarial attacks and defenses toward AI-assisted UAV infrastructure inspection[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2022, 9(23): 23379-23389.
- [12] SILANO G, BEDNAR J, NASCIMENTO T, et al. A multi-layer software architecture for aerial cognitive multi-robot systems in power line inspection tasks[C]//2021 International Conference on Unmanned Aircraft Systems (ICUAS). Athens, Greece; IEEE, 2021: 1624-1629 [2025-12-05].
- [13] TIAN Z, QU PX, LI J L, et al. A survey of deep learning-based low-light image enhancement [J]. *Sensors*, 2023, 23(18): 7763.
- [14] SUN JL, LIU M L, XIE Z Z, et al. A lightweight UAV-based distribution network defect detection framework with complementary feature enhancement and depthwise patch compaction [C]//2025 5th International Conference on Computer Vision, Application and Algorithm (CVAA). Ningbo, China; IEEE, 2025: 441-447.
- [15] RAO Y, ZHAO W, LIU B, et al. DynamicViT: Efficient Vision Transformers with Dynamic Token Sparsification [C]//35th Conference on Neural Information Processing Systems, NeurIPS 2021, December 6, 2021 - December 14, 2021: 17. Virtual, Online; Neural information processing systems foundation, 2021: 13937-13949.
- [16] WEN QS, ZHOU T, ZHANG C L, et al. Transformers in time series: A survey [C]//Proceedings of the Thirty-Second International Joint Conference on Artificial Intelligence. Macau, SAR China; International Joint Conferences on Artificial Intelligence Organization, 2023: 6778-6786 [2025-12-15].
- [17] LIU Z, LIN Y, CAO Y, et al. Swin Transformer: Hierarchical Vision Transformer using Shifted Windows [C]//2021 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV). 2021: 9992-10002 [2025-12-15]. <https://ieeexplore.ieee.org/document/9710580>.
- [18] LI Y F, GONG C, DENG T, et al. Partial discharge pattern recognition based on swin transformer for power cable fault diagnosis in modern distribution systems[J]. *Processes*, 2025, 13(3): 852.
- [19] YUAN Z, GONG JL, GUO B L, et al. Small object detection in UAV remote sensing images based on intra-group multi-scale fusion attention and adaptive weighted feature fusion mechanism [J]. *Remote Sensing*, 2024, 16(22): 4265.
- [20] LI Y, HUANG J, TIAN F, et al. Gesture interaction in virtual reality [J]. *Virtual Reality & Intelligent Hardware*, 2019, 1(1): 84-112.

(下转第 20 页)

- [8] YURIY GMIRYA, SHULIN HE, GREGORY BYZEL, et al. Load sharing test of the CH-53K split torque main gearbox [C]. The American Helicopter Society 65th Annual Forum. The American Helicopter Society International, Grapevine Texas, May 27-29, 2009: 977-986.
- [9] YURIY GMIRYA, MATTHEW ALULIS, PETER PALCIC, et al. Design and development of a modern transmission baseline configuration of the CH-53K drive system [C]. The American Helicopter Society 67th Annual Forum, The American Helicopter Society International, Virginia Beach, VA, May 3-5, 2011: 2323-2334.
- [10] VILÁN VILÁN J A, ROBLEDA A S, LAGO M L, et al. Feasible geometrical configurations for split torque gearboxes with idler pinions [J]. Journal of Mechanical Design, 2010, 132(12): 121011.
- [11] TING Z. Research on Static Load Sharing of the Dual Power Path Gear Transmission [J]. Journal of Mechanical Transmission, 2012, (3): 18-20.
- [12] 董皓, 方宗德, 杜进辅. 双路功率分流传动系统的静态均载特性分析 [J]. 哈尔滨工业大学学报, 2013, 45(9): 94-99.
- [13] GARCIA T A. Torque split gearbox for rotary wing aircraft: US9278760 [P]. 2016-03-08.
- [14] MO S, MA S, JIN G G, et al. Research on multiple-split load sharing characteristics of 2-stage external meshing star gear system in consideration of displacement compatibility [J]. Mathematical Problems in Engineering, 2017, 2017(1): 1037479.
- [15] 冯正玖. 直升机圆柱齿轮分扭传动系统的均载特性影响因素分析 [D]. 南京: 南京航空航天大学, 2019.
- [16] 鲍和云, 李丰波, 陆凤霞, 等. 某型变转速直升机传动系统动力学特性分析 [J]. 中南大学学报 (自然科学版), 2019, 50(10): 2403-2416.
- [17] PLEGUEZUELOS M, SÁNCHEZ M B, PEDRERO J I. Control of transmission error of high contact ratio spur gears with symmetric profile modifications [J]. Mechanism and Machine Theory, 2020, 149: 103839.
- [18] 丁景伟. 单输入直升机主减功率分流传动系统的动态特性分析 [D]. 南京: 南京航空航天大学, 2021.
- [19] 叶佩佩. 共轴双旋翼两次功率分流传动系统的均载特性研究 [D]. 南京: 南京航空航天大学, 2022.

收稿日期: 2023-10-18

(上接第6页)

- [21] LIAO XT, JIA X Y, YAO Z Y, et al. Research on distribution grid line defect identification based on UAV visual fusion technology [C]//2024 Boao New Power System International Forum - Power System and New Energy Technology Innovation Forum (NPSIF). Qionghai, China: IEEE, 2024: 488-492.
- [22] FANG GZ, AN X, FANG Q, et al. Insulator defect detection based on YOLOv5s-KE [J]. Electronics, 2024, 13(17): 3483.
- [23] WANG T, ZHAI Y D, LI Y H, et al. Insulator defect detection based on ML-YOLOv5 algorithm [J]. Sensors, 2023, 24(1): 204.
- [24] MOSLEMI A, BRISKINA A, DANG Z, et al. A survey on knowledge distillation: recent advancements [J]. Machine Learning with Applications, 2024, 18: 100605.
- [25] BAI Y, SUN H T, ZHANG L L, et al. Hybrid CNN-transformer network for electricity theft detection in smart grids [J]. Sensors, 2023, 23(20): 8405.
- [26] SANTOS T, CUNHA T, DIAS A, et al. UAV visual and thermographic power line detection using deep learning [J]. Sensors, 2024, 24(17): 5678.
- [27] YANG J W, HE Y Q, MIAO Z L, et al. Digital real scene intelligent inspection platform for power distribution ring network based on artificial reality [C]//2022 IEEE 10th Joint International Information Technology and Artificial Intelligence Conference (ITAIC). Chongqing, China: IEEE, 2022: 1486-1489.
- [28] XIN L, TANG Z M, GAI W Q, et al. Vision-based autonomous landing for the UAV: a review [J]. Aerospace, 2022, 9(11): 634.
- [29] XIONG Y, TIAN H Y, TANG J N, et al. Task planning and optimization for multi-region multi-UAV cooperative inspection [J]. Drones, 2025, 9(11): 762.
- [30] ZHU Z P, DU Q W, WANG Z P, et al. A survey of multi-agent cross domain cooperative perception [J]. Electronics, 2022, 11(7): 1091.
- [31] NAGASUBRAMANIAM P, WU C, SUN Y Y, et al. Privacy-preserving live video analytics for drones via edge computing [J]. Applied Sciences, 2024, 14(22): 10254.
- [32] WANG X J, ZHAO Z H, YI L, et al. A survey on security of UAV swarm networks: attacks and countermeasures [J]. ACM Computing Surveys, 2025, 57(3): 1-37.
- [33] TANG D Z, TANG S Y, WANG Y L, et al. A global object-oriented dynamic network for low-altitude remote sensing object detection [J]. Scientific Reports, 2025, 15(1): 19071.

收稿日期: 2025-12-08