文章编号：1008－8857(2026)01－0026－07 **DOI**: 10.13259/j.cnki.eri.2026.01.004

基于图像识别的风力机全转速工况叶片表面故障识别研究

张 健[1]，律慧瑾[2]，江继波[1]，谈震旻[1]，张 俊[1]，张世东[2]
（1. 国电投安徽生态能源有限公司，安徽 合肥 230041；2. 上海明华电力科技有限公司，上海 200082）

摘 要：叶片是风力发电机组的关键部件之一，其性能对于风电机组安全稳定运行至关重要。为了保障风力机叶片的安全运行，搭建了一套无人机智能巡检系统，并结合 YOLOv9 图像识别算法实现风力机叶片智能巡检和故障智能识别。该系统支持风力机停机巡检和不停机在运状态巡检，可自主规划航线，能实现风力机全转速工况下叶片表面状态的监测与诊断。基于 YOLOv9 图像识别算法，该系统可对叶片风损、裂纹、蒙皮脱落和雷击等常见故障进行实时在线检测，效率高，成本低，可有效保障风力机的长周期安全、稳定运行。

关键词：风力机；风电机组；叶片；故障检测；图像识别；停机检测
中图分类号：TK83 **文献标志码**：A

Research on blade surface fault identification of wind turbines under full-speed operating conditions based on image recognition

ZHANG Jian[1], LYU Huijing[2], JIANG Jibo[1], TAN Zhenmin[1], ZHANG Jun[1], ZHANG Shidong[2]
(1. State Power Investment Anhui Ecological Energy Co., Ltd., Hefei 230041, China; 2. Shanghai Minghua Electric Power Technology Co., Ltd., Shanghai 200082, China)

Abstract: Blades are critical components of wind turbines, and their performance is essential for the safe and stable operation of the entire unit. To ensure safe operation, this study develops an intelligent inspection system using an unmanned aerial vehicle (UAV) equipped with the YOLOv9 image recognition algorithm for intelligent inspection and fault identification of wind turbine blades. The system supports both shutdown and in-operation inspections, autonomously planning flight routes to monitor and diagnose blade surface conditions under full-speed operating conditions. Based on the YOLOv9 algorithm, the system performs real-time detection of common

收稿日期：2024－10－11
第一作者：张 健(1975—)，男，工程师。研究方向：新能源光伏与风力发电。E-mail：zhangjian4@spic.com.cn
通信作者：张世东(1988—)，男，硕士，高级工程师。研究方向：新能源智慧场站建设、无人机应用、设备状态监测与故障诊断等技术。E-mail：zsdsnower@163.com

faults, including wind damage, cracks, surface peeling, and lightning strikes. With high efficiency and low cost, this approach effectively ensures the long-term safe and stable operation of wind turbines.

Keywords: wind turbine；blade；fault identification；image recognition；shutdown inspection；non-shutdown state inspection

风力发电作为发展成熟且可规模开发的可再生清洁能源，拥有广阔的发展前景[1]。风力机叶片是风力发电机组的关键部件之一，其运行状况直接影响机组的效率和使用寿命[2−4]。叶片长期在恶劣环境下运行时，极易发生腐蚀、掉漆、蒙皮剥离、雷击、裂纹等故障。若不能及时发现叶片缺陷并修复，不仅会导致风力机发电效率降低，还会造成重大安全隐患，甚至导致叶片断裂、叶片扫塔等灾难性后果。因此，有必要对风电机组叶片的状态进行实时监测，及时获取叶片的健康信息，分析叶片损伤原因，及早发现隐患，进而采取相应措施，保障机组安全、稳定运行。

目前大多数风电场对风力机叶片的故障检测仍采用人工检测或望远镜观测等传统方法，其时效性差且检测效率低，无法满足风力机长周期运行和无人化管理的要求。近年来随着无人机技术和人工智能技术的快速发展，无人机 + AI 智能巡检技术逐渐成为研究热点。通过无人机搭载不同的设备，如高清摄像头、红外成像仪等，定期采集风力机叶片照片，结合人工智能技术，可实现叶片状态监测和故障识别，从而大大提升风电场的巡检效率与智慧化水平。

1　叶片常见故障

风电机组捕获风能的关键部件是叶片，其运行环境较为恶劣，发生故障概率也较高。叶片最常见的故障有叶片结冰、边缘开裂、老化、断裂、雷击、蒙皮剥离等[5]。

(1)裂纹

由于叶片暴露在室外，机械振动过大、叶片腐蚀以及外物撞击等都会导致叶片表面产生裂纹。随着时间推移，裂纹会逐步变大，若不能及时修复，裂纹会逐渐扩张导致不可修复的贯穿性裂纹，进而引发叶片断裂。

(2)雷击

山地或无遮挡平原开阔地带的风电机组，在雷电天气频发的情况下极易遭受雷击而损坏。此外，对于老化或损坏的叶片，电阻增加、导电性能下降也会大大增加叶片遭受雷击的风险。雷击事故不仅会导致叶片性能下降，甚至可能引发火灾事故，致使叶片烧毁。

(3)表皮脱落

空气中的酸性或碱性漂浮物附着在叶片表面会对叶片造成化学腐蚀，漂浮的风沙、碎石的冲刷、摩擦与撞击，都会导致叶片表面涂层的磨损破坏，进而出现表皮脱落的现象，从而影响叶片气动性能，降低其对风能的捕获能力。

(4)结冰

大部分山地风电场分布于高纬度、高海拔严寒地区以及南方高湿冻雨地区，面临霜雪、冻雨等考验。叶片极易发生结冰现象，不仅引起风力机效率降低，还会造成叶片断裂、冰凌掉落影响人身安全等事故。

2　无人机巡检与识别技术

目前无人机巡检技术日渐成熟，应用范围也逐渐扩大。室外无人机可通过全球卫星导航系统(GNSS)实现自主导航飞行，可搭载不同的视觉传感器实现不同功能。李哲等[5]采用无人机搭载相机采集叶片表面图像，并通过图片增强技术、加速稳健特征(SURF)检测算法等有效增强图片中损伤位置的显示效果，实现了复杂场景下的目标图像检测。梅东升等[6]提出了一种在无人机平台上基于雷达与可见光融合的风力机叶片自动化巡检方法，通过多源数据自动规划风力机状态的

智能感知方式和无人机航线，实现风力机叶片的自动化巡检。

视觉识别技术是无人机巡检的另一关键技术，其准确性与实时性对无人机的应用效果有很大的影响。近年来，基于深度学习的目标检测算法凭借其结构简单，且效率和准确性更高的优势，在众多领域得到了广泛应用。目前该技术主要分为两个发展方向：两阶段模型和单阶段模型。两阶段模型是一种基于分类的目标检测算法，其典型代表为基于卷积神经网络的区域识别(R-CNN)系列[7-9]；单阶段模型是基于回归方向的目标检测算法，该算法仅需对图片进行单次处理，即可实现目标位置和类别信息的共同获取，其典型代表有单次多框检测器(SSD)[10]、YOLO检测算法系列[11-15]等。

张超等[16]提出了一种基于 Mask R-CNN 的叶片损伤检测方法。该方法以较高的准确度和较快的检测速度实现了对缺陷的检测和实例分割。张传远等[17]提出了基于 YOLOv3-SPP 模型的风力机叶片故障检测算法。该算法结合无人机拍摄的图片形成数据集，使用神经网络识别叶片缺陷，并结合图像拼接技术定位缺陷位置，实现了叶片故障的识别与定位。

目前在风电场站无人机巡检过程中，大多是在风力机停机并锁桨至倒“Y”形后，巡检人员手动操控无人机完成巡检拍照后返回再进行识别。停机锁桨会增加检测复杂性，影响风力机可利用率。场站更需要在风力机运行过程中对叶片状态进行实时检测，以提前预警叶片故障。基于此，本文设计了一套无人机智能巡检方案，搭建了无人机全自主路线规划与自动巡检系统，通过搭载高速相机，开发叶片故障识别模型，实现了风电场机组全转速运行工况(停机状态和在运状态)下的叶片表面状态监测与诊断，从而有效提升了风电场站的智慧化管理水平。

3 无人机巡检系统搭建

3.1 巡检系统

无人机巡检系统示意图如图 1 所示。巡检系统主要由无人机、云台相机、机载电脑、激光雷达等装置组成。云台相机可根据检测工况自由选择：停机状态下搭载普通双光相机即可，不停机在运状态下则搭载专门的高速相机。高速相机采用互补金属氧化物半导体(CMOS)全局快门，光谱范围为 350 ～ 1 000 nm，像素大小为 3.45 μm，全局快门速度为 1/16 000s，全局快门效率为 92%，可满足风力机 3 ～ 20 r/min 全转速范围内图像采集需求。

图 1 无人机巡检系统示意图

Fig. 1 Schematic diagram of the unmanned aerial vehicle inspection system

巡检系统通过安装机载计算机进行边缘计算和实时控制，实现无人机的自动巡检。通过安装的双光云台相机，对静止的风力发电机叶片表面进行多角度拍摄，并将结果存储于机载电脑中。通过叶片缺陷检测系统对存储的图片进行检测，实现缺陷识别和定位。若要实现风力机不停机检测，只需将双光云台相机更换为高速相机即可。

3.2 路径规划

停机检测全自主巡检路线生成方法为：

(1)无人机由机库起飞，飞至风力机塔筒正上方安全高度，云台相机向下测量风力机偏航数据。

(2)获取偏航数据后无人机飞行至轮毂正前方测量叶片夹角。

(3)根据任务设定信息(包括拍摄距离、分段变焦倍数、照片重叠率、巡检方式等)以及风力机台账信息规划航线。一般过程为：建立轮毂局部坐标系，在轮毂局部坐标系下根据风力机台账基础信息以及任务设定信息生成局部坐标系下航点坐标，最后将局部坐标系下的航点坐标转化为 GPS(全球定位系统)坐标以供无人机自主飞行，实现自动飞行路径规划。

不停机状态检测航线生成方法与停机检测基本一致，只是航线不同。

3.3　停机检测巡检流程

停机巡检即静态巡检，此时风力机停机锁桨，无人机飞抵待检风力机，绕叶片飞行，实现精细巡检。停机巡检流程为：风力机停机锁桨至倒“Y”形—路径规划—风力机定向—机舱轮毂定位—叶片定位—沿叶片表面巡检拍照—故障识别与定位。其中：无人机搭载双光相机，通过机载电脑进行边缘计算以实现全自动路径规划与图像拍摄；远程控制平台可实时调度无人机，获得无人机实时视频；缺陷分析系统可实现缺陷的识别与定位，实现 1 ～ 3 cm 级别缺陷识别，并自动出具检测报告。

3.4　不停机检测巡检流程

不停机在运巡检即动态巡检，此时风力机在正常转速以内运行，保持偏航角固定，然后无人机飞至安全距离，悬停并拍摄运动的叶片，快速完成动态巡检。

不停机巡检流程为：无人机升空后自动寻找风力机偏航角—无人机进入拍摄航线—对叶片进行拍摄—拍摄后旋转至风力机侧面拍摄前缘与后缘—依次转到风力机正后方拍摄叶片背面影像—故障识别与定位。其中：自动拍摄是使用人工智能深度学习识别算法，辅以雷达测距技术、智能航线规划技术对风力机叶片进行拍摄；在无需人员控制的情况下，无人机携带高速云台相机在风力机旋转直径虚拟球外 40 ～ 60 m 自动拍摄。

相较于停机检测的双光相机，不停机检测使用的高速相机感光元件尺寸大、拍摄范围广、像素高、快门速度快、畸变小，可满足风力机正常转速下的叶片表面拍照需求，但是由于是动态检测，其对更纤细和微小的缺陷识别精度有限。

4　基于图像识别的叶片故障检测算法

4.1　算法原理

由于 YOLOv9 图像识别算法[15]（简称 YOLOv9 算法）在小目标检测方面表现突出，且适用于复杂场景和小物体检测，故选取其作为本文风力机叶片故障检测算法。该算法整体架构如图 2 所示。

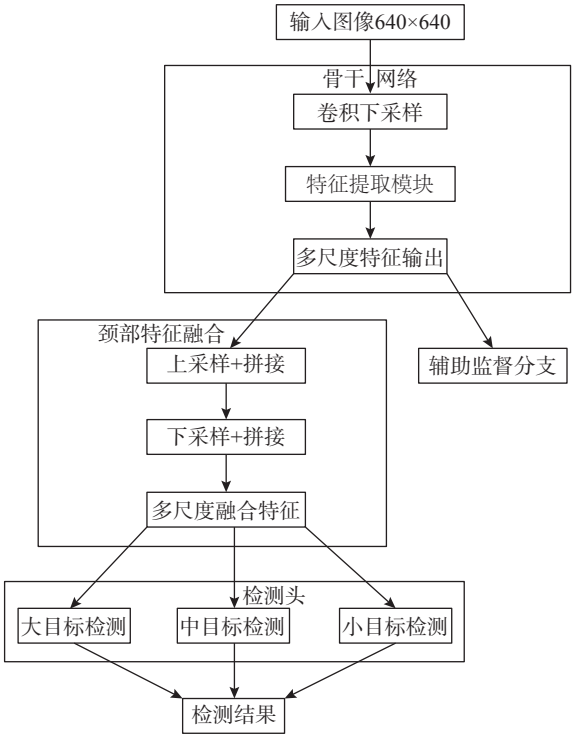


图 2　YOLOv9 算法的整体架构

Fig. 2　Overall architecture of YOLOv9 algorithm

YOLOv9 算法的关键改进之处是引用了包含可编程梯度信息（PGI）和通用高效层聚合网络（GELAN），其中 PGI 解决了深度神经网络中的梯度消失问题，GELAN 在增强多尺度特征聚合的同时减少了计算量。

（1）骨干网络 backbone

YOLOv9 算法保留了与 YOLOv8 算法类似的基于卷积神经网络（CNN）的骨干网络，但通过集成一个新的网络框架 GELAN 对 YOLOv8 算法进行了改进，使其能够兼顾轻量级、运算速度和精确度。GELAN 在不增加计算复杂度的情况下，保留了网络各层的关键特征，实现了准确率和计算量之间的平衡，并提高了模型对不同尺寸目标的检测能力。

（2）颈部 neck

颈部通过 PGI 显著增强了特征融合过程。通过结合 PGI 中的多级辅助信息，YOLOv9 算法增强了来自不同层的特征融合效果，有效解决了深度监督只能用于极深神经网络架构的问题，

提高了模型训练的效率与准确性。

(3)头部 head

YOLOv9 算法继续采用无锚点边界框预测方法，但受益于可编程梯度信息(PGI)提供的可逆函数。可逆架构确保了在前向/反向传递过程中不会丢失关键数据，从而以更低的计算量获得更可靠的预测，使其更适合实时应用。

4.2 数据集

算法训练数据主要来源于某风电场叶片检测的故障照片以及无人机拍摄的叶片图片，共 2 063 张。图片经过分析与预处理，并按约 8:1:1 划分为训练集、测试集和验证集，即训练集 1 650 张，测试集 206 张，验证集 207 张。

(1)数据预处理

风力机故障目前尚无公开的数据集，收集到的数据中故障样本较少，且检修人员拍摄的图片质量较低，这给深度学习算法的研究与应用带来了较大挑战。因此，数据预处理阶段需要采用旋转、翻转、缩放等方法扩充数据集，并通过去噪、增强、人工修正等多种方法提升图片的质量。

在灰度处理阶段，选用自适应加权算法突出关键特征，去噪过程中结合高斯滤波(图像平滑处理技术)与非局部均值滤波，平衡去噪与细节保留；在阈值分割中采用多级自适应阈值算法，提高复杂背景下的分割效果。通过深度学习模型的特征提取，对预处理结果进行优化，以提升整体检测精度。

(2)数据标注

根据收集到的样本，主要关注以下几类常见故障类型：风损、裂纹、表皮受损或脱落、雷击，如图 3 所示。本文使用 Labelme 软件进行标注，首先将样本分为无故障和故障两类。将故障类型再细分为风损、裂纹、表皮受损和雷击等。

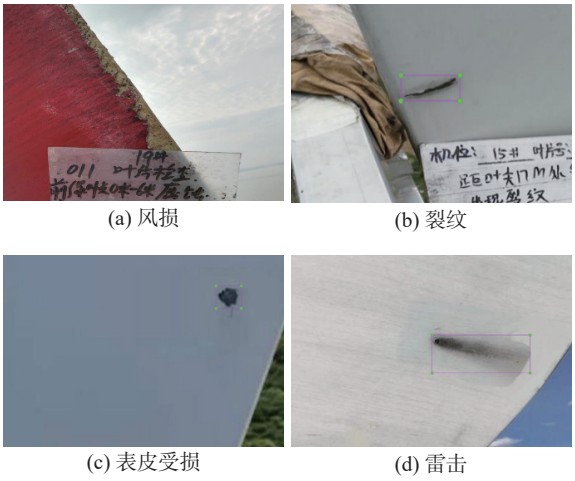
4.3 评价指标

基于深度学习目标检测常用指标，本文采用准确率 P 和召回率 R 评价检测结果。

准确率 P 又称查准率，其公式为

$$P = \frac{T_p}{T_p + F_p} \tag{1}$$

式中：T_p为实际为正样本且被划分为正样本的样本数量；F_p为实际为负样本但被划分为正样本的样本数量；$T_p + F_p$为所有预测为正样本的样本数量。



(a) 风损 (b) 裂纹

(c) 表皮受损 (d) 雷击

图 3 叶片故障检测的数据集标注说明

Fig. 3 Annotation guide for blade fault detection dataset

准确率只能反映检测出的目标的准确率，无法兼顾漏检的情况。

召回率 R 又称查全率，其公式为

$$R = \frac{T_p}{T_p + F_n} \tag{2}$$

式中：F_n 为实际为正样本但被划分为负样本的样本数量；$T_p + F_n$ 为所有正样本数量。

根据上述算法框架和评价指标，对模型算法进行训练，使之适应风力机叶片状态评价，并将该算法应用于本巡检系统。

5 全转速工况下图像识别性能分析

5.1 验证集

为测试本巡检系统在风力机全转速工况下对叶片表面缺陷的识别准确率，本文现场采集了某风力机叶片表面状态照片，并将其分为两组。一组是风力机停机锁桨状态下采集的叶片表面图像集，另一组是风力机运行过程中采集的叶片表面图像集，两组图像集均取自同一风力机、相近时间段内的叶片表面图像。为了保证测试结果的准确性，首先请专业检测人员对该风力机的叶片进行了客观评价，并将该结果作为图像识别的对照

组。其中：停机状态验证集共 100 张图片，不停机在运状态验证集共 46 张图片。

5.2　性能分析

根据上述训练结果，将图像缩放至 640 × 640，批次大小设为 8，训练轮数设为 500，交并比(IOU)为 0.6，模型为 YOLOv9-c。

首先进行有无故障识别，实验结果如表 1 所示。可以看出，对于验证集 146 张图片，YOLOv9 算法的故障识别准确率和召回率分别为 0.895 和 0.879；对于停机状态的巡检照片，其故障识别准确率和召回率分别为 0.871 和 0.919；对于不停机在运状态的巡检照片，其故障识别准确率和召回率分别为 0.773 和 0.809。相对于停机状态的识别结果，不停机状态故障识别准确率和召回率均有所下降。究其原因，主要是不停机状态下，无人机距离叶片较远，同时风力机转动过程中拍照精度有所降低，无法对一些细小缺陷进行清晰拍摄，导致准确率和召回率有所降低，但均接近 0.800，可基本满足现场工程需要。

表 1　不同风力机状态故障识别性能

Tab. 1　Fault identification performance of wind turbines under different conditions

算法	全样本		停机检测		不停机检测	
	P	*R*	*P*	*R*	*P*	*R*
YOLOv9	0.895	0.879	0.871	0.919	0.773	0.809

在有无故障识别基础上对故障进行分类识别。4 类最常见的故障如风损、裂纹、表皮受损和雷击的识别结果如表 2 所示。可见，相对于停机状态的检测结果，不停机状态的故障识别准确率有所降低。同时，风损和裂纹的故障识别准确率相对于表皮受损和雷击的也有所降低。其主要原因是风损和裂纹两种故障没有明显的区分界限，两者并非完全独立，部分风损特征也表现为明显的裂纹，导致识别精度降低。

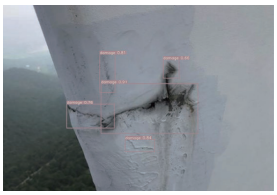
5.3　效果展示

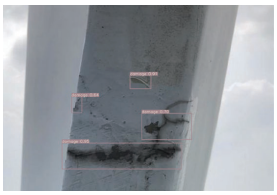
针对风力机叶片 4 类故障的检测结果如图 4 所示。经验证，本模型对于叶片的裂纹、风损、表皮脱落和雷击等故障均表现出了较好的识别效果，可满足现场工程需要。

表 2　常见故障识别结果

Tab. 2　Identification results of common faults

故障类型	评价指标	停机检测	不停机检测
风损	*P*	0.853	0.790
	R	0.872	0.813
裂纹	*P*	0.869	0.783
	R	0.882	0.801
表皮脱落	*P*	0.902	0.832
	R	0.910	0.829
雷击	*P*	0.898	0.820
	R	0.881	0.817


(a) 裂纹1

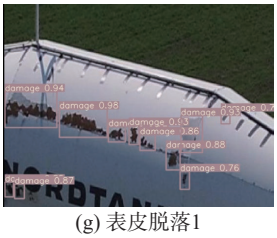

(b) 裂纹2

(c) 裂纹3

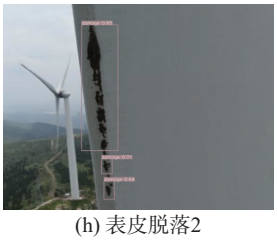
(d) 风损1

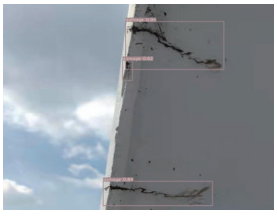
(e) 风损2

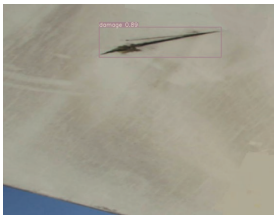
(f) 风损3

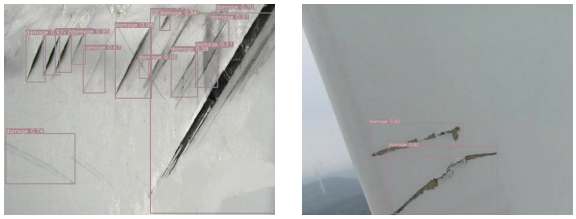


(g) 表皮脱落1


(h) 表皮脱落2


(i) 表皮脱落3


(j) 雷击1



(k) 雷击2 (l) 雷击3

图 4 风力机叶片故障检测效果

Fig. 4 Wind turbine blade fault detection performance

6 结论

风力机叶片的状态监测与评估对风力机长周期安全、稳定运行至关重要。基于 YOLOv9 算法的风力机全转速工况下叶片故障识别系统可以通过无人机定期巡检，实现叶片裂纹、风损、雷击等故障的智能识别并及时预警。停机状态下故障检测准确率达 87.1%、召回率达 91.9%；不停机状态下准确率可达 77.3%、召回率 80.9%，基本满足现场工程应用需要。该系统可有效提高叶片的可靠性，在提升风电场的安全管理水平的同时，为无人化值守提供了有力的技术支撑。

参考文献：

[1] 王超, 张怀宇, 王辛慧, 等. 风力发电技术及其发展方向 [J]. 电站系统工程, 2006, 22(2)：11 − 13.

[2] DU Y, ZHOU S X, JING X J, et al. Damage detection techniques for wind turbine blades: a review[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2020, 141：106445.

[3] 苗家铎, 陈二云, 杨爱玲, 等. 波形前缘结构对风力机气动噪声特性的影响 [J]. 能源研究与信息, 2025, 41(4)：234 − 241.

[4] 汝翊尧, 王正之, 仲威, 等. 风力机结冰数值模拟研究进展综述 [J]. 能源研究与信息, 2025, 41(3)：152 − 158.

[5] 李哲, 李雨欣, 董秀芬, 等. 基于无人机的风机叶片智能巡检及缺陷检测 [J]. 设备管理与维修, 2024(1)：152 − 157.

[6] 梅东升, 薛长站, 张宇博, 等. 基于 LiDAR 与可见光融合的自动风电叶片巡检方法 [J]. 自动化应用, 2024, 65(3)：102 − 105.

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

[8] REN S Q, HE K M, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN: towards real-time object detection with region proposal networks[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017, 39(6)：1137 − 1149.

[9] HE K M, GKIOXARI G, DOLLÁR P, et al. Mask R-CNN[C]//2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). Venice: IEEE, 2017: 2980 − 2988.

[10] NING C C, ZHOU H J, SONG Y, et al. Inception single shot MultiBox detector for object detection[C]//2017 IEEE International Conference on Multimedia & Expo Workshops (ICMEW). Hong Kong, China: IEEE, 2017: 549 − 554.

[11] 沈震宇，朱昌明，王喆. 基于 MAML 算法的 YOLOv3 目标检测模型 [J]. 华东理工大学学报 (自然科学版), 2020, 46(6)：827 − 834.

[12] 史朋飞，倪建军，杨鑫. 结合数据增强和改进 YOLOv4 的水下目标检测算法 [J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(3)：1 − 9.

[13] ZHU X K, LYU S C, WANG X, et al. TPH-YOLOv5: improved YOLOv5 based on transformer prediction head for object detection on drone-captured scenarios[C]//2021 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision Workshops (ICCVW). Montreal: IEEE, 2021: 2778 − 2788.

[14] WANG C Y, BOCHKOVSKIY A, LIAO H Y M. YOLOv7: trainable bag-of-freebies sets new state-of-the-art for real-time object detectors[C]//2023 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Vancouver: IEEE, 2023: 7464 − 7475.

[15] WANG C Y, YEH I H, LIAO H Y M. YOLOv9: learning what you want to learn using programmable gradient information[C]//Proceedings of the 18th European Conference on Computer Vision. Milan: Springer, 2025: 1 − 21.

[16] 张超, 文传博. 基于改进 Mask R-CNN 的风机叶片缺陷检测 [J]. 可再生能源, 2020, 38(9)：1181 − 1186.

[17] 张传远. 基于无人机图像的风电机组叶片缺陷识别 [J]. 风力发电, 2022(6)：14 − 17, 13.