

基于深度学习的风机视觉巡检系统研究

王俊丰¹ 郭京珠²

WANG Junfeng GUO Jingzhu

摘要

在全球能源转型背景下,我国风力发电产业发展迅速。然而,风机长期运行于复杂环境易引发缺陷,传统人工巡检方式存在效率低、风险高等问题。基于此,文章提出了一种基于深度学习的风机视觉巡检系统,集成航线规划与视觉算法处理模块。通过设计半球形巡检航线,降低了近距离观测的撞机风险,且无需预先进行风机姿态估计,兼具普适性与高效性;通过构建图像数据集,采用改进的YOLOv8-WIoU算法实现风机缺陷检测且准确率达95%,同时结合YOLOv8-OB算法与视觉分析技术实现了叶片扫塔的风险评估。在实际应用中,搭载H30T云台相机的大疆M350RTK无人机通过半球航线规划,可在20 min内完成单台风机巡检,验证了系统的可行性与有效性。该方案显著提升了巡检效率、精度及安全性,突破了传统方法的局限性。

关键词

风机航线规划; 风机缺陷检测; 叶片扫塔预警

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2025.09.003

0 引言

在全球能源转型的大背景下,风能作为一种清洁、可再生的能源,正发挥着日益重要的作用。风力发电凭借其技术成熟、成本相对较低且环境友好等优势,成为众多国家和地区能源结构中的关键组成部分。近年来,我国风力发电产业呈现出迅猛发展的态势,风电场的规模和数量持续增长。

然而,风力发电机组通常安装在偏远的山区、海上等复杂环境中^[1],长期经受着各种恶劣气象条件的考验,如强风、暴雨、沙尘、低温等。这些因素会导致风机的各个部件出现不同程度的磨损、腐蚀、裂纹等缺陷^[2]。如不能及时发现和处理这些缺陷,可能会引发设备故障,降低发电效率,甚至导致严重的安全事故,造成巨大的经济损失。因此,定期对风机进行全面、细致的巡检是确保风力发电机组安全、稳定运行的关键环节。

传统的风机巡检方式主要依赖人工攀爬和借助吊篮等设备^[3],这种方式不仅效率低下,而且存在较高的安全风险。巡检人员需要耗费大量的时间和精力,并且在复杂的环境下,很难对风机的各个部位进行全面、准确地检查。此外,人工巡检还受到天气、光照等因素的限制,无法在恶劣天气条件下进行作业。

无人机巡检技术的出现为风机巡检带来了革命性的变

化。无人机具有灵活、高效、安全等优点,能够快速到达风机所在位置,对风机进行全方位的拍摄和监测。通过搭载高清摄像机、红外热成像仪等设备,无人机可以获取风机表面和内部的详细信息,及时发现潜在的缺陷和故障。与传统巡检方式相比,无人机巡检大大提高了巡检效率,缩短了巡检时间,同时降低了人力成本和安全风险。

此外,无人机还可以在恶劣天气条件下进行作业,不受地形和环境的限制,为风机的安全运行提供了更加可靠的保障。

本研究旨在开发一套基于深度学习的风机视觉巡检系统,提高风机巡检的效率、准确性和安全性。具体包含风机航线规划、风机缺陷检测和叶片扫塔预警等。

1 系统架构设计

风机视觉巡检系统由航线规划、算法处理和交互存储三大模块协同构成,为风机巡检提供高效、智能的解决方案,如图1所示。

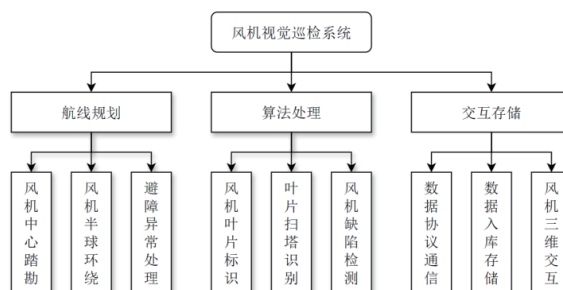


图1 风机视觉巡检系统

1. 广东科凯达智能机器人有限公司 广东佛山 528300

2. 广东工业大学自动化学院 广东广州 510006

巡检前期,航线规划模块发挥关键作用。专业人员实地收资与踏勘来确定风机中心点经纬度坐标,并基于此坐标,结合风机布局与周边环境,基于不同规划算法生成风机环绕巡检航线。同时,充分考虑周边树木、建筑物等障碍物,设置全面的避障规则,保障无人机飞行安全。

巡检结束后,算法处理模块发挥核心作用。无人机采集的流媒体数据快速回传服务器,系统运用视觉深度学习算法,对数据深度剖析,包括:(1)精准完成风机叶片标识,为后续分析奠定基础;(2)及时识别叶片扫塔情况,预警安全隐患;(3)高效检测风机表面腐蚀、砂眼、划痕等各类缺陷,为运维提供有力依据等。

最后,由交互存储模块负责数据的管理与展示。将算法处理后的运维数据存入服务器数据库,同时与网页平台三维风机模型实时同步。通过直观的三维模型及图表、报表等形式,展示本次巡检结果,方便用户查询、分析与决策,实现数据的高效利用与共享。

2 风机航线规划

在风机巡检工作中,合理的巡检方案与设备选型至关重要。巡检要求需综合考虑物理环境、图像质量、无人机性能等多方面因素。经评估,最终选择大疆 M350RTK 无人机搭配 H30T 云台相机的方案。

航线选择是巡检工作的关键环节,不同航线如图2所示。停机巡检时,若沿叶片抵近飞行,虽能近距离观察叶片状况,但撞机风险极高。即便叶片进行了锁桨处理,仍可能出现偏航情况,且停机操作会带来较高的成本。不停机巡检采用圆柱形航线,无人机需围绕风机做圆周运动,行走距离长,导致巡检效率不高。而半球形航线是最佳选择,巡检过程中风机能保持不停机发电,并且航线无需考虑风机姿态,通用性强,有效提高了巡检效率。

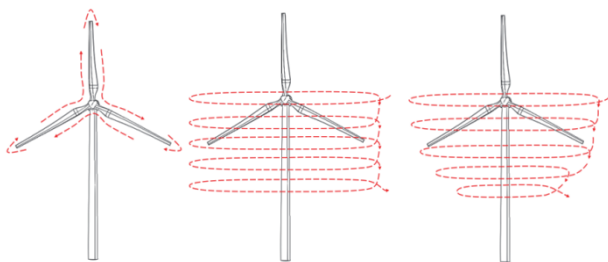


图2 风机航线示意图

在数据采集方式上,选择只进行录像,后期再进行抽帧识别。这种方式降低了对指定巡检点的要求,避免了指定点抓拍时因飞行速度、姿态等因素导致的图像模糊问题,提高了数据采集的准确性和可靠性,为后续的缺陷分析和诊断提供了高质量的数据支持。

3 算法模型优化

YOLOv8是一种先进的目标检测算法,它能够快速准确

地识别图像中的目标物体。基于YOLOv8的检测方法在风机缺陷视觉检测中具有显著优势。

在YOLOv8的损失函数中, $L_{CioU}^{[4]}$ 通过引入中心点距离和纵横比等信息,能够更精确地衡量预测框和真实框之间的差异,从而引导模型学习到更准确的边界框位置,提高目标检测的定位精度。但是在实际检测任务中,往往存在界限不分明、人工标注的数据集存在标准不一的问题,导致 L_{CioU} 难以发挥其该有的能力,使得模型性能下降。

在风机缺陷检测中,缺陷往往界线不分明,导致模型预测框回归质量不足,以及数据集部分低质量样本影响模型最终的准确度和泛化能力。因此,通过引入 $L_{WIoUv3}^{[5]}$ 。该损失方法计算更多地关注普通质量的样本,进而提高网络模型的泛化能力和整体性能。

L_{WIoUv1} 具备两层注意力机制,其创新之处在于,当锚框与预测框实现较好重合时,能够有效削弱惩罚力度,进而显著提升模型的泛化能力。

$$L_{WIoUv1} = R_{WIoU} L_{IoU} \quad (1)$$

$$R_{WIoU} = \exp \left[\frac{(x - x_{gt})^2 + (y - y_{gt})^2}{(W_g^2 + H_g^2)^*} \right] \quad (2)$$

$$L_{IoU} = 1 - IoU(B, B_{gt}) = 1 - \frac{|B \cap B_{gt}|}{|B \cup B_{gt}|} \quad (3)$$

式中: R_{WIoU} 表示一个基于预测框与真实框中心距离的非线性变换因子;上标*表示将 W_g 和 H_g 从计算图中分离,避免 R_{WIoU} 在反向传播过程中产生干扰,以确保模型训练过程的稳定性与有效性; $L_{IoU}^{[6]}$ 表示经典的IoU损失; $IoU(B, B_{gt})$ 表示交并比,其定义为预测框 B 与真实框 B_{gt} 分别取交集和并集后,两者绝对值的比值,其取值范围在 $[0,1]$ 区间内。

在 L_{WIoUv1} 的基础上,进一步发展出了 L_{WIoUv3} 。该损失函数借助离群度 β (其本质是样本在特征空间中相对于其他样本的相对位置)来精准评估锚框质量。对于质量较低的锚框, L_{WIoUv3} 会为其分配较小的梯度增益,从而引导模型减少对低质量样本的关注程度。 L_{WIoUv3} 的具体公式为:

$$L_{WIoUv3} = r L_{WIoUv1}, \quad r = \frac{\beta}{\delta \alpha^{\beta-\delta}} \quad (4)$$

$$\beta = \frac{L_{IoU}^*}{L_{IoU}} \in [0, +\infty) \quad (5)$$

式中: β 表示锚框的离群度,用于区分不同质量的样本; δ 和 α 表示精确控制聚焦系数的调整幅度; L_{IoU}^* 表示经过调整后的损失值,主要用于衡量样本的质量; L_{IoU} 是 L_{IoU} 表示滑动平均值,用于动态表示若干个样本的平均质量。

通过上述设计, L_{WIoUv3} 能够依据样本的实时质量情况,动态且精准地分配梯度增益,从而优化了模型对普通质量样本以及高质量样本的学习效率。

4 风机缺陷检测

风机在长期运行过程中,会出现多种类型的缺陷^[7],主要包括腐蚀、砂眼、划痕、污垢和损坏等。腐蚀通常是由于风机所处环境湿度大、存在腐蚀性气体等,金属部件在这些因素作用下发生化学反应,导致表面被侵蚀。砂眼的成因多与制造工艺有关,在铸造过程中,如果模具质量不佳或熔炼时气体未完全排出,就可能在部件表面形成砂眼。划痕一般是在安装、维护或运行过程中,与其他物体发生摩擦、碰撞产生。污垢则是因为风机暴露在空气中,灰尘、油污等杂质逐渐堆积在表面。损坏可能是由于长期承受风力、振动等外力作用,导致部件出现裂纹、变形等情况。

为进行风机缺陷的视觉检测,构建了专门的图像数据集。一部分图像是从网上公开数据集下载的,这些图像来源广泛,涵盖了不同类型、不同工况下的风机。通过筛选和整理,共收集到约 5 000 张相关图像。另一部分图像是通过自己飞行采集的,使用无人机搭载高清摄像机,从不同角度、不同距离对风机进行拍摄,获取了约 5 000 张图像。最终,经图像增强,带缺陷标注信息的数据集总共包含 8 000 张图像,按 7:2:1 的比例划分为训练集、验证集和测试集。

常见的缺陷如图 3 所示,根据这些缺陷的图像特征,结合图像处理算法,如边缘检测、阈值分割等,来判断图像中是否存在缺陷,并对缺陷类型加以区分。

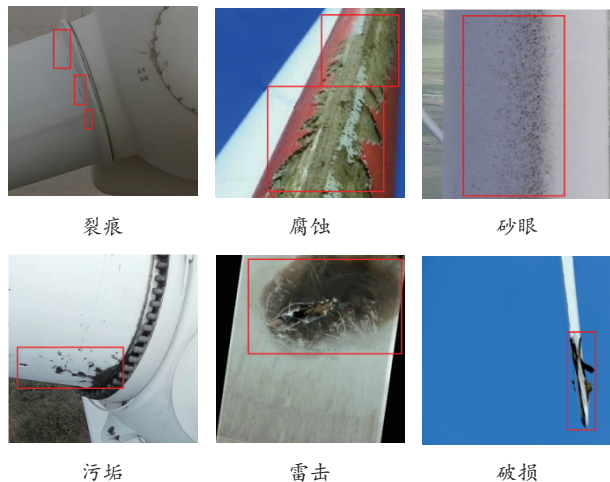


图 3 风机缺陷示意图

在训练过程中,首先对图像数据集进行预处理,包括图像的缩放、裁剪、归一化等操作,以提高模型的训练效果。然后将处理后的图像输入到 YOLOv8m-WIoU 模型中进行训练,设置合适的学习率、迭代次数等超参数。

经过多轮的训练,模型逐渐收敛至最佳,在测试集上进行评估,得到了良好的训练结果。如表 1 所示,准确率达到 95%,这表明模型正确检测出缺陷的比例较高;召回率为 91%,意味着模型能够检测出大部分实际存在的缺陷。例如,

对于一些微小的划痕和砂眼,模型也能准确识别,为风机的缺陷检测提供了可靠的技术支持。

表 1 对比试验

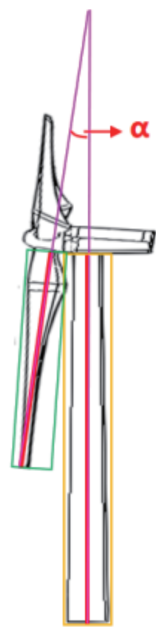
模型	P	R	mAP50	mAP50-95
YOLOv8m	0.92	0.88	0.93	0.68
YOLOv8m-WIoU	0.95	0.91	0.95	0.73

5 叶片扫塔预警

在风力发电系统的运行监测与性能评估体系里,风机的 3 个叶尖与塔筒所形成的夹角,是极为关键的指标。对这些参数的精准判断,能够助力运维人员及时察觉风机潜藏的故障隐患,从而确保风机长期维持稳定、高效的运转状态。

为了研判 3 个叶片是否存在扫塔风险,可借助图像数据集开展视觉分析。该图像数据集采集自风机叶片侧边,全面覆盖了不同光照强度、各类天气状况以及多样风机运行状态下的场景,总计收集到 3 000 张图像。为切实保障数据质量及一致性,在采集进程中,对摄像机的位置、角度以及焦距均实施了严格校准,力求消除因拍摄条件差异导致的数据偏差。

在无人机环绕风机飞行期间,能够观测到因无人机公转以及风机自转所引发的叶片之间夹角的动态变化。无人机将拍摄图像回传后,运用 YOLOv8s-OBb 模型对每张图像中的扇叶与塔筒进行检测,检测准确率达到 98%,最后以检测框形式呈现检测结果。夹角计算是通过检测框内与长边平行的中线向量,借助余弦公式,算出图像中叶片间夹角以及叶片与塔筒的夹角,如图 4 所示。



针对 3 个叶片与塔筒夹角的测量工作,基于预处理后的图像开展。无人机环绕风机公转、观测叶片夹角的过程中,当叶片夹角达到极大值时,意味着此时无人机所处位置恰为计算叶片与塔筒夹角的最佳点位,即叶片的正侧方,由此可计算出叶片与塔筒夹角的最小值。无人机通过多次抵达叶片的正侧方,得到多个最小值,再求其均值,即可得到叶片与塔筒的最小平均夹角。最后,使用此最小平均夹角来进行叶片扫塔风险评估。

6 系统实际应用

为了验证风机视觉巡检系统的实际效能，选取广东某风电场的明阳风机开展实地应用测试。测试当日，天气晴朗少云，大气能见度高达 15 km，温度维持在 23℃ 左右，现场平均风速为 3.5 m/s，最大阵风 6.2 m/s，这样的气象条件十分适宜无人机开展巡检工作。

本次巡检选用大疆 M350RTK 搭配 H30T 云台相机，采用半球型航线进行作业。无人机于上午 9 时 20 分起飞，凭借其出色的抗风能力和稳定的飞行性能，迅速按照预设航线展开巡检。整个半球型航线飞行时长约 20 min，无人机在飞行过程中保持平稳，前后左右上下六向的双目视觉传感器和红外传感器实时工作，有效避开了周边障碍物，确保了飞行安全。

巡检结束后，无人机平稳降落，流媒体数据迅速回传至服务器，共计 4 组视频，合计约 10.1 GB。基于 YOLOv8m-WIoU 的检测方法对这些视频图像进行缺陷识别，识别过程高效准确，仅用时 2 min 便完成了全部图像的分析。如图 5 识别结果显示，风机机舱存在轻微腐蚀现象；如图 6 所示，当叶片之间的最大夹角为 170.4° 时，叶尖与塔筒夹角为 6.8°，处于正常范围，不存在叶片扫塔的风险。



图 5 风机巡检缺陷结果

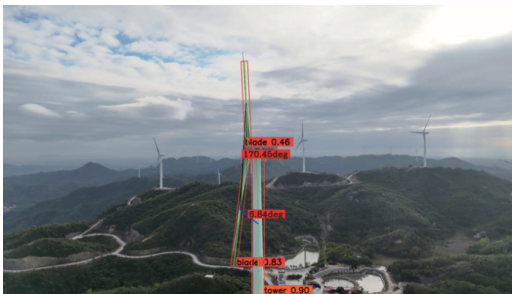


图 6 叶片扫塔识别结果

检测最终生成的巡检报告内容详尽，涵盖了风机的基本信息、巡检时间、飞行航线、识别出的缺陷类型和位置等关键信息。报告以图文并茂的形式展示了巡检结果，并针对发现的缺陷提出了具体的处理建议。

实际飞行情况与预期设想高度吻合。半球型航线的高效性得到充分验证，在 20 min 内完成了全面巡检，大大提高了工作效率。图像拍摄效果完全满足缺陷识别需求，为准确判

断风机状态提供了有力支持。此次实际应用充分证明了风机视觉巡检系统在实际风电场中的可行性和有效性。

7 结论与展望

本研究成功开发了一种基于深度学习的风机视觉巡检系统，通过实际应用验证了其在风机巡检中的可行性和有效性。系统在风机缺陷识别、叶片状态判断等方面表现出色，半球型航线规划提高了巡检效率，图像采集和处理满足缺陷分析需求。

未来可进一步优化系统，如提高算法的准确性和鲁棒性，以应对更复杂的缺陷类型和环境条件；探索多无人机协同巡检模式，提升大规模风电场的巡检效率；加强系统与风电场管理平台的集成，实现数据的实时共享和智能决策，为风力发电产业的安全稳定运行提供更有力的支持。

参考文献:

[1] 国家能源局. 风电场项目选址选型技术规范 :T/CEEMA 003—2020[S]. 北京 : 中国水利水电出版社 ,2020.

[2] 宁片. 风力发电机叶片表面损伤图像识别方法研究分析[J]. 中国设备工程, 2023(14):183-185.

[3] 陈丽城, 李寿清. 风机叶片缺陷识别与定位研究 [J]. 红水河, 2024,43(5):46-50.

[4] ZHENG Z H, WANG P, LIU W, et al. Distance-IoU Loss: faster and better learning for bounding box regression[C]// Proceedings of the AAAI conference on artificial intelligence. Palo Alto:AAAI,2020: 12993-13000.

[5] TONG Z J, CHEN Y H, XU Z W, et al. Wise-IoU: bounding box regression loss with dynamic focusing mechanism[EB/OL].(2023-04-08)[2025-05-06].<https://doi.org/10.48550/arXiv.2301.10051>.

[6] YU J H, JIANG Y N, WANG Z Y, et al. UnitBox: an advanced object detection network[C]//Proceedings of the 24th ACM international conference on Multimedia. NewYork:ACM,2016: 516-520.

[7] 国家能源局. 风电场无人机叶片检测技术规范 :NB/T 10593—2021[S]. 北京 : 中国水利水电出版社 ,2021.

【作者简介】

王俊丰(1994—)，男，广东佛山人，硕士研究生，工程师，研究方向：计算机视觉、智能机器人等。

郭京珠(1999—)，男，广东惠州人，硕士研究生，研究方向：人工智能。

(收稿日期：2025-04-16 修回日期：2025-09-09)