



内河水上行航标无人机智能巡检方法*

吴俊^{1,2}, 王舒怡³, 潘从辉³, 周世良²

(1. 重庆交通大学 航运学院, 重庆 400074;

2. 重庆交通大学, 国家内河航道整治工程技术研究中心, 重庆 400074; 3. 重庆交通大学 河海学院, 重庆 400074)

摘要: 随着水路运输业的发展, 传统的航道巡检方法难以满足高效、精确的需求, 尤其是在复杂环境下的航标检测。针对这个问题, 提出一种基于无人机与人工智能的航标智能识别方法。该方法结合改进的YOLOv7模型、卷积块注意力模块注意力机制和MobileViT轻量化结构, 解决了白天复杂水域环境下小目标识别精度低、背景干扰大的问题。在夜间环境中, 采用色相-饱和度-亮度颜色空间分割与时间序列分析技术, 有效解决了航标灯光的闪烁周期提取与多源光干扰问题。试验结果表明, 改进模型的平均精度达到0.99, 平均置信度为0.97; 夜间识别准确率达到97.1%, 显著高于传统方法。通过可交换图像文件位姿信息几何映射模型, 实现了航标图像坐标到地理坐标的高精度转换, 提升了位置定位的准确性。该方法不仅在复杂背景和动态环境下稳定运行, 还为内河航标的智能化运维提供了有效技术支持, 具有较高的工程应用价值。

关键词: 内河航标; 航标灯光; 航标智能识别; 无人机; 图像分割; YOLOv7; 航道巡检

中图分类号: U644.8; V279+.2

文献标志码: A

文章编号: 1002-4972(2026)05-0099-11

Intelligent method for unmanned aerial vehicle inspection of inland water navigation aids

WU Jun^{1,2}, WANG Shuyi³, PAN Conghui³, ZHOU Shiliang²

(1. School of Shipping and Naval Architecture, Chongqing Jiaotong University, Chongqing 400074, China;

2. National Engineering Research Center for Inland Waterway Regulation, Chongqing Jiaotong University, Chongqing 400074, China;

3. School of River and Ocean Engineering, Chongqing Jiaotong University, Chongqing 400074, China)

Abstract: With the growth of waterway transportation, traditional channel inspection methods struggle to meet the need for efficiency and precision, especially in complex environments for navigation aids. In view of the above problem, this paper proposes an intelligent navigation aids recognition method based on unmanned aerial vehicle and artificial intelligence. The method integrates an improved YOLOv7 model, convolutional block attention module attention mechanism, and MobileViT lightweight structure to address low small target detection accuracy and high background interference in complex aquatic environments during the day. In the nighttime, hue-saturation-value color space segmentation and time-series analysis techniques effectively extract navigation aid light flicker cycles and mitigate multi-source light interference. The experimental results show that the improved model achieves an average precision of 0.99 and an average confidence of 0.97, while nighttime recognition accuracy reaches 97.1%, significantly outperforming traditional methods. Additionally, the exchangeable image file format-based pose information geometric mapping model enables high-precision conversion from image coordinates to geographic coordinates, enhancing location accuracy. The proposed method operates stably in dynamic environments and provides effective technical support for the intelligent operation and maintenance of inland waterway navigation aids, offering substantial engineering application value.

Keywords: inland waterway navigation aid; navigation aid light; navigation aid recognition; unmanned aerial vehicle; image segmentation; YOLOv7; channel inspection

收稿日期: 2025-09-16 录用日期: 2025-11-19

*基金项目: 国家自然科学基金项目(51508059); 重庆市基础研究与前沿探索项目(cstc2018jcyjAX0345)

作者简介: 吴俊(1981—), 男, 博士, 研究员, 研究方向为智慧航道。

随着水路运输的不断发展,传统的航道巡检方式因效率低下、反馈滞后,已难以满足现代航道管理对时效性与精度的要求。无人机技术的引入为航道巡检带来了新的契机,其凭借响应迅速、起降灵活、数据获取精度高等优势,有效弥补了人工巡检的不足,推动了航道管理向数字化、智能化方向转型。

近年来,学者们已在无人机巡检领域开展了多项研究。周彧婕等^[1]将无人机影像与水力学模型结合,实现了堤防排水沟渗流量的非接触式监测;李轲等^[2]采用背景差分法检测水电库岸边坡裂缝,实现了边坡巡检的可视化与自动化。这些研究显著提升了水利与航道巡检的自动化水平。崔杰连等^[3]和郑荣添等^[4]分别基于关键点匹配和深度特征实现了水电站与河道巡检异常目标的智能定位,显著提升水利与航道巡检的自动化水平;侯建刚等^[5]将无人机与深度学习结合,用于河道施工水污染图像识别与定位,实现了污染管控自动化;鲍希琰等^[6]基于无人机影像与深度学习实现了航道养护异常(如违建、破损、植被破坏)的自动识别;黎嘉欣等^[7]优化了河道无人机的巡检路径规划;李佳宏等^[8]则进一步提升了库区斜坡裂缝识别的自动化水平;蒋煌斌等^[9]利用无人机红外热成像与图像识别,在汛期实现了堤防隐患的快速检测;在系统集成与工程应用方面,刘东海等^[10]、方卫华等^[11]、鲍天降^[12]以及相关港口工程^[13]也相继开发了基于无人机与三维地理信息系统(geographic information system, GIS)的自动化巡检系统。针对特定水上目标,倪汉杰等^[14]、梁锴等^[15]探索了基于改进算法的内河航标与碍航流态检测,相关智能识别技术也在机器人场景^[16]与航道实景融合^[17]中得到验证。但目前仍主要集中于目标检测或局部异常识别,针对航标这一类具有显著时空特征的目标,尚缺乏系统性、智能化的识别与运维研究。现有的航标巡检技术在昼夜条件下,普遍存在识别精度低与环境适应性差的问题。白天,航标的体积小且背景复杂,使得传统

检测算法难以稳定识别目标,图像坐标向实际坐标的转换精度也受限,导致自动化水平较低;夜间,由于多源光干扰与航标灯的闪烁特性难以建模,现有方法无法有效提取灯光颜色与频率,缺乏可靠的时间序列分析与周期识别机制。

本文围绕贵港—梧州3 000吨级航道的巡检需求,采用数学建模与深度学习方法研发了基于人工智能的无人机智能巡检系统。白天巡检环节,采用改进的YOLOv7深度学习模型显著提升复杂背景下的识别精度。为实现航标图像坐标向地理坐标的自动转换,构建基于可交换图像文件(exchangeable image file format, EXIF)位姿信息的无控制点几何映射模型,支持高精度空间定位。夜间巡检中,采用色相-饱和度-亮度(hue-saturation-value, HSV)颜色空间阈值分割算法提取航标灯光区域,并结合时间序列分析设计帧级亮灭周期识别机制,有效区分航标灯与背景光源,自动提取灯光颜色与闪烁频率。该模型实现了全天候、多特征、多场景条件下的航标状态自动识别与精准定位,突破了复杂内河航段的多目标识别与状态分析难题,并在长洲枢纽—界首段进行了实地测试验证,为内河航标巡检的智能化与实用化提供了技术保障。

1 智能巡检浮标的需求分析

相较于传统航标巡检方式,无人机辅助的白天与夜间巡检在作业效果上实现了显著升级。巡检覆盖面更广,传统方式受限于船舶航行路径与视距,存在盲区,而无人机可实现高空全视角拍摄,显著提升航标覆盖率,巡检效率大幅提高,原需数小时甚至数日完成的河段检查任务,在无人机支持下可在短时间内完成。识别精度更高,传统目视巡检易受光照、能见度和人员经验影响,存在漏检和误判风险;而智能识别系统可自动识别航标状态与灯光异常,显著减少人为误差。作业安全性也得以提升,避免了作业人员在夜间、水流复杂或气象不良条件下进行高风险作业。

2 航标智能识别

2.1 白天航标的智能识别

近年来,深度学习卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN)在目标检测领域取得了突破性进展^[18-20],并在无人机航拍复杂场景与小目标检测中展现出巨大潜力^[21-23]。以此为基础,本文提出一种改进的YOLOv7模型,以无人机影像作为输入端(input),其数据流依次经过特征提取主干、特征融合颈部与多尺度预测头。在主干网络阶段,图像首先经过标准卷积层(Conv)提取基础边缘纹理,并立刻进入本文引入的卷积块注意力模型(convolutional block attention module, CBAM),从空间与通道双重维度强化目标特征并抑制水面反光等背景噪声;特征流经多个交替堆叠的高效层聚合网络(efficient layer aggregation networks, ELAN)与最大池化卷积模块(max pooling convolution, MPCConv),在防止梯度消失的同时完成深层语义的提取与特征图下采样。进入颈部融合网络后,最深层特征率先由空间金字塔池化与跨阶段局部网络(spatial pyramid pooling with convolutional sparse coding, SPPCSPC)进行多尺度池化以扩大模型感受野;网络利用卷积上采样模块(Conv upsample)放大特征图尺寸,并通过特征拼接操作(cat)将浅层高分辨率特征与深层语义特征在通道维度上进行级联,级联后的特征被送入扩展高效层聚合网络(enhanced efficient layer aggregation network, E-ELAN)进行深度的信息聚合,再配合颈部下采样模块(MPCConv)构建出双向的特征融合路径。融合后的特征被分发至三个不同尺度的预测输出端,分别生成负责细微病害或极小目标定位的小尺度检测图(small map)、常规目标的中尺度检测图(medium map)以及大型目标的大尺度检测图(large map);特别是在large map的预测分支中,网络创新性地嵌入了空间到深度(space to depth, SPD)卷积模块,通过特征的无损切片与重组彻底避免了跨步卷积导致的信息丢失,

从而构建出一个兼顾全局感知与微小目标捕捉的高精度检测模型,模型结构见图1。CBAM结合通道注意力和空间注意力模块,采用“先通道、后空间”的串行加权架构。输入特征首先经过通道注意力模块计算出一维权重,并与原特征逐元素相乘,以此强化航标的有效目标特征并抑制水面反光等背景噪声,加权后的特征进入空间注意力模块,生成二维位置权重并再次相乘,从而精确定位航标在图像中的空间区域,最终输出的高质量特征图,模块结构见图2。在模型架构上,SPD卷积模块通过优化步长,改进了卷积操作的空间分辨率,提升了小目标的识别精度和计算效率,旨在通过无损下采样有效保留微小目标的细粒度特征。针对空间尺度为 $S \times S$ 、通道数为 C_1 的输入特征图,该模块首先根据像素坐标 (i, j) 的奇偶交替规则,将其等间隔抽样切分为4个尺寸为 $S/2 \times S/2 \times C_1$ 的子特征图;随后,利用拼接操作将这4个子图在通道维度上进行堆叠,得到空间降半但通道数扩增至 $4C_1$ 的中间特征,通过步长为1的非跨步卷积操作对高维特征进行跨通道信息融合,将最终输出通道数映射为 C_2 。这个设计巧妙地实现了空间维度信息向通道维度的无损转移,从根本上避免了传统池化或跨步卷积导致的小目标(如细微裂缝、远距离航标)征丢失问题,大幅提升了模型在复杂航道场景下的微小病害检测能力,模块结构见图3。

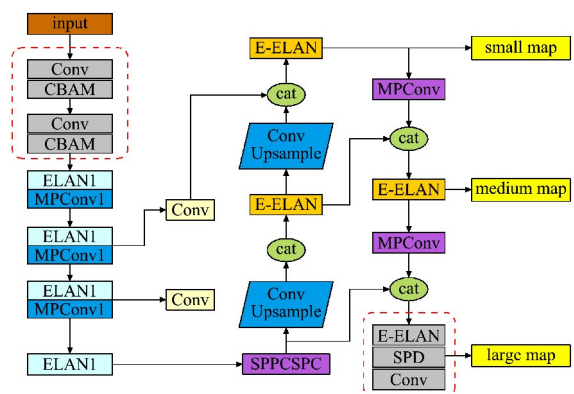


图1 改进的YOLOv7模型

Fig. 1 Improved YOLOv7 model

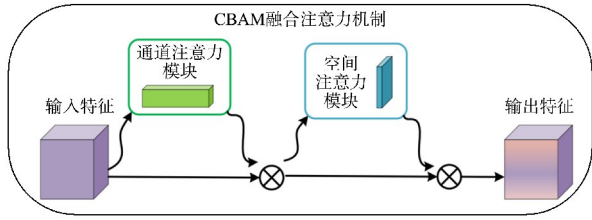


图 2 CBAM 融合模块
Fig. 2 CBAM integration module

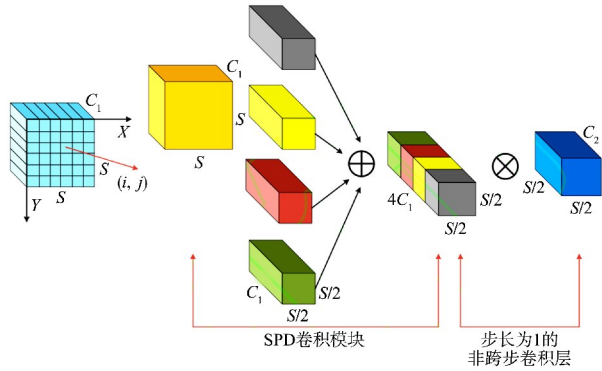


图 3 SPD 卷积模块
Fig. 3 SPD convolution module

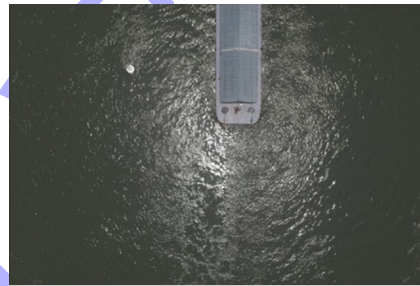
白天巡检环节以可见光成像为主要感知手段，系统依据航标空间分布与航道结构特征生成巡检航线，并设定固定飞行高度及任务航线，无人机沿预设轨迹自主飞行，设置界面见图 4。

采集数据传输至分析平台后，同时同步记录位置信息与姿态参数，采用改进后的 YOLOv7 模型进行航标检测与分类，提取其类别、状态并与数据库中的设计参数进行比对，从而实现对航标偏移、破损等异常状态的自动化判别与定量评估，其过程见图 5。

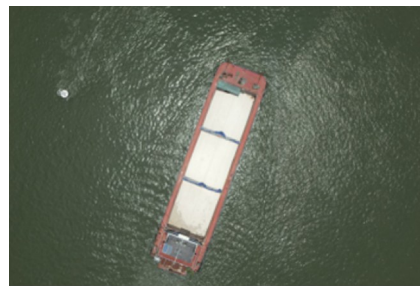


b) 无人机巡检航线规划与参数设置

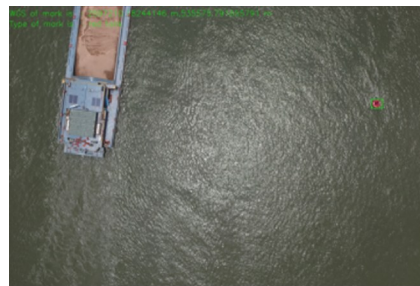
图 4 无人机飞行参数设置界面
Fig. 4 Flight parameter settings interface of unmanned aerial vehicle



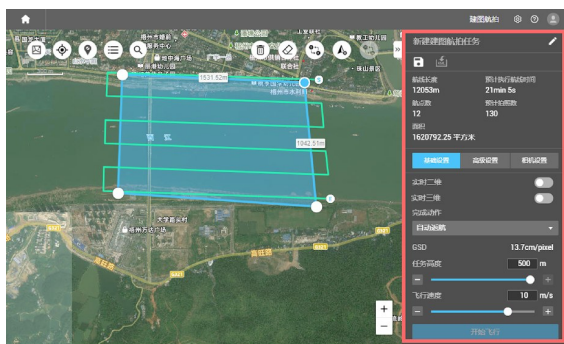
a) 无人机白天航标采集



b) 无人机白天航标采集



c) 白天航标智能识别



a) 无人机飞行高度与速度配置

图 5 白天航标识别
Fig. 5 Daytime beacon identification

改进模型在训练阶段采用 Adam 优化器, 初始学习率 0.001, 批量大小 16, 训练 200 轮次。为防止过拟合, 引入 Mosaic 数据增强与 Cosine Annealing 学习率调度策略。损失函数采用 CIoU Loss 与 Focal Loss 函数结合的形式, 提升目标框拟合与类别区分能力, 试验环境保持一致, 测试集由航道典型航标图像构成, 分辨率为 1 920 px×1 080 px。

训练结果见图 6, 改进模型的检测结果主要集中在 0.9 以上的置信区间, 平均置信度达到 0.97, 明显高于基线模型的 0.75。该结果表明, 改进模块有效增强了模型在复杂水面环境中的特征表达能力, 降低因光照、波纹与反射造成的置信度波动。

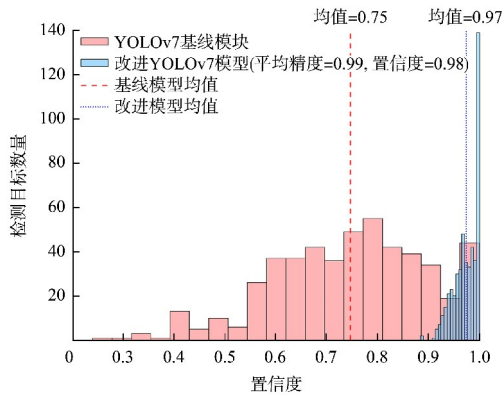


图 6 基线 YOLOv7 与改进 YOLOv7 模型置信度分布对比
Fig. 6 Confidence distribution comparison between baseline and improved YOLOv7 models

2.2 白天航标的识别误差分析

尽管系统具备较强的图像检测能力, 但在白天航标智能识别过程中, 仍存在多个误差来源。强光条件下, 水面镜面反射会导致图像局部过曝, 使得航标边界信息被高亮区域淹没, 削弱模型的特征提取能力, 造成其模糊, 对比见图 7。

此外, 岸边构筑物 and 漂浮物等背景元素与航标形态相似, 可能引发误识。航标作为小尺度目标, 其图像中占据的像素区域有限, 纹理和边界信息不完整, 容易在深层特征聚合过程中发生信息稀释, 从而导致置信度下降与漏检。遮挡、倾斜以及水波扰动等因素造成的目标状态变化, 进一步加大了识别的不确定性。最后, 模型的泛化能力在训练数据覆盖不足时, 面对分布差异较大的测试样本, 模型性能将显著下降, 目标框回归

精度不足则可能导致航标实际位置与检测框中心之间的偏差, 从而影响后续定位的准确性。

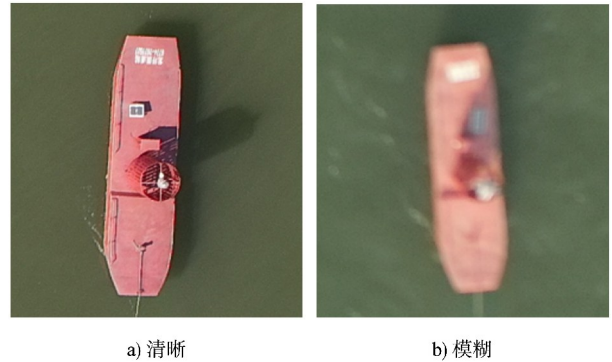


图 7 白天航标的智能识别模糊与清晰对比
Fig. 7 Intelligent recognition of fuzzy and clear comparison of daytime beacons

对于光照强烈导致的图像过曝问题, 系统通过引入图像增强与去模糊算法, 有效减少了水面反射的干扰, 增强了航标的边缘特征, 保证了图像的清晰度和细节保留。针对背景元素与航标形态相似的问题, CBAM 注意力机制被引入改进 YOLOv7 模型中, 以自动聚焦于航标的关键区域, 从而降低了误识的发生率。在小尺度目标检测中, 针对航标图像中的纹理与边界信息不完整导致的特征稀释问题, 系统采用了 MobileViT 轻量化模型, 通过结合卷积神经网络与 Transformer 结构的优势, 在低分辨率图像中实现了更好的小目标特征提取与保持。针对由于遮挡、倾斜或水波扰动等因素造成的目标状态变化, 系统通过多尺度特征融合和数据增强技术, 提升了模型的鲁棒性, 确保在动态环境下的高识别稳定性。为解决训练数据覆盖不足的问题, 系统通过自适应采样与领域自适应技术, 扩展了训练数据的多样性, 增强了模型的泛化能力。

2.3 夜晚航标的智能识别

夜间航标的智能识别主要依赖于对航标灯光颜色与发光周期的精准提取与解析。系统首先由无人机采集 60 fps 高帧率视频, 在典型闪烁周期为 4 s (约 240 帧) 条件下, 保证对完整光照循环的记录。随后将视频逐帧解码, 并将图像转换至 HSV 颜色空间, 以增强色彩分离能力, 其算法结构见图 8。

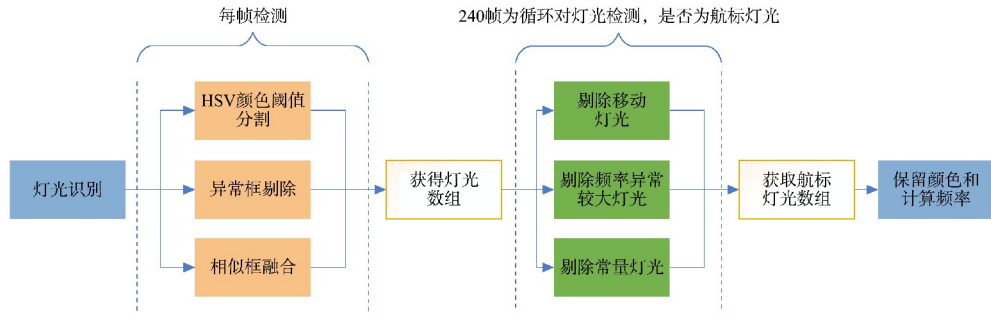


图 8 夜晚智能识别算法结构

Fig. 8 Night-time intelligent recognition algorithm architecture

相较于红绿蓝 (red-green-blue, RGB) 模型, HSV 模型更符合人眼对亮度与色调的感知规律, 适用于弱光背景下的色彩提取。系统设置的典型红绿灯阈值区间如下。

红色识别区间为 $[0^\circ, 10^\circ] \cup [170^\circ, 180^\circ]$, 饱和度值 $S > 50\%$, 亮度值 $V > 40\%$; 绿色识别区间为 $[90^\circ, 150^\circ]$, $S > 50\%$, $V > 40\%$ 。

在提取出的候选灯光点集合中, 设每一灯光目标的二值状态为序列其中 $L = \{l_1, l_2, \dots, l_n\}$, 其中 $l_i \in \{0, 1\}$, 表示该灯光在第 i 帧是否发光。定义周期检测函数为:

$$P(f) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |l_i - \hat{l}_{i-f}| \quad (1)$$

式中: $P(f)$ 为以 f 为周期时序列与其自身的相似性; \hat{l}_{i-f} 为滞后 f 帧的发光状态。系统通过遍历 $f \in [180, 300]$ 之间的整数帧, 寻找使 $P(f)$ 最小的 f^* 作为最优闪烁周期估计。结合亮灭时间占比, 判断是否符合 GB 5863—2022《内河助航标志》^[24] 所设定的闪烁模式。

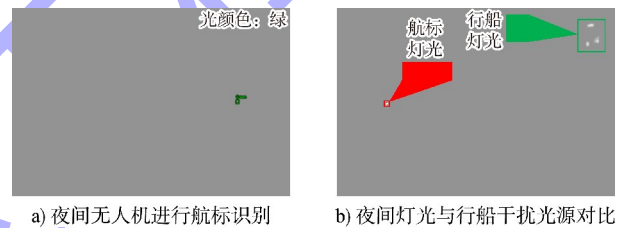
为剔除动态光源, 系统引入位置稳定性因子公式为:

$$S = \sigma_d / T \quad (2)$$

式中: σ_d 为光源中心在全周期内像素坐标的标准差; T 为总帧数。当 $S < \varepsilon$ (经验阈值一般设为 5 像素) 时判定为静态光源, 属于航标灯; 否则视为行船灯光或环境干扰, 识别结果见图 9。

在此基础上, 为评估所提方法的有效性, 对周期估计误差进行试验分析, 结果见图 10。可以

看出, 系统在 240 帧循环条件下的闪烁周期提取误差基本控制在 ± 0.2 s 以内, 均值接近零, 表明周期检测算法具有较高的精度与鲁棒性。同时, 颜色识别准确率达到 97.1%, 能够在复杂光照环境中稳定区分航标灯与干扰光源。



a) 夜间无人机进行航标识别 b) 夜间灯光与行船干扰光源对比

图 9 夜晚航标智能识别

Fig. 9 Night-time navigation aids intelligent recognition

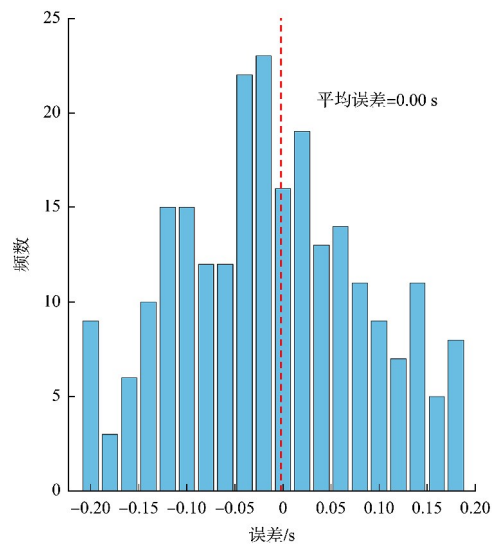


图 10 周期误差

Fig. 10 Periodic error

2.4 夜间航标识别的误差分析

夜间基于 HSV 颜色空间阈值分割法识别航标灯, 飞行高度增加会导致灯光亮度衰减, 饱和度

(S 值)从150(120 m)降至30(500 m),超出阈值范围,漏检率从 $<1\%$ 升至28%。针对飞行高度增加引起的亮度衰减问题,系统引入了动态阈值调整算法,根据飞行高度和光照条件实时调整HSV颜色空间中的饱和度(S 值)与亮度(V 值)阈值,从而确保灯光的稳定识别。灯光闪烁周期计算依赖视频帧分析(帧率60 fps),高度增加使灯光像素点信噪比(signal-to-noise ratio, SNR)从20 dB(120 m)降至10 dB(500 m),周期检测误差从 ± 0.1 s扩大至 ± 0.5 s,基于240帧周期筛选的算法易将船舶常亮灯误判为航标闪烁灯。为减小这个误差,通过卡尔曼滤波算法平滑闪烁周期信号,并结合多帧时间序列分析技术优化了周期检测的精度,从而提高了系统对高空飞行环境下闪烁周期的检测能力,高度导致的成像模糊使灯光边缘扩散,颜色空间分割时易与背景噪声混淆,如绿色航标灯可能被误判为白色,识别准确率从98%(120 m)降至72%(500 m)。本文引入图像去模糊算法解决这个问题,通过深度学习模型有效恢复了灯光的清晰度,并使用边缘检测算法增强了灯光边缘的定义,减少了与背景噪声的混淆。

3 航标位置定位

在完成白天或夜间航标目标识别后,系统需要进一步实现图像坐标向地理坐标的转换以获得航标在实际航道中的精确位置,定位见图11。

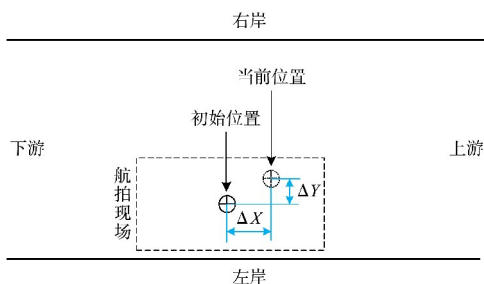


图11 航标的定位

Fig. 11 Positioning of navigation aids

尽管不同光照条件下的识别模型在输入特征与检测策略上存在差异,白天依赖于显性结构特

征,夜间则依赖于光源的颜色与闪烁周期,但两者输出的目标均以图像空间中的二维像素坐标形式表达,因而在定位阶段可统一采用几何投影模型进行反演处理。该定位模型基于透视投影原理,结合无人机拍摄时的飞行参数,包括飞行高度、相机焦距、图像尺寸及无人机航向角等,对目标在图像坐标系中的位置进行空间推算首先将图像中识别到的目标坐标 (x_i, y_i) 转换为以图像中心为原点的相对坐标 $(\Delta x, \Delta y)$;根据成像比例因子 h/f 将其映射至相对于无人机的地面投影平面;考虑拍摄时无人机姿态所带来的方向偏差,通过二维旋转矩阵修正方向,并叠加拍摄中心的经纬度坐标,得到目标在地理坐标系中的位置公式:

$$\begin{bmatrix} X \\ Y \end{bmatrix} = R(\theta) \left(\frac{h}{f} \begin{bmatrix} x_i - x_0 \\ y_i - y_0 \end{bmatrix} \right) + \begin{bmatrix} l_{at} \\ l_{on} \end{bmatrix} \quad (3)$$

式中: f 为相机焦距; x_0, y_0 为图像中心像素坐标; $R(\theta)$ 为二维旋转矩阵; l_{at}, l_{on} 分别为图像拍摄中心的经、纬度; h 为飞行高度。

通过该坐标反演过程,可实现对白天与夜间识别结果的统一空间定位,为航标偏位检测、历史轨迹叠加与空间分布建模等后续功能提供高精度数据支撑。该方法能够适用于不同类型、不同时间段巡检任务中识别结果的空间化表达,是构建无人化航道智能巡检系统的关键环节之一。

在贵港—梧州航段测试中,系统对白天与夜间图像的空间定位精度进行了验证,平均误差分别为0.19与0.23 m,最大误差不超过0.45 m,验证了本文系统在实际航标偏移监测中的高精度与高稳定性。

3.1 白天航标的位置定位误差分析

当无人机飞行高度增加时,地面采样距离(ground sampling distance, GSD)显著增大,大疆M300 RTK无人机在120 m高度时GSD约1.5 cm/px,500 m时GSD增至6.3 cm/px,导致航标在图像中像素占比从0.5%(120 m)降至0.1%(500 m),超

出 YOLOv7 模型对小目标(像素占比<1%)的最佳检测范围,平均精度从 0.99 降至 0.85 以下。坐标转换误差随高度放大,基于以下公式:

$$x = n - \frac{Hx_i}{f} \quad (4)$$

式中: x 为校正后的图像坐标; n 为图像中心点坐标; H 为无人机的飞行高度; x_i 为原始图像坐标。

若高度偏差 ± 10 m, 120 m 时坐标误差 ± 1.2 m, 500 m 时扩大至 ± 5.0 m。此外,高度增加导致无人机抖动对成像的影响加剧,风速 5 m/s 时,120 m 高度成像模糊范围 ± 5 px, 500 m 时达 ± 20 px,航标边缘特征提取难度增加,结合尺度不变特征转变(scale-invariant feature transform, SIFT)特征配准的图像拼接错位率从<1%升至 5%~8%;船舶在高高度图像中数量增多但尺寸缩小,非极大值抑制(non-maximum suppression, NMS)算法易误删航标候选框,漏检率提升。

为了减小这些误差,本文采用基于 EXIF 位姿信息的无控制点几何映射模型,通过实时获取无人机的位置信息与姿态角度,解决了飞行姿态变化引发的坐标转换误差。该模型动态调整航标图像的几何映射,提高位置精度,确保航标图像从二维坐标到三维地理坐标的准确转换。此外,采用图像去模糊算法和高分辨率数据集进一步增强图像的清晰度与边界识别能力,减少水面反射和背景复杂性带来的影响,从而提高航标的定位准确性。

3.2 夜晚航标的位置定位误差分析

夜间航标定位精度受图像坐标不稳定、姿态与投影参数不确定及环境干扰的共同影响。在航标灯识别后,系统需将其发光中心由图像空间映射至地理坐标系,该过程对像素级精度与参数同步高度敏感。由于夜间目标多为小尺度点光源,微小像素偏移在映射中易被放大至米级乃至十米级,显著降低空间定位与偏位监测的有效性。

在误差成因中,图像坐标提取误差占据主导。航标灯成像常受光斑扩散、反射干扰与背景亮度影响,目标边缘模糊、亮度梯度不清,像素中心难以精确判定。姿态参数误差会引发系统性偏差,飞行系统中的全球定位系统(global positioning system, GPS)延迟、惯性测量单元精度不足或姿态漂移,均会导致投影矩阵与比例因子计算失真,进而影响定位结果。若图像识别与姿态参数采集时间不同步,则投影一致性遭到破坏,造成图像坐标与飞行状态失配。环境光照条件的不确定进一步加剧定位困难。当背景亮度接近航标灯或光源出现波动与间歇熄灭时,目标提取稳定性下降,易产生坐标漂移或缺失,最终削弱系统精度与可靠性。

为解决这个问题,本文引入图像去模糊算法,通过深度学习模型有效恢复了灯光的清晰度,并使用边缘检测算法增强了灯光边缘的定义,减少了与背景噪声的混淆。最后,针对飞行高度变化导致的常亮灯误判为闪烁灯问题,通过频率分析技术,结合灯光闪烁的周期性特征,精确区分闪烁灯和常亮灯,避免了误判的发生。

4 系统开发及其应用

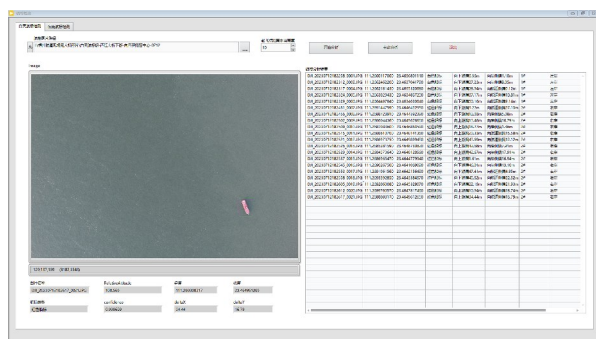
4.1 技术选型

本文构建一套具备环境自适应能力的无人机智能巡检系统,系统前端基于 Vue3 框架开发,后端采用 Spring Boot+Python Flask 双接口结构,YOLO 模型通过 ONNX Runtime 引擎部署于服务器图形处理单元(graphics processing unit, GPU)环境中。视频输入支持实时消息协议(real-time messaging protocol, RTMP)实时流,检测结果通过 WebSocket 推送至前端界面并生成巡检报告。

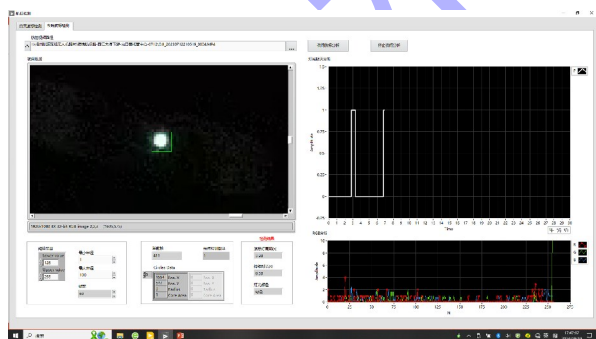
4.2 数据采集与预处理

本文自主构建用于训练与测试的航标图像数据集。数据采集工作主要围绕西江梧州段典型航标展开,红色船型浮标和白色船型浮标两类目标。为增强模型的泛化能力,数据采集过程中充分考

考虑多样性因素, 包括不同时间段(上午/下午)、光照变化(阴/晴)、角度差异(正拍/斜拍)及干扰背景(有/无船只)。每类航标采集约 80 张图像, 形成具有工程代表性的原始图集, 图像均由无人机高空拍摄, 分辨率达 8 192 px×5 460 px。对图像进行压缩裁剪(统一为 1 024 px×683 px), 并进行图像增强操作(亮度调节、对比度调整等)。在图像标注环节, 采用 LabelImg 工具对所有目标进行边界框标注, 并依据目标类型赋予唯一类别标签: “br”表示红色船标、“bw”为白色船标、“or”为红色岸标、“ow”为白色岸标。标注结果存储为 XML 格式, 并转化为 COCO 格式以适配 YOLOv7 训练需求, 数据导入系统中实时监测, 系统界面见图 12。



a) 系统进行白天航标识别



b) 系统进行夜晚航标识别

图 12 系统进行智能识别界面

Fig. 12 Intelligent identification interface by system

4.3 效果评估

白天与夜晚航标识别模块均表现出较高的准确性与鲁棒性, 白天航标检测部分实现了对航标类型、颜色及空间位置的自动化识别。试验结果

表明, 该软件在复杂航道场景中对干扰因素具有良好的适应能力, 即使在船舶经过等复杂背景下, 依然能够保持较高的识别精度和稳定性, 基本消除了漏检与误检问题。夜间航标灯识别模块充分利用航标灯光在颜色特征与闪烁规律上的差异有效实现了对航标灯光颜色与闪烁周期的精确判定, 并能够与船舶航行灯光进行有效区分。检测结果显示, 系统不仅能够准确标注航标灯光的空间位置与发光特性, 而且在部分情况下对灯光颜色的识别精度优于人眼判断。白天与夜晚航标检测模块协同作用, 构建了覆盖全时段的航标状态识别能力, 为航道巡检提供了高效、智能且可靠的技术手段, 展现出良好的应用前景与推广价值。

5 结论

1) 本文通过改进 YOLOv7 模型和其他优化策略, 白天的试验结果表明, 模型的平均精度达到 0.99, 识别置信度达到 0.97, 证明了该方法在复杂水域环境中的高效性和准确性。夜间识别的试验结果显示, 系统能够在多光源干扰的情况下, 准确识别航标灯光, 颜色识别准确率达到 97.1%, 有效解决了传统方法在低光照环境下的不足。

2) 本文系统通过几何映射模型, 成功实现了从图像坐标到地理坐标的高精度转换, 白天和夜间的平均误差分别为 0.19 和 0.23 m, 最大误差不超过 0.45 m, 展现了良好的应用稳定性和实用性。尽管如此, 系统仍面临一些挑战, 尤其是在飞行高度较高时, 定位精度和目标识别稳定性会有所下降。此外, 图像模糊和动态环境中的目标识别问题仍需进一步优化。

3) 未来的研究将集中在提升高空飞行中的定位精度和目标识别性能, 进一步优化系统在不同光照条件下的鲁棒性, 特别是在复杂水域和动态背景下。探索多无人机协同巡检与智能决策的优化, 将有助于提升系统的实时响应能力和应用范围, 推动内河航道的智能化运营维护。

参考文献:

- [1] 周彧婕, 颜剑, 吴晓亚, 等. 基于无人机水位识别的长距离围堤排水沟大渗流量监测[J]. 人民珠江, 2025, 46(11): 108-115.
ZHOU Y J, YAN J, WU X Y, et al. Monitoring of large seepage discharge in long-distance levee drainage ditches based on water level recognition by UAVs [J]. Pearl River, 2025, 46(11): 108-115.
- [2] 李轲, 刘钊, 陈中志, 等. 无人机航摄与背景差分法在库岸边坡智能巡检中的应用[J]. 吉林水利, 2025(6): 48-53.
LI K, LIU Z, CHEN Z Z, et al. Application of UAV aerial photography and background differential method in intelligent inspection of reservoir bank slopes [J]. Jilin water resources, 2025(6): 48-53.
- [3] 崔杰连, 于洋. 基于关键点匹配和深度特征的水电站无人机巡检图像异常目标识别[J]. 计算技术与自动化, 2025, 44(1): 53-58.
CUI J L, YU Y. Recognition of abnormal targets in UAV inspection images of hydropower stations based on key point matching and depth features [J]. Computing technology and automation, 2025, 44(1): 53-58.
- [4] 郑荣添, 陈泽同, 管孝汉, 等. 深度学习驱动的无人机河道巡检异物监测及定位技术研究[J]. 水力发电学报, 2025, 44(3): 87-98.
ZHENG R T, CHEN Z T, GUAN X H, et al. Research on foreign object detection and localization in UAV river patrol driven by deep learning [J]. Journal of hydroelectric engineering, 2025, 44(3): 87-98.
- [5] 侯建刚, 马子茹, 刘东海, 等. 基于无人机航拍的河道施工水污染图像智能识别与定位[J]. 水利水电技术(中英文), 2025, 56(S1): 67-75.
HOU J G, MA Z R, LIU D H, et al. Intelligent image recognition and positioning of water pollution in river regulation projects based on UAV aerial photography [J]. Water resources and hydropower engineering, 2025, 56(S1): 67-75.
- [6] 鲍希琰, 孙立法, 汪飞, 等. 基于无人机图像的内河航道养护异常事件识别研究[J]. 科学技术创新, 2025(6): 1-4.
BAO X Y, SUN L F, WANG F, et al. Research on identification of abnormal events in inland waterway maintenance based on UAV images [J]. Scientific and technological innovation, 2025(6): 1-4.
- [7] 黎嘉欣, 明岢岢, 郑高翔, 等. 基于峰值滤波算法的河道无人机巡检路径规划研究[J]. 人民长江, 2025, 56(9): 227-234.
LI J X, MING K K, ZHENG G X, et al. Research on UAV river inspection route planning based on peak filtering algorithm [J]. Yangtze River, 2025, 56(9): 227-234.
- [8] 李佳宏, 吴章雷, 董秀军, 等. 基于无人机自动巡检的库区斜坡裂缝识别方法[J]. 人民长江, 2025, 56(7): 140-147, 162.
LI J H, WU Z L, DONG X J, et al. Research on high-frequency identification method of reservoir slope cracks based on unmanned aerial vehicle (UAV) automatic inspection [J]. Yangtze River, 2025, 56(7): 140-147, 162.
- [9] 蒋煌斌, 李荣亮, 王祥, 等. 基于无人机巡检的堤防管涌险情探测与定位技术探讨[J]. 水利发展研究, 2025, 25(11): 151-156.
JIANG H B, LI R L, WANG X, et al. Discussion on the detection and location technology of embankment piping danger based on drone inspection [J]. Water resources development research, 2025, 25(11): 151-156.
- [10] 刘东海, 马子茹, 黄斌, 等. 基于无人机巡检与深度学习的河道整治施工进度图像识别[J]. 水资源与水工程学报, 2024, 35(4): 92-100, 110.
LIU D H, MA Z R, HUANG B, et al. Image recognition of river regulation construction progress based on UAV inspection and deep learning [J]. Journal of water resources and water engineering, 2024, 35(4): 92-100, 110.
- [11] 方卫华, 杨浩东, 谢双双, 等. 面向堤坝监测的无人机自动巡检系统设计[J]. 江苏水利, 2024(2): 1-4.
FANG W H, YANG H D, XIE S S, et al. Design of UAV

- automatic inspection system for dam monitoring [J]. Jiangsu water resources, 2024(2): 1-4.
- [12] 鲍天降. 基于5G无人机倾斜摄影和三维GIS技术水库监控系统研发及应用[J]. 红水河, 2022, 41(1): 39-43.
- BAO T J. Development and application of reservoir monitoring system based on 5G UAV tilt photography and 3D GIS technology [J]. Hongshui River, 2022, 41(1): 39-43.
- [13] 全球首创码头无人机智能巡检系统成功应用[J]. 水运工程, 2019(10): 203.
- World's first intelligent drone inspection system for port successfully implemented[J]. Port & waterway engineering, 2019(10): 203.
- [14] 倪汉杰, 初秀民, 张彬鹏, 等. 基于改进 Cascade-RCNN的内河航标检测算法[J]. 中国航海, 2022, 45(3): 99-105.
- NI H J, CHU X M, ZHANG B P, et al. Inland navigation mark detection algorithm based on improved cascade RCNN[J]. Navigation of China, 2022, 45(3): 99-105.
- [15] 梁锴, 王梓鹤, 韩越, 等. 基于YOLOv5s的航道表面碍航流态识别方法研究[J]. 水运工程, 2025(8): 195-201.
- LIANG K, WANG Z H, HAN Y, et al. Identification method of obstructive flow state on channel surface based on YOLOv5s[J]. Port & waterway engineering, 2025(8): 195-201.
- [16] LIU L J. A deep neural network-based target recognition algorithm for robot scenes[J]. Scientific programming, 2022, 2022: 1-14.
- [17] 杨琪, 曹子行, 王飞. 基于无人机+BIM的实景融合技术在航道工程中的应用[J]. 水运工程, 2024(5): 193-199.
- YANG Q, CAO Z X, WANG F. Application of synthesizing three-dimensional model with real image in waterway engineering based on BIM and unmanned aerial vehicle [J]. Port & waterway engineering, 2024(5): 193-199.
- [18] 侯学良, 单腾飞, 薛靖国. 深度学习的目标检测典型算法及其应用现状分析[J]. 国外电子测量技术, 2022, 41(6): 165-174.
- HOU X L, SHAN T F, XUE J G. Analysis of typical target detection algorithm based on deep learning and its application status [J]. Foreign electronic measurement technology, 2022, 41(6): 165-174.
- [19] DHILLON A, VERMA G K. Convolutional neural network: a review of models, methodologies and applications to object detection[J]. Progress in artificial intelligence, 2020, 9(2): 85-112.
- [20] 董文轩, 梁宏涛, 刘国柱, 等. 深度卷积应用于目标检测算法综述[J]. 计算机科学与探索, 2022, 16(5): 1025-1042.
- DONG W X, LIANG H T, LIU G Z, et al. Review of deep convolution applied to target detection algorithms[J]. Journal of frontiers of computer science and technology, 2022, 16(5): 1025-1042.
- [21] LIU Z, GAO X H, WAN Y, et al. An improved YOLOv5 method for small object detection in UAV capture scenes[J]. IEEE access, 2023, 11: 14365-14373.
- [22] LIU Q, DONG L J, ZENG Z G, et al. SSD with multi-scale feature fusion and attention mechanism [J]. Scientific reports, 2023, 13(1): 21387.
- [23] BENJUMEA A, TEETI I, CUZZOLIN F, et al. YOLO-Z: improving small object detection in YOLOv5 for autonomous vehicles [PP/OL]. V4. arXiv (2023-01-03) [2025-05-18]. <https://arxiv.org/abs/2112.11798>.
- [24] 内河助航标志: GB 5863—2022[S]. 北京: 中国标准出版社, 2022.
- Aids to navigation on inland waterways: GB 5863-2022[S]. Beijing: China Standard Press, 2022.