

面向低空无人机探测的图像预处理增强框架

杨卓, 任予同, 寇力天, 韩德强
(西安交通大学 自动化学院, 西安 710049)

摘要: 低空无人机探测是安防、空域管控领域的重要研究方向。无人机具有目标小、运动快、特征弱的探测难点, 现有研究多聚焦检测算法优化, 普遍忽视噪声、雾霾、雨线导致的图像边缘模糊、对比度下降等退化问题, 影响检测性能。构建多模块组合的预处理增强框架, 分别通过平滑滤波结合证据理论去噪、改进特征融合注意力网络去雾、山形单阶段恢复网络去雨三类策略缓解图像退化, 选取传统图像处理算法以及主流深度学习图像复原模型开展对比实验, 从图像质量、目标检测精度与单帧运算耗时三个维度实施定量评测。在实拍数据集上的实验表明, 该框架可有效提升图像质量, 增强目标显著性, 改善无人机检测性能。

关键词: 低空空域; 无人机目标探测; 去噪; 去雾; 去雨

中图分类号: V267

文献标识码: A

Research on image preprocessing and enhancement framework for low-altitude UAV detection

YANG Zhuo, REN Yutong, KOU Litian, HAN Deqiang

(School of Automation Science and Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: Low-altitude unmanned aerial vehicle (UAV) detection is a critical research direction in the fields of public security and low-altitude airspace management. To address the inherent detection challenges of UAV targets, including small size, high mobility, and weak imaging features, most existing studies focus on the optimization of detection algorithms, while generally ignoring the negative impact of image degradation issues (including edge blurring and contrast reduction caused by noise, haze, and rain streaks) on detection performance. To fill this research gap, this paper constructs a multi-module integrated preprocessing enhancement framework, which mitigates image degradation through three targeted strategies: a denoising module combining smoothing filtering and evidence theory, a dehazing module based on an improved feature fusion attention network, and a deraining module using a hill-shaped single-stage restoration network. Comparative experiments are conducted using traditional image processing algorithms and mainstream deep learning image restoration models, with quantitative evaluations performed across three dimensions: image quality, object detection accuracy, and single-frame processing time. Ablation and comparative experiments verify that the proposed framework can effectively improve image quality, enhance target saliency, and boost the performance of UAV detection tasks.

Key words: low-altitude airspace; UAV target detection; denoising; dehazing; deraining

收稿日期: 2026-06-04; 修回日期: 2026-07-30

基金项目: 国家自然科学基金(62473304, U22A2045); 航空科学基金(2025L015070001)

通信作者: 韩德强(1980—), 男, 博士, 教授。Email: deqhan@mail.xjtu.edu.cn

引用格式: 杨卓, 任予同, 寇力天, 等. 面向低空无人机探测的图像预处理增强框架[J]. 航空工程进展.

YANG Zhuo, REN Yutong, KOU Litian, et al. Research on image preprocessing and enhancement framework for low-altitude UAV detection[J]. Advances in Aeronautical Science and Engineering. (in Chinese)

0 引言

随着无人机平台在物流运输、航拍测绘、巡检作业和消费娱乐等领域的广泛应用,低空空域中的无人机数量持续攀升^[1-3]。与此同时,非法闯入、敏感区域靠近、黑飞扰航等问题频发,给空域秩序管理和重点区域安全防护带来了新的挑战^[1,3]。面向低空安全监管需求,如何在复杂环境下实现对无人机目标的稳定、有效探测,已成为当前低空感知领域的重要研究方向。

在多类无人机探测手段中,地基可见光和红外监视设备具有部署灵活、场景适应性强、直观性好等特点^[1-3],已成为反无人机场景中的重要感知方式之一。相比雷达、射频等手段,图像探测能够提供目标形态与外观信息,便于后续识别与研判。然而,低空空域中的无人机目标通常具有“低、慢、小”中的“小目标”特性^[2,4-5],在远距离监视图像中仅占据少量像素,机体轮廓和局部结构特征较弱;同时,图像探测还容易受到成像条件和气象环境影响。传感器噪声、弱照度噪声、脉冲噪声会破坏图像局部结构;雾霾会导致图像对比度下降、层次变弱;雨线和雨滴则会形成条纹状或局部遮挡干扰。这些退化因素会进一步削弱无人机目标原本就较弱的边缘、纹理和显著性,使后续检测算法出现漏检、误检和定位不准等问题^[4]。

现有低空无人机光电探测相关研究多聚焦检测器结构改良、多尺度特征提取策略优化、注意力机制嵌入与小目标检测算法改进等方面^[2,6-9]。例如,基于变换器(Transformer)预测头的YOLOv5改进方法(TPH-YOLOv5)、无人机图像目标检测网络(Drone-YOLO)和基于改进YOLOv8的小目标检测方法(SOD-YOLO)方法分别从预测头、多尺度特征融合、小目标检测结构和YOLO框架改进等角度提升无人机图像检测性能^[6-8]。然而上述方案普遍将优化重心聚焦于检测模型本身,对前端图像质量退化问题的关注相对不足。在恶劣气象与低信噪比成像工况下,原始图像固有的噪声、雾霾、雨迹干扰将造成图像信息不可逆损失,仅依靠后端检测模型难以弥补成像缺陷带来的特征缺损^[10-14]。因此,在检测前引入有针对性的预处理增强模块,对提升低空无人机目标探测性能具有现实意义。

基于此,本文围绕低空空域无人机目标探测

中的图像退化问题,构建一种面向探测任务的图像预处理增强框架。针对空域监视图像中常见的噪声、雾霾和雨干扰,分别引入基于平滑滤波与证据理论的去噪方法、基于改进特征融合注意力网络的去雾方法以及基于山形单阶段图像精确恢复网络的去雨方法,并将增强结果用于后续无人机目标检测。并依托实地采集数据集开展多组对照试验,从图像质量和检测性能两个层面对该方法进行实验与评估,验证预处理增强在低空无人机目标探测中的应用价值。

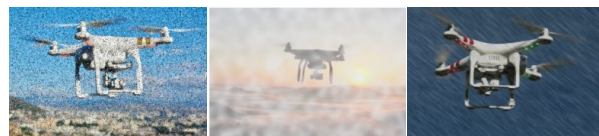
1 低空空域无人机目标探测中的图像退化问题分析

1.1 低空无人机目标的成像特点

低空空域中的无人机目标通常具有尺寸小、飞行姿态动态变化剧烈和成像尺度不稳定等特点。在远距离地基光电监视条件下,无人机往往只占据图像中的少量像素,机体、机臂和旋翼等结构信息难以充分展开^[4-5]。由于目标尺度有限,小幅度的模糊、噪声污染或局部遮挡都可能导致目标特征明显退化。同时,无人机飞行姿态变化频繁,不同视角下的外观差异较大,进一步提升图像检测难度。

1.2 典型退化干扰对无人机探测的影响

低空空域监视图像在采集过程中容易受到复杂环境因素影响,其中噪声、雾霾和雨干扰是较为常见的三类图像退化形式。对于低空无人机目标探测而言,这些退化因素会直接影响目标的可见性、边缘完整性以及局部结构表达,从而降低后续检测算法的识别效果。三种典型退化条件下的无人机检测实拍图如图1所示。



(a) 噪声干扰 (b) 雾霾干扰 (c) 雨干扰

图1 典型退化条件下的低空无人机检测实拍图
Fig. 1 Actual footage of low-altitude drone detection under typical degraded conditions

在噪声干扰条件下,图像中会出现随机亮点、暗点或局部异常响应,破坏原有灰度分布的连续性。鉴于无人机成像尺寸受限、特征信息量少,噪声容易掩盖目标边缘,甚至形成与小目标相似的伪响应区域,进而诱发检测虚警与目标漏检。

在雾霾条件下,大气散射会使图像整体发白、对比度下降,远距离目标与背景之间的灰度差异被进一步压缩^[10,12-13]。此时无人机目标的轮廓和局部结构信息会被背景信息淹没,检测器对目标区域的有效响应下降。

在雨干扰条件下,图像中常出现条纹状雨线、局部雨痕或模糊遮挡。这类干扰具有一定结构性,容易与无人机机体细边缘或局部纹理发生混淆^[11-12,14]。既损耗目标固有特征信息,又引入无关伪特征,降低目标检测结果的置信度与可靠性。

综上所述,噪声、雾霾和雨干扰虽呈现差异化成像劣化形态,但均会造成无人机目标图像显著性衰减,对后续目标检测过程形成负面约束。因此在目标检测前引入针对性的预处理增强方法,实现图像质量修复与目标细节还原,对低空无人机探测性能优化具备实际意义。

2 面向低空无人机目标探测的预处理增强方法

2.1 总体框架

本文所构建的预处理增强框架适配低空空域监视图像中的无人机目标探测任务,其总体流程如下图2所示:首先输入地基可见光或红外监视图像;然后通过多维度量化评估完成图像退化类型判别,依据噪声、雾霾、雨迹的干扰强度动态调度预处理链路,对单类退化启用对应子模块,复合退化场景实现多模块级联处理;最后将增强后的图像输入目标检测网络,输出无人机目标检测结果。

其中退化类型判别模块实现流程如下:

1) 噪声强度评估,对输入图像做拉普拉斯滤波获取高频图,统计幅值高于自适应阈值(全局均值1.5倍)的像素占比,比值越高噪声越强。

2) 雾霾浓度评估,提取图像暗通道均值并计算全局对比度。暗通道均值越高、对比度越低,雾霾退化程度越重。

3) 雨线密度评估,利用方向梯度直方图(HOG)特征求取垂直与水平方向梯度能量比值;雨线具备垂直方向特征,垂直梯度能量显著更高时判定存在雨干扰。

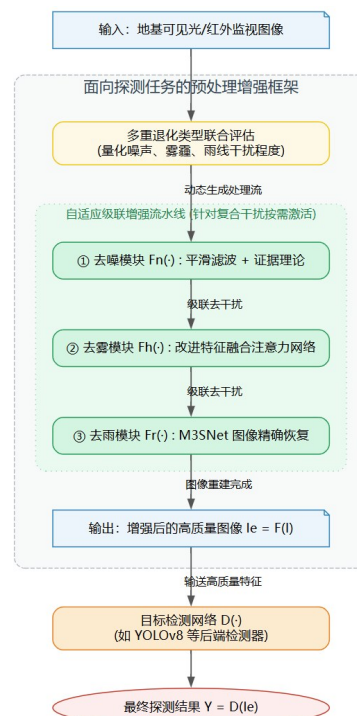


图2 面向低空域无人机目标探测的预处理增强总体框架
Fig. 2 Overview diagram of a preprocessing-enhanced framework for drone target detection in low-altitude airspace

判别模块融合三项指标,输出各类退化0~1区间的置信度;置信度超过阈值0.6则启用对应预处理子模块。面对多种退化并存的复合场景,按照噪声→雾霾→雨线的优先级级联处理。

设原始空域监视图像为 I ,经过退化分析后选择对应预处理函数 $F(\cdot)$,得到增强图像 I_e :

$$I_e = F(I)$$

式中: $F(\cdot)$ 为去噪函数 $F_n(\cdot)$ 、去雾函数 $F_h(\cdot)$ 或去雨函数 $F_r(\cdot)$ 。

增强后的图像再输入检测器 $D(\cdot)$,得到最终探测结果 Y :

$$Y = D(I_e)$$

2.2 基于证据理论的图像去噪方法

针对低空监视图像中占比偏高的低强度连续随机噪声,本文首先采用均值平滑滤波进行基础

抑噪。均值滤波通过邻域像素灰度均值运算平滑局部灰度突变,提升画面灰度平稳性。其表达式为

$$\hat{I}(x, y) = \frac{1}{|\Omega|} \sum_{(i, j) \in \Omega} I(x + i, y + j)$$

式中: Ω 为像素 (x, y) 的邻域窗口; $|\Omega|$ 为邻域像素个数。

均值滤波具备算法逻辑简洁、计算复杂度低的优势,适用于小幅值随机噪声的前置处理。但对于小目标场景而言,不合理的窗口尺寸或高强度噪声会引发目标边缘过度平滑;脉冲噪声像素灰度普遍趋近于图像灰度上下极限值,与周边像素灰度梯度显著偏高。因此,本团队提出过一种基于证据理论^[15-16]的噪声检测与滤除方法,从“极值性”和“突变性”两个方面构建判别准则^[17]。

对于极值性证据,设 x 为待检测像素,改进后像素属于噪声状态 N 的基本概率分配函数可表示为

$$\begin{cases} m_1(N) = \frac{d_c - d_0}{d_{ext} - d_0 + \epsilon} \\ m_1(S) = 1 - \frac{d_c - d_{med}}{d_{ext} - d_{med}} \\ m_1(\theta) = 1 - m_1(N) - m_1(S) \end{cases}$$

辨识框架 $\Theta = \{N, S\}$, Θ 为分类标签集合, N 表示噪声部分, S 表示非噪声部分, d_c 表示目标像素到区间数 $\tilde{I}$ 的距离; d_0 表示检测窗内像素与区间数 $\tilde{I}$ 的最小距离, d_{ext} 表示图像中的极值到 $\tilde{I}$ 的距离; d_{med} 为图像中值到 $\tilde{I}$ 的距离。参数 ϵ 为一个很小的正值,避免目标像素灰度值为极值。该式反映了像素灰度越接近极值区域其被判定为噪声的支持度越高,但又通过指数形式保留了一定不确定性,避免将所有极值点直接判为噪声。

对于突变性证据,本文引入排序绝对差统计量(Rank-Ordered Absolute Differences)描述待检测像素与邻域像素之间的局部差异程度。设 $R(x)$ 为像素 x 的排序绝对差统计量, R_{max} 为当前检测窗口内排序绝对差统计量的最大值,则其噪声状态 N 和信号状态 S 的基本概率分配可表示为

$$m_2(N) = \frac{R(x)}{R_{max}}, \quad m_2(S) = 1 - \frac{R(x)}{R_{max}}$$

当待检测像素与其邻域差异越大时,其作为噪声的支持度越高;反之,若局部变化较小,则更可能属于正常信号。与单纯依赖灰度极值不同,突变性证据能够在一定程度上区分脉冲噪声与真实边缘、纹理等细节结构。

在获得上述两类证据后,进一步利用证据理论的组合规则对其进行融合,并通过概率转换完成最终判决。若融合后像素属于噪声状态的支持度高于信号状态,则将其判定为噪声点。对于检测得到的噪声像素,再结合噪声密度自适应选择滤波窗口进行中值滤波恢复。该方法能够在抑制脉冲噪声的同时尽量保留图像边缘与目标细节,对低空无人机小目标检测前的图像质量提升具有较好的适用性。

2.3 基于改进特征融合注意力网络的图像去雾方法

针对低空空域中的雾霾退化,本文采用改进特征融合注意力网络进行去雾增强。传统去雾方法常依赖暗通道先验等统计假设^[18],在一般场景下具有一定效果,但对于目标尺度较小、背景变化较大的空域监视图像,单纯依赖传统先验往往难以充分恢复目标细节。为改善这一问题,本文引入特征融合注意力^[19]网络进行去雾处理。其改进的主要包括以下两个方面。

1) 在暗通道先验思想启发下,考虑不同色彩通道对雾化信息和目标细节的表达存在差异,引入通道注意力机制,自适应学习各通道权重;

2) 借鉴多层特征融合思想,对不同层级特征进行联合建模,使浅层细节信息与深层语义信息得到有效融合,从而增强图像恢复能力。

改进特征融合注意力去雾网络结构图如图3所示,在低空空域无人机探测任务中,去雾模块的主要作用是提升目标与天空背景或地物背景之间的局部对比度,恢复远距离无人机目标的轮廓和边缘细节,提升目标图像显著性。对于低能见度场景,该方法能够在一定程度上改善目标可见性,为后续检测器提供更有利的输入。

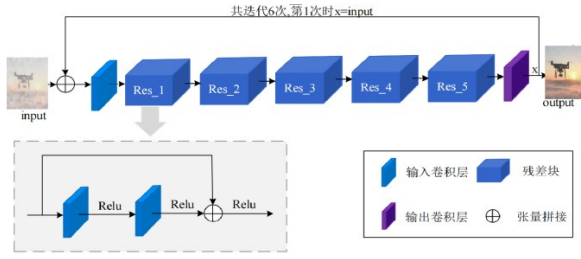


图3 改进特征融合注意力去雾网络结构图

Fig. 3 Schematic diagram of the improved feature fusion attention-based defogging network architecture

2.4 基于山形单阶段图像精确恢复的去雨方法

针对雨天条件下空域监视图像中的雨线、雨痕和雨滴干扰,本文采用山形单阶段图像精确恢复网络进行去雨增强,如图4所示。雨干扰具有明显的局部结构特性,常与天空背景纹理、地物边缘及无人机细结构相互交织,因此去雨的关键在于在保留真实目标特征的同时尽量抑制雨痕影响。该网络是面向图像恢复任务设计的单阶段网络结构,具备较好的细节恢复能力。本文在空域监视图像中主要借助其以下3个核心部分。

1) 非线性激活自由模块(NAFBlock):

本文去雨模块借鉴图像复原网络中的 NAF-Block 结构^[20],以减少恢复过程中的不必要特征失真。

$$\mathcal{F}_{NAF}(X) =$$

$$\text{Conv}_2\left(\text{SG}\left(\text{DWConv}\left(\text{Conv}_1\left(\text{LN}(X)\right)\right)\right)\right)$$

式中: X 为输入特征; $\text{LN}(\cdot)$ 表示归一化操作; $\text{Conv}_1(\cdot)$, $\text{Conv}_2(\cdot)$ 为卷积映射; $\text{DWConv}(\cdot)$ 为深度可分离卷积; $\text{SG}(\cdot)$ 为简化门控操作。

通过替换或移除传统网络中的非线性激活函数,减少恢复过程不必要的特征失真,提升特征传递稳定性。

2) 特征融合模块(FFM)

$$F_{FFM} = \phi\left(\sum_{i=1}^L w_i \cdot U_i(F_i)\right)$$

式中: F_i 为第 i 层输入特征; $U_i(\cdot)$ 为对不同层特征进行尺度与通道对齐的操作; w_i 为对应层特征的融合权重; $\phi(\cdot)$ 用于融合不同层次特征,兼顾浅层纹理细节和深层语义表达,提高对复杂雨痕与真实目标结构的区分能力。

3) 改良多头注意力中间块(MHAMB)

$$F_{MHAMB} = W^O \cdot \text{Concat}(\text{head}_1, \text{head}_2, \dots, \text{head}_H)$$

第 h 个注意力头输出为 $\text{head}_h =$

$$\text{Softmax}\left(\frac{Q_h K_h^\top}{\sqrt{d}}\right) V_h, \quad Q_h = X W_h^Q, K_h = X W_h^K,$$

$V_h = X W_h^V$, W_h^Q, W_h^K, W_h^V 均为可学习参数。该结构增强网络对局部与全局信息的联合建模能力,提高去雨过程中对复杂结构场景的适应性。

在损失函数设计上,本文采用峰值信噪比损失函数约束恢复质量。对于低空无人机目标探测而言,去雨模块能够在一定程度上减弱雨线对目标轮廓和边缘连续性的破坏,降低结构性伪特征对检测器的影响,从而提升雨天探测稳定性。基于山形单阶段图像精确恢复网络去雨结构图如图4所示。

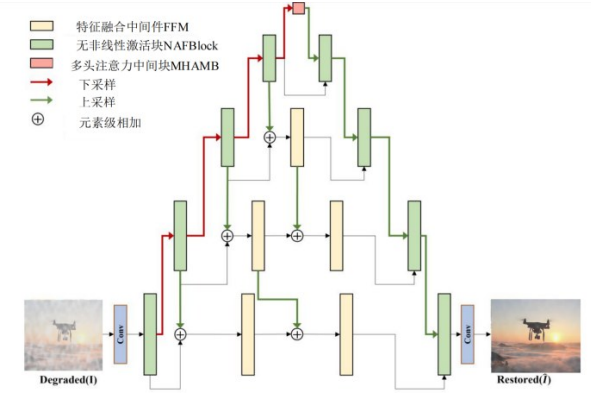


图4 基于山形单阶段图像精确恢复网络去雨结构图

Fig. 4 Structure of hill-shaped single-stage image restoration network for rain removal

3 仿真实验和分析

3.1 数据集介绍

为验证本文方法在低空空域无人机目标探测中的有效性,实验采用地基实拍可见光监视图像数据作为主要研究对象。数据场景包括城市低空、郊野空域等典型监视环境,覆盖晴天、雾天、雨天及含噪成像条件。部分场景下真实恶劣天气样本数量有限,故采用“真实样本 + 合成退化样本”相结合的方式构建实验数据集,即在清晰监视图像基础上人工叠加噪声、雾霾和雨线退化,以形成对应数据子集。具体而言,各退化子集中真实采集样本(含实际雾霾、雨天及低照度高噪声场景实拍图像)约占总样本的15%~20%(即每类子集中真实样本约120~160张),其余80%~85%为合成

退化样本,合成参数覆盖了从轻度到重度的退化强度范围,以保证模型训练的充分性和泛化能力。具体信息如表1所示。

表1 无人机检测数据集信息
Tab.1 Information on the Drone Inspection Dataset

数据子集	样本数	类别数
噪声退化数据子集	800	3
雾霾退化数据子集	800	3
雨线退化数据子集	800	3

实验中,后端检测器统一采用YOLOv8n^[21]目标检测模型,使用RTX4090GPU环境。实验输入图像尺寸统一为640×640,批处理大小(batch size)设置为16,总训练轮数为100轮;训练采用Adam优化器,初始学习率设定为0.001;目标检测推理阶段,置信度阈值设为0.25,非极大值抑制(NMS)交并比阈值设置为0.45。数据集按照4:1的比例随机划分为训练集与测试集,划分过程保证各类样本分布均衡。为保证对比公平,不同实验组在训练策略、测试流程和评价标准方面保持一致,仅改变前端预处理方式。

3.2 对比基线方法介绍

为客观验证所提预处理算法的有效性,本文实验设置传统图像处理方法与近年深度学习代表性深度学习图像复原模型两类对照基线。传统基线选取均值滤波、暗通道先验^[18]、小波变换三类经典算法,该类方法依托固定滤波规则或物理成像先验构建,结构简单、单帧运算开销低,适合作为算法性能下限基准。但由于模型缺乏自适应学习能力,面对低空无人机小目标复杂场景时,图像细节修复能力不足,易造成目标边缘模糊。

快速灵活卷积神经网络去噪模型(FFDNet)、图像去雾Transformer模型(DehazeFormer)和多阶段渐进式图像恢复网络(MPRNet)^[22-24]作为深度学习对比基线,均是近年来的前沿算法,分别为去噪、去雾、去雨任务领域的主流标杆模型。其中FFDNet采用下采样拆分思路实现多噪声等级自适应降噪;DehazeFormer则融合Transformer自注意力与卷积结构,针对非均匀浓雾优化透射率求解,在复杂实景去雾任务中综合性能领先;MPRNet依靠多尺度跨阶段特征监督实现雨痕与

背景分层分离,复原精度较高。

3.3 评价指标

试验从图像质量、检测性能和单帧处理耗时3个层面对方法进行评估。

在图像质量评价方面,采用峰值信噪比(PSNR)和结构相似性(SSIM)^[25]作为主要指标:

PSNR用于衡量增强图像与参考图像之间的误差水平:

$$PSNR = 10 \log_{10} \left(\frac{MAX_I^2}{MSE} \right)$$

$$MSE = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [I(i, j) - \hat{I}(i, j)]^2$$

SSIM用于评价图像在亮度、对比度和结构上的相似程度:

$$SSIM(x, y) = \frac{(2\mu_x\mu_y + C_1)(2\sigma_{xy} + C_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2)}$$

式中: μ_x, μ_y 为图像 x 和 y 的均值; σ_x^2, σ_y^2 为方差; σ_{xy} 表示协方差; C_1, C_2 为稳定常数。

在检测评价方面,采用查准率(Precision)、查全率(Recall)和平均精度均值(mAP)等指标。Precision反映检测结果的准确性,Recall反映对真实无人机目标的覆盖能力。

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}$$

式中:TP为真正例;FP为假正例;FN为假反例。

mAP则用于综合评价检测性能。

$$mAP = \frac{1}{C} \sum_{c=1}^C AP_c$$

$$AP = \int_0^1 P(R) dR$$

式中: $P(R)$ 为查准率-查全率曲线(Precision-Recall curve)上的精度关于召回率的函数;AP为查准率-查全率曲线下的面积;mAP为各类别AP的平均值。

具体而言,本文采用目标检测领域常用的mAP@0.5作为评价指标,其中“@0.5”表示交并比(Intersection over Union, IoU)阈值固定为0.5;当预测框与真实框的IoU不小于0.5时,认为该预测框匹配正确。

单帧耗时方面统计GPU环境下各类算法处理

单张图像的运算耗时,用于量化各预处理模块实时性与工程部署可行性。

3.4 图像质量结果分析

本文在合成退化样本上进行图像质量评价,各类退化图像预处理效果如图5所示,全量数据集量化指标如表2所示。



图5 典型图像去噪、去雾、去雨示意图

Fig. 5 Illustration of typical image denoising, defogging, and rain removal

从图像质量恢复结果来看,不同预处理模块在其对应退化场景下均表现出较好的适用性。噪声场景中,基础均值滤波可小幅抑制低幅值随机噪声,PSNR、SSIM分别提升至22.75 dB、0.712;FFDNet平衡噪声抑制与细节保留,指标进一步提升至23.07 dB、0.754;本文证据理论降噪算法针对性抑制脉冲噪声,最大程度保全弱小目标边缘,PSNR达到23.68 dB,相较原始图像提升5.26 dB,优于FFDNet 0.61 dB,SSIM达到0.815,为同组最优。雾霾场景下,本文改进注意力去雾网络有效改善画面灰度偏置与对比度缺失问题,PSNR=22.52 dB,较原图提升7.31 dB,SSIM=0.787,复原指标优于暗通道先验与DehazeFormer。降雨场景下,山形单阶段复原网络有效剥离线状雨迹干扰,PSNR、SSIM分别达到24.21 dB、0.854,相较原始图像PSNR提升4.86 dB,各项指标全面优于

小波变换与MPRNet。

从运算时延分析,本文3类预处理模块单帧耗时均低于30 ms,各模块单帧耗时均满足实时性约束,具备良好的工程落地与实际部署价值。

从趋势上看,预处理增强能够有效改善空域监视图像质量,为后续目标检测提供更加清晰的视觉输入。需要指出的是,图像质量指标的改善并不一定与检测性能提升完全同步,但较好的恢复效果通常有助于增强无人机目标显著性。

表2 图像质量评价结果

Tab.2 Image quality evaluation results

退化场景	方法	耗时/ms	PSNR	SSIM
噪声退化	未处理	0	18.42	0.453
	均值滤波	4.2	22.75	0.712
	FFDNet ^[22]	23.6	23.07	0.754
	证据理论去噪	14.5	23.68	0.815
雾霾退化	未处理	0	15.21	0.558
	暗通道先验 ^[18]	16.3	21.34	0.745
	DehazeFormer ^[23]	25.4	22.46	0.782
	特征融合注意力网络	21.7	22.52	0.787
雨线退化	未处理	0	19.35	0.612
	小波变换	11.5	20.16	0.683
	MPRNet ^[24]	32.8	22.84	0.763
	本文图像恢复网络	26.3	24.21	0.854

为验证算法在不同场景背景下的稳定性,本文补充构造了山地、海面 and 太阳逆光三类典型低空监视背景,并分别叠加噪声、雾霾和雨线退化。

实验结果表明,本文所提方法在三种退化场景和3类背景(山地、海面、太阳逆光)下均表现出稳定的图像恢复能力。在噪声退化场景中,未处理图像的PSNR、SSIM分别为14.46~14.56和0.235~0.267,经证据理论去噪后,两类指标分别提升至21.29~21.39和0.541~0.618,表明该去噪模块对背景变化具有较好的鲁棒性。在雾霾退化场景中,特征融合注意力网络将PSNR、SSIM提升至19.64~20.66和0.719~0.729,但太阳逆光背景下的提升幅度略低于山地背景,说明复杂光照条件仍可能对单一注意力机制造成一定制约。在雨线退化场景中,本文图像恢复网络表现突出,PSNR从19.86~20.56提升至24.12~24.56,SSIM从0.650~0.677提升至0.839~0.853,验证

了该网络在复杂雨线退化条件下的优越性和结构保真能力。总体而言,本文方法在不同背景和退化类型中均能有效提升图像质量,具备良好的泛化性和实用性。

表3 不同背景图像质量评价结果
Tab.3 Image quality evaluation results for different back-grounds

退化场景	方法	背景	PSNR	SSIM
噪声退化	未处理	山地	14.46	0.235
		海面	14.56	0.254
		太阳逆光	14.56	0.267
		山地	21.29	0.589
	证据理论去噪	海面	21.30	0.541
		太阳逆光	21.39	0.618
雾霾退化	未处理	山地	12.43	0.387
		海面	13.60	0.413
		太阳逆光	11.85	0.353
		山地	20.66	0.729
	特征融合注意力网络	海面	20.40	0.722
		太阳逆光	19.64	0.719
雨线退化	未处理	山地	20.00	0.654
		海面	19.86	0.650
		太阳逆光	20.56	0.677
		山地	24.33	0.847
	本文图像恢复网络	海面	24.12	0.839
		太阳逆光	24.56	0.853

3.5 目标检测结果分析

在检测性能方面,前端预处理增强对低空无人机目标探测表现出一定的促进作用(如表4所示)。

对于含噪图像,证据理论降噪算法能有效抑制背景随机噪点与异常灰度扰动,削减噪声诱发的虚警样本,精准率84.3%、召回率69.2%、mAP@0.5=72.7%,相较无预处理基线实现检测性能全面提升。对于雾霾场景,本文去雾网络增强了无人机目标与天空背景之间的对比度,使原本边界模糊的远距离目标更易被检测器识别,召回率由基线55.1%提升至75.8%,mAP@0.5达到79.6%。对于雨天场景,所提山形单阶段图像精确恢复网络能有效分离雨迹纹理与无人机本体

特征,规避纹理耦合带来的漏检与误识别,精确率87.5%、召回率82.1%、mAP@0.5=86.4%,对比所有对照算法性能最优。

表4 目标检测结果
Tab.4 Object detection results

退化场景	方法	Precision/%	Recall/%	mAP@0.5/%
噪声退化	未处理	75.2	66.4	68.3
	均值滤波	82.8	68.5	70.1
	FFDNet ^[22]	83.4	68.8	70.9
	证据理论去噪	84.3	69.2	72.7
雾霾退化	未处理	68.7	55.1	61.4
	暗通道先验 ^[18]	71.4	62.3	68.5
	DehazeFormer ^[23]	79.2	72.4	76.6
	特征融合注意力网络	81.6	75.8	79.6
雨线退化	未处理	68.5	59.8	63.2
	小波变换	77.2	66.4	73.8
	MPRNet ^[24]	82.3	78.6	81.6
	本文图像恢复网络	87.5	82.1	86.4

需要明确的是,本文所有实验中,预处理模块与后端YOLOv8n检测器相互解耦,独立训练与推理,未实施联合微调。该设计优势在于:保证预处理模块即插即用,便于跨检测网络部署;避免联合训练带来的标注成本增加与过拟合风险。

进一步地,本文探讨了基于人眼视觉的复原优化目标(最大化PSNR/SSIM)是否等同于机器检测任务所需的最优特征。由表2、表4对比可知,在本组实验条件下,PSNR、SSIM最优的方法同样取得最高检测精度,二者呈正相关。但存在明显特例:噪声场景中均值滤波PSNR为22.75dB,仅比FFDNet低0.32dB,mAP@0.5却降低0.8%(70.1% vs 70.9%);雨天场景下小波变换PSNR为20.16dB,较本文方法低4.05dB,mAP@0.5下降12.6%(73.8% vs 86.4%)。该结果表明,人眼难以分辨的小幅图像质量差异,仍会严重干扰检测器特征提取。由此可见,PSNR与SSIM不能完全衡量图像对检测任务的友好程度,未来可将检测损失引入复原网络,实现任务驱动的图像预处理。

3.6 复合退化场景目标检测结果分析

为进一步验证所提算法在复合退化场景下的级联处理能力,本文构造了雨+雾+噪声的混合退化场景,分别使用三个预处理模块按照判别模块输出的置信度排序进行级联处理(噪声→雾霾→雨线),实验结果如表5所示。

表5 复合退化场景目标检测结果
Tab.5 Object detection results in mixed scenarios

方法	Precision/ %	Recall/ %	mAP@ 0.5/%	耗时/ ms
未处理	58.2	54.4	51.3	0
证据理论去噪	70.5	60.8	64.7	14.6
特征融合注意力网络	75.2	67.5	72.6	20.8
山形单阶段图像恢复网络	82.0	74.8	79.3	26.4
三级级联	84.6	77.3	81.7	62.5

结果表明,本文三级级联完整框架在 Precision、Recall 和 mAP@0.5 上均取得最优,分别为 84.6%、77.3% 和 81.7%,相比单一模块均有进一步提升,充分验证了该方法在复杂混合退化场景下进行级联处理的有效性。从各单一对比方法来看,本文山形单阶段图像恢复网络在 Precision、Recall 和 mAP@0.5 上均取得最优,分别为 82.0%、74.8% 和 79.3%,充分验证了该方法在复杂混合退化场景下的有效性。证据理论去噪主要侧重于噪声抑制, Precision 提升至 70.5%,但其 Recall 为 60.8%,说明去噪过程对部分目标信息有一定保留损失,检测召回能力相对有限。特征融合注意力网络在雾霾退化恢复中表现出较好的结构保真能力, Precision 和 Recall 分别提升至 75.2% 和 67.5%, mAP@0.5 达到 72.6%,整体性能优于去噪模块。在总耗时方面,三级模块级联处理的平均单帧耗时为 62.5ms,仍可满足 15Hz 的实时处理帧率需求,具备实际工程部署可行性。

综合试验数据可得,预处理增强通过提升输入图像质量,为检测器提供更加有利的特征提取条件。在低空无人机像素占比低、环境扰动复杂的应用场景中,这种前端增强思路具有较高应用价值。

4 结 论

1) 本文针对低空空域无人机目标探测中的图

像退化问题,围绕前端图像质量提升需求,构建了一种面向探测任务的预处理增强框架。针对空域监视图像中常见的噪声、雾霾和雨干扰,分别引入了基于平滑滤波与证据理论的去噪方法、基于改进特征融合注意力网络的去雾方法以及基于山形单阶段图像精确恢复的去雨方法,并将增强结果应用于后续无人机目标检测。

2) 实验结果表明通过在检测前进行有针对性的预处理增强,可在一定程度上改善空域监视图像质量,恢复目标边缘和局部细节,增强无人机目标显著性,并提升后续检测器的稳定性和准确性。

后续研究将扩充复杂气象实景低空监测样本库,完善多场景对照验证;探究预处理子模块与检测网络的联合参数优化方案,拓展可见光-红外双模态联合图像增强与协同探测算法研究,以进一步提升复杂环境下的低空无人机目标探测能力。

参考文献

- [1] 罗俊海,王芝燕. 无人机探测与对抗技术发展及应用综述[J]. 控制与决策, 2022, 37(3): 530-544.
Luo Junhai, Wang Zhiyan. Review on the development and application of UAV detection and countermeasure technologies[J]. Control and Decision, 2022, 37(3): 530-544. (in Chinese)
- [2] 那振宇,程留洋,孙鸿晨,等. 基于深度学习的无人机检测和识别研究综述[J]. 信号处理, 2024, 40(4): 609-624.
Na Zhenyu, Cheng Liuyang, Sun Hongchen, et al. A review of UAV detection and recognition based on deep learning[J]. Journal of Signal Processing, 2024, 40(4): 609-624. (in Chinese)
- [3] 张静,张科,王靖宇,等. 低空反无人机技术现状与发展趋势[J]. 航空工程进展, 2018, 9(1): 1-8.
Zhang Jing, Zhang Ke, Zhang Jingyu, et al. A survey on anti-UAV technology and its future trend[J]. Advances in Aeronautical Science and Engineering, 2018, 9(1): 1-8. (in Chinese)
- [4] Wei W, Cheng Y, He J, et al. A review of small object detection based on deep learning[J]. Neural Computing and Applications, 2024, 36(12): 6283-6303.
- [5] Hua W, Chen Q. A survey of small object detection based on deep learning in aerial images[J]. Artificial Intelligence Review, 2025, 58: 162.
- [6] Zhu X, Lyu S, Wang X, et al. TPH-YOLOv5: Improved YOLOv5 based on transformer prediction head for object detection on drone-captured scenarios[C]// Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision Workshops. Montreal: IEEE, 2021: 2778-2788.
- [7] Zhang Z. Drone-YOLO: An efficient neural network meth-

- od for target detection in drone images[J]. *Drones*, 2023, 7(8): 526.
- [8] Li Y, Li Q, Pan J, et al. SOD-YOLO: Small-object-detection algorithm based on improved YOLOv8 for UAV images[J]. *Remote Sensing*, 2024, 16(16): 3057.
- [9] 钱基德, 严浩, 梁琰, 等. 基于ECIOU结构嵌入YOLO的塔台视角目标检测[J]. *航空工程进展*, 2025, 16(2): 70-78.
- Qian Jide, Yan Hao, Liang Yan, et al. Tower view object detection based on ECIOU structure embedded in YOLO[J]. *Advances in Aeronautical Science and Engineering*, 2025, 16(2): 70-78. (in Chinese)
- [10] 李永福, 崔恒奇, 朱浩, 等. 一种基于改进AOD-Net的航拍图像去雾算法[J]. *自动化学报*, 2022, 48(6): 1543-1559.
- Li Yongfu, Cui Hengqi, Zhu Hao, et al. An aerial image dehazing algorithm based on improved AOD-Net[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2022, 48(6): 1543-1559. (in Chinese)
- [11] 申艳, 张志凡, 陈政杭, 等. 基于跳跃融合连接模块的单幅图像去雨算法[J]. *北京交通大学学报*, 2025, 49(6): 165-173.
- Shen Yan, Zhang Zhifan, Chen Zhenghang, et al. Single image rain removal algorithm based on skip-fusion connection module[J]. *Journal of Beijing Jiaotong University*, 2025, 49(6): 165-173. (in Chinese)
- [12] Valanarasu J M J, Yasarla R, Patel V M. TransWeather: Transformer-based restoration of images degraded by adverse weather conditions[C]// *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. New Orleans: IEEE, 2022: 2353-2363.
- [13] Potlapalli V, Zamir S W, Khan S, et al. PromptIR: Prompting for all-in-one blind image restoration[J]. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2023(3): 215-223.
- [14] Xu J, Wu M, Hu X, et al. Towards real-world adverse weather image restoration: Enhancing clearness and semantics with vision-language models[C]// *2024 Computer Vision Conference*. Cham: Springer, 2025: 147-164.
- [15] Dempster A P. Upper and lower probabilities induced by a multivalued mapping[J]. *Annals of Mathematical Statistics*, 1967, 38(2): 325-339.
- [16] 韩德强, 杨艺, 韩崇昭. DS证据理论研究进展及相关问题探讨[J]. *控制与决策*, 2014, 29(1): 1-11.
- Han Deqiang, Yang Yi, Han Chongzhao. Research progress and related issues of DS evidence theory[J]. *Control and Decision*, 2014, 29(1): 1-11. (in Chinese)
- [17] Zhang Z, Han D, Dezert J, et al. A new adaptive switching median filter for impulse noise reduction with pre-detection based on evidential reasoning[J]. *Signal Processing*, 2018, 147: 173-189.
- [18] He K, Sun J, Tang X. Single image haze removal using dark channel prior[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2011, 33(12): 2341-2353.
- [19] Qin X, Wang Z, Bai Y, et al. FFA-Net: Feature fusion attention network for single image dehazing[C]// *Proceedings of the AIAA Conference on Artificial Intelligence*. Reston: AIAA, 2020: 11908-11915.
- [20] Chen L, Chu X, Zhang X, et al. Simple baselines for image restoration[C]// *2022 Computer Vision Conference*. Cham: Springer, 2022: 17-33.
- [21] 李凯璇, 刘晓锋, 陈强, 等. YOLOv8-GAIS: 一种改进的无人机航拍目标检测算法[J]. *激光与光电子学进展*, 2025, 62(12): 240295.
- Li Kaixuan, Liu Xiaofeng, Chen Qiang, et al. YOLOv8-GAIS: An improved object detection algorithm for UAV aerial photography[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2025, 62(12): 240295. (in Chinese)
- [22] Zhang K, Zuo W, Zhang L. FFDNet: Toward a fast and flexible solution for CNN-based image denoising[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2018, 27(9): 4608-4622. 44.
- [23] Song Y, He Z, Qian H, et al. Vision transformers for single image dehazing[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2023, 32: 1927-1941.
- [24] Zamir S W, Arora A, Khan S, et al. Multi-Stage Progressive Image Restoration[C]// *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Reston: IEEE, 2021: 14821-14831.
- [25] 吕丹, 毕笃彦. 基于结构相似的DCT域图像质量评价[J]. *吉林大学学报(工学版)*, 2011, 41(6): 1771-1775.
- Lyu Dan, Bi Duyan. Image quality assessment in DCT domain based on structural similarity[J]. *Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition)*, 2011, 41(6): 1771-1775. (in Chinese)

(编辑:丛艳娟)