

基于改进 YOLOv9 的大重叠度无人机 低空遥感影像目标检测方法

刘俊蓉^{1,2}

(1. 西安煤航遥感信息有限公司, 西安 710199; 2. 中煤航测遥感集团有限公司, 西安 710199)

摘要: 针对无人机执行低空飞行任务时, 因重叠航拍的方式导致数据冗余, 从而增加后续数据处理复杂度的问题, 提出基于改进 YOLOv9 的大重叠度无人机低空遥感影像目标检测方法; 通过阴影补偿和影像增强移动并拼接相邻的无人机低空遥感影像, 采用背景差分的方式, 分割拼接遥感影像中的前景目标区域; 将分割的前景影像区域输入到改进 YOLOv9 算法中, 得出遥感影像的特征提取结果, 并计算提取影像特征与设定标准特征之间的匹配度, 得出无人机低空遥感影像的目标检测结果; 通过实验得出结论: 优化设计方法的影像特征提取一致性系数更高, 目标检测的成功系数取值更大、目标位置检测误差更小, 即优化设计方法的目标检测效果更优。

关键词: 改进 YOLOv9 算法; 大重叠度影像; 无人机遥感; 低空遥感; 影像目标检测

Target Detection Method for Low Altitude Remote Sensing Images of UAVs with High Overlap Based on Improved YOLOv9

LIU Junrong^{1,2}

(1. Xi'an Coal Aviation Remote Sensing Information Co., Ltd., Xi'an 710199, China;

2. China Coal Aerial Surveying and Remote Sensing Group (CCRS), Xi'an 710199, China)

Abstract: Aiming at the problem of data redundancy caused by overlapping aerial photography during low altitude flight tasks of unmanned aerial vehicles (UAVs), which increases the complexity of subsequent data processing, a high overlap UAV low altitude remote sensing image target detection method based on improved YOLOv9 is proposed. Utilizing shadow compensation and image enhancement to move and stitch adjacent UAV low altitude remote sensing images, and the foreground target area in the stitched remote sensing images is segmented using background subtraction. The segmented foreground image regions are input into the improved YOLOv9 algorithm to obtain the feature extraction results of remote sensing images, and calculate the matching degree between the extracted image features and the set standard features to obtain the target detection results of UAV low altitude remote sensing images. Experimental results show that the optimized design method has a higher consistency coefficient for image feature extraction, a larger success coefficient for object detection, and a smaller error in object position detection, indicating that the optimized design method has a better object detection effect.

Keywords: improved YOLOv9 algorithm; high overlap image; UAV remote sensing; low altitude remote sensing; image object detection

0 引言

无人机低空遥感影像是指利用自动控制的无人机作为飞行平台, 搭载成像设备, 在相对较低的飞行高度对地面或目标区域进行实时影像采集所获取的影像数据。这些影像数据具有高精度、高分辨率的特点, 并且可以

通过相应的内业处理软件快速、大批量地处理, 被广泛应用到地形图测绘、国土资源监测、应急监测等领域^[1-2]。但在无人机低空飞行过程中, 由于飞行高度低、拍摄角度多样, 所获取的遥感影像具有较大的重叠度。这种大重叠度会导致目标在多个影像中重复出现, 增加了目标检测的复杂性。因此, 需要一种专门的方法来处

收稿日期:2025-02-26; 修回日期:2025-04-01。

基金项目:内蒙古自治区科技计划项目(2022YFHH0071)。

作者简介:刘俊蓉(1977-),女,硕士,高级工程师。

引用格式:刘俊蓉. 基于改进 YOLOv9 的大重叠度无人机低空遥感影像目标检测方法[J]. 计算机测量与控制, 2025, 33(8):79-85.

理这种大重叠度的影像,以提高目标检测的准确性。

现阶段发展较为成熟的目标检测方法中,文献 [3] 提出的基于 SCP-YOLO 的无人机遥感目标检测方法以 YOLOv8 n 网络为基准,采用空间到深度方法处理网络的低分辨率特征层,执行上下文聚合结构,实现了检测头结构的轻量化,利用轻量化 YOLOv8n 网络提取遥感目标特征,根据特征匹配度,得出目标检测结果。上述方法要求输入轻量化 YOLOv8n 网络中的遥感影像具有较高质量,将大重叠度影像输入到网络环境中,需要执行大量运算,会导致网络运行存在卡顿和冗余,进而影响目标检测效果。文献 [4] 提出的基于空洞卷积融合 Transformer 的无人机图像目标检测方法运用 Swin Transformer 作为核心特征提取架构,并在其中整合空间信息融合模块。借助混合空洞特征金字塔网络,借助多分支空洞卷积技术,将特征信息进行融合,以此扩展网络的感知范围并增强特征复用能力,学习多尺度细节特征,最终通过特征匹配手段获得图像目标的检测结果。上述方法仅能实现对静态遥感图像中目标的检测,若输入初始数据为动态影像,则无法保证目标检测效果。文献 [5] 提出的基于多普勒与微多普勒联合利用的目标检测方法深入提取目标回波中包含的多普勒效应及微多普勒效应信息,在随机集合理论基础上构建旋翼无人机目标的多普勒与微多普勒联合模型,结合滤波技术处理多普勒与微多普勒信息,采用贝叶斯方法进行估计,以实现这两种信息的有效累积与融合,从而得出目标的检测结论。然而上述多普勒信号极易受外界环境的影响,进而降低目标的检测精度。文献 [6] 提出的基于多尺度分割注意力的无人机航拍图像目标检测方法在骨干网络的瓶颈层嵌入多尺度分割注意力模块,以构建多尺度特征间的长距离依赖关系,增强关键特征的表现力并减少背景噪声的影响。利用自适应特征融合权重调整策略,该策略能动态调整各输出特征层的权重,促进浅层和深层特征的深度融合,最终得到目标检测的结果。上述方法在运行过程中,光照条件、图像噪声等因素会对初始遥感影像产生影响,进而影响目标检测效果。

综上所述,传统方法均存在目标检测效果不佳的问题,为此引入改进 YOLOv9 算法。通过直方图波谷阈值精准定位阴影区域,结合辐射补偿与对数增强,有效消除光照干扰并提升影像对比度。采用背景差分法与自适应阈值分割,可快速剥离无关背景区域,减少输入数据的总量。引入残差连接重构骨干网络,提升特征传递效率,缓解梯度消失问题,嵌入 SENet 注意力机制动态校准通道权重,增强关键特征敏感度。通过梯度纹理与形状双模态特征融合,构建具有物理意义的标准特征模型,动态阈值调整机制结合目标空间分布特性,提高了检测精度。

1 大重叠度无人机低空遥感影像目标检测方法设计

大重叠度无人机低空遥感影像目标检测方法围绕“影像拼接—前景划分—特征提取—目标匹配”四阶段设计,通过阴影补偿和影像增强保证遥感影像质量^[7-9],计算遥感影像重叠度调整量,移动并拼接相邻的无人机低空遥感影像。采用背景差分的方式,分割拼接遥感影像中的前景目标区域。构建 YOLOv9 网络,调整网络的连接方式并引入注意力机制,优化骨干网络以更紧凑地表示特征,减少重叠数据的冗余度,实现 YOLOv9 网络的改进。将分割的前景影像区域输入到改进 YOLOv9 算法中,得出遥感影像的特征提取结果。根据检测目标结构与纹理特征,设定目标标准特征^[10-11]。计算提取影像特征与设定标准特征之间的匹配度,根据匹配度与设定阈值之间的关系,得出无人机低空遥感影像的目标检测结果。

1.1 大重叠度无人机低空遥感影像的拼接

采用影像拼接技术,通过预处理、阴影补偿、影像增强等步骤,以及基于重叠度的计算与调整,将相邻影像进行拼接,以降低影像之间的重叠度。通过这一过程在减少数据冗余度的同时,也为后续的目标检测提供更加完整、无缝的影像数据^[12]。在遥感影像重叠度处理之前,首先对初始遥感影像进行预处理,具体包括阴影补偿和影像增强两个步骤,在阴影补偿处理过程中,首先利用直方图阈值方式检测无人机低空遥感影像中的阴影部分,对于初始输入或采集的无人机低空遥感影像,其对应的直方图可以表示为:

$$Z = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \sigma[g(i,j), G_k] \quad (1)$$

式中, $g(i,j)$ 为无人机低空遥感影像中任意像素点 (i,j) 位置上的灰度值, G_k 为 k 级灰度级, $\sigma()$ 为狄拉克函数, M 和 N 表示遥感影像的行数和列数。选择遥感影像直方图中的任意一个波谷作为阈值, 阈值选择方式如图 1 所示。

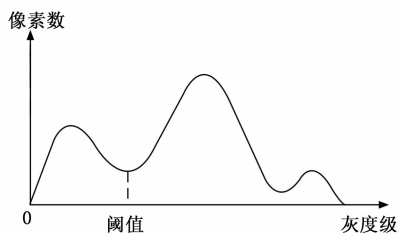


图 1 无人机低空遥感影像阴影检测阈值选择示意图

将低于该阈值的像素点判定为阴影区域,则图像中阴影区域的检测结果为:

$$W_{\text{shadow}} = \begin{cases} z_i, z_i \geq \delta_s \\ \phi, z_i < \delta_s \end{cases}, z_i \in Z \quad (2)$$

式中, δ_i 为设定阈值, z_i 为直方图对应的遥感影像像素点。假设地表为均一的朗伯体, 通过已知的散射光部分来推算未知的直射光部分, 从而实现阴影区域的辐射补偿, 补偿结果为:

$$W_{\text{compensate}} = \sum_{i=1}^{W_{\text{shadow}}} H_{\text{assemble}}(i) - H_c(i) \quad (3)$$

式中, $H_{\text{assemble}}(i)$ 和 $H_c(i)$ 为第 i 个像素点位置上的总辐射值和程辐射。在此基础上, 对无人机低空遥感影像的各帧画面进行增强处理, 增强处理过程可以量化表示为:

$$W = \kappa_{\text{enhance}} \times \lg(1 + W_{\text{compensate}}) \quad (4)$$

式中, κ_{enhance} 为影像静态画面的对数变换参数, 也就是图像的增强系数。在此基础上, 使用滑动窗口寻找局部最小值点, 结合灰度级连续性约束确定有效阈值, 并采用逐帧输出的方式将无人机低空遥感影像转换成静态形式, 求解两个相邻图像之间的重叠度, 计算公式如下:

$$\mu = \frac{A_{\text{coincide}}}{A} \quad (5)$$

式中, A_{coincide} 和 A 分别为两相邻图像中的重合面积以及单一图像的总面积。在已知重叠度调整目标的情况下, 对无人机低空遥感影像进行移动, 移动量为:

$$\Delta x = \frac{\mu - \mu'}{y} \quad (6)$$

式中, μ' 为无人机低空遥感影像重叠度的调整目标, y 为图像宽度值。根据连续图像重叠部分的位置, 确定影像的重叠方向, 得出水平和竖直两个方向上的移动量计算结果。通过多图像的移动以及前后图像的连接, 即可得出大重叠度无人机低空遥感影像的拼接结果, 即:

$$I = h_p(W_i, W_{i+1} - \Delta x - \Delta y), W_i \in W \quad (7)$$

其中: $h_p()$ 为图像的拼接融合函数, W_i 和 W_{i+1} 分别为两个相邻的遥感图像, Δy 为图像在竖直方向上的移动量。按照上述方式, 将所有遥感图像输入到公式 (7) 中, 即可得出大重叠度无人机低空遥感影像的拼接结果, 在减少冗余度的同时, 保证拼接图像中包含所有的遥感信息。

1.2 划分无人机低空遥感影像前景目标区域

以拼接的无人机低空遥感影像为处理对象, 采用背景阈值分割的方式, 实现影像中前景和背景区域的划分, 进而减少输入到改进 YOLOv9 算法中的数据量, 提高改进 YOLOv9 算法训练效果。背景阈值分割技术基于图像像素在灰度级上的明显差异, 区分目标区域与背景区域。通过选定一个合适的阈值, 将图像像素划分目标区域和背景区域, 最终生成二值前景图像。在无前景目标情况下, 收集同一视角、同一影像采集参数的遥感影像作为背景区域, 通过拼接遥感图像与背景区域的差分, 判断拼接影像中各个像素点是否处于前景目标区域。拼接影像和背景区域的差分结果为:

$$I_c = I - I_{\text{background}} \quad (8)$$

其中: $I_{\text{background}}$ 为无人机低空遥感影像的背景区域。根据差分图像与设定分割阈值之间的关系, 得出无人机低空遥感影像前景目标区域的划分结果为:

$$I_q = \begin{cases} 1, I_c \geq \delta_q \\ 0, \text{else} \end{cases} \quad (9)$$

式中, δ_q 为影像的分割阈值。将公式 (9) 划分的取值为 1 的像素点进行融合, 即可得出无人机低空遥感影像中前景目标区域的划分结果。

1.3 改进 YOLOv9 算法下遥感影像前景特征提取

针对大重叠度遥感影像的特点, 对 YOLOv9 算法进行了改进, 包括调整骨干网络连接方式、引入注意力机制等, 减少不必要的计算路径和特征冗余。通过训练改进后的 YOLOv9 网络, 实现了对遥感影像前景特征的精准提取。

1.3.1 构建 YOLOv9 网络

为了给无人机低空遥感影像前景目标区域特征的提取提供算法支持, 构建 YOLOv9 网络, 网络构建结果如图 2 所示。

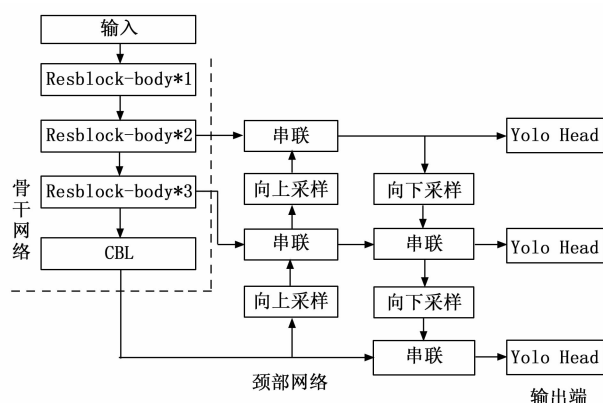


图 2 YOLOv9 网络结构图

从图 2 中可以看出, 构建的 YOLOv9 网络由输入端、骨干网络、颈部网络及输出端等部分组成, 输入层采用 Mosaic 数据增强技术处理图像, 根据训练 epoch 数调整拼接复杂度, 结合 CutMix 算法实现局部区域增强, 提升小目标检测能力^[13-15], 调整输入网络中影像的格式与结构。此外, YOLOv9 能自动调整图像, 对不符合条件的图像边缘执行灰白填充处理, 以降低网络的推理计算负担。主干网络架构涵盖 Focus 模块、Conv 卷积层、Bottleneck 结构、C3 模块以及空间金字塔池化技术。Focus 模块通过对输入特征图进行切片, 生成下采样倍数为二的特征图。Conv 层集成卷积操作、归一化和激活函数。Bottleneck 结构首先通过 1×1 卷积缩减通道数, 减轻计算负担, 随后 3×3 卷积恢复通道数, 维持输入输出通道一致, 最后与输入通过 shortcut 连接, 实现特征融合。C3 模块聚焦于学习残差特征, 由多个 Bottleneck 堆叠和一个基础卷积模块构成, 两者通过 Concat 方式结合。空间金字塔池化则对特征图执行 3

次最大池化,得到相同尺寸的特征向量并 Concat,提升了网络的非线性特征提取能力。颈部区域采用了特征金字塔和路径聚合网络架构。在特征金字塔中,高层的特征信息被逐层向下传递至底层,随着层级的增加,依赖 Backbone 进行处理。输出端针对不同尺寸的特征图执行卷积操作,以适应小、中、大 3 种不同尺寸目标的检测需求,最终生成包含目标位置信息及表面结构细节的输出特征向量^[16]。通过上述多组成结构的连接,得出 YOLOv9 网络的构建结果。

1.3.2 YOLOv9 网络改进

为了能够满足对大重叠度无人机低空遥感影像的处理需求,提高 YOLOv9 网络的计算效率和泛化能力,通过调整骨干网络连接方式、引入注意力机制,实现 YOLOv9 网络的改进。传统的卷积神经网络通常采用顺序连接方式,即一层接着一层进行卷积操作,改进的 YOLOv9 采用残差连接方式,对骨干网络连接结构进行调整,改进 YOLOv9 网络中骨干网络部分的残差连接方式可以量化表示为:

$$l = F(u, K) + u \quad (10)$$

其中: $F()$ 为密集连接函数, u 为骨干网络的输入项, K 为残差块。在 YOLOv9 网络中引入 SENet 注意力机制,该机制在网络中整合注意力模块,动态评估各特征图通道的重要性,以提升网络对关键特征的敏感度。SENet 的注意力机制依据全局信息调整特征通道权重,其核心包含压缩与激励两大环节:压缩阶段通过全局平均池化,将特征图的空间维度缩减为单一值,精准捕捉各通道的全局关联性;激励阶段则运用多层感知器,深入学习每个通道的全局特性。SENet 注意力机制的工作机理可以表示为:

$$R = f_{\text{motive}} \left(\frac{1}{r_x \times r_y} \sum_{i=1}^{r_x} \sum_{j=1}^{r_y} u(i, j) \right) \quad (11)$$

其中: $f_{\text{motive}}()$ 为激活函数, r_x 和 r_y 分别为全局池化层的长度和宽度。将上述 SENet 注意力机制添加到 YOLOv9 网络的连接方式调整完成的骨干网络结构中,完成 YOLOv9 网络的改进。

1.3.3 训练改进 YOLOv9 网络输出前景特征提取结果

将无人机低空遥感影像前景目标区域的划分结果输入到改进的 YOLOv9 网络中,通过对遥感前景区域的训练,得出前景特征分量的提取结果。在改进 YOLOv9 网络训练过程中,首先将划分出前景区域影像输入到改进 YOLOv9 网络的输入端,通过输入端的转换运算,将其输入到骨干网络中。骨干网络接收的输入项可以表示为:

$$\lambda_{\text{Backbone}} = f_{\text{convert}}(I_q) \quad (12)$$

式中, $f_{\text{convert}}()$ 为输入端的转换函数。在骨干网络中,利用 Focus 模块在前景区域中每隔一个像素取一个值,

获得了 4 个独立的特征层,然后将这 4 个独立的特征层进行堆叠,得出特征层的扩充结果,记为 λ_{expand} 。在此基础上,将其输入到 Conv 卷积层中,通过卷积核在输入特征图上滑动,计算得到输出特征图,即:

$$\lambda_{\text{Conv}} = \sum_{j=1}^J \bar{\omega}_{\text{Conv}}(j) (\lambda_{\text{Backbone}} \otimes \lambda_{\text{expand}}) + b_{\text{Conv}}(j) \quad (13)$$

其中: $\bar{\omega}_{\text{Conv}}(j)$ 和 $b_{\text{Conv}}(j)$ 分别为第 j 个卷积神经元的权重和偏置, J 为卷积核。在 Bottleneck 结构中, 1×1 卷积层用于降低通道数,根据压缩比例以及输入通道数量,确定 Bottleneck 结构的输出通道数量。另外,空间金字塔池化过程可以表示为:

$$\lambda_{\text{pool}} = l \cdot \sum_{k=1}^3 \max[\lambda_{\text{Conv}}(k)] \quad (14)$$

综合考虑注意力机制,得出骨干网络的训练输出结果为:

$$\lambda_{\text{net}} = y_{\text{Softmax}} \left(R \cdot \frac{\psi \cdot \vartheta^{\lambda_{\text{net}}}}{\sqrt{\xi}} \right) \quad (15)$$

其中: $y_{\text{Softmax}}()$ 为 Softmax 归一化函数, $\frac{\psi \cdot \vartheta}{\sqrt{\xi}}$ 表示查询当前特征向量的注意力权重,其中 ψ 、 ϑ 和 ξ 分别为查询对象、输入特征索引和关键的维度, $\sqrt{\xi}$ 用于缩放点积结果,防止梯度消失。利用颈部网络对骨干网络输出的不同尺度特征图进行加权融合,将颈部网络的训练结果通过输出层输出,即可得出无人机低空遥感影像前景区域的提取结果。表示为:

$$\tau = \gamma_1 \lambda_{\text{net}}^1 + \gamma_2 \lambda_{\text{net}}^2 + \gamma_3 \lambda_{\text{net}}^3 \quad (16)$$

其中: λ_{net}^1 、 λ_{net}^2 和 λ_{net}^3 为 3 个尺度上的特征图, γ_1 、 γ_2 和 γ_3 为特征图对应的融合权重。在实际的网络训练过程中,综合考虑神经网络的迭代损失对不同迭代轮数的权重和偏置的具体取值进行调整,在达到目标迭代轮数后输出最终特征,得出满足质量要求的无人机低空遥感影像特征。

1.4 大重叠度无人机低空遥感影像目标检测

根据前景特征提取结果,确定无人机低空遥感影像检测目标,从纹理和形状两个方面设定目标的标准特征,设定情况为:

$$\begin{cases} \beta_{\text{texture}} = \frac{\zeta_x + \zeta_y}{\zeta_x \zeta_y} \\ \beta_{\text{shape}} = \sum I_m(i, j) \end{cases} \quad (17)$$

其中: ζ_x 和 ζ_y 为水平和竖直方向上的梯度值, $I_m(i, j)$ 为检测目标在 (i, j) 位置上的像素值^[17-18]。综合考虑检测目标与无人机的低空飞行高度,确定无人机低空遥感影像中目标标准特征为:

$$\beta = \frac{1}{H_{\text{flight}}} \cdot \kappa_{\text{multiple}} \cdot (\beta_{\text{texture}} + \beta_{\text{shape}}) \quad (18)$$

式中, H_{flight} 和 κ_{multiple} 分别为无人机的飞行高度以及飞行高度与影像之间的比例系数,将检测目标纹理和形状标

准特征代入公式 (18) 中, 即可得出无人机低空遥感影像检测目标标准特征的设定结果。将改进 YOLOv9 算法输出的遥感影像前景特征提取结果与设定的检测目标标准特征进行匹配, 匹配结果为:

$$\varphi = \sqrt{(\tau - \beta)^2} \tag{19}$$

将相关变量代入式 (19) 中, 得出特征匹配度的计算结果。采用经验值作为特征匹配度初始阈值, 综合考虑特征点检测的数量和分布情况^[19-20], 动态调整特征匹配度阈值, 将公式 (19) 的计算结果与设定阈值进行比对, 根据大小关系判定当前遥感影像中的目标检测状态, 检测状态系数的求解结果为:

$$\chi = \begin{cases} 1, \varphi \geq \varphi' \\ 0, \varphi < \varphi' \end{cases} \tag{20}$$

其中: φ' 为设定的匹配阈值, 若求解得出检测状态系数取值为 1, 证明当前大重叠度无人机低空遥感影像中包含检测目标, 且匹配度满足阈值条件对应像素点位置即为检测目标位置。若 χ 取值为 0, 则说明对应遥感影像中不存在检测目标。提取满足特征匹配度的遥感影像像素点位置作为目标位置的检测结果, 若检测到重叠度无人机低空遥感影像中包含多个目标, 则对检测目标进行逐一标记并输出目标具体位置的检测结果。算法的流程如图 3 所示。

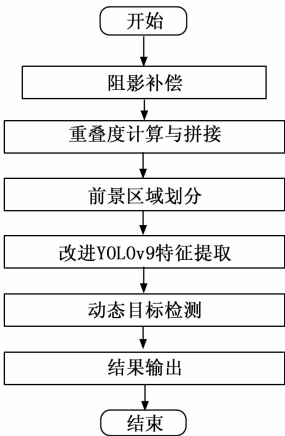


图 3 算法流程图

2 检测效果测试实验分析

为了测试优化设计基于改进 YOLOv9 的大重叠度无人机低空遥感影像目标检测方法的检测效果, 设计效果测试实验。根据优化设计方法的设计目的与方式, 将此次效果测试实验分成两个部分, 第一部分测试优化设计方法中改进 YOLOv9 算法在影像特征提取中的效果, 将算法输出特征与低空遥感影像中的实际特征进行比对, 判断引入的改进 YOLOv9 算法是否能够精准、完整的提取影像中的特征。第二部分测试优化设计方法对不同目标类型的检测效果, 即将输出的目标检测结果与影像中实际存在的目标情况进行比对, 最终通过与传统

检测方法的对比, 得出反映优化设计方法目标检测效果的测试结果。

2.1 准备大重叠度无人机低空遥感影像样本

此次实验选择多个研究区域作为遥感成像对象, 采用 eBee Ag 固定翼无人机对其区域进行成像, 从而生成用于目标检测的影像样本。此次实验使用的无人机设备能迅速且高效地制作地形图、正射影像及数字表面模型等资料, 装备有 Sony DSC-WX220 相机, 采用索尼 G 系列镜头, 焦距为 23.5 mm, 光圈为 F3.3, 适宜在 70 m 高度飞行拍摄, 飞行速率维持在 12 m/s。初始步骤涉及无人机影像的拼接与正射校正预处理, 以产生研究区的正射影像, 原始图像分辨率为 1 280×840 像素。影像被均匀切割为 12 部分, 剔除无效及同质化低质量影像后, 精选出 6 张无重叠影像作为测试素材, 每张影像尺寸为 6 720×5 760 像素, 各自覆盖大约 0.08 平方公里的区域。利用配置的无人机设备, 在选择的研究区域内获取相应的低空遥感影像, 得出大重叠度无人机低空遥感影像样本。

此次实验准备的遥感影像样本共包含 24 628 幅遥感图像, 覆盖道路监控、城市建设等多个目标, 随机选择数据样本中的 300 个遥感影像研究对象, 并对所有的遥感影像进行编号处理。

2.2 生成无人机低空遥感影像目标检测任务

根据大重叠度无人机低空遥感影像中的内容, 生成多个遥感影像目标检测任务, 并记录目标检测预期输出结果。部分无人机低空遥感影像目标检测任务的生成情况, 如表 1 所示。

表 1 无人机低空遥感影像目标检测任务表

任务编号	检测对象	目标数量
1	公交车	3
2	电动车	12
3	行人	8
4	救护车	3
5	违章建筑	5
6	商场	1
7	游乐园	2
8	农田	4

根据低空遥感影像内容的准备情况, 标记各遥感影像中检测目标的实际位置, 以此作为判定优化设计方法输出目标位置检测效果的比对标准。按照上述方式, 得出所有无人机低空遥感影像样本对应目标检测任务的生成结果, 并记录目标实际数据。

2.3 设定改进 YOLOv9 算法运行参数

为保证改进 YOLOv9 算法能够在重叠度无人机低空遥感影像目标检测方法中正常运行, 需要对相关运行参数进行设定。训练时, 运用随机梯度下降法优化模

型参数, 设定动量系数为 0.9, 起始学习率为 0.001, 迭代 300 次进行训练。每批处理 10 个数据, 并应用余弦退火方法动态调整学习率, 使其逐渐衰减。

2.4 描述实验过程

实验所用的操作系统是 Windows 11, 配置了 i9-9900K 处理器和两块 NVIDIA GeForce RTX 3090 显卡, CUDA 版本为 12.1。深度学习平台选择的是 Pytorch 2.2.1, 编程环境为 Python 3.7。实验平台搭建如图 4 所示。

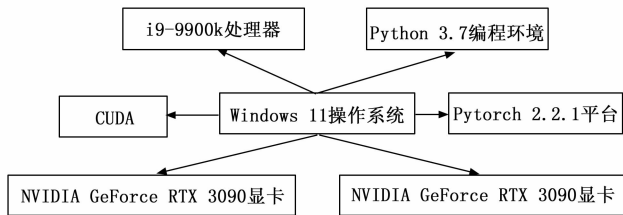


图 4 实验平台搭建图

将准备的大重叠度无人机低空遥感影像样本以及目标检测任务输入到检测方法对应的运行程序中, 通过改进 YOLOv9 算法的运行得出遥感影像的特征提取结果。根据特征提取结果, 通过特征匹配、目标状态、位置和数量的检测, 得出大重叠度无人机低空遥感影像目标的检测结果。

重复上述操作, 更换输入的遥感影像样本, 得出相应的目标检测结果。实验设置传统的基于 SCP-YOLO 的无人机遥感目标检测方法 (文献 [3] 方法) 和基于空洞卷积融合 Transformer 的无人机图像目标检测方法 (文献 [4] 方法) 作为实验对比, 在相同实验环境下完成对比方法的开发, 并得出相应目标检测结果。最终将输出的目标检测结果与遥感影像中目标的实际情况进行比对, 得出反映目标检测效果的测试结果。

2.5 设置目标检测效果测试指标

在遥感影像特征提取效果方面, 设置一致性系数作为测试指标, 该指标的测试结果为:

$$\sigma = \frac{p - p_{ex}}{1 - p_{ex}} \quad (21)$$

其中: p 和 p_{ex} 分别为遥感影像特征的总体提取精度以及预期提取精度。最终计算得出特征提取一致性系数取值越高, 证明对应方法遥感影像特征提取效果越优。另外, 遥感影像目标检测效果的测试指标为遥感影像目标检测精度系数和目标位置检测误差, 其中目标检测精度系数指的是在遥感影像目标检测的成功系数, 该指标的测试结果为:

$$\eta = \frac{n_{positives}}{n_{positives} + n_{negative\ sample}} \quad (22)$$

其中: $n_{positives}$ 和 $n_{negative\ sample}$ 分别为正样本和负样本数量, 其中正样本指的是遥感影像目标检测结果与预期目标一致的样本, 负样本为检测目标与实际目标不一致的

样本。由此证明, 正样本数量越多, 得出的目标检测精度系数取值越大, 即目标检测效果越优。遥感影像目标位置检测误差的测试结果为:

$$\epsilon = |x_{ex} - x_{detection}| + |y_{ex} - y_{detection}| \quad (23)$$

式中, (x_{ex}, y_{ex}) 和 $(x_{detection}, y_{detection})$ 分别为遥感影像中检测目标的预期位置坐标和输出检测位置坐标。计算得出遥感影像目标位置检测误差越大, 证明对应方法的检测效果越优。

2.6 目标检测效果测试结果与分析

通过遥感影像特征数据的统计, 得出影像特征提取一致性系数的测试结果, 如图 5 所示。

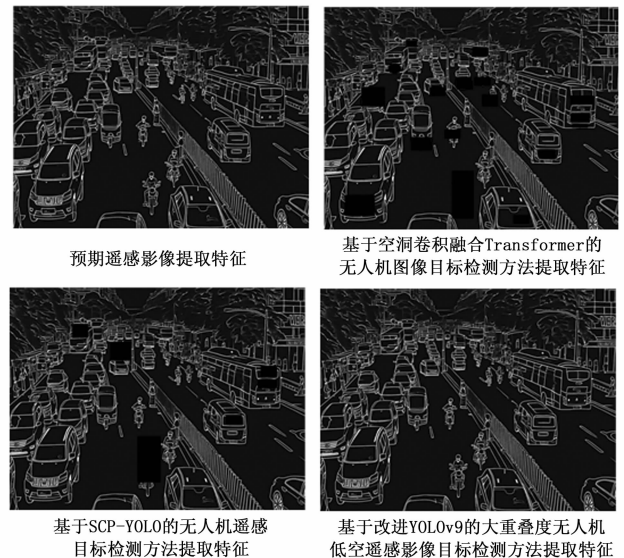


图 5 无人机低空遥感影像特征提取效果测试结果

从图 5 中可以直观看出, 与两种传统方法相比, 优化设计方法得出的影像特征提取结果与预期特征之间重合度更高, 通过公式 (21) 的计算, 求解得出优化设计方法输出的特征提取一致性系数取值更高, 即优化设计方法的影像特征提取效果更优。

通过大重叠度无人机低空遥感影像目标检测输出数据的统计以及与预期目标之间的比对, 得出反映目标检测效果的测试结果, 如图 6 所示。

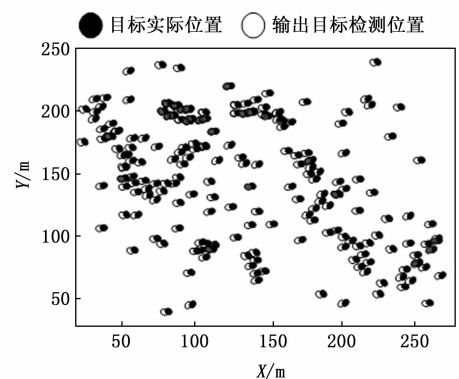


图 6 无人机低空遥感影像目标检测效果测试结果

从图 6 中可以看出，优化设计方法检测出的目标位置与实际目标位置之间的重合度较高，通过相关数据的提取与公式（23）的计算，证明优化设计方法的目标位置检测误差更小，证明优化设计方法得出的目标检测效果更优。

为了全面评估优化设计方法的计算复杂度，以检测时间为测试指标，实验结果如表 2 所示。

表 2 不同方法的计算时间

不同方法	单张影像平均运行时间/s	300 张影像总运行时间/s
本文方法	0.12	36
基于空洞卷积融合 Transformer 方法	0.95	54
基于 SCP-YOLO 方法	1.8	76

由表 2 结果可知，在单张影像平均运行时间方面，本文方法的运行时间仅需 0.12 s，300 幅影像总运行时间为 36 s，低于对比方法。证明本文方法在处理大量影像时，其优势更加明显，能够显著减少整体运行时间，提高检测效率。

3 结束语

无人机低空遥感影像技术融合了遥控、高空拍摄、遥感和航空摄影测量等多种技术，通过对无人机平台的高机动性和低空飞行能力的充分利用，结合高分辨率遥感影像的丰富细节信息，实现对地表目标的精准识别与检测。本文研究在影像拼接阶段，采用阴影补偿和影像增强技术，有效降低了影像重叠度；前景划分阶段，利用背景差分法准确分割出前景目标区域；特征提取阶段，对 YOLOv9 网络进行改进，引入残差连接和注意力机制，提升了特征提取的效率和准确性；目标匹配阶段，通过设定标准特征并计算匹配度，实现了目标的精准检测。实验结果表明，该方法在影像特征提取一致性和目标检测精度上均优于传统方法，同时单张影像平均运行时间较短，处理大量影像时效率更高。

然而，本文方法仍存在一定局限性，如在复杂背景下的目标检测能力有待进一步提升，且对于小目标的检测效果还需优化。未来研究方向可聚焦于提升算法在复杂场景下的鲁棒性和泛化能力，探索更高效的网络结构和优化策略，以减少计算量并提高实时性。

参考文献：

[1] 张立丽, 佟 强, 刘秀磊. 无人机小目标检测综述 [J]. 计算机仿真, 2023, 40 (12): 1-7.

[2] 彭晏飞, 陈炎康, 赵 涛, 等. 基于重参数化注意力的无人机航拍目标检测方法 [J]. 电光与控制, 2024, 31 (9): 81-86.

[3] WANG L, MIAO Z, LIU E. UAV remote sensing detection and target recognition based on SCP-YOLO [J]. Neural Computing & Applications, 2024, 36 (28): 17495

- 17510.

[4] 王 林, 刘景亮, 王无为. 基于空洞卷积融合 Transformer 的无人机图像小目标检测方法 [J]. 计算机应用, 2024, 44 (11): 3595-3602.

[5] 宋志勇, 许云涛. 基于多普勒与微多普勒联合利用的弱小目标检测与估计方法 [J]. 电子与信息学报, 2023, 45 (11): 4083-4091.

[6] 冒国韬, 邓天民, 于精品. 基于多尺度分割注意力的无人机航拍图像目标检测算法 [J]. 航空学报, 2023, 44 (5): 273-283.

[7] 胡根生, 谢一帆, 鲍文霞, 等. 基于轻量型网络的无人机遥感图像中茶叶枯病检测方法 [J]. 农业机械学报, 2024, 55 (4): 165-175.

[8] 贾 亮, 林铭文, 戚丽瑾, 等. 面向无人机航拍图像的多尺度目标检测研究 [J]. 半导体光电, 2024, 45 (3): 501-507.

[9] 姜贤翔, 司占军, 王晓喆. 改进 RT-DETR 的无人机图像目标检测算法 [J]. 计算机工程与应用, 2025, 61 (1): 98-108.

[10] 冷佳旭, 莫梦竟成, 周应华, 等. 无人机视角下的目标检测研究进展 [J]. 中国图象图形学报, 2023, 28 (9): 2563-2586.

[11] 陈海永, 刘登斌, 晏行伟. 基于 IDOU-YOLO 的红外图像无人机目标检测算法 [J]. 应用光学, 2024, 45 (4): 723-731.

[12] 马俊燕, 常亚楠. MFE-YOLOX: 无人机航拍下密集小目标检测算法 [J]. 重庆邮电大学学报 (自然科学版), 2024, 36 (1): 128-135.

[13] 陈朋磊, 王江涛, 张志伟, 等. 基于特征聚合与多元协同特征交互的航拍图像小目标检测 [J]. 电子测量与仪器学报, 2023, 37 (10): 183-192.

[14] 钱奕舟, 王在俊, 高耀文, 等. 基于无人机航拍视频的运动目标检测与跟踪 [J]. 电光与控制, 2024, 31 (11): 47-54.

[15] 范江霞, 张文豪, 张丽丽, 等. 改进 YOLOv5 的无人机影像车辆检测方法 [J]. 遥感信息, 2023, 38 (3): 114-121.

[16] 李 姝, 李思远, 刘国庆. 基于 YOLOv8 无人机航拍图像的小目标检测算法研究 [J]. 小型微型计算机系统, 2024, 45 (9): 2165-2174.

[17] 赵 青, 察 豪, 牟伟琦, 等. 一种基于改进 YOLOv7 的无人机多目标光学检测方法 [J]. 电讯技术, 2024, 64 (8): 1213-1218.

[18] 谢威宇, 张 强. 基于深度学习的图像中无人机与飞鸟检测研究综述 [J]. 计算机工程与应用, 2024, 60 (8): 46-55.

[19] 周子龙, 周 杰, 罗 宏, 等. 基于局部自适应特征加权算法的遥感图像目标检测 [J]. 遥感技术与应用, 2024, 39 (3): 633-641.

[20] 刘延芳, 余佳宇, 袁秋帆, 等. 无人机遥感图像实时小目标检测方法 [J]. 航空学报, 2024, 45 (14): 59-78.