

基于深度学习的轻量化无人机航拍小目标智能检测系统设计

史亚锋¹, 韩可伟¹, 高树论¹, 吕春雷²

(1. 中国电子科技集团公司 第五十二研究所, 杭州 310000;

2. 中国科学院 长春光学精密机械与物理研究所, 长春 130033)

摘要: 针对无人机航拍过程特征提取角度单一, 受到背景遮挡时, 容易出现误检的情况, 设计一种基于深度学习的轻量化无人机航拍小目标智能检测系统; 硬件方面设计了无人机航拍装置, 包括飞控模块、舵机云台视频系统、地面遥控器和手持移动终端设备, 确保图像采集的稳定性和高效性; 并采用高接收灵敏度、低功耗的 2.4 GHz 传输器设计图像传输设备, 保证图像的有效传输范围和稳定性; 软件方面运用六方向梯度决策法建立背景抑制模型, 并引入一个加权函数, 以此处理无人机航拍图像, 消除复杂背景对小目标智能检测的影响, 提高检测精度; 针对背景抑制处理后的图像进行划分, 并通过判定分析筛选出属于感兴趣区域的若干个子区域, 再展开拼接处理得到图像感兴趣区域识别结果; 结合 UavdNet 网络和 CASA 注意力机制, 对感兴趣区域图像进一步分析, 生成多尺度特征图像; 利用融合后的 Stem 模块和 ShuffleNet V2 单元对 YOLOv5 骨干网络进行重构, 建立基于深度学习的轻量化智能检测模型, 将生成多尺度特征图像输入模型中进行学习, 即可得出小目标检测结果; 经实验测试结果表明: 系统输出的智能检测结果 AP 值大于 0.9, 可以实现对小目标的准确描述。

关键词: 深度学习; 轻量化网络; 航拍图像; 背景抑制; 小目标检测; 多尺度特征

Design of an Intelligent Detection System for Lightweight UAV Aerial Small Targets Based on Deep Learning

SHI Yafeng¹, HAN Kewei¹, GAO Shulun¹, LÜ Chunlei²

(1. The 52nd Research Institute of China Electronics Technology Group Corporation, Hangzhou 310000, China;

2. Changchun Institute of Optics, Fine Mechanic and Physics, Chines Academy of Science, Changchun 130033, China)

Abstract: An intelligent detection system for lightweight unmanned aerial vehicle (UAV) aerial photography small targets based on deep learning is designed to address the false detection caused by single feature extraction and background occlusion in the process of UAV aerial photography. In terms of system hardware, a drone aerial photography device has been designed, including a flight control module, a servo gimbal video system, a ground remote control, and a handheld mobile terminal device, to ensure the stability and efficiency of image acquisition; And adopt a 2.4 GHz transmitter with high receiving sensitivity and low power consumption to design image transmission equipment, ensuring the effective transmission range and stability of images. In terms of system software, a six direction gradient decision method is used to establish a background suppression model, and a weighting function is introduced to process UAV aerial images, eliminate the influence of complex backgrounds on intelligent detection of small targets, and improve detection accuracy. Divide the image after background suppression processing, and select several sub regions belonging to the region of interest through judgment analysis. Then, splice and process the region to recognize the region of interest in the image. Combining the UavdNet network and CASA attention mechanism, further analyze the region of interest image and generate multi-scale feature images. The fused Stem module and ShuffleNet V2 unit are used to reconstruct the YOLOv5 backbone network, a lightweight intelligent detection model based on deep learning is established. The generated multi-scale feature images are input into the model for learn-

收稿日期:2025-03-07; 修回日期:2025-04-29。

作者简介:史亚锋(1977-),男,硕士,高级工程师。

引用格式:史亚锋,韩可伟,高树论,等. 基于深度学习的轻量化无人机航拍小目标智能检测系统设计[J]. 计算机测量与控制, 2025,33(9):100-108.

ing, and small object detection results can be obtained. Experimental test results show that the average precision (AP) of intelligent detection output by the system is greater than 0.9, which can achieve accurate detection of small targets.

Keywords: deep learning; lightweight network; aerial images; background suppression; small target detection; multi-scale features

0 引言

在环境监测、灾害评估、农业管理、交通监控以及影视制作等多个领域^[1],无人机航拍均展现出了巨大的应用潜力。特别是在小目标检测方面,无人机以其灵活部署、高效作业的特点^[2],能够迅速抵达指定区域,进行高空拍摄,捕捉到地面难以观测的细节,为各类应用场景提供了前所未有的数据支持^[3]。然而,无人机航拍图像往往包含复杂的背景、多变的光照条件以及小尺度目标,这些因素极大地增加了目标检测的难度^[4]。因此,面向不断增长的小目标检测要求,设计一个高效、准确且易于部署的智能检测系统,成为一项重要的研究内容。

从现有研究成果来看,文献[5]设计基于改进YOLOv3-SPP的检测系统,将DarkNet-53网络中的卷积层,融入到YOLOv3-SPP网络结构中,构建包含多尺度特征提取、多尺度特征融合等模块的目标检测模块,将现场采集图像输入模型中,借助网络模型的自适应学习能力,对图像包含的目标进行判定,生成最终智能检测结果。从实践应用结果来看,该目标检测系统具有较强的鲁棒性,但网络模型训练过程中面临着过拟合问题,使得最终检测结果AP值较低。文献[6]设计基于特征聚合与多元协同特征交互的检测系统,运用将Swin Transformer引入RetinaNet网络中,重构主干网络结构,建立具有较强全局特征提取能力的网络模型,利用该模型获取输入图像包含的特征信息后,将输出结果依次导入至SFANet网络和多元协同特征交互模板(MCFIM)中,完成小目标特征聚合和多目标协同检测,得到小目标智能检测结果。实践结果表明,该检测技术表现出较强的泛化能力,但主干网络的特征提取不充分,导致最终输出结果AP值偏低。文献[7]设计轻量级目标检测系统,以包含增强特征融合网络、高效层聚合网络的特征提取模型为基础,配合基于YOLOv7-minive算法构建的检测头,对输入图像进行多尺度判断,从而实现对图像中小目标的智能检测。应用结果表明,该检测方法实时性较高,但其不适用于某些特定的数据集或场景,导致检测结果表现出较低的AP值。文献[8]设计基于CS-YOLOv5s的小目标检测系统,将YOLOv5s网络和PANet网络结合起来,组成深层次特征提取网络框架,通过捕捉原始图像中包含的细节信息,并增强和融合细节特征,得到有助于小目标检测的特征图。将特征图输入SPDCConv网络模块中,

即可完成对航拍图像密集目标的检测。实验结果显示,该检测方法能够适应复杂背景,但面临着网络模型参数调整不当的问题,使得最终呈现出的检测结果AP值偏低。文献[9]采用多头注意力机制整合全局特征信息,提升模型对全局上下文的理解能力,增强对小目标的检测性能。过学习底层特征信息,增强小目标的特征表示,使模型在关注高层语义信息的同时,不丢失对小目标检测有用的底层细节。设计多级特征融合模块将不同层级的特征信息进行聚合,使网络能够动态调节各输出检测层的权重,从而更有效地利用全局和局部特征,提升小目标的检测精度。

在无人机航拍小目标检测领域,轻量化系统的需求极为迫切,其不仅能够降低计算成本,提高检测速度,还能够适应无人机有限的载荷和能源限制。以满足轻量化要求、解决现有检测技术的不足之处为目标,提出以深度学习为核心的轻量化智能检测系统,借助Stem模块和ShuffleNet V2网络结构,对YOLOv5网络进行重构,形成轻量化深度学习检测模型,利用其对无人机航拍图像多尺度特征信息进一步学习,即可得出满足用户要求的小目标检测结果,推动无人机技术的智能化发展。

1 基于深度学习的轻量化无人机航拍小目标智能检测系统硬件设计

该智能检测系统的硬件系统主要由无人机航拍装置与图像传输设备构成。无人机航拍装置整合飞控模块、舵机云台视频系统、地面遥控器及手持移动终端,通过地面遥控器发送指令控制飞行,并借助Wi-Fi将拍摄视频图像数据传输至手持终端。为适应复杂环境,选用耐0~40℃温度的无人机,配备低功耗电源模块,添加三轴陀螺仪稳定器、空气制动系统等确保图像清晰。图像传输设备含发射端、接收端和显示端,以2.4 GHz传输器为核心,内置功率放大器、低噪声放大器及带通滤波器,保障图像稳定、清晰传输至系统后台。

1.1 无人机航拍装置设计

无人机航拍装置是智能检测系统的重要组成硬件,其负责采集现场图像,为后续小目标检测提供基础。为了满足系统工作要求,将飞控模块、舵机云台视频系统、地面遥控器和手持移动终端设备组合起来,形成完整的无人机航拍装置,其内部结构如图1所示。

无人机航拍装置工作时,由地面遥控器中的发射单元向飞控模块发送指令,借助飞控主控制器实现飞行器的

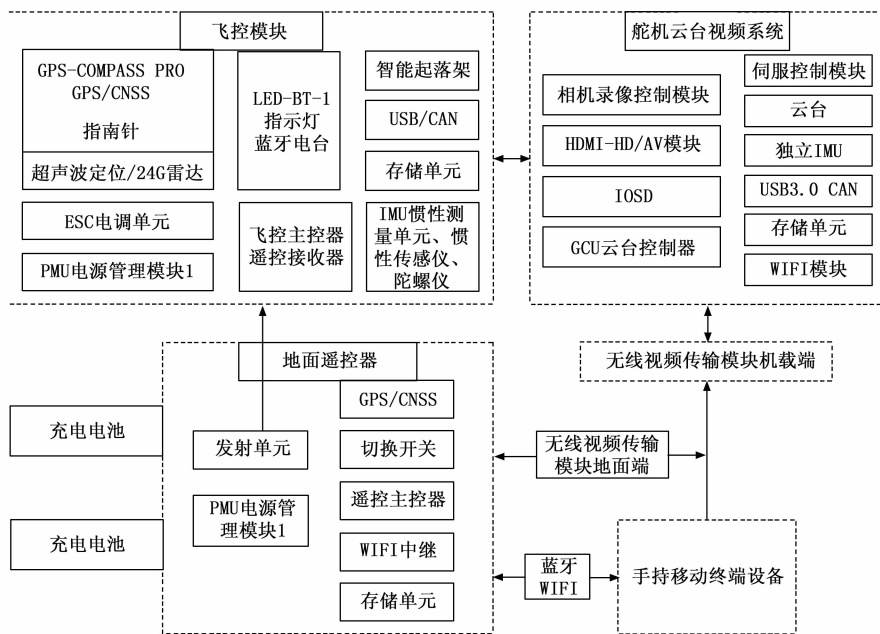


图 1 无人机航拍装置组成结构

悬停、飞行状态控制。通过 Wi-Fi 将飞控模块、舵机云台视频系统和手持终端依次连接起来，在无人机搭载相机拍摄到的视频图像数据，从存储单元转移到手持终端。

考虑到航拍工作环境复杂，选取能够在 0~40 ℃ 温度范围内正常工作的无人机，作为航拍装置的基础组成部分，其主要性能参数设计如表 1 所示，并为无人机配备具有低功耗、高效率、高纹波抑制比特点的电源模块^[10]，保证航拍图像采集工作的顺利开展。

摄像机是航拍装置中的另一个关键组成部分，其工作性能决定了航拍图像质量，从而直接影响小目标智能检测结果的准确程度。通过研究分析，最终选定禅思 Z3 一体化相机安装到无人机上，负责执行遥控器控制命令，采集不同角度的航拍图像，摄像机性能参数如表 1 所示。

表 1 无人机和摄像机性能参数

设备类型	参数项	数值
无人机	悬停精度(水平)	±0.5 m
	悬停精度(垂直)	±1.5 m
	最大水平飞行速度	16 m/s
	最大飞行海拔高度	6 000 m
	工作环境温度	0 ℃~40 ℃
	飞行时间	25 min
摄像机	影像传感器	1/2.3"CMOS
	镜头	FOV94°20 mm
	照片最大分辨率	4 000×3 000
	视频存储最大码流	60 Mbps
	工作环境温度	0 ℃~40 ℃
	图片格式	JPEG、PNG

考虑到无人机飞行过程中容易出现颠簸，为了减少飞行器振动对摄像机采集图像产生影响，在摄像机外侧添加一个三轴陀螺仪稳定器，实现对各种震动的隔离，即便无人机处于飞行状态，也可以获取清晰的航拍图像^[11]。此外，在无人机上添加空气制动系统和高精度自紧螺旋桨，当遥控人员不控制摇杆时，飞行器可以稳定运行，并在到达指定目标点后自动悬停 3 s，按照每秒 30 帧的速度采集高清静态照片。

1.2 图像传输设备设计

利用无人机航拍装置拍摄现场图像后，设计包含发射端、接收端和显示端的图像传输设备，辅助实现航拍图像向地面接收端的传输，并最终显示到系统后台上，以便系统操作人员展开后续小目标智能检测。根据图像

传输要求，将发射端和接收端内部线路结构设计为图 2。

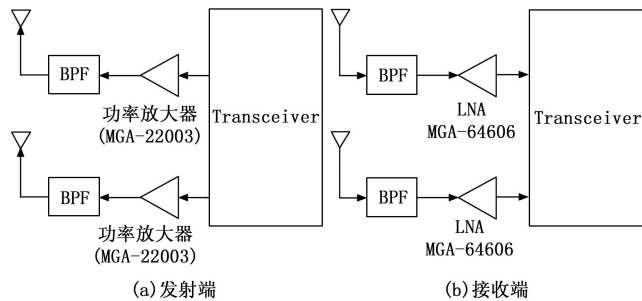


图 2 图像传输器主要结构

图像传输设备设计过程中，以具有高接收灵敏度、低功耗等特点的 2.4 GHz 传输器作为核心，确保图像有效传输范围达到 5 公里。同时，为了保证图像传输的稳定性，在图像发送端内置了 MGA-22003 功率放大器，并设置其工作频率为 2.3~2.7 GHz，在地面图像接收端添加一个具备可切换关闭和旁路功能的低噪声放大器(LNA) MGA-64606，并将噪声系数调整到最低，实现图像传输信号接收灵敏度的大幅提升。

为了解决复杂环境中无线射频干扰问题，在设计图像传输设备时，在接收端和发送端分别安装 ACFF-1024 微型化带通滤波器(BPF)^[12]，对传输信息进行两阶段的去干扰处理，保证最终呈现到终端显示屏上的航拍图像足够清晰。

2 基于深度学习的轻量化无人机航拍小目标智能检测系统软件设计

无人机航拍装置搭载的高清摄像头与精密传感器，

以及图像传输设备的高效编码与远距离传输能力, 共同构成了小目标智能检测系统的硬件支撑。然而, 要使这些硬件组件协同工作, 精准捕捉并传输航拍图像, 进而实现小目标的智能检测与识别, 就必须依赖于精心设计的软件系统。因此, 考虑基于深度学习的轻量化无人机航拍小目标智能检测系统功能要求, 展开进一步的系统软件设计。

2.1 航拍图像背景抑制处理

面向无人机航拍图像, 为了消除复杂背景对小目标检测的影响, 运用六方向梯度决策法建立背景抑制模型, 并考虑差异化信息、目标特性和邻域特征定义一个加权函数^[13], 完成基于改进加权局部对比度的背景抑制处理, 凸显图像中的小目标, 为后续小目标智能检测提供依据。以包含小目标的航拍图像为例, 通过公式 (1) 可以计算出每个像素点的梯度振幅:

$$G(x, y) = \sqrt{G'(x, y)^2 + G''(x, y)^2} \quad (1)$$

式中, (x, y) 表示无人机航拍图像中的目标像素点坐标, G 表示梯度振幅, G' 、 G'' 表示像素点在水平和垂直方向的梯度值。考虑到航拍图像中的梯度方向并不是严格指向, 在确定梯度幅值计算原理后, 采用效果最佳的六方向作判断, 绘制出图 3 所示的六方向梯度, 并计算出每个梯度方向上的像素点梯度振幅^[14], 为后续背景抑制处理提供依据。

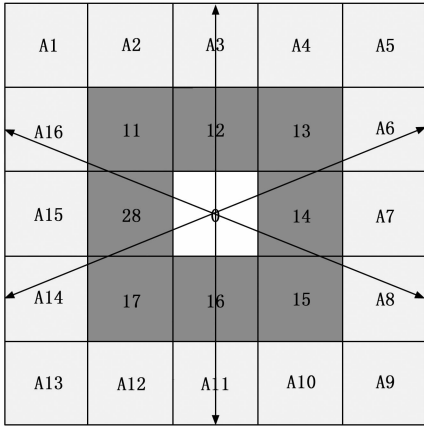


图 3 六方向梯度

根据小目标尺寸确定一个步长参数, 将其应用到梯度振幅计算过程中, 求出每个方向上的梯度振幅均值:

$$\bar{G}_j = \sum_{i=1}^{n_j} \frac{\|G_i\|^2 G(x, y)}{n_j + c} \quad (2)$$

式中, $\bar{G}$ 表示航拍图像目标像素点六方向梯度振幅均值, c 表示一个不为零的常数, j 表示梯度方向, n 表示指定梯度方向上图像块数量, i 表示图像块编号。将六方向梯度振幅均值结合起来, 配合最大梯度幅值和最小梯度值, 通过公式 (3) 可以推导出目标像素点梯度局部值:

$$\hat{G} = \begin{cases} \sum_{j=1}^6 \bar{G}_j, \frac{g'}{g''} \geq K \\ 0, \frac{g'}{g''} < K \end{cases} \quad (3)$$

式中, $\hat{G}$ 表示梯度局部值, g' 、 g'' 分别表示最大方向梯度幅值和最小方向梯度值, K 表示判断阈值。

以公式 (3) 给出的梯度局部值为基础, 定义航拍图像背景抑制数学模型为:

$$Q' = Q \times \omega(x, y) * \hat{G} \quad (4)$$

式中, Q 表示原始航拍图像的背景估计值, Q' 表示背景抑制处理后更新的图像背景估计值, ω 表示加权函数, $*$ 表示卷积运算。公式 (4) 中加权函数的确定, 需要考虑差异化信息、目标特性和邻域特征三方面内容, 具体计算过程为:

$$\omega(x, y) = Q' \max \left\{ \frac{E(x, y) \times M(x, y)}{\hat{E}(x, y) + c} \right\} \quad (5)$$

其中:

$$\begin{cases} E(x, y) = \omega(x, y) \bar{B} \\ \hat{E}(x, y) = s\{B_1, \dots, B_i, \dots, B_l\} \\ M(x, y) = \max[0, \min(\bar{B} - B_i)] \end{cases} \quad (6)$$

式中, E 、 $\hat{E}$ 分别表示目标特性和邻域特性, M 表示目标和邻域之间的差异化信息, I 表示航拍图像划分的图像块数量, B 表示图像块最大像素值与平均像素值之差, $\bar{B}$ 表示目标区域与邻域像素差值, $\max$ 表示最大值取值函数, $\min$ 表示最小值取值函数。

将加权函数代入到公式 (4) 给出的背景抑制模型中, 对小目标航拍图像中所有像素点进行卷积运算, 得到背景抑制后的航拍图像。

2.2 识别图像小目标感兴趣区域

将背景抑制后的图像划分为若干个子区域, 并确保各个子区域之间互不相交^[15], 引入假设检测理论, 对众多子目标区域进行筛选, 搜索出有意义的子区域, 将筛选出的子区域拼接起来^[16], 即可作为图像感兴趣区域识别结果。

考虑到小目标与图像背景区域之间的显著差异, 在感兴趣区域识别过程中, 将判定阈值设置为:

$$T(l) = a(l)\beta(l) + u(l)M(x, y) \quad (7)$$

其中:

$$a(l) = \frac{\ln r}{\epsilon} + \frac{\epsilon T(l)}{2} \quad (8)$$

式中, l 表示无人机航拍图像帧编号, T 表示判定阈值, a 表示一个常数, $\ln$ 表示对数函数, r 表示图像中背景像素与目标像素出现概率之比, ϵ 表示图像信噪比, β 表示图像标准差, u 表示子区域局部背景噪声均值。依托于公式 (7) 给出的判定阈值, 对无人机航拍图像中的每个子区域进行判断分析, 最终确定子区域是否属于感兴趣区域, 如公式 (9) 所示:

$$\begin{cases} \varphi_v(x, y) \geq T(l), 1 \\ \varphi_v(x, y) < T(l), 0 \end{cases} \quad (9)$$

式中, φ 表示无人机航拍小目标图像中的子区域, v 表示子区域编号。当判决公式输出结果为 1, 代表当前图像子区域属于感兴趣区域, 输出结果为 0 则表示子区域不属于感兴趣区域。通过公式 (9) 给出的判决公式对所有图像子区域进行评估, 筛选出属于感兴趣区域的子区域。

针对每一个筛选出的子区域进行标记和记录, 以此来描述每个子区域的位置、大小以及可能的形状等特征信息^[17], 根据这些信息识别相邻的子区域, 并将它们分为一组, 以便在拼接时考虑它们的相对位置。对于相邻的子区域, 需要考虑其形状和大小, 确定对应的拼接方式。如果子区域形状规则且大小相近, 可以在对齐子区域图像边界后, 直接进行拼接。如果子区域形状不规则或大小差异较大, 可能需要通过图像变换 (如缩放、旋转或仿射变换) 来匹配它们的形状和大小^[18], 再完成图像感兴趣区域拼接处理。

2.3 提取航拍图像多尺度特征信息

结合 UavdNet 网络和 CASA 注意力机制^[19], 对识别到的感兴趣区域图像进行分析, CASA 机制能够同时关注特征图的通道和空间维度, 从而更有效地提取和利用图像中的关键信息。具体步骤如下。

1) UavdNet 网络的构建: 针对 MobileNetV3 网络进行深度重构与优化^[20], 调整原有网络结构的层数、特征图的大小, 得到可以适应无人机航拍图像小目标检测需求的 UavdNet 网络, 将感兴趣区域图像输入网络中, 通过改变特征图分辨率和感受野, 捕捉原始图像中包含的多尺度特征信息。

2) CASA 注意力机制的引入: 为了进一步提升小目标检测的准确性, 在 UavdNet 网络中引入了改进后的通道空间融合注意力机制 CASA。CASA 机制在维持通道注意力算法优势的基础上, 巧妙地融合了空间注意力机制, 实现了对特征图通道和空间维度的双重关注^[21]。

3) CASA 注意力模块的计算结构: 其具体计算结构如图 4 所示。

如图 4 所示, UavdNet 网络提取出的图像特征信息输入 CASA 注意力模块后, 会完成空间信息和通道信息的自动划分, 并将两类信息分别注入空间注意力模块和通道注意力模块中。

4) ROI 拼接的实现: 在空间注意力模块中, 执行平均池化运算、最大池化运算, 这两种池化操作旨在压缩空间尺寸, 生成两个不同维度的特征图像, 便于后续学习空间特征。通过全局池化将特征图的每个通道压缩为一个值, 而平均池化则计算每个通道内所有元素的平均值, 两种池化操作输出充分体现了图像中包含的关于

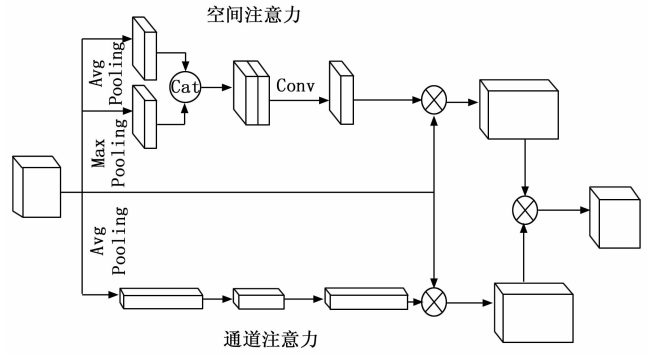


图 4 CASA 注意力模块

空间位置的全局和平均信息^[22]。将全局池化和平均池化的结果按照通道维度进行拼接, 可以形成一个维度是通道数两倍的新特征图^[23], 再对拼接后的特征图进行卷积操作, 生成公式 (10) 所示的空间注意力权重矩阵:

$$\mathbf{R} = a(l)C\{p[\mu(X), m(X)]\} \quad (10)$$

式中, $\mathbf{R}$ 表示空间注意力权重矩阵, C 表示卷积运算函数, p 表示拼接函数, X 表示基于 UavdNet 网络提取出的多尺度特征图, μ 表示平均池化操作, m 表示最大池化操作。ROI 拼接部分通过特征点匹配结合图像配准算法实现形状匹配和变换。

5) 空间与通道注意力模块的输出融合: 通道注意力模块接收到特征图中的通道信息后, 通过全局池化操作将每个通道的空间维度 (即高度和宽度) 压缩为一个单一的值, 从而得到一个与通道数相同的向量, 该向量可以被视为每个通道的全局特征描述^[24]。在该模块中添加两个全连接层来学习通道之间的关系, 第一个全连接层的输入是全局池化得到的向量, 第二个全连接层的输入是第一个全连接层输出结果, 二者的输出皆是与输入通道数相同的权重向量, 如公式 (11) 所示:

$$\mathbf{R}' = RHF_2[UF_1\mu(X)] \quad (11)$$

式中, $\mathbf{R}'$ 表示通道注意力权重矩阵, H 表示激活函数 (h-swish), F_1, F_2 表示两个全连接层, U 表示激活函数 (Relu)。针对空间注意力模块和通道注意力模块输出结果进行加权运算, 即可获取最终输出特征:

$$X' = X \times \mathbf{R}(X) \oplus X \times \mathbf{R}'(X) \quad (12)$$

式中, X' 表示 CASA 注意力模块输出特征图, $\oplus$ 表示加权运算。

2.4 基于深度学习生成轻量化小目标智能检测结果

在深度学习领域选用 YOLOv5 网络, 配合 Stem 模块和 ShuffleNet V2 单元模块, 构建图 5 所示的深度学习轻量化网络模型, 将感兴趣区域图像多尺度特征提取结果输入其中, 通过网络卷积运算可以输出小目标智能检测结果。

如图 5 所示, 将 Stem 模块和 ShuffleNet V2 单元,

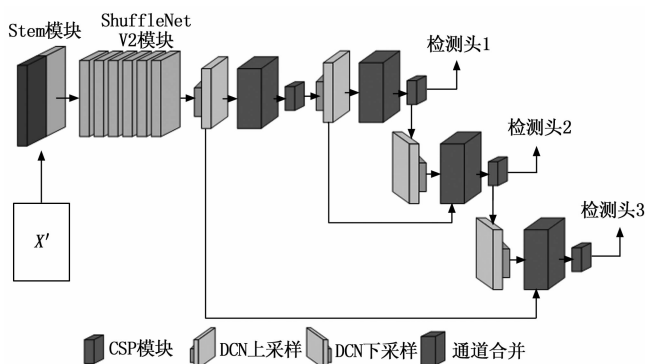


图5 深度学习轻量化网络模型

引入到常规深度学习 YOLOv5 网络结构中, 替换原始 YOLOv5 骨干网络中的卷积模块和 CSP 模块堆叠结构, 保证较高特征提取能力的同时, 降低了网络的计算和内存消耗, 使小目标智能检测网络模型表现出轻量化特点^[25]。重构后的轻量化模型参数量为 5.2 M, 相比原始 YOLOv5s 的 7.3 M 减少了约 29%, FLOPs 为 12.6 G, 相比原始的 18.4 G 减少了约 31%; 推理速度在 GPU 上达到 65 FPS, 相比原始的 58 FPS 有所提升。这些数据表明, 重构后的模型在保持较高特征提取能力的同时, 确实实现了轻量化, 降低了计算和内存消耗。将提取航拍图像多尺度特征信息输入到深度学习轻量化网络模型中, 并展开卷积操作, 在不改变输入特征图通道维度的情况下, 针对特征图中的每个元素进行卷积运算, 即可得到:

$$\mathbf{Y}(\tau) = \sum_{z=1}^S w(z) \times X'(\bar{z} + z) \quad (13)$$

式中, $\mathbf{Y}$ 表示深度学习轻量化网络卷积运算输出向量, τ 表示目标元素, S 表示卷积核的采样网格点数量, z 表示网格点位置, $\bar{z}$ 表示初始网格点, w 表示权重系数。考虑到无人机航拍图像小目标检测过程中的像素变换误差, 在卷积运算过程中引入一个偏移量, 将公式 (13) 扩展为公式 (14):

$$\mathbf{Y}'(\tau) = \sum_{z=1}^S w(z) \times X'(\bar{z} + z + \Delta P) \quad (14)$$

式中, ΔP 表示偏移量。将偏移量看做一个微小的浮点型偏移量, 运用双线性插值运算思想, 可以将输入特征表示为:

$$\mathbf{X}''(z) = \sum_{q=1}^N \lambda(q, z) \times \mathbf{Y}'(\tau) \quad (15)$$

式中, $\mathbf{X}''$ 表示双线性插值运算后输出的特征向量, N 表示输入特征图空间区域, q 表示特征点位置, λ 表示双线性插值卷积核。按照上述卷积运算原理, 完成 DCN 上采样卷积运算、DCN 下采样卷积运算, 从航拍图像对应的多尺度特征图中识别到小目标的形状、大小和位置, 通过通道合并运算将这些有效特征汇总起来, 模拟

具体的小目标分布场景, 最终借助 3 个检测头得出无人机航拍小目标智能检测结果, 作为系统输出。

3 系统测试

在基于深度学习的轻量化无人机航拍小目标智能检测系统设计圆满完成后, 进行系统测试的目的在于全面验证该系统的性能、稳定性、实用性及适应性, 确保其在实际应用场景中能够满足预期的监测需求。这一测试环节不仅是研发流程中的重要一环, 更是将科研成果转化为实际应用的关键步骤。

在无人机航拍场景下, 小目标的检测精度受到多种因素的影响, 如光照条件、背景复杂度等。通过系统测试分析, 可以需要评估其在不同环境条件下的目标识别准确率, 以确保其在实际应用中能够提供可靠的检测结果。这要求测试数据集应涵盖多种实际场景, 包括不同天气、时间段和复杂背景, 以全面评估系统的泛化能力。

在实际应用中, 系统的稳定性也是重要关注点。通过长时间的连续测试, 反映系统在不同工作条件下的稳定性表现, 发现并解决潜在的故障点, 确保系统在实际应用中能够持续稳定运行。

同时, 测试还需要关注系统的易用性和适应性。易用性方面, 系统应提供直观、简洁的操作界面, 方便用户快速上手和使用。适应性方面, 系统应能够支持多种无人机平台和不同类型的摄像头, 以适应不同用户的需求和场景。通过测试, 我们可以收集用户的反馈意见, 对系统进行必要的优化和改进, 提升用户体验。

3.1 搭建系统测试环境

在系统测试环境的搭建过程中, 充分考虑了无人机对于载重与体积的严格要求, 选择了一款定制的系统开发板作为核心硬件平台。这款系统开发板的设计紧凑且高效, 其尺寸为 90 毫米乘以 96 毫米, 四角配备了符合 PC104 工业板标准的机械安装孔, 便于在无人机上进行固定安装。开发板的核心是 Xilinx Kintex7 系列的 XC7K410TFBG676 FPGA 芯片, 这款主控芯片具有强大的处理能力和低功耗特性, 是实现系统小目标检测算法的理想选择。为了满足数据处理和存储的需求, 开发板上集成了四片 DDR3 芯片, 这些芯片不仅提供了充足的数据存储空间, 还确保了数据的高速访问, 为实时目标检测计算提供了有力支持。在视频信号的输入输出方面, 开发板配备了 SiI9013 解码芯片和 SiI9134 编码芯片, 它们通过 HDMI 连接器与外部设备相连, 实现了高清视频信号的流畅传输。

为了验证算法的有效性和系统的性能, 在系统测试环境搭建过程中, 选择 OpenCV 作为算法验证的软件平台。OpenCV 是一个功能强大的计算机视觉库, 可以提供丰富的图像处理和计算机视觉算法, 并且支持多种编

程语言,包括 C、C++、Python、Matlab 等,能够辅助不同开发环境中对系统软件的验证和优化。同时,OpenCV 还具有良好的跨平台性,能够在 Linux、Windows、Mac OS 等多种操作系统上运行,为后续测试工作提供了极大的便利。

结合上述软硬件平台,完成一个面向旋翼式无人机航拍的小目标智能检测系统。该系统通过航拍装置上的摄像头采集高清视频,并使用图像传输设备将视频回传到机载电脑上。在机载电脑上,有事先开发和优化后的目标检测算法。这些算法对接收到的航拍视频进行处理,即可实现了对小目标的实时检测和跟踪。同时,系统还能够将检测结果回传到地面站进行进一步的处理和分析。

在系统测试环境中,参考上文给出的系统设计内容成功搭建基于深度学习的轻量化无人机航拍小目标智能检测系统,为后续的研究和应用提供了坚实的基础。

3.2 系统验证结果

在验证系统实践应用性能时,规划出一个包含高速道路和居民区的真实场景,作为研究区域。利用无人机航拍装置,面向该场景采集大量航拍数据,通过挑选最终保留 26 000 张航拍图像组成数据集,数据集中的航拍影像采集时间从白天持续到黑天,图像背景也从简单到复杂,将其应用到系统性能验证过程中,能够全方面评估系统应用效果。

面向 26 000 张航拍图像,将其中 19 000 张图像划分出来,用来训练多尺度特征提取网络模型和深度学习轻量化网络模型,将模型性能调整到最优。再将剩余的 7 000 张图像组成测试集,应用到无人机航拍小目标智能检测系统性能验证过程中。系统运行过程中,以测试集内任意四张航拍图像为例,通过感兴趣区域识别后,可以准确描述小目标所在区域,如图 6 所示。

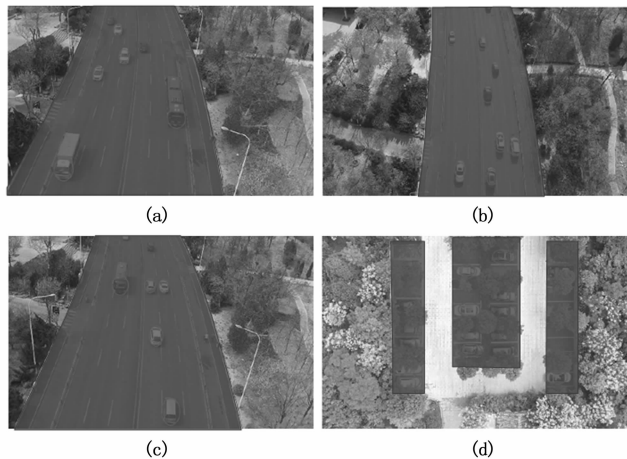


图 6 航拍图像感兴趣区域提取结果

提取结果,从系统显示结果来看,面向不同场景、不同光照条件的航拍图像,系统操纵后均可以准确揭示小目标(车辆)所在空间区域,为后续航拍小目标智能检测提供了丰富的依据。

考虑深度学习轻量化网络模型学习要求,在系统参数设置界面,将网络超参数设置为表 2。

表 2 深度学习轻量化网络超参数

参数名称	参数值
初始学习率	0.01
动量因子	0.937
权重衰减因子	0.000 5
批次大小	16/256
卷积核大小	3×3
卷积核数量	64
激活函数	ReLU
步幅	1
填充	Same

除了表 2 给出的基础参数外,应用深度学习轻量化网络模型完成小目标检测时,还需要设置两个与损失函数相关的影响因子(α 、 δ),这两项参数的取值结果会对系统输出的小目标智能检测结果产生直接影响。在获取多次网络训练统计结果后,可以生成图 7 所示的参数投影结果。

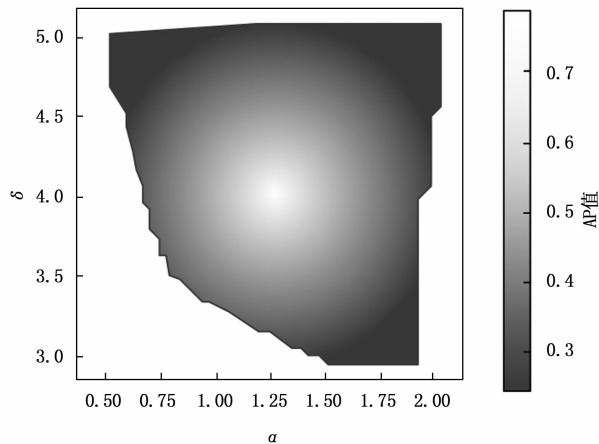


图 7 参数投影结果

从图 7 可以看出,当参数 α 取值范围在 1.0~1.5 之间,参数 δ 取值范围在 3.5~4.5 之间时,模型输出的检测结果 AP 值最高,在系统验证过程中,将参数调整到这一范围内,有利于提升系统检测质量。

在训练好的深度学习轻量化网络模型的辅助下,系统可以完成小目标智能检测,最终呈现出图 8 所示的检测结果。

从图 8 可以看出,基于深度学习的轻量化智能检测系统应用后,可以根据要求对无人机航拍图像中所有小

图 6 中黑色区域,就是无人机航拍图像感兴趣区域

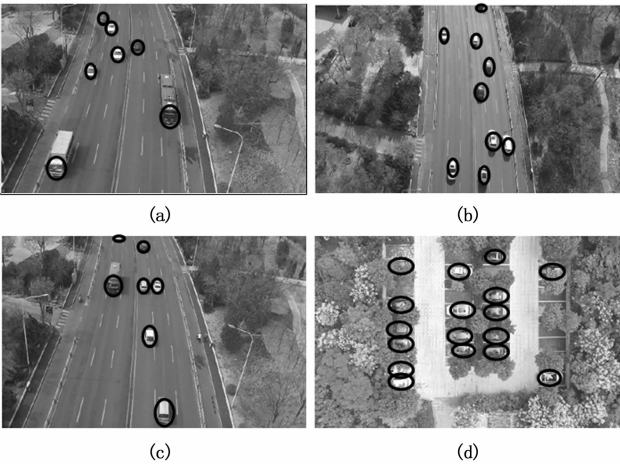


图 8 小目标检测结果

目标进行检测，且检测结果并未出现错误和遗漏，这表明新设计智能检测系统的有效性。

3.3 检测系统性能分析

在系统性能验证结束后，为了评估系统应用性能，选择 AP（平均精度）作为指标，其对应的数学计算公式为：

$$\psi = \frac{1}{M} \sum_{\vartheta=1}^M \bar{\omega}(\vartheta) \times \Delta \zeta(\vartheta) \tag{16}$$

式中， ψ 表示 AP（平均精度）指标值， M 表示系统输出的小目标智能检测结果中正样本总数， ϑ 表示样本编号， $\bar{\omega}$ 表示样本被判断为正样本时的准确率， $\Delta \zeta$ 表示从上一个样本到当前样本召回率的变化量。

将文献 [5] 系统和文献 [6] 系统作为对比系统，应用公式 (16) 对系统验证结果进一步分析，明确样本数量不断增长的情况下，不同系统检测结果 AP 值变化，如图 9 所示。

由图 9 给出的统计结果来看，当待检测样本数量从 200 张增长至 7 000 张，对比系统的 AP 值在 0.88 ~ 0.92 之间，而设计系统输出的检测结果 AP 值呈现出下降趋势，但始终未低于 0.9。这一测试结果表明，应用了深度学习算法的智能检测系统在小目标检测方法具有优越性，可以将无人机航拍图像中的小目标准确检测出来。

为了进一步分析本文方法的计算复杂度，测试不同方法的运行时间，结果如图 10 所示。

由图 10 可知，不同系统的运行时间均在 200 ms 以下，但设计系统的运行时间最低，且 5 次实验中均低于 50 ms，证明设计系统的运行复杂度更低。这是因为设计系统通过多尺度特征提取网络模型和深度学习轻量化网络模型进行特征提取和卷积运算，由于模型是轻量化的，因此特征提取和卷积运算的计算复杂度也相对较低。

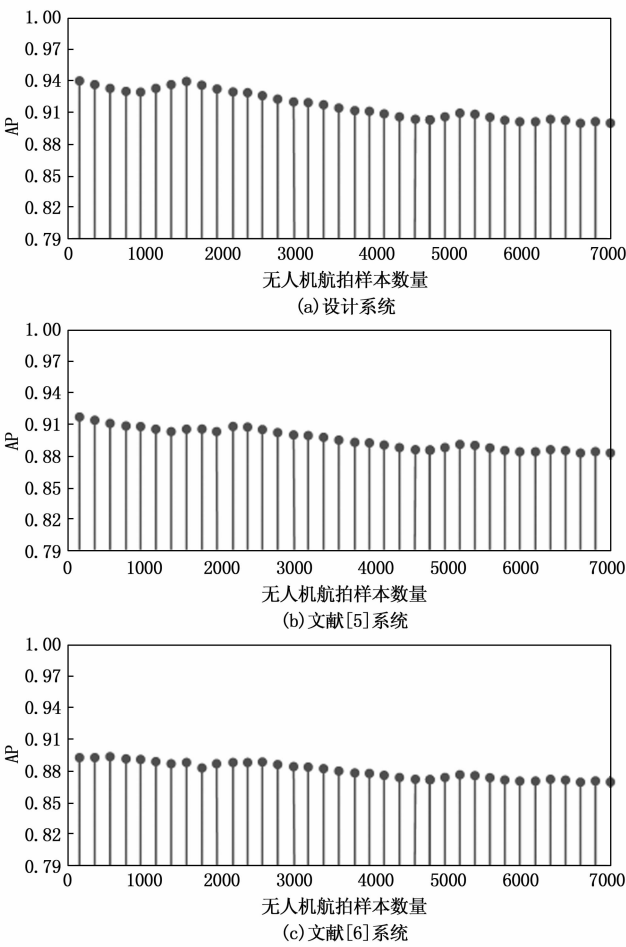


图 9 不同样本数量下不同系统检测结果 AP 值变化

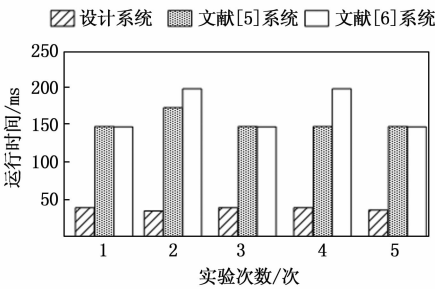


图 10 不同方法的计算复杂度

通过消融实验验证深度学习轻量化网络中各模块对小目标检测性能的贡献，分析不同模块对系统检测精度（AP 值）的影响。结果如表 3 所示。

表 3 消融实验分析

不同模型	AP 值
基准模型	0.78
SE 注意力	0.81
自定义注意力	0.85
设计系统模型	0.96

由表 3 可知, 添加注意力机制可显著提升 AP 值, 表明注意力机制能有效增强模型对小目标的特征提取能力。自定义注意力机制在 AP 值上优于 SE 模块, 且在检测速度和参数量之间取得了较好的平衡。注意力机制和激活函数的选择对小目标检测性能有显著影响, 其中设计系统模型的测试效果最佳。

4 结束语

在无人机航拍技术迅速发展背景下, 基于的轻量化无人机航拍小目标智能检测系统设计, 无疑为解决复杂场景下小目标检测难题提供了一种创新且高效的途径。通过精准定位感兴趣区域, 有效减少了无关信息的干扰, 提升了检测效率。同时, UavdNet 网络的多尺度特征提取能力使得系统能够在不同尺度上捕捉目标的细节信息, 增强了检测的准确性和鲁棒性。深度学习轻量化网络的应用不仅降低了模型的计算复杂度, 还减少了资源消耗, 使得该系统在资源受限的无人机平台上也能实现实时检测。这一特性极大地拓展了无人机航拍小目标检测的应用场景, 从环境监测、灾害救援到交通管理等领域, 都将受益于这一技术的突破。

参考文献:

- [1] 梁 刚, 赵良军, 宁 峰, 等. 基于可变形卷积与注意力的无人机航拍车辆目标检测算法 [J]. 现代电子技术, 2024, 47 (23): 138-146.
- [2] 宁 涛, 付世沫, 常 青, 等. 基于改进 YOLOv5s 的无人机航拍图像目标检测 [J]. 电光与控制, 2024, 31 (12): 41-47.
- [3] 陈海燕, 毛利宏. 一种改进的基于 YOLOv5s 的轻量化航拍目标检测模型 [J]. 计算机科学, 2024, 51 (S2): 475-482.
- [4] 湛海云, 肖章勇, 郭 勇, 等. 基于改进 YOLOv8s 的无人机航拍目标检测算法 [J]. 电光与控制, 2024, 31 (12): 55-63.
- [5] 刘永峰, 沈延安, 韦 哲, 等. 基于改进 YOLO_v3-SPP 的无人机图像目标检测系统与实现 [J]. 弹箭与制导学报, 2022, 42 (5): 32-37.
- [6] 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.
- [7] LIU Y, MA D, WANG Y. Lightweight multi-target detection algorithm for unmanned aerial vehicle aerial imagery [J]. Journal of Applied Remote Sensing, 2023, 17 (4): 046505.1-046505.17.
- [8] 翁俊辉, 成 乐, 黄曼莉, 等. 基于 CS-YOLOv5s 的无人机航拍图像小目标检测 [J]. 电子测量技术, 2024, 47 (7): 157-162.
- [9] 李利霞, 王 鑫, 王 军, 等. 基于特征融合与注意力机制的无人机图像小目标检测算法 [J]. 图学学报, 2023, 44 (4): 658-666.
- [10] 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.
- [11] 周 璇, 葛 琦, 邵文泽. 高分辨率特征增强的无人机航拍小目标检测 [J]. 数据采集与处理, 2024, 39 (4): 908-921.
- [12] 付天怡, 杨本翼, 董红斌, 等. 基于深度重塑的航拍目标检测增强网络 [J]. 模式识别与人工智能, 2024, 37 (7): 652-662.
- [13] 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.
- [14] 蒋 伟, 王万虎, 杨俊杰. AEM-YOLOv8s: 无人机航拍图像的小目标检测 [J]. 计算机工程与应用, 2024, 60 (17): 191-202.
- [15] 王晓宇, 张丽辉, 赵辉, 等. 改进 YOLOv7 的无人机图像小目标检测算法 [J]. 电光与控制, 2024, 31 (12): 8-13.
- [16] 颜豪男, 吕伏, 冯永安. 特征级自适应增强的无人机目标检测算法 [J]. 计算机科学与探索, 2024, 18 (6): 1566-1578.
- [17] 雷帮军, 余 翱, 吴正平, 等. 基于位置感知和跨层特征融合的航拍小目标检测算法 [J]. 电子测量技术, 2024, 47 (5): 112-123.
- [18] 刘砚菊, 王雪梅, 宋建辉, 等. 基于改进 RetinaNet 的轻量化航拍目标检测方法 [J]. 火力与指挥控制, 2024, 49 (9): 76-82.
- [19] 肖振久, 吴正伟, 张杰浩, 等. 自适应前景聚焦无人机航拍图像目标检测 [J]. 光电工程, 2024, 51 (9): 108-122.
- [20] 潘 翔, 陈前斌, 黄 昂, 等. 基于改进 YOLOX 的无人机航拍图像小目标检测算法 [J]. 南京邮电大学学报 (自然科学版), 2024, 44 (1): 90-100.
- [21] 郑台台, 曾九孙. 基于注意力机制的深度学习坐姿检测识别 [J]. 计算机仿真, 2024, 41 (12): 302-307.
- [22] 王春艳, 张成谦, 王 祥, 等. 改进 YOLOv7-tiny 网络的多尺度无人机航拍小目标检测 [J]. 测绘科学, 2023, 48 (11): 189-199.
- [23] 邓天民, 程鑫鑫, 刘金凤, 等. 基于特征复用机制的航拍图像小目标检测算法 [J]. 浙江大学学报 (工学版), 2024, 58 (3): 437-448.
- [24] 杨秀娟, 曾智勇. 基于 YOLOv5 的无人机航拍改进目标检测算法 Dy-YOLO [J]. 福建师范大学学报 (自然科学版), 2024, 40 (1): 76-86.
- [25] 党宏社, 高宛蓉, 孟饶辰, 等. 融合多尺度特征的轻量级航拍目标检测算法 [J]. 电子测量技术, 2024, 47 (16): 92-99.