

# 基于改进 Yolov5n 的无人机对地面军事目标识别算法

王乾胜<sup>1</sup>, 展勇忠<sup>2</sup>, 邹宇<sup>3</sup>

(1. 中北大学 信息与通信工程学院, 太原 030051; 2. 湖南云箭集团有限公司, 长沙 410100;  
3. 内蒙航天动力机械测试所, 呼和浩特 010076)

**摘要:** 针对目前主流的目标检测算法在真实航拍战场数据背景下识别精度低、误检率与漏检率高等问题, 对 Yolo 目标识别算法进行了研究, 提出一种基于改进 Yolov5n 的轻量化航拍军事目标检测模型; 首先, 采用 ECA 注意力机制与主干网络 C3 模块融合, 以解决航拍图像背景复杂且存在相似目标干扰问题; 其次, 引入归一化高斯瓦斯坦距离 (NWD) 代替 CIoU 损失函数, 提高对模糊小目标的检测识别; 最后, 采用 GSConv 轻量化卷积代替标准卷积, 减轻模型重量; 经过实验测试, 改进后的算法模型平均检测精度达到 81.5%, 提升 0.9 个百分点, 模型大小为 3.4 MB, 减轻 0.4 MB, 识别速度为每秒 113 帧; 实验结果表明该模型在轻量化的同时保持着高精度的航拍军事目标检测。

**关键词:** ECA; NWD; GSConv; 军事目标识别; Yolov5n

## Recognition Algorithm for UAV Ground Military Targets Based on Improved Yolov5n

WANG Qiansheng<sup>1</sup>, ZHAN Yongzhong<sup>2</sup>, ZOU Yu<sup>3</sup>

(1. College of Information and Communication, North University of China, Taiyuan 030051, China;  
2. Hunan Yunjian Group Co., Ltd., Changsha 410100, China;  
3. Inner Mongolia Aerospace Power Mechanical Testing Institute, Hohhot 010076, China)

**Abstract:** In response to low recognition accuracy, high false detection rate and missed detection rate of mainstream target detection algorithms in real aerial battlefield data backgrounds, research was conducted on the Yolo target recognition algorithm, and a lightweight aerial military target detection model based on improved Yolov5n was proposed; Firstly, the efficient channel attention (ECA) mechanism is integrated with the C3 module of the trunk network to solve the interference from complex backgrounds and similar targets in aerial images; Secondly, the normalized Gaussian Wasserstein distance (NWD) is introduced to replace the CIoU loss function, improving the detection and recognition of fuzzy small targets; Finally, the GSConv lightweight convolution is used to replace standard convolution to reduce the weight of the model; After experimental testing, the improved algorithm model reaches an average detection accuracy of 81.5% and improves 0.9 percentage points, with the model size of 3.4 MB, reduction of 0.4 MB, and recognition speed of 113 fps; Experimental results show that the model has high accuracy in aerial military target detection while being lightweight.

**Keywords:** ECA; NWD; GSConv; military target recognition; Yolov5n

## 0 引言

近年来, 随着科学技术的不断发展, 无人机相关的研发技术越来越成熟, 通过无人机拍摄图片、视频的数量与质量也不断提升。无人机的飞行高度高、拍摄视角广的特点使其拥有较宽的视野, 其行动方便, 操作简单, 在各个领域中都得到广泛的应用<sup>[1]</sup>。在军事领域, 操控无人机侦查战场情况、监视地面目标成为智能化作战的重要部分, 通过无人机上的摄像头、运算器对地面军事目标进行精准自动识别追踪, 及时为作战人员提供地面军事目标的类别、位置、数量等信息, 对作战人员的战场信息感知以及为指

挥者进行远程指挥具有重要的实际意义<sup>[2]</sup>。

目前主流的目标检测识别算法是基于深度学习的目标检测, 深度学习算法分为两大类: 一类为两阶段目标检测算法; 另一类为单阶段目标检测算法<sup>[3]</sup>。两阶段目标检测算法将检测划分为两个阶段, 先产生候选区域, 生成候选框, 然后对这些候选框进行分类和定位, 这种方法检测精度高, 但检测速度较慢, 难以满足对军事目标的实时性检测需求; 而单阶段目标检测算法不需要产生候选区域, 模型权重小、识别速度快, 适用于军事目标的快速检测识别, 在军事领域应用广泛<sup>[4]</sup>。

收稿日期: 2024-01-23; 修回日期: 2024-02-21。

作者简介: 王乾胜(2000-), 男, 硕士研究生。

引用格式: 王乾胜, 展勇忠, 邹宇. 基于改进 Yolov5n 的无人机对地面军事目标识别算法[J]. 计算机测量与控制, 2024, 32(6): 189-197, 226.

无人机航拍识别采用俯视视角拍摄，飞行高度不定且目标方向随时会变化，采集到的图像范围大小不一，飞行高度越高，地面小目标的含量越高，识别难度越大，在地面上拍摄的图像和一般的识别算法不适用于无人机识别<sup>[5]</sup>；同时，随着深度学习的不断发展，深度学习算法网络模型的识别精度在不断提升，但是伴随着网络复杂度不断提升、计算量不断上升、模型权重文件越来越大，复杂的网络模型难以实际部署到无人机等便携式设备上<sup>[6]</sup>，因此，需要将识别模型进行轻量化以便于移植到嵌入式设备中。针对此类问题，多位学者进行了研究，乔梦雨等人<sup>[7]</sup>在 2020 年在轻量级 MobileNet 网络基础上插入 ELU 函数作为激活函数，改进后的算法对陆战场军事目标检测精度与识别速度均超过主流的轻量级目标检测算法；刘康等人<sup>[8]</sup>在 Yolov5 基础上加入通道-空间注意力机制提升目标特征提取能力、改进  $\alpha$ -CIoU 损失函数作为边界框损失函数，使精度提升 6.4%；邱昊等人<sup>[9]</sup>在 Yolov5n 基础上引入轻量通道注意力提高网络对特征图有效信息的提取，加入自适应空间特征融合模块、再使用 EIoU 损失函数加快收敛速度并提高检测精度，改进后的精度提升 6.1 个百分点；牛为华等人<sup>[10]</sup>在 Yolov7 基础上，将小目标检测层融入聚合网络结构中并在主干网络中融合通道-空间注意力机制，引入 SIoU Loss 定位损失函数使模型精度提升 2.8%；付锦葵等人<sup>[11]</sup>用一种通道特征部分卷积替换头部颈部的卷积模块，嵌入 CAM 加强对深层特征细节感知能力使得对小目标检测精度提升 8.7%。

针对在复杂背景下无人机对地面军事目标识别精度低、检测速度慢、难以部署的问题，本文提出一种基于改进 Yolov5n 网络模型的地面军事目标识别算法。在 Yolov5n 的基础上先融入 ECA（Efficient Channel Attention）注意力机制，提升网络对军事目标特征提取的能力；之后使用 NWD（Normalized Wasserstein Distance）替换原先的 CIoU 损失

函数，以提升模型对地面小目标的识别能力；最后使用轻量级卷积 GSConv 代替标准卷积，在几乎不损失精度的情况下降低计算成本与权重大小，提高了模型的识别效率。

### 1 Yolov5n 网络结构

Yolov5 算法主要包含 YOLOv5l、YOLOv5m、YOLOv5s、Yolov5n 共 4 个网络模型，其中 Yolov5n 相较于其他 3 个模型体积最小，检测速度最快，本文选用 Yolov5n 算法作为地面军事目标识别的基础网络模型。Yolov5n 网络模型结构如图 1 所示。

Yolov5n 输入端采用的是 Mosaic 数据增强<sup>[12]</sup>对输入的军事目标图片进行预处理。Mosaic 数据增强按照随机缩放、随机裁剪、随机拼接的方式进行图片重组，这种方式增强了军事目标数据集的丰富性，且一定程度上小幅提升了对小目标的识别能力。

主干网络主要是由 Conv、C3 和 SPPF（Spatial Pyramid Pooling Fast）3 个模块组合而成，主要对输入的军事图片进行特征提取。Conv 表示卷积层；C3 模块是由标准卷积模块和瓶颈模块（Bottleneck）组成，将 C3 模块应用于网络中可以增强卷积网络对地面军事目标图片的学习，提高提取图片中军事目标特征的能力；空间金字塔池化模块（SPP，spatial pyramid pooling）主要由 3 个不同大小内核的最大池化层组成，而 SPPF 指定一个卷积核，每次池化后的输出会成为下一次池化的输入，速度比 SPP 更快<sup>[13]</sup>，从而提升模型整体的运行效率，还可实现特征图自适应尺寸输出。

Neck 的作用主要增强网络中的特征融合能力。Head 主要负责对主干网络中提取到的军事目标的特征图进行多尺度的目标检测识别，采用的是 CIoU Loss 作为损失函数。

### 2 改进的 YOLOv5n 地面军事目标识别算法

#### 2.1 改进后的网络结构

在使用 Yolov5n 网络对地面军事目标进行识别检测时，

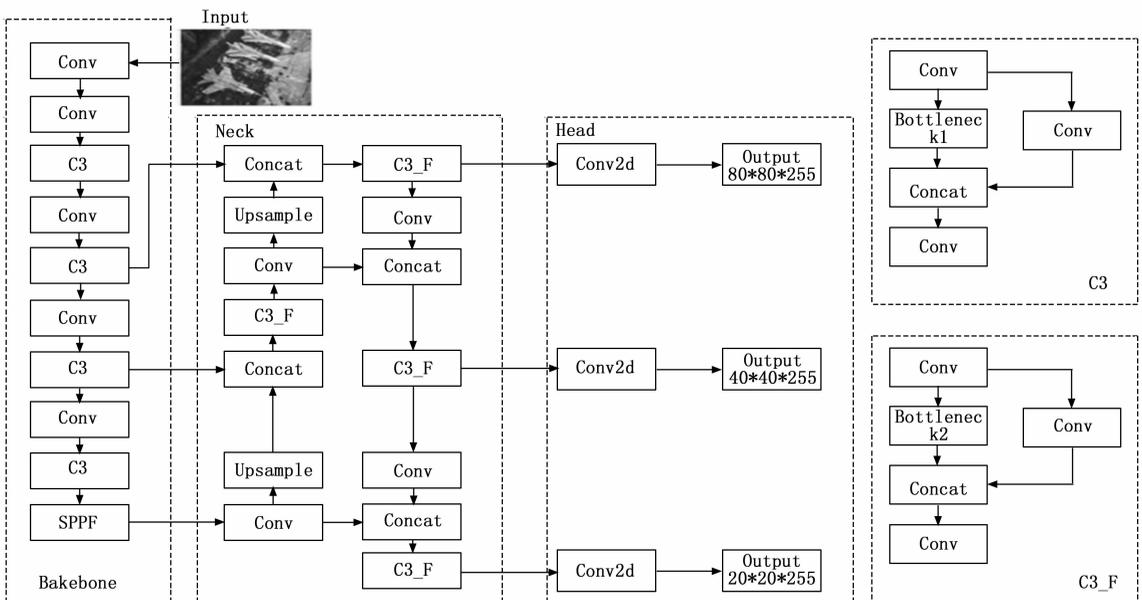


图 1 YOLOv5n 网络结构图

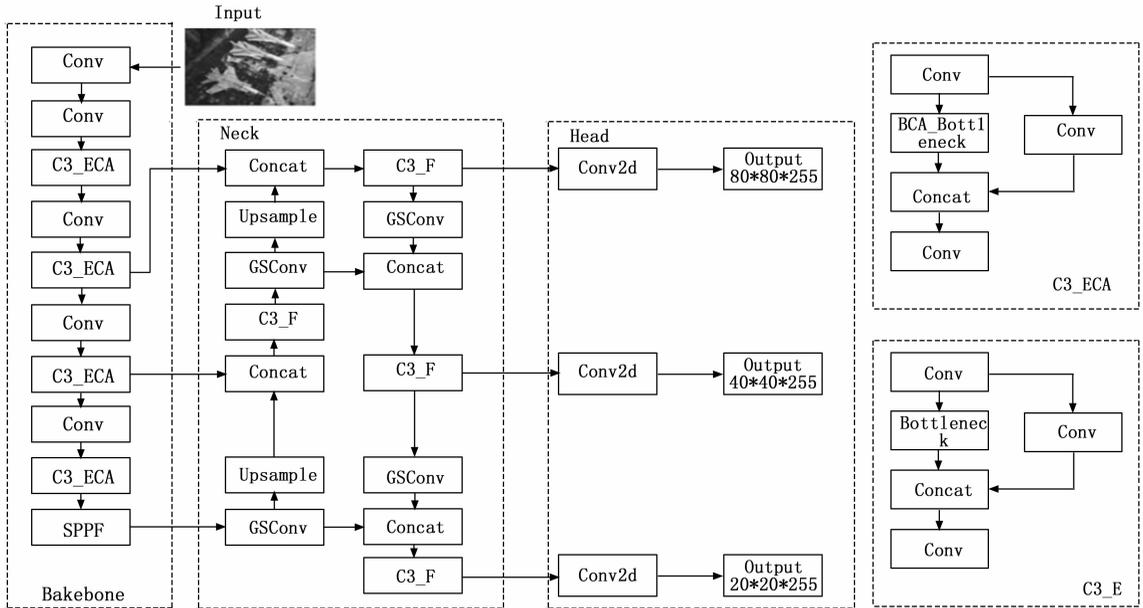


图 2 改进后的网络结构图

存在 3 个问题: 网络对图像中模糊小目标的检测能力弱; 网络对一些复杂背景下的军事目标识别精度低; 移植网络模型到无人机需要较小的模型权重。针对以上问题, 采用 ECA 注意力机制与 C3 模块融合提升网络在复杂背景下对军事目标的识别精度; 使用 NWD 替换损失函数以提高网络对模糊小目标的检测能力; 最后采用 GSConv 轻量化卷积来对模型进行轻量化改进, 降低网络的权重大小。改进后的网络结构如图 2 所示。

### 2.2 ECA 注意力机制

注意力机制是强化特征信息以提高识别精度的结构。它会对地面军事目标图像不同的区域赋予不同的权重来表示特征信息不同的重要程度, 对于坦克、士兵、战机等目标给予更高的关注度, 使模型在面对复杂的战场环境中选择性关注军事目标, 减少冗余和数据噪声干扰, 提高对一些模糊目标识别的准确性。常见的注意力机制有 CA (Coordinate Attention)<sup>[14]</sup>、CBAM (Convolutional Block Attention Module)<sup>[15]</sup>、SE (Squeeze and Excitation)<sup>[16]</sup>、ECA<sup>[17]</sup> 等。其中 ECA 注意力机制在几乎没有增加计算量的情况下识别精度却有提升, 在主干网络的 C3 模块中融入 ECA 注意力机制来增强模型对军事目标特征的敏感程度, 提升识别精度。ECA 模块的结构如图 3 所示。

ECA 模块首先对输入维度为  $H \times W \times C$  的特征图像  $X$  通过全局平均池化 (GAP, global average pooling) 操作得到  $1 \times 1 \times C$  大小的聚合特征, 其中  $H$  为特征图的高,  $W$  为特征图的宽,  $C$  为通道维度; 之后执行大小为  $k$  的快速一维卷积生成通道权重, 其中  $k$  为 5 是通过通道维度  $C$  的映射自适应确定的, 公式为:

$$K = \Psi(C) = \left\lfloor \frac{\log_2 C + \frac{b}{\gamma}}{\gamma} + \frac{b}{\gamma} \right\rfloor_{\text{odd}} \quad (1)$$

其中:  $\Psi$  为卷积核大小  $K$  关于通道维数  $C$  的映射函数,

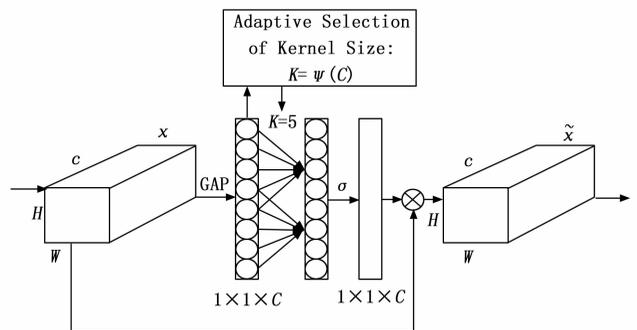


图 3 ECA 模块结构

$\gamma$  为缩放全局平均池化输出系数,  $b$  为自适应卷积核时偏置,  $\lfloor X \rfloor_{\text{odd}}$  为计算最近的奇数  $X$ ; 之后采用 Sigmoid 激活函数将权重映射到  $0 \sim 1$  之间; 最后与原始的特征层相乘得到最终的加权特征图。ECA 注意力机制可以实现对输入特征图中各个通道的动态关注, 增强了神经网络的特征学习和表达能力。

### 2.3 NWD 损失函数改进

损失函数是用来衡量模型的预测值和真实值之间不一样的程度, Yolov5n 默认使用的损失函数为 CIoU Loss, 但对于识别地面上的小目标来说, 微小的位置偏差都会导致明显的 IoU 下降, 导致识别不准确。IoU 本身对微小物体的位置偏差非常敏感, 现有的 CIoU Loss 对于地面小目标的特征信息提取能力不足, 无法反馈给网络, 导致模型只关注图像中较大目标的特征, 忽略了如坦克旁站着的士兵等目标, 因此引入一种归一化高斯瓦萨斯坦距离 (NWD, normalized Gaussian wasserstein distance)<sup>[18]</sup> 来替代 CIoU, 提高对微小目标检测的能力。NWD 先将边界框建模为二维高斯分布, 然后使用 NWD 度量派生高斯分布的相似性, 这样即使没有重叠或者重叠忽略不计, 也可度量分布的相似

性，且 NWD 对不同尺度的物体不敏感，更适合测量微小物体之间的相似性。

对于两个二维高斯分布  $\mu_1 = N(m_1, \sum_1)$  和  $\mu_2 = N(m_2, \sum_2)$ ， $\mu_1$  和  $\mu_2$  之间的二阶 Wasserstein 距离的计算公式如公式 (2) 所示：

$$W_2^2(\mu_1, \mu_2) = \|m_1\| - \|m_2\|_2^2 + \left\| \sum_1^+ - \sum_2^+ \right\|_F^2 \quad (2)$$

由边界框  $A = (cx_a, cy_a, w_a, h_a)$  和  $B = (cx_b, cy_b, w_b, h_b)$  建模的高斯分布  $N_a$  和  $N_b$  可简化为：

$$W_2^2(N_a, N_b) = \left\| \left[ \left( cx_a, cy_a, \frac{w_a}{2}, \frac{h_a}{2} \right)^T, \left( cx_b, cy_b, \frac{w_b}{2}, \frac{h_b}{2} \right)^T \right] \right\|_2^2 \quad (3)$$

NWD 计算公式为：

$$NWD(N_a, N_b) = \exp\left(-\frac{\sqrt{W_2^2(N_a, N_b)}}{C}\right) \quad (4)$$

### 2.4 GSConv 模块轻量化改进

对于无人机这种边缘计算平台，一些目标检测模型直接应用很难达到实时检测的要求，一般的轻量化算法模型如 ShuffleNets<sup>[19]</sup>、MobileNets<sup>[20]</sup>、GhostNet<sup>[21]</sup> 虽然可以使得模型体积变小，但对图像边缘模糊小目标的识别率下降。因此，本文引入一种新型的轻量化卷积技术 GSConv<sup>[22]</sup>，在减轻模型重量的同时保持着对模糊小目标较高的识别精度，在模型识别精度与速度之间取得了很好的平衡。为了使深度可分离卷积 (DSC, depth-wise separable convolution) 的结果尽可能接近标准卷积 (SC, standard convolution)，将 DSC 和 SC 混合起来，使来自 SC 的信息完全混合到 DSC 输出中，得到一个新的卷积名为 GSConv，GSConv 结构如图 4 所示。

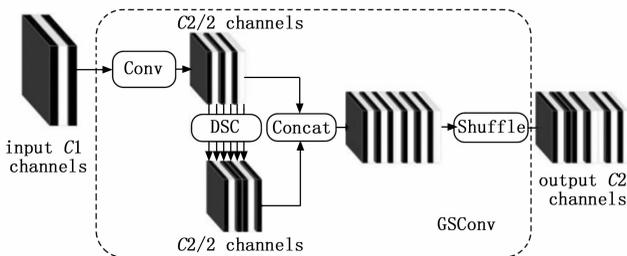


图 4 GSConv 结构图

由图 4 可知，GSConv 首先将输入的军事目标图像进行标准卷积操作，得到通道数为  $C2/2$  的特征图，然后对得到的特征图进行 DSC 操作，得到通道数为  $C2/2$  的特征图，之后将两个特征图进行连接，形成新的特征图，再将新得到的特征图进行混洗操作，得到最后的输出结果，最后的输出在几乎不影响识别精度的情况下降低了模型的计算成本，提升了模型的识别效率。

### 3 实验过程与结果分析

为验证本文设计方法的可行与有效性，在 Windows10 系统中采用 PyCharm 深度学习框架搭建网络。处理器为 12 vCPU Intel (R) Xeon (R) Platinum 8255C CPU@2.50 GHz，显卡为 RTX 2080 Ti (11 GB)；PyCharm 版本为 2022.1.2；

CUDA 版本为 11.8。实验过程为：

1) 搜集所需要的数据图片，根据地面战场真实作战环境中常出现的坦克、飞机、士兵、火炮与车辆 5 类目标进行识别；

2) 进行数据集的标注，标注类别分为 7 种，分别是坦克、直升机、士兵、军用车辆、导弹车辆、战斗机与榴弹火炮。标注完成之后，按照 3 : 1 的比例划分训练集与验证集；

3) 对基础的 Yolov5n 网络模型进行改进，首先融入 ECA 注意力机制来减少冗余和数据噪声干扰，增强模型对目标特征的提取能力，提高模型对相似目标识别的准确性；之后修改模型的损失函数，引入新的 NWD 损失函数来提高无人机对地面模糊小目标的识别能力；最后改进网络颈部的卷积模块使模型变得轻量化，使模型易于在算力有限的设备上部署；

4) 使用不同的改进网络训练数据集，并将新的训练结果与基础网络的训练结果进行对比，通过比较平均检测精度、识别速度快慢、模型权重大小来看改进后的网络性能是否优于基础网络；

5) 将改进后的网络模型与目前主流检测算法模型进行对比，通过对地面大量模糊军事目标的识别准确率来测试改进网络模型的识别性能。

#### 3.1 数据集制作及预处理

因地面军事目标图片公开数量较少，实验缺乏现成的数据集。为获得与真实战场环境相似的数据集，本文通过网上搜集、战争影视片段截取、无人机拍摄 3 种方法自建数据集，主要对坦克 (Tank)、士兵 (Soldier)、战斗机 (Warplane)、直升机 (Helicopter)、军用车辆 (军用吉普车、军用卡车、装甲车) (Military Vehicle)、榴弹火炮 (Howitzer)、导弹车辆 (Missile Vehicle) 7 类地面常见的军事目标进行分类识别。网上搜集主要搜集在高空状态下对地面军事目标拍摄的图片，搜集途径为各类阅兵及演习场景下对地面目标拍摄的图片；战争影视片段主要截取在空中对地面军事目标进行拍摄的场景以及在各类极端天气下地面军事目标的图片；无人机拍摄是利用无人机在高空状态下对地面的坦克、飞机、车辆模型进行多角度的拍摄，3 种采集方式总共获得 1 800 张地面军事目标图像。之后通过数据增强、加雾及加噪方式对数据集进行扩充，最终获得 3 100 张地面军事目标图像，其中坦克、直升机、士兵、军用车辆、战斗机分别为 500 张，导弹车辆与榴弹火炮分别为 300 张。部分数据集如图 5 所示。

之后通过 labelimg 工具对图片进行标注，labelimg 标注图片可直接生成 yolo 所需要的 .txt 文件，用矩形框选择需要标注的区域，标注的区域尽量只包含一个目标，将坦克标注为 tank，直升机标注为 helicopter，士兵标注为 soldier，军用车辆标注为 military vehicle，导弹车辆标注为 missile vehicle，战斗机标注为 warplane，榴弹火炮标注为 howitzer，如图 6 所示。

标注完成之后生成的 txt 文件要与图像编号顺序一致，

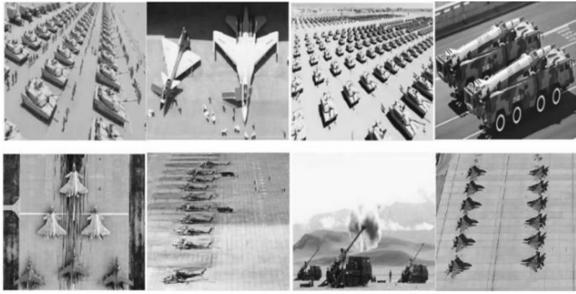


图 5 部分地面军事目标数据集图片



图 6 坦克、军用车辆标注示意图

标注类别与序号对应为 tank (0), helicopter (1), soldier (2), military vehicle (3), missile vehicle (4), warplane

(5), howitzer (6)。然后将数据集以 3 : 1 的方式分为训练集与验证集。

### 3.2 性能评价指标

为比较不同的网络模型对地面军事目标识别的精度, 选取平均精度均值 (mAP, mean average precision) 作为评价模型精度性能的指标, mAP 是综合准确率 (Precision) 与召回率 (Recall) 的指标, 一般 mAP 指的是 mAP<sub>0.5</sub>, 是指 IoU 阈值为 0.5 的检测精度, mAP 越高说明模型的识别能力越好; 为对比模型识别速度的快慢, 采用每秒检测帧数 (FPS, frames per second) 作为模型识别速度的指标; 对于不同的地面军事目标识别模型在无人机上的部署能力, 采用模型权重大小作为评价指标, 权重小、网络总复杂度小的模型更易部署于无人机上。

### 3.3 实验结果与分析

#### 3.3.1 改进注意力机制的实验结果

为增强网络对地面模糊军事目标的识别能力, 在主干网络的 C3 模块中融入了 ECA 注意力机制, 以加强网络对于图像中学习捕捉远距离模糊军事目标的能力, 并与其他常见的注意力机制模块进行对比实验, 将 CA 注意力机制、CBAM 注意力机制、SE 注意力机制分别融入 Yolov5n 主干网络的 C3 模块中, 统一在数据集上训练 300 轮, 实验结果如图 7 所示。

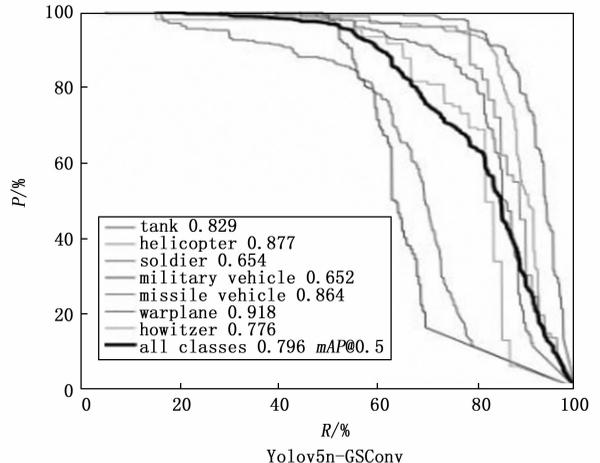
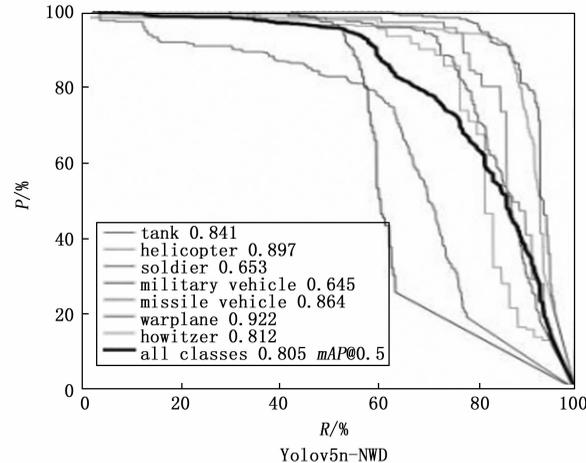
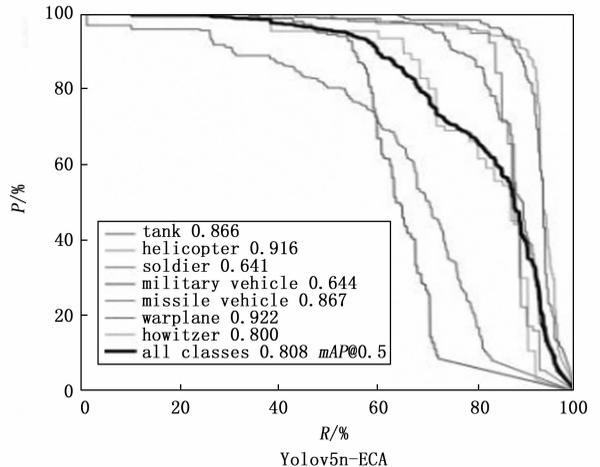
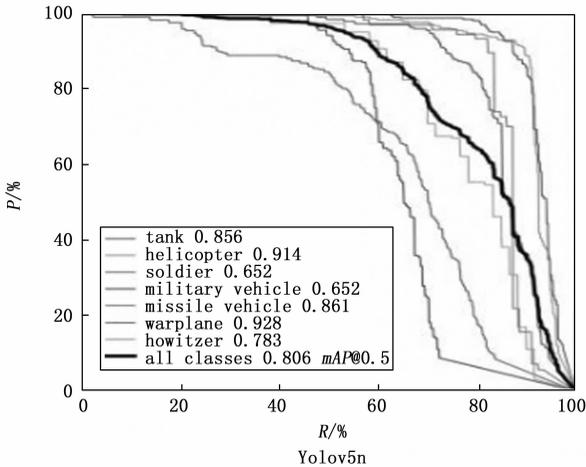


图 7 4 种注意力机制对比图

图 7 为 PR 曲线图，P 和 R 越高表示分类能力越好；图中右上角显示的是训练得到的总体平均精度均值和各军事目标的识别精度。由图可以得知：在 YOLOv5n 的 C3 模块中融入 CA 注意力机制后，模型对地面军事目标的识别精度为 0.798；融入 ECA 注意力机制后，模型的识别精度为 0.808；融入 CBAM 注意力机制后，模型的识别精度为 0.800；融入 SE 注意力机制后，模型的识别精度为 0.745。通过精度的对比，发现在主干网络的 C3 模块融入 ECA 注意力机制后识别精度最高，接着与基础模型的权重大小、帧数大小进行对比实验，实验结果如表 1 所示。

表 1 改进注意力机制实验结果

算法模型	平均检测精度/%	权重大小/MB	帧数/FPS
YOLOv5n-CA	0.798	3.9	109
YOLOv5n-ECA	0.808	3.8	108
YOLOv5n-CBAM	0.800	4.1	106
YOLOv5n-SE	0.745	3.9	112
YOLOv5n	0.806	3.8	114

由表中数据可得，在融入 4 种注意力机制后，帧数均有下降。其中融入 ECA 注意力机制后，优点是：相较于其

它注意力机制平均检测精度提高，和基础模型对比精度提升 0.2%；权重文件大小比其它 3 种注意力机制小且与基础模型相同。缺点是：帧数相较于 SE 注意力机制以及基础模型分别降低了 3.6% 与 5.2%。

### 3.3.2 改进损失函数的实验结果

在融入 ECA 注意力机制的基础上对损失函数进行改进，以提升模型对地面微小军事目标的识别精度。使用 NWD 损失函数对原先的 CIoU 损失函数进行替换，并与其它常见的改进注意力机制进行对比实验，将 alpha IoU、EIoU、SIoU 损失函数分别替换 CIoU 损失函数，统一在训练集上训练 300 轮，实验结果如图 8 所示。

由图 8 得：替换 SIoU 损失函数后识别精度为 0.813，替换 alpha IoU 损失函数后识别精度为 0.810，用 NWD 替换 CIoU 后识别精度达到 0.821，使用 EIoU 损失函数后识别精度为 0.805。通过精度对比发现 NWD 的精度最高，之后进行模型权重、帧数大小比较，实验结果如表 2 所示。

表 2 中列出 4 种损失函数替换后的平均检测精度、权重大小与帧数。其中 NWD 损失函数改进使模型平均检测精度提升 1.3%，帧数提高了 1.7%，相较于其它 3 种常见的损失函数改进模型效果最好。

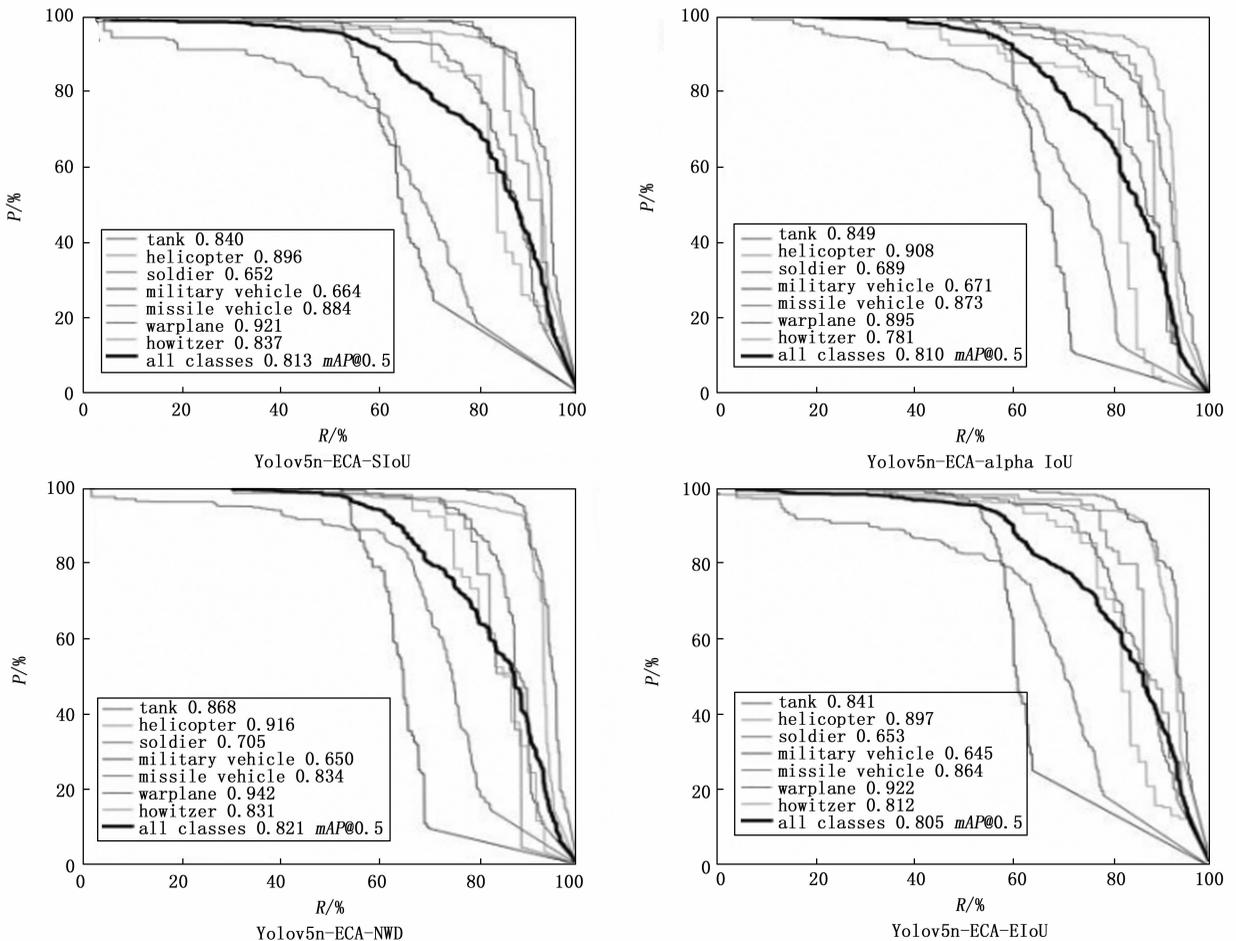


图 8 改进损失函数实验结果图

表 2 改进损失函数实验结果

算法模型	平均检测精度/%	权重大小/MB	帧数/FPS
YOLOv5n-ECA-alpha IoU	0.810	3.8	109
YOLOv5n-ECA-SIoU	0.813	3.9	109
YOLOv5n-ECA-EIoU	0.805	3.8	111
YOLOv5n-ECA-NWD	0.821	3.8	116

### 3.3.3 模型轻量化改进实验结果

将 Yolov5n-ECA-NWD 算法模型中颈部网络中的 Conv 模块替换为轻量化的 GSConv 模块, 同时, 将其它轻量化方法分别融入算法中进行实验, 实验结果如图 9 所示。

由图 9 可得, 在将标准卷积替换为 GSConv 轻量化卷积后, 模型的识别精度为 0.815; 将卷积和模块替换为 Ghost-Conv 后, 模型的识别精度为 0.703; 将深度可分离卷积加入模型后, 模型识别精度为 0.789; 最后将轻量化网络 ShuffleNet 融入模型后, 模型的识别精度为 0.707。对比得 GSConv 识别精度最高, 之后进行权重与帧数大小比较, 实验结果如表 3 所示。

由表 3 得: 在用 4 种不同的轻量化方法简化模型后, 精

度均有下降。其中 GSConv 方法相较其它 3 种方法得到的平均检测精度最高, Ghost 方法得到的权重文件最小, ShuffleNet 检测速度最快。其中 GSConv 方法检测精度比 Ghost 高 11.2%, 权重仅比 Ghost 高 0.4 MB; 比 ShuffleNet 轻量化网络模型权重 0.6 MB, 检测速度慢 2.5%, 但精度却高 9.8%。综合 3 种指标对比之后, GSConv 最适合作为无人机对地面军事目标识别算法模型轻量化的改进方法。

表 3 轻量化改进实验结果

算法模型	平均检测精度/%	权重大小/MB	帧数/FPS
YOLOv5n-ECA-NWD-GSConv	0.815	3.4	113
YOLOv5n-ECA-NWD-Ghost	0.703	3	94
YOLOv5n-ECA-NWD-DSC	0.789	3.6	111
YOLOv5n-ECA-NWD-ShuffleNet	0.707	2.8	116

### 3.3.4 消融实验

为验证每个改进模块功能的必要性, 进行消融实验, 在 Yolov5n 基础上依次进行改进: 融入 ECA 注意力机制, 使用 NWD 代替原有的损失函数, 用 GSConv 卷积代替标准卷积。消融结果如图 10 所示。

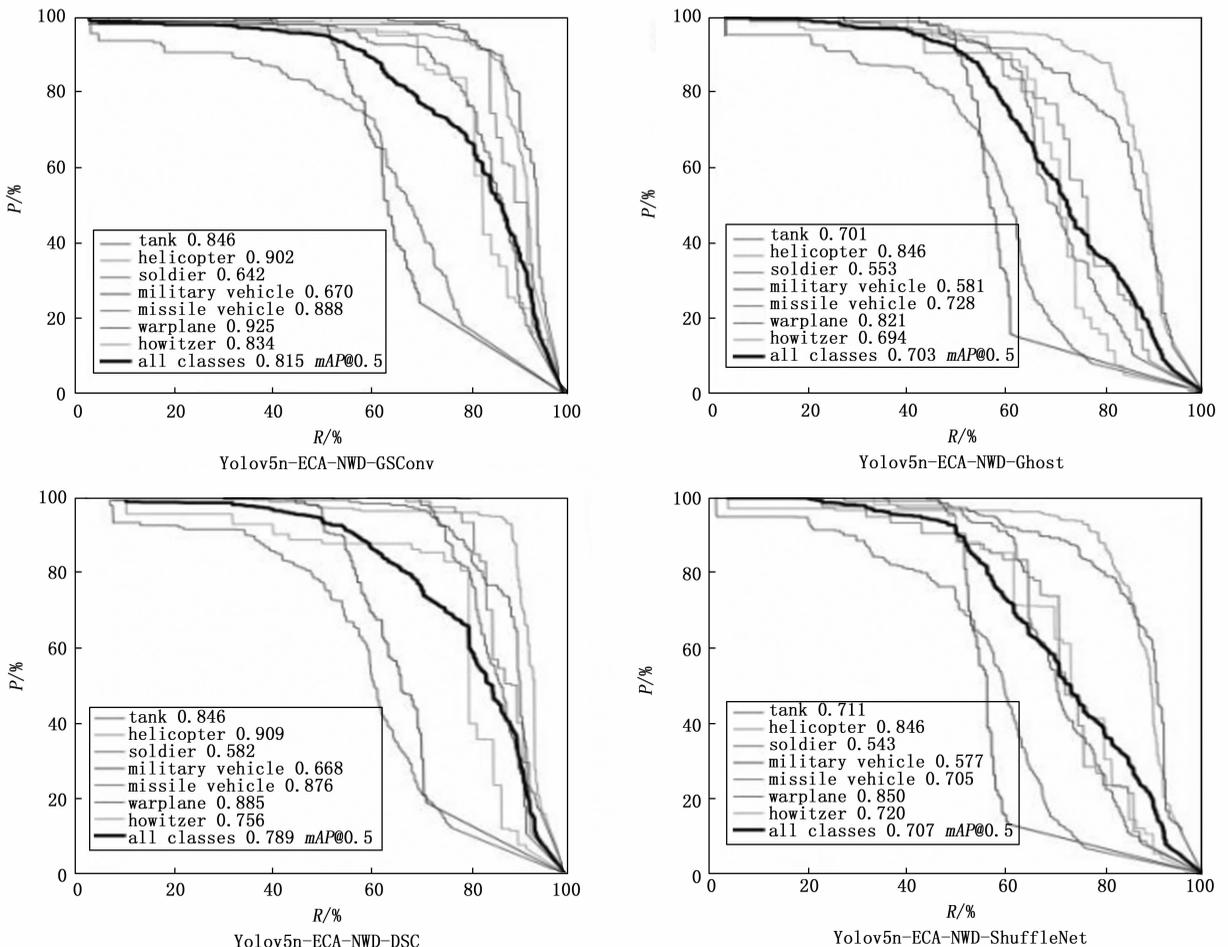


图 9 轻量化改进实验结果

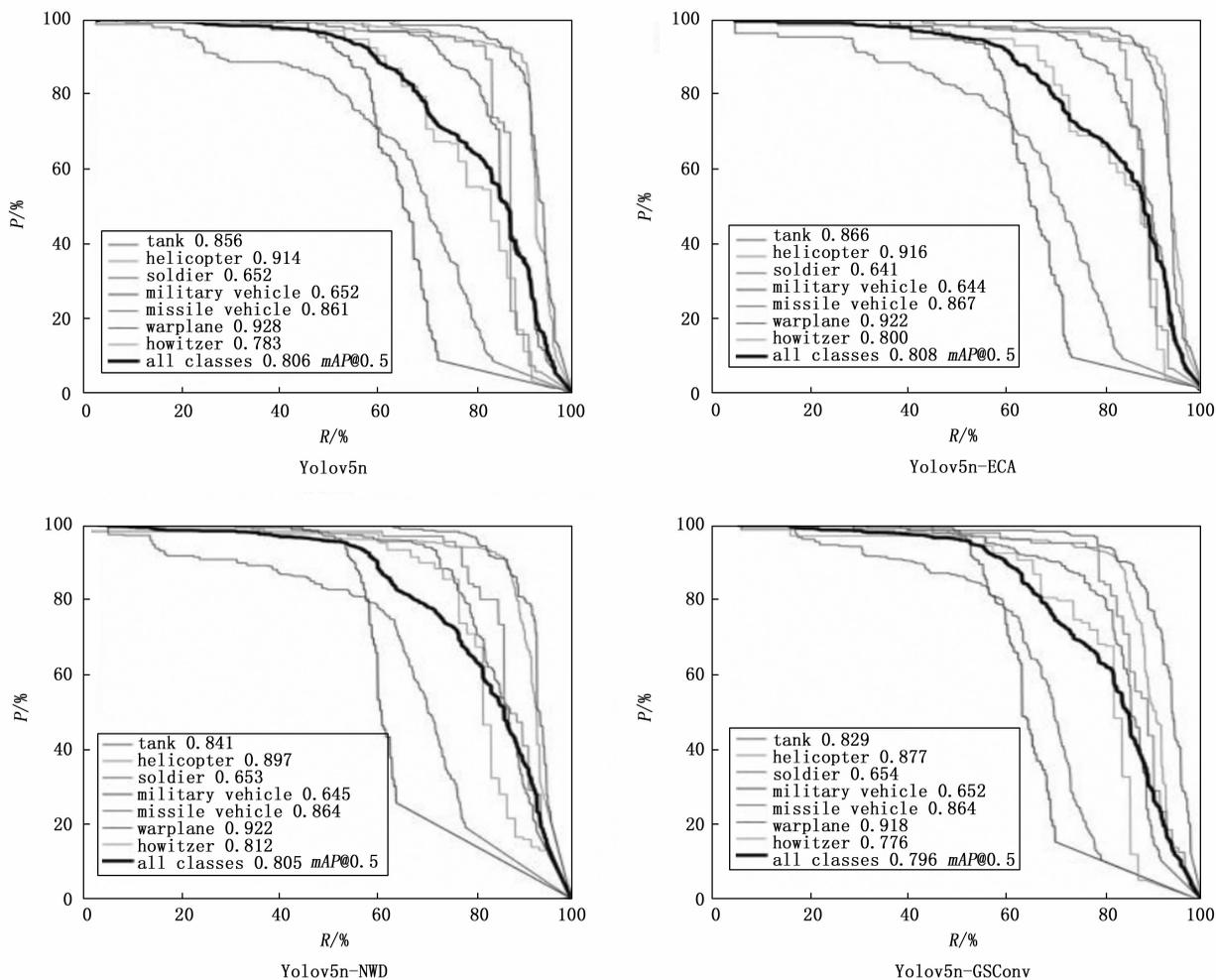


图 10 消融实验结果图

由图可得：基础的 YOLOv5n 模型识别精度为 0.806，加入 ECA 注意力机制后精度提升 0.2%；修改 NWD 损失函数后精度下降 0.1%；进行 GSConv 轻量化改进后精度下降 1%。接着进行权重与帧数大小的对比实验，实验结果如表 4 所示。

表 4 消融实验结果

算法模型	平均检测精度/%	权重大小/MB	帧数/FPS
YOLOv5n	0.806	3.8	114
YOLOv5n-ECA	0.808	3.8	108
YOLOv5n-NWD	0.805	3.7	105
YOLOv5n-GSConv	0.796	3.4	119
YOLOv5n-ECA-NWD-GSConv	0.815	3.4	113

从表 4 中可得，在加入 ECA 注意力机制后优点是：权重大小不变，精度提升 0.2%，缺点是：帧数下降 5.2%；单加入 NWD 损失函数后，优点是：权重下降 0.1MB，缺点是：帧数下降 7.8%，精度下降 0.1%；把 ECA 注意力机

制和 NWD 损失函数融合在一起后，精度相较基础模型提升 1.5%，权重大小与基础模型相同，帧数几乎接近基础模型；单进行 GSConv 轻量化改进后，优点是：模型大小下降 0.4 MB，帧率提升 4.4%，缺点是：精度下降 1%；将 ECA 注意力机制、NWD 损失函数与 GSConv 轻量化卷积融合在一个模型之后，优点是：精度提升 0.9%，权重下降 0.4MB，缺点是帧率下降 0.8%。

对数据集中的模糊军事目标分别进行检测，部分数据集检测效果如图 11 所示。

由图 11 可知：在 YOLOv5n 模型基础上融入 ECA 注意力机制后，提升了对地面军事目标的识别精度，且可以检测到一些图像远端的模糊小目标；在 YOLOv5n 模型基础上替换 NWD 损失函数，可以发现对坦克、飞机等目标的识别精度下降了，这是因为加入 NWD 损失函数后对模糊小目标的特征提取能力上升，可以检测到更多图像边缘端的模糊小目标；在 YOLOv5n 模型上融入 GSConv 轻量化卷积后，模型的识别精度下降且丢失一些对模糊目标的识别；将 ECA、NWD、GSConv 一起融合进模型后，可以发现在识别精度

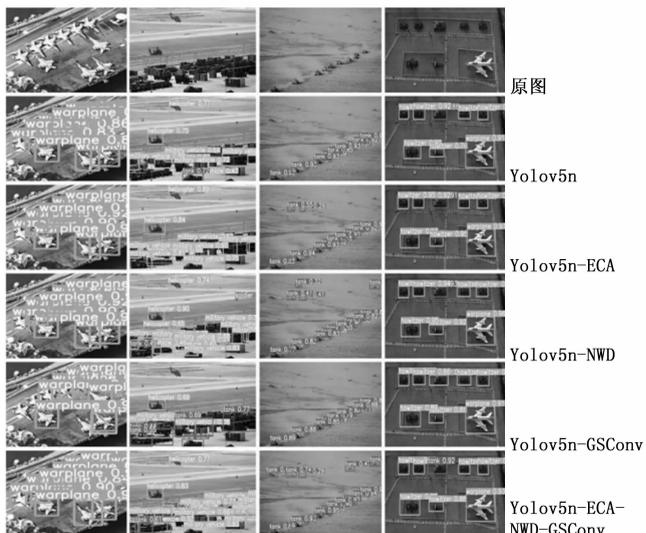


图 11 消融实验数据集识别效果

相较基础模型提升的同时, 能检测到更多的模糊微小军事目标且模型权重下降, 使其可以更容易部署于无人机中。

### 3.3.5 与其它主流轻量化模型对比实验

为了更加客观评价本文改进的模型对地面军事目标检测识别的效果, 将改进后的 YOLOv5n-ECA-NWD-GSConv 模型与其它主流轻量化模型进行对比实验, 实验结果如表 5 所示。

表 5 与其它主流轻量化算法对比实验结果

算法模型	平均检测精度/%	权重大小/MB	帧数/FPS
YOLOv5s	0.821	14.4	94
YOLOv5s-ghost	0.710	7.8	101
YOLOv5s-ShuffleNetV2	0.698	3.6	115
YOLOv7-tiny	0.797	11	99
YOLOv5n-ECA-NWD-GSConv	0.815	3.4	113

对比表 5 实验结果, 可以看到: 与其他主流算法相比, 改进后的 Yolov5n-ECA-NWD-GSConv 模型在识别精度上仅次于 YOLOv5s, 模型权重为最小, 帧数相较于最快的 YOLOv5s-ShuffleNetV2 仅下降 1.7%。综合各方面结果表明 Yolov5n-ECA-NWD-GSConv 模型有着以下优点:

- 1) 在有着较小体积权重文件的同时保持着较高的识别精度;
- 2) 提升了在高空中对地面坦克、飞机、军事车辆、士兵、榴弹炮、导弹车辆的特征提取能力;
- 3) 对图像中远端模糊微小军事目标的检测能力提升;
- 4) 模型计算量小, 有着较快的检测速度, 适合实时检测识别目标。

同时, 改进后的模型还存在着不足之处: 在图像远端模糊目标的识别中, 虽可以检测到大部分目标, 但是还有一些遗漏的小目标无法检测到, 且图像边缘端模糊目标有

时识别精度不高, 需后续改进。

## 4 结束语

针对在高空中对地面军事识别精度低、相似车辆识别困难且难以在无人机上部署的问题, 提出 Yolov5n-ECA-NWD-GSConv 算法模型。对于相似模糊目标识别困难问题, 融入 ECA 注意力机制增强对军事目标的关注, 精度提升 0.2%; 对图像边缘的小目标检测, 采用 ECA 融合 NWD 损失函数进行识别, 精度提升 1.5%; 对于模型复杂、权重大的问题, 采用了 GSConv 轻量化卷积代替普通卷积, 在模型减轻 0.4 MB 的同时精度提升 0.9%, 提升了模型整体的检测效率, 为无人机针对复杂背景下的地面军事目标识别提供参考。

### 参考文献:

- [1] 莫文昊. 基于深度学习的航拍图像目标检测算法 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2021.
- [2] 杨婷. 基于无人机航拍图像的目标检测算法研究 [D]. 西安: 西安工业大学, 2023.
- [3] 刺小兆. 基于深度学习的电路板元器件分类和识别技术研究 [D]. 太原: 中北大学, 2023.
- [4] 刘康, 宋晓茹, 高嵩, 等. 改进的 YOLOv5 地面军事目标识别算法 [J]. 火力与指挥控制, 2023, 48 (11): 58-66.
- [5] 韩玉洁. 基于深度学习的无人机图像目标识别技术研究 [D]. 南京: 南京航空航天大学, 2023.
- [6] 黄丹丹, 高晗, 刘智, 等. 面向无人机平台的轻量化目标检测网络 [J]. 光学精密工程, 2023, 31 (20): 3021-3033.
- [7] 乔梦雨, 王鹏, 吴娇, 等. 面向陆战场目标识别的轻量级卷积神经网络 [J]. 计算机科学, 2020, 47 (5): 161-165.
- [8] 刘康, 宋晓茹, 高嵩, 等. 改进的 YOLOv5 地面军事目标识别算法 [J]. 火力与指挥控制, 2023, 48 (11): 58-66.
- [9] 邱昊, 钟小勇, 黄林辉, 等. 面向航拍小目标的改进 YOLOv5n 检测算法 [J]. 电光与控制, 2023, 30 (10): 95-101.
- [10] 牛为华, 魏雅丽. 基于改进 YOLOv7 的航拍小目标检测算法 [J]. 电光与控制, 2024, 31 (1): 117-122.
- [11] 付锦燧, 张自嘉, 孙伟, 等. 改进 YOLOv8 的航拍图像小目标检测算法 [J/OL]. 计算机工程与应用: 1-12 [2024-01-18].
- [12] ZHAO B Y. An improved aggregated-mosaic method for the sparse object detection of remote sensing imagery [J]. Remote Sensing, 2021, 13 (13): 2602-2602
- [13] 李昂, 孙士杰, 张朝阳, 等. 改进 YOLOv5s 的轨道障碍物检测模型轻量化研究 [J]. 计算机工程与应用, 2023, 59 (4): 197-207.
- [14] HOU Q B, ZHOU D Q, FENG J S. Coordinate attention for efficient mobile network design [C] //IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Nashville, TN, USA: IEEE, 2021: 13708-13717.

(下转第 226 页)