引用格式：赵奥微, 李波, 李学生, 等. 基于轻量级 YOLOv8-ASP 的航空行李检测 [J]. 电子科技大学学报, 2026, 55(3): 464-472.
ZHAO A W, LI B, LI X S, et al. Aviation baggage detection based on lightweight YOLOv8-ASP[J]. Journal of University of Electronic Science and Technology of China, 2026, 55(3): 464-472.

基于轻量级 YOLOv8-ASP 的航空行李检测

赵奥微[1]，李　波[1]，李学生[1]，陈　翼[2, 3*]，向　勇[2, 3]，杨秀清[2, 3]

（1. 电子科技大学航空航天学院，成都 611731；2. 民航成都物流技术有限公司，成都 611430；3. 中国民航局第二研究所，成都 611435）

摘要：航空行李具有种类数量繁多、纹理图案复杂和形状各异等特点，这些特点使得深度学习模型需要更高的计算复杂度才能对行李目标进行准确识别。为了增强工程实用性和降低模型复杂度，该文提出了一种基于轻量级 YOLOv8-ASP 的航空行李检测方法。首先，为优化模型的特征提取和融合能力，同时降低模型复杂性和计算量，设计了自适应 Single PAN 特征融合网络模块；其次，为增强对航空行李重要特征的感知能力，在 YOLOv8n 主干网络的底部加入 ECA 注意力机制；最后，为解决航空行李目标尺度变化引起的不平衡问题，在检测头中引入 MPDIoU 边框损失函数。通过构建航空行李数据集进行实验验证，结果表明，相对于 YOLOv8n 原始模型，所提 YOLOv8-ASP 方法在 mAP@50 上提高了 0.4%，FPS 提高了 16%，参数量从 3.012×10^6 减少到 2.759×10^6，GFLOPs 从 8.2 减少到 5.6。实验结果表明，所提方法在保证检测精度的同时，显著降低了模型的复杂性和计算量。

关键词：航空行李检测；轻量化；YOLOv8；自适应特征融合；注意力机制
中图分类号：TP39　　**文献标志码：**A　　DOI: 10.12178/1001-0548.2025039

Aviation baggage detection based on lightweight YOLOv8-ASP

ZHAO Aowei[1], LI Bo[1], LI Xuesheng[1], CHEN Yi[2, 3*], XIANG Yong[2, 3], and YANG Xiuqing[2, 3]

(1. School of Aeronautics and Astronautics, University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu 611731, China;
2. Civil Aviation Logistics Technology Co., Ltd., Chengdu 611430, China;
3. The Second Research Institute of CAAC, Chengdu 611435, China)

Abstract: Aviation luggage detection presents several challenges due to the wide variety of types, complex textures, and varying shapes of luggage, these challenges require deep learning models to have higher computational complexity to accurately identify the luggage targets. To improve the practical applicability and reduce model complexity, this paper proposes an aviation luggage detection method based on the lightweight YOLOv8-ASP. First, to optimize feature extraction and fusion while reducing model complexity and computation, an adaptive single PAN (path aggregation network) feature fusion network module is designed. Secondly, to enhance the perception of important features for aviation luggage, an efficient channel attention (ECA) mechanism is incorporated to the bottom of the YOLOv8n backbone network. Finally, to address the imbalance caused by scale variations of luggage targets, the MPDIoU bounding box loss function is introduced into the detection head. Experimental validation on an aviation baggage dataset demonstrates that, compared to the original YOLOv8n model, the proposed YOLOv8-ASP method achieves a 0.4% improvement in mAP@50, a 16% improvement in FPS, while reducing the parameter count from 3.012×10^6 to 2.759×10^6 and GFLOPs from 8.2 to 5.6. The experimental results show that the proposed method significantly reduces model complexity and computational cost while maintaining detection accuracy.

Key words: aviation luggage detection; lightweight; YOLOv8; adaptive feature fusion; attention mechanism

航空行李检测识别作为实现行李分拣运输全自动化和可视化的关键之一，高效、准确的特征感知和检测识别能够进一步提升行李分拣自动处理的效率。目前多数研究人员采用深度学习结合图像处理

收稿日期：2025−09−09
基金项目：四川省科技成果转移转化示范项目（2024ZHCG0044）
作者简介：赵奥微，主要从事深度学习、目标检测等方面的研究。
*通信作者 E-mail: chenyi@caacetc.com

的方法对航空行李进行检测识别，文献 [1] 提出一种局部显著的神经网络，将行李颜色和形状作为主要特征，行李的纹理和图案作为辅助特征，同时考虑材质属性，以此减轻了类间相似性与非相似性的影响；文献 [2] 提出一种顺序分层采样的方法，结合卷积神经网络实现行李类别的识别；文献 [3] 通过多视图关注和域不变学习有效地解决了探头图像与图库图像之间的视角差及明显的跨域特征问题；文献 [4] 针对行李识别中细粒度特征，提出一种基于注意力机制的多粒度特征学习方法；文献 [5] 针对行李物体不同视角的差异性问题，提出了一种新型 QuadNet，该模型利用四元组分别在样本层面、特征层面和损耗层面中进行处理，减少了视图变化造成的类内距离并增加了在同一视图中捕获的行李图像的类间距离；文献 [6] 针对航空行李自动化码放过程中目标形状与结构特征识别能力不足的问题，提出一个融入图卷积神经网络和自注意力机制的航空行李特征感知网络模型。上述各类深度学习算法在航空行李识别中已取得较成功的应用，但大部分应用忽略了模型的轻量化设计，使得实用性受限。

航空行李识别常在计算资源有限的边缘设备或移动设备上进行。轻量化模型在保证精度的同时，减少了计算和存储消耗，提升了推理速度和实时性，且能灵活适应不同应用场景，如机场安检或行李自动化识别系统，增强了模型的实际应用价值。因此，为了提高模型的实用性，还应关注模型的轻量化设计。这使得模型在机场安检等实际场景中更具适应性和灵活性。针对上述问题，本文以 YOLOv8n 为基准模型提出了改进的 YOLOv8-ASP（adaptive single PAN）轻量化自适应特征融合感知算法。

1　轻量级 YOLOv8-ASP 网络模型设计

YOLO[7-9]（you only look once）系列网络作为单阶段（one-stage）目标检测算法，将特征提取、目标分类和位置整合放到一个阶段进行操作，能够在实时应用中快速处理图像，适合需要即时反馈的场景。YOLOv5 与 YOLOv8 作为 Ultralytics 公司推出的经典算法，YOLOv5 输入端采取自适应锚框计算和自适应图片缩放，采用 FOCUS 结构网络降低下采样过程中的信息损失，在推理速度上表现更加出色。

YOLOv8 作为 YOLO 系列的代表算法，其设计灵活，允许用户根据具体需求调整模型的规模和复杂度，在不同的硬件环境和应用场景中，性能表现良好[10-12]。在 YOLOv8 的多个版本中，YOLOv8n 具有最小的模型体积与计算复杂度，推理速度较快，但检测精度略低。

因此，本文选取 YOLOv8n 为基准网络模型，设计了适用于航空行李检测的 YOLOv8-ASP 算法，实现了模型检测精度的上升和模型复杂度的下降，从而能对航空行李更快更准确地进行检测识别。YOLOv8-ASP 算法整体架构如图 1 所示。

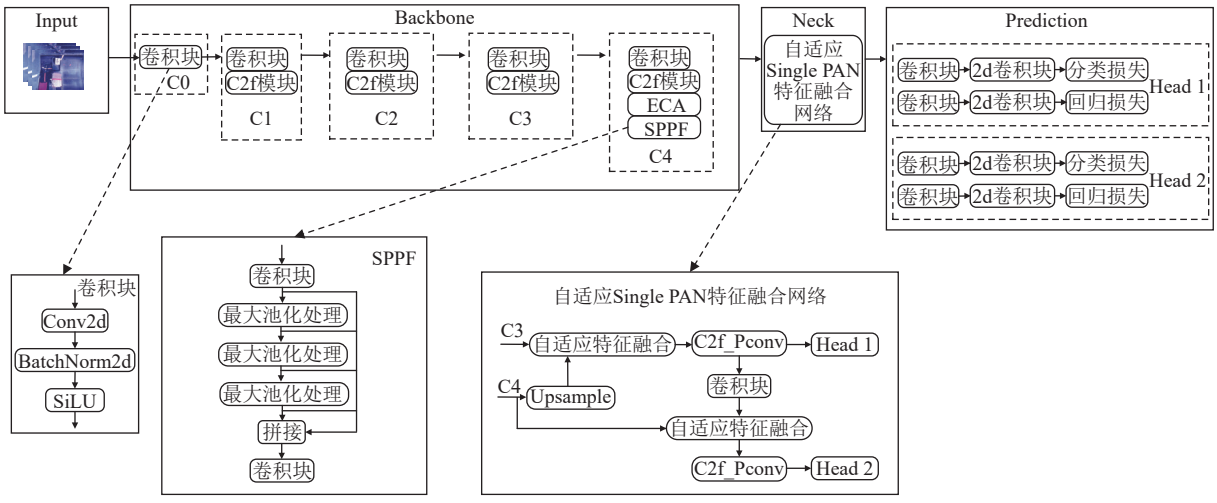


图 1　YOLOv8-ASP 整体架构

YOLOv8-ASP 算法模型在网络架构中主要包括自适应 Single PAN（path aggregation network）[13] 特征融合网络模块、ECA（efficient channel attention）[14] 注意力机制和 MPDIoU（minimum point distance based IoU）[15] 边框损失函数 3 部分。该网络模型分为输入部分、特征提取部分、特征融合部分和输出部分。在特征融合网络部分，针对航空行李检测场景中浅层网络特征融合的冗余性，对原有的两层 PAN 结构进行裁剪，旨在实现轻量化结构的目的。同时为了进一步减少特征融合部分的网络复杂度，

将轻量化卷积 PConv（partial convolution）[16] 模块应用到特征融合网络中的 C2f（faster implementation of CSP bottleneck with 2 convolutions）模块 Bottleneck 中。为了提升模型网络的特征准确感知能力，增加一个可自适应的权重分配给特征融合网络结构。在输出部分，为了优化边界框回归过程，使得模型在目标检测任务中更准确地预测物体的位置，使用 MPDIoU 边框损失函数进行改进。

1.1 自适应 Single PAN 特征融合

航空行李检测具有检测目标较大，且材质纹理分布较均匀的特性，原有检测算法中的双 PAN 结构通过对不同层的特征进行融合，有助于多层之间语义信息的整合。然而，在应用于航空行李大目标物体检测时，浅层特征之间的融合和语义整合可能不会显著提升检测性能，反而可能导致计算资源的浪费，而且会造成计算资源的浪费。为了解决这个问题，对 YOLOv8n 的特征融合网络（Neck）和预测头（Head）部分进行简化处理，使其更精准地适应航空行李的特性，提升网络模型在航空行李大目标方面的性能的同时，降低网络模型复杂度。同时将轻量化卷积 PConv 模块应用到特征融合网络的 C2f 模块 Bottleneck 中，进一步降低网络模型复杂度。

考虑到简化后的特征融合网络和预测头会削弱整体网络模型对于航空行李特征感知和特征融合能力，本文构建了一个自适应权重的 Single PAN，目的在于通过施加一个可自主学习的权重分配给特征融合网络结构来提高模型网络的特征准确感知能力，同时避免增加网络模型复杂度。自适应 Single PAN 特征融合网络改进示意图如图 2 所示。

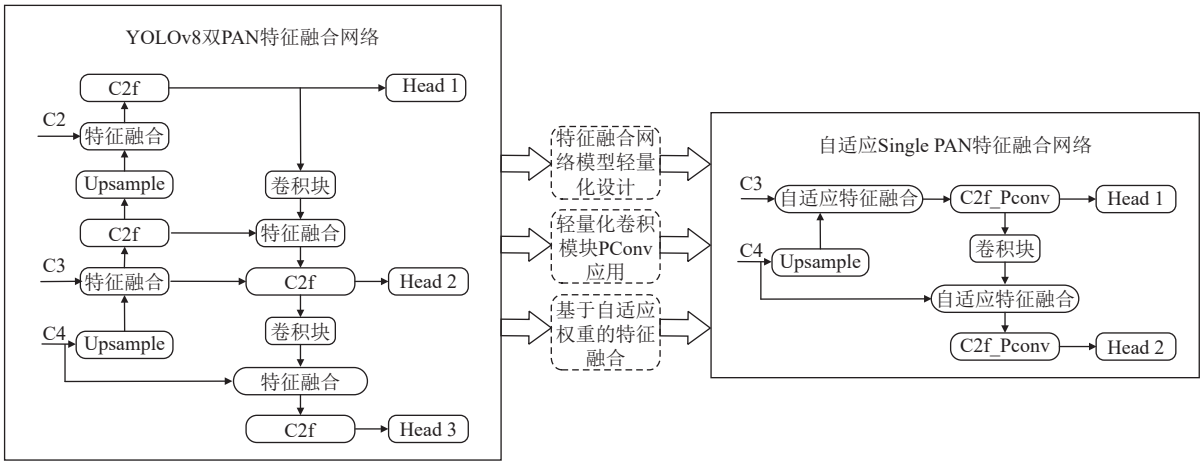


图 2 自适应 Single PAN 特征融合网络改进示意图

1.1.1 特征融合网络轻量化设计

在 YOLOv8n 网络设计中，默认使用 3 种不同尺寸的特征图，通过双层 PAN 结构进行不同层次之间的特征融合，旨在实现检测中的多尺度优化，从而使得网络模型实现对大、中、小物体的检测均衡。在 YOLOv8n 网络结构中，使用 3 个检测头对输入特征进行回归识别，均衡地对大、中、小物体进行检测识别，虽然使得网络模型的适应性更强，但对于航空行李检测的确定场景而言，造成了计算资源的冗余。

在目标检测网络中，下采样操作增加了感受野，从而能够捕捉到更大的上下文信息，这对大目标物体的检测至关重要。然而，浅层特征的感受野较小，对大目标物体的检测帮助有限。在应用于航空行李大目标物体检测时，浅层特征之间的融合和语义整合可能不会显著提升检测性能，反而可能导致计算资源的浪费，因其对大物体的检测贡献较小。为了降低网络模型复杂度和节省计算资源，仅使用两个检测头对物体进行检测识别，同时将原有特征融合网络中双 PAN 结构变为去除浅层特征融合的单 PAN 结构。特征融合网络的轻量化示意图如图 3 所示。

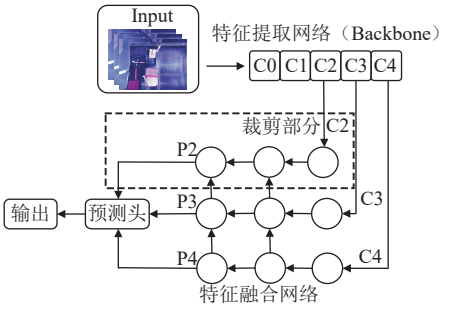


图 3 特征融合网络的轻量化示意图

特征融合网络经过简化改进后即去除 13～18 层网络层，图片通过多重下采样后，经过单 PAN 网络进行特征融合，最后通过 40×40 和 20×20 两

个检测头对目标进行检测识别。该网络设计使得模型复杂度下降，同时节约了计算成本，相关参数量统计如表 1 所示。

表 1　特征融合网络参数量可视化

网络层数	模块名称	参数量
10	上采样	0
11	Concat	0
12	C2f	148 224
13	上采样	0
14	Concat	0
15	C2f	37 248
16	Conv	36 992
17	Concat	0
18	C2f	123 648
19	Conv	147 712
20	Concat	0
21	C2f	493 056

1.1.2　轻量化卷积模块 PConv

PConv 是一个新型的卷积模块，如图 4 所示。它仅选择一部分通道作为整个特征图的代表进行常规卷积而其余通道不变，这种设计既可以减少计算冗余，又可以减少内存访问。PConv 更好地利用了设备的计算能力。在 YOLOv8n 的特征融合网络中，默认采用普通卷积模块对融合的特征信息进行处理，旨在实现进一步的多尺度特征融合。为了进一步降低网络模型复杂度，同时保持模型的检测准确度，将 PConv 卷积模块应用到特征融合网络中的 C2f 模块 Bottleneck 中。图 5 为 PConv 卷积模块应用示意图。

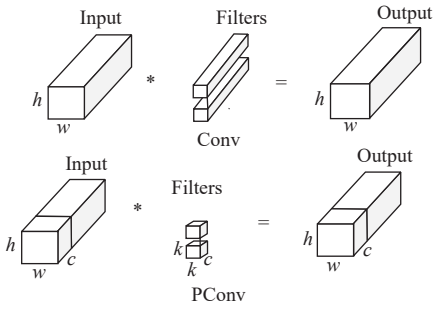


图 4　PConv 卷积块

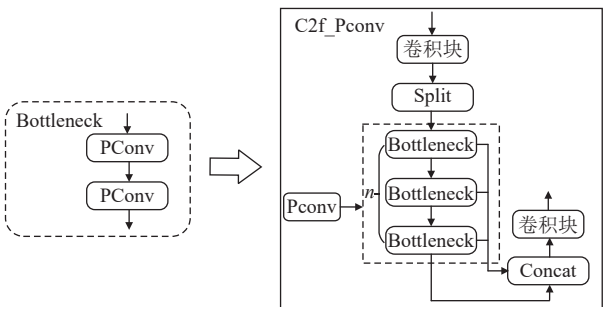


图 5　PConv 卷积模块应用示意图

1.1.3　基于自适应权重的特征融合

在 YOLOv8n 的特征融合网络设计中，不同的输入特征具备不同的分辨率，且它们对于融合输出特征的贡献通常是不均匀的。这种不均匀使得特征融合时，模型对重要特征的关注度不足。为了解决这个问题，引入可学习的权重来学习不同输入特征的重要性，同时将该可自主学习的权重分配给特征融合网络结构，动态调整特征信息，从而增强或抑制某类特征信息，进而提高模型网络对于重要特征的关注度和准确感知能力。

BiFPN[17] 加权双向特征金字塔网络是一种基于双向跨尺度连接和快速归一化特征融合的设计。其快速归一化特征融合的设计使得特征融合网络结构具备更强的适应性。快速归一化融合公式为：

$$0=\sum_i \frac{w_i}{\varepsilon+\sum_j w_j} I_i \tag{1}$$

对每个权重 w_i 应用 Relu 函数，以确保 $w_i \geqslant 0$，避免负权重参与特征融合，并且 $\varepsilon=0.000\ 1$ 是一个小值以避免数值不稳定性；I_i 表示第 i 个输入的特征。

通过引入 BiFPN 中的自适应权重分配，从而增强 YOLOv8n 特征融合网络的特征准确感知能力。基于自适应权重的特征融合网络输出可由式 (2) 和式 (3) 表示，以特征融合网络中 P3 和 P4 节点为例。

$$P_3^{\text{out}}=\text{Conv}\left(\frac{(w_1)P_3^{\text{td}}+(w_2)\text{Resize}(P_4^{\text{out}})}{w_1+w_2+\varepsilon}\right) \tag{2}$$

$$P_4^{\text{out}}=\text{Conv}\left(\frac{w_1' P_4^{\text{td}}}{w_1'+\varepsilon}\right) \tag{3}$$

式中，P_4^{out} 表示节点 P4 输出的最终特征图；P_4^{td} 代表节点 P4 的上级特征图；P_3^{out} 表示节点 P3 输出的最终特征图；P_3^{td} 表示节点 P3 的上级特征图；w_1、w_2 与 w_1' 均为自适应权重；$\varepsilon=0.000\ 1$。

1.2　ECA 注意力机制

为了继续弥补特征融合网络（Neck）和预测头（Head）部分简化后的航空行李特征融合和特征感知能力，在主干网络底部加入 ECA 注意力机制捕获模型通道之间的交互，加强模型对重要特征的学习能力，保持低计算开销的同时，提高模型网络在航空行李检测的适应性。

通道注意力机制旨在通过动态调整特征图中不同通道的重要性来提高模型的表达能力和性能。它通过关注特定通道的特征来强化有用信息，同时抑制无关或者冗余的特征，从而使得网络在处理物体

检测任务时更加专注于重要的特征。为了增强网络模型的重要特征感知能力，在 YOLOv8n 的主干网络底部引入 ECA 注意力机制，该模块仅使用少量的参数，避免了网络模型增加过多的参数量。

ECA 注意力机制是基于 SENet（squeeze and excitation networks）[18] 注意力机制改进的通道注意力机制。SE 注意力机制首先通过全局平均池化（global average pooling, GAP）操作来获取全局感受野，然后利用两个全连接层实现通道之间的非线性交互。然而，这种非线性交互方式可能导致输入特征信息的丢失，从而显著降低检测精度。ECA 注意力机制弥补了 SENet 的缺陷，能捕获通道间交互和多通道交互，同时避免了降维。图 6 为 ECA 注意力机制结构图。

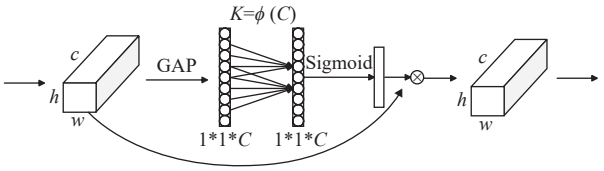


图 6 ECA 注意力机制

ECA 注意力机制采用全局平局池化对特征图的空间维度进行压缩，然后使用大小为 K 的一维卷积模块替代 SENet 的 2 个全连接层，接着使用 Sigmoid 激活函数归一化，得到各个通道的权重信息。将得到的权重信息对输入特征图进行加权，从而强化重要信息，同时抑制无关或者冗余的特征。针对不同输入通道数 C，ECA 通过自适应公式直接计算出一维卷积核 K 的大小。

ECA 注意力机制实现了局部交叉通道交互，在不明显增加模型复杂度和计算资源的情况下，避免了对航空行李图像中无关或冗余特征的学习，增强了图像关键特征感知的能力，有效增强了航空行李的检测性能。

1.3 MPDIoU 边框损失函数

MPDIoU 的多点度量方式使得模型对于框的不同位置变动具有更好的适应性。引入 MPDIoU 后，YOLOv8n 在处理不同尺度、不同形状的目标时，提供更加准确的定位反馈和边界框的回归精度，同时表现出更强的鲁棒性。

在目标检测算法中，损失函数用于评估模型预测值与实际标签之间的差距或误差，对网络模型的性能表现发挥着重要作用。YOLOv8n 网络模型的损失函数主要由 3 类损失函数组成：分类损失、边框损失和目标损失，其中边框损失部分使用的是 CIoU（complete intersection over union）[19] 损失函数，该损失函数在 IoU 的基础上引入中心距离和长宽比一致性约束，使得模型的预测能力更加准确与稳定。CIoU 损失函数的定义如下：

$$\mathrm{CIoU}=\mathrm{IoU}-\left(\rho^2\left(\frac{b,b^{\mathrm{gt}}}{c^2}+\alpha v\right)\right) \tag{4}$$

式中，ρ表示真实框中心点到预测框中心点的欧式距离；b^{gt}表示真实框的中心点；b表示预测框的中心点；c表示覆盖预测框和真实框的最小封闭框的对角线长度；α表示权衡系数；v用来衡量长宽比的一致性，相关定义中的 w、h和 w^{gt}、h^{gt}分别表示预测框的长宽与真实框的长宽：

$$v=\frac{4}{\pi^2}\left(\arctan\frac{w^{\mathrm{gt}}}{h^{\mathrm{gt}}}-\arctan\frac{w}{h}\right)^2 \tag{5}$$

$$\alpha=\frac{v}{(1-10U)+v} \tag{6}$$

虽然 CIoU 考虑了预测框与真实框中心点距离及宽高比等信息，并引入相应的惩罚机制进行优化，但在航空行李检测的实际应用中，当预测框与真实框的中心点一致且宽高比相匹配，但宽高的具体数值不一致时，边框损失回归的准确性会降低，且 CIoU 在计算中涉及到的参数量较多，计算过程复杂，CIoU 损失函数的应用就会受到限制。为了更好地解决这个问题，引入 MPDIoU 边框损失函数替换原有的 CIoU 损失函数进行边框损失计算。图 7 为 MPDIoU 示意图。

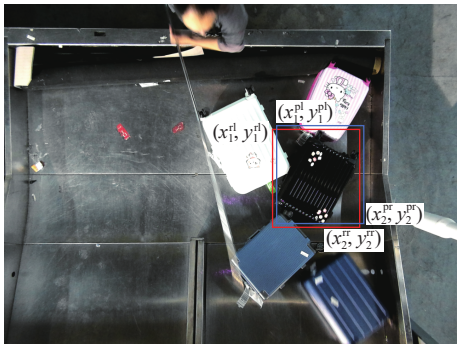


图 7 MPDIoU 示意图

设输入图像的宽度和高度分别为w和h，$(x_1^{\mathrm{pl}},y_1^{\mathrm{pl}})$为预测模型中的预测框的左上角坐标；$(x_2^{\mathrm{pr}},y_2^{\mathrm{pr}})$为预测模型中的预测框的右上角坐标；$(x_1^{\mathrm{rl}},y_1^{\mathrm{rl}})$, $(x_2^{\mathrm{rr}},y_2^{\mathrm{rr}})$为真实框的左上角和右下角坐标。MPDIoU 损失函数定义为：

$$d_1^2=\left(x_1^{\mathrm{pl}}-x_1^{\mathrm{rl}}\right)^2+\left(y_1^{\mathrm{pl}}-y_1^{\mathrm{rl}}\right)^2 \tag{7}$$

$$d_2^2=\left(x_2^{\mathrm{pr}}-x_2^{\mathrm{rr}}\right)^2+\left(y_2^{\mathrm{pr}}-y_2^{\mathrm{rr}}\right)^2 \tag{8}$$

$$\mathrm{MPDIoU}=\mathrm{IoU}-\frac{d_1^2}{w^2+h^2}-\frac{d_2^2}{w^2+h^2} \tag{9}$$

$$L_{\mathrm{MPDIoU}}=1-\mathrm{MPDIoU} \tag{10}$$

式中，d_1为真实框与预测框左上角的距离；d_2为真实框与预测框右下角的距离；IoU表示真实框与预测框的交并比。

MPDIoU 损失函数通过最小化预测框与真实框关键点之间的欧式距离，对损失函数重新进行定义，减少了损失函数的总自由度，提升了回归任务中对框边界的精确度。在遇到真实框与预测框的中心点一致且宽高比相匹配但宽高具体数值有差异时，MPDIoU 损失函数利用最小点距离惩罚机制，有效防止损失函数性能退化。MPDIoU 损失函数简化了两个边界框之间的相似性比较，可以适应重叠或非重叠边界框回归，提高了检测模型在行李目标尺度变化的适应性。

2　实验结果与分析

2.1　实验环境

本文实验内容所使用的环境配置如表 2 所示。

表 2　实验环境

软硬件环境	参数
操作系统	Windows 10 64位
处理器CPU	Intel(R) Core(TM)i5-13600KF
主频/GHZ	3.50
显存容量/G	12
系统内存/G	32
PyTorch	2.4.0
Cuda	12.1
GPU	RTX4070Ti(12 G)

2.1.1　参数设置与数据集选择

本文实验训练阶段参数设置如下：训练批次为 32，总迭代次数为 120，学习率设置为 0.001，优化方法采用 Adam，衰减权重系数设置为 0.000 5。

实验所采用的数据集由 5 262 张机场实地拍摄的图像组成。这些图像是使用型号为图漾 805 的 RGB-D 相机在重庆江北国际机场的行李收集区域拍摄的。固定拍摄过程中，拍摄光强度为自然光强度，相机固定在 3 m 的高度，以俯视角度对目标区域进行拍摄。从初次采集数量为 3 058 张的图片中挑选出有效信息较多的照片 2 839 张进行数据增强，所采取的数据增强具体操作包括水平翻转、随机缩放、随机旋转、加噪声、调整对比度和亮度等操作，从而将其扩张到 5 262 张图片。检测目标主要包括 PC 行李箱、布质行李箱、皮质行李箱、登山包、背包、手提包和纸箱。使用 labelimg 标注工具对 5 262 张数据集图片进行标注。按照 7∶2∶1 的比例划分为 3 649 张训练集图片、1 041 验证集图片和 572 张测试集图片。

2.1.2　评价指标

本文采用准确率（percision, P）、召回率（recall, R）、平均精度均值（mean average percision, mAP）、每秒帧数 FPS（frames per sencond, FPS）、参数量（parameters）和浮点运算量（floating point operations per second, FLOPs）作为评估指标，对所用模型算法在航空行李目标检测中的性能进行评估。

$$P=\mathrm{TP}/(\mathrm{TP}+\mathrm{FP}) \tag{11}$$

$$R=\mathrm{TP}/(\mathrm{TP}+\mathrm{FN}) \tag{12}$$

$$\begin{aligned}&\mathrm{AP}=\int_0^1 P(R)\mathrm{d}R\\&\mathrm{mAP}=\frac{1}{|Q_R|}\sum_{q\in Q_R}\mathrm{AP}(q)\end{aligned} \tag{13}$$

式中，TP、FP、TN、FN 分别代表被模型预测为正类的正样本、被模型预测为正类的负样本、被模型预测为负类的负样本和被模型预测为负类的正样本；P 表示正确预测的正样本在所有被预测为正样本中的百分比；R 表示正确预测的正样本在所有正样本中的百分比；$|Q_R|$表示目标类别的数量，q 表示检测目标的类别，$AP(q)$ 表示类别 q 的 AP 值。mAP@50:95 表示在 0.5～0.95 的范围内，以步长为 0.05 取一系列 IoU 阈值，分别计算 mAP 后再取均值。IoU 设置越高，对于预测框与真实框的重叠程度要求就越高，从而使得数值提升相对来说更为困难。

2.2　YOLOv8-ASP 算法性能分析

图 8 对比了 YOLOv8 与 YOLOv8-ASP 的性能度量指标，包括 mAP@50、mAP@50-95、召回率和准确率。观察这两个模型的 mAP 值曲线可知，改进后的 YOLOv8-ASP 性能更好，更加稳定。

如图 8 所示，改进后 YOLOv8-ASP 的 mAP@50 性能指标提升了 0.4%，改进后 YOLOv8-ASP 的 mAP@50-95 性能指标基本不变，准确率和召回率改进前后基本保持不变。通过改进前后混淆矩阵的数据对比可知，改进后的模型在背包上面的检测准确度有所提升。由此可见，改进后的 YOLOv8-ASP 在算法收敛后，性能指标有所提升，模型在航空行李检测中的检测能力有所增强。

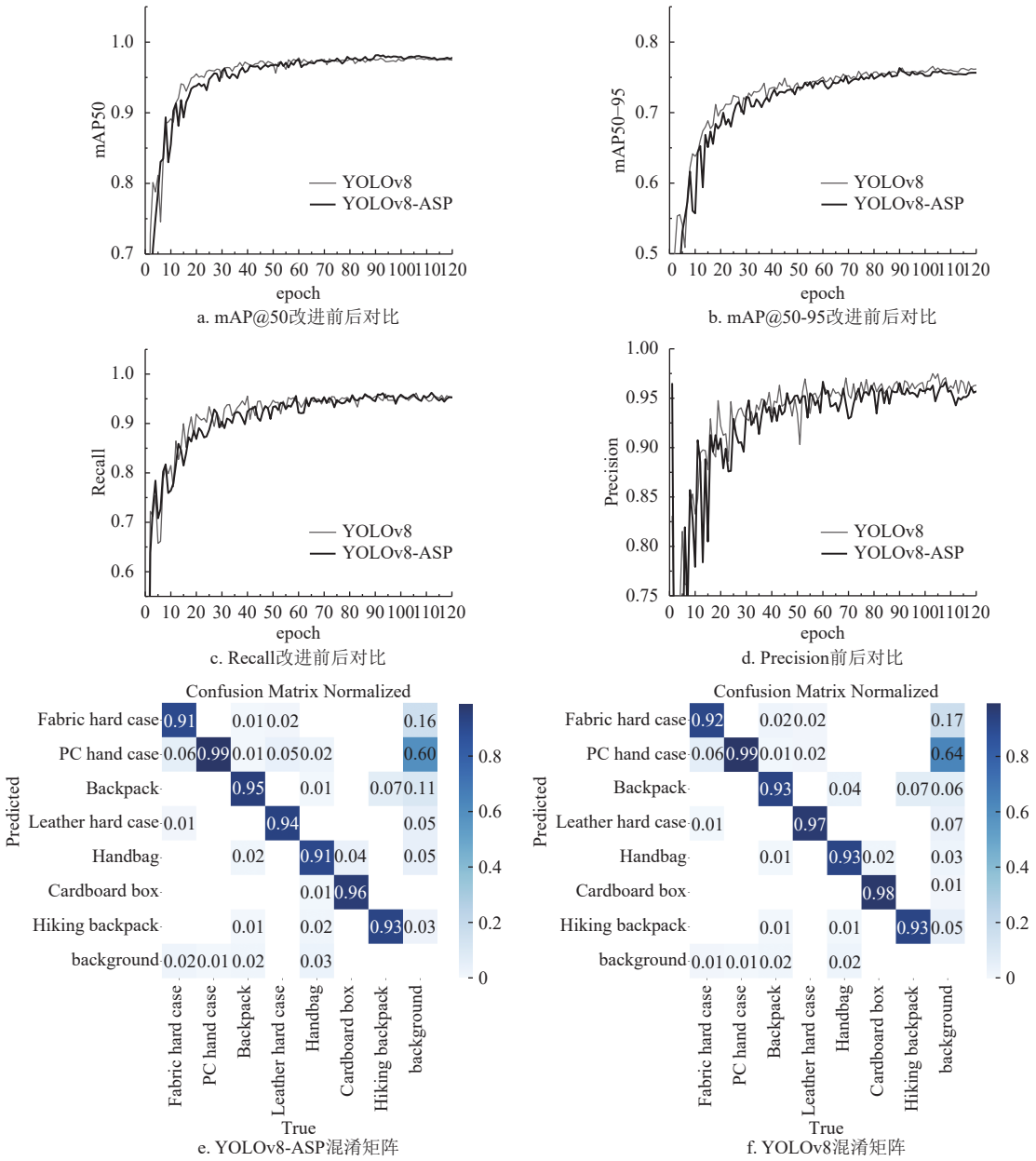


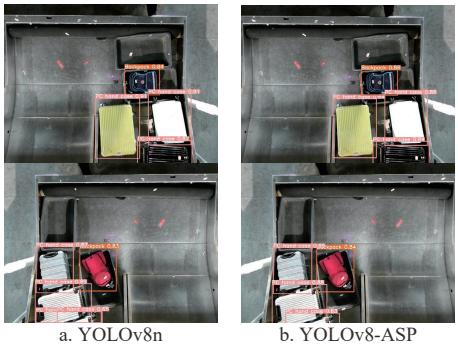
图 8 YOLOv8-ASP 性能对比

如表 3 所示，改进的 YOLOv8-ASP 网络结构参数量总量降低了 8%，计算量下降了约 30%，FPS 性能指标由 702 增加到 816，提升了 16%。由此可见，改进后的 YOLOv8-ASP 在提升了少许检测精度的同时，显著降低了模型的复杂度和计算量，验证了改进的有效性。

表 3 算法轻量化改进前后对比

Algorithm	Params	GFLOPs	FPS
YOLOv8n	3.012×10^6	8.2	702
YOLOv8-ASP	2.759×10^6	5.6	816

从图 9 所示的改进前后检测结果对比可以看出，YOLOv8-ASP 在航空行李识别准确度方面表现更佳，相较于 YOLOv8 有所提升。从 YOLOv8-ASP 算法性能分析结果来看，YOLOv8-ASP 在检测准确度方面有所提升，并且在模型轻量化方面效果表现更为优异。



a. YOLOv8n b. YOLOv8-ASP

图 9 改进前后检测结果对比

2.3　不同算法检测精度与轻量化对比

将 YOLOv8-ASP 算法与一些主流算法 YOLOv8n、EfficientNet[20]、Faster-RCNN[21]、PPYOLOE+s[22]、RTMDET[23]、SSD[24]、YOLOv5n[25] 和 YOLOXs[26] 进行实验对比，结果如表 4 所示。可以看出，YOLOv8n 在航空行李检测准确度方面要优于大部分模型，在参数量和计算量上也具备较低的数值，YOLOv8n 的综合性能明显优于大部分模型。YOLOv8-ASP 在对比模型中，mAP@50 指标仅比最高值 EfficientNet 略低 0.3%，mAP@50 指标也表现良好。通过对比 mAP 数值，YOLOv8-ASP 证明了其在航空行李检测识别的有效性。

由表 4 可以看出，在模型轻量化和计算量对比中，相对于大部分模型，YOLOv8-ASP 拥有较少的参数量和计算量。YOLOv8-ASP 拥有的参数量和计算量仅次于 YOLOv5n，同时准确度 mAP@50 值比 YOLOv5n 高 21.3%。通过分析可以看出，YOLOv8-ASP 算法拥有很强的实用性和可行性，能够在工程实践中充分发挥其应有的价值。

表 4　不同网络的检测准确度、GFlOPs 和参数量对比

Algorithm	mAP@50	mAP@50:95	Params/10^6	GFLOPs
YOLOv8n	0.977	0.766	3.012	8.20
EfficientNet	0.984	0.726	18.463	41.50
Faster-RCNN	0.977	0.724	178.000	41.38
PPYOLOE+s	0.974	0.745	7.485	7.97
RTMDET	0.978	0.745	4.875	8.03
SSD	0.960	0.715	24.548	30.73
YOLOv5n	0.768	0.562	1.773	2.10
YOLOXs	0.940	0.691	8.940	13.32
YOLOv8-ASP	0.981	0.763	2.759	5.60

2.4　YOLOv8-ASP 改进前后消融实验对比

YOLOv8-ASP 的改进主要包括 3 方面：自适应 Single PAN 特征融合网络模块（命名为 A），ECA 注意力机制（命名为 B）和 MPDIoU 边框损失函数（命名为 C）。为了验证所提出的 YOLOv8-ASP 算法的有效性，分析本文改进方法中各方面改进的重要性，对改进算法进行消融实验。消融实验结果如表 5 所示。

表 5　消融实验数据对比

Algorithm	mAP@50	mAP@50:95	Params/10^6	GFLOPs	FPS
YOLOv8n	0.977	0.766	3.012	8.2	702
A	0.981	0.763	2,759	5.6	793
A+C	0.983	0.763	2.759	5.6	737
A+B	0.980	0.763	2.759	5.6	832
C	0.985	0.771	3.012	8.2	686
B+C	0.969	0.754	3.012	8.2	711
A+B+C	0.981	0.763	2.759	5.6	816

由表 5 可以看出，自适应 Single PAN 特征融合网络模块显著降低了参数量和计算量，同时检测精度 mAP@50 上升了 0.4%，FPS 由原来的 702 提升至 816，提升了 16%。这表明该改进模块有助于模型网络的特征语义提取和融合，显著降低模型复杂度的同时，有效提高了检测精度。网络模型复杂度的显著降低表明，特征融合网络轻量化通过将原有特征融合网络中双 PAN 结构变为去除浅层特征融合的单 PAN 结构，使得模型复杂度和计算量显著减少。同时 PConv 卷积模块的引入，进一步降低了模型复杂度和计算量。而检测精度的上升表明，自适应 Single PAN 特征融合网络模块中所设计的自适应权重通过动态调整特征信息，进而提高了模型网络对于重要特征的关注度和准确感知能力。

由表 5 可以看出，从 A 到 A+C，mAP@50 数值增加 0.2%，同时参数量和计算量基本维持不变。同时在 YOLOv8 单独引入 MPDIoU 边框损失函数后，与原 YOLOv8n 网络相比，mAP@50 数值提高了 0.8%，参数量和计算量基本不变。以上表明 MPDIoU 边框损失函数有助于提高模型在行李目标的尺度变化的不均衡性时的适应性，提高了模型在航空行李检测的准确度。

由表 5 可以看出，从 C 到 B+C，mAP@50 数值降低了，FPS 指标从 686 提升到 711，参数量和计算量基本不变。这表明 ECA 注意力机制通过提高对特定通道特征的关注度，强化了有用信息的提取操作，同时抑制了无关或冗余的特征。这使得网络在进行航空行李检测时，能够更加专注于关键特征，从而提升模型对重要特征的敏感性，加快了模型的图片处理速度。

由表 5 可以看出，从 YOLOv8n 到 YOLOv8-ASP（A +B+C），检测精度 mAP@50 从 97.7% 提升到 98.1%，参数量从 3.012×10^6 减少到 2.759×10^6，GFLOPs 从 8.2 降低到 5.6，FPS 由原来的 702 提升至 816，提升了 16%。与 YOLOv8n 相比，YOLOv8-ASP 的参数量和计算量显著减少，同时检测精度上升了 0.4%。因此，在 YOLOv8n 的基础上进行自适应 Single PAN 特征融合网络设计、ECA 注意力机制和 MPDIoU 边框损失函数这 3 方面的改进，尤其在自适应 Single PAN 特征融合网络设计中，通过特征融合网络轻量化设计和 PConv 卷积模块的引入显著减少了参数量和计算量，通过引入基于自适应权重的特征融合提高了模型对重要特征的关注度，以上这些改进设计在模型轻量化和模型检测精度上取得了更好的均衡性。

3 结束语

准确、高效的航空行李识别是实现机场全自动化与可视化行李分拣的重要前提。针对该任务，本文构建了全新的航空行李数据集，并提出了 YOLOv8-ASP 航空行李检测方法。实验结果表明，所提出的 YOLOv8-ASP 算法在检测精度与模型复杂度之间实现了良好的平衡，具有较强的实用性与可扩展性。未来工作可在模型轻量化、特征表达能力增强及复杂场景下的泛化性能提升等方面进一步展开研究。

参 考 文 献

[1] CHEN R B, ZHANG H, LI C, et al. LSDNN: Local-salient deep neural network for baggage re-identification with material discerning[C]//Proceedings of the Chinese Automation Congress. [S.l.]: IEEE, 2020: 6344-6349.

[2] GAO Q J, LIANG P W. Airline baggage appearance transportability detection based on A novel dataset and sequential hierarchical sampling CNN model[J]. IEEE Access, 2021, 9: 41833-41843.

[3] ZHAO Q, MA H M, LU R Q, et al. MVAD-net: Learning view-aware and domain-invariant representation for baggage re-identification[M]//Pattern Recognition and Computer Vision. Cham: Springer International Publishing, 2021: 142-153.

[4] WU H B, LUO Z M, CAO D L, et al. Attention and multi-granied feature learning for baggage re-identification [M]//Computer Supported Cooperative Work and Social Computing. Singapore: Springer, 2022: 460-472.

[5] YANG H, CHU X X, ZHANG L, et al. QuadNet: Quadruplet loss for multi-view learning in baggage re-identification[J]. Pattern Recognition, 2022, 126: 108546.

[6] 邢志伟, 朱书杰, 李彪. 基于改进图卷积神经网络的航空行李特征感知[J]. 浙江大学学报（工学版）, 2024, 58(5): 941-950.
XING Z W, ZHU S J, LI B. Airline baggage feature perception based on improved graph convolutional neural network[J]. Journal of Zhejiang University (Engineering Science), 2024, 58(5): 941-950.

[7] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: Unified, real-time object detection[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. New York: IEEE, 2016: 779-788.

[8] REDMON J, FARHADI A. YOLO9000: Better, faster, stronger[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. New York: IEEE, 2017: 6517-6525.

[9] REDMON J, FARHADI A. YOLOv3: An incremental improvement[EB/OL]. [2025-02-12]. https://arxiv.org/abs/1804.02767.

[10] WANG J X, LIU M, DU Y R, et al. PG-YOLO: An efficient detection algorithm for pomegranate before fruit thinning[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2024, 134: 108700.

[11] JIAO R Z, XU Z M, ZHANG Z H. Improving YOLOv8 *via* triple attention for pedestrian detection[C]//Proceedings of the 5th International Conference on Computer Vision, Image and Deep Learning. New York: IEEE, 2024: 1517-1521.

[12] CHENG G, CHAO P Z, YANG J, et al. SGST-YOLOv8: An improved lightweight YOLOv8 for real-time target detection for campus surveillance[J]. Applied Sciences, 2024, 14(12): 5341.

[13] LIU S, QI L, QIN H F, et al. Path aggregation network for instance segmentation[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. New York: IEEE, 2018: 8759-8768.

[14] WANG Q L, WU B G, ZHU P F, et al. ECA-net: Efficient channel attention for deep convolutional neural networks [C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. [S.l.]: IEEE, 2020: 11534-11542.

[15] MA S L, XU Y. MPDIoU: A loss for efficient and accurate bounding box regression[EB/OL]. [2025-02-12]. https://arxiv.org/abs/2307.07662.

[16] CHEN J R, KAO S H, HE H, et al. Run, don't walk: Chasing higher FLOPS for faster neural networks[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. New York: IEEE, 2023: 12021-12031.

[17] TAN M X, PANG R M, LE Q V. EfficientDet: Scalable and efficient object detection[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. [S.l.]: IEEE, 2020: 10781-10790.

[18] HU J, SHEN L, SUN G. Squeeze-and-excitation networks[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. New York: IEEE, 2018: 7132-7141.

[19] WANG X F, SONG J. ICIoU: Improved loss based on complete intersection over union for bounding box regression[J]. IEEE Access, 2021, 9: 105686-105695.

[20] TAN M, LE Q V. EfficientNet: Rethinking model scaling for convolutional neural networks[EB/OL]. [2025-02-12]. https://arxiv.org/abs/1905.11946.

[21] GIRSHICK R. Fast R-CNN[C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision. New York: IEEE, 2015: 1440-1448.

[22] XU S L, WANG X X, LV W Y, et al. PP-YOLOE: An evolved version of YOLO[EB/OL]. [2025-02-12]. https://arxiv.org/abs/2203.16250.

[23] LYU C, ZHANG W, HUANG H, et al. RTMDet: An empirical study of designing real-time object detectors [EB/OL]. [2025-02-12]. https://arxiv.org/abs/2212.07784.

[24] LIU W, ANGUELOV D, ERHAN D, et al. SSD: Single shot multiBox detector[C]//Computer Vision–ECCV 2016. Cham: Springer International Publishing, 2016: 21-37.

[25] 刘成润. 行李分拣系统中的检测与跟踪研究[D]. 成都: 四川大学, 2023.
LIU C R. Research on detection and tracking in baggage sorting system[D]. Chengdu: Sichuan University, 2023.

[26] GE Z, LIU S T, WANG F, et al. YOLOX: Exceeding YOLO series in 2021[EB/OL]. [2025-02-12]. https://arxiv.org/abs/2107.08430.

责任编辑 叶 芳