

# 基于 YOLO-V8 的机场异物检测算法研究

李行 张建 王栋

昌吉学院航空学院, 新疆昌吉, 831100;

**摘要:** 针对目前民用机场当中外来物 (FOD, Foreign Object Debris) 检测传统人员检测的模式, 需要大量人员定期进行跑道及道面巡检, 耗时耗力, 并且会出现的错检、漏检问题, 以及不能够实时监测的问题。针对不利因素, 进行了场景分析, 提出采用 YOLO 目标检测算法对机场中 FOD 进行检测, 但由于机场外来物形状, 大小不一, 会导致检测有所偏差。为解决本文针对以上问题, 利用 YOLO-V8 模型进行检测, 将检测与 YOLO-V5 检测算法进行比较。通过实验验证, 相较于的 YOLO-V5 的检测结果, 精确度提高 2.4%。

**关键词:** 机场跑道异物; 目标检测; YOLO-V8

**DOI:** 10.69979/3041-0673.25.07.010

## 引言

机场异物<sup>[1]</sup> (FOD) 是指位于机场环境中不适当位置的任何物体, 无论是否有生命, 有可能危害机场安全或影响航空承运人人员并损坏飞机的物体。机场异物出现的位置有可能存在于机场跑道当中, 也有可能存在于滑行道甚至于机位及附近, 导致了机场异物检查的范围变大和环境变得复杂。传统的机场检测方法主要是人工巡查和设备检测<sup>[2]</sup>, 但是人工检测的方法由于耗时大, 效率低, 以及较低的可靠性, 导致机场异物还是存在于机场当中。其中, 有些机场采用了设备检测的方法, 如雷达检测的方法<sup>[3]</sup>, 机场检测雷达方法由于较高的安装和维护费用, 导致大多数机场无力承担。因此, 研究一种基于机器学习和目标检测的机场跑道异物检测算法, 减少人力和财力的浪费, 更提高 FOD 的排查效率, 对行业中的运行具有重大意义。

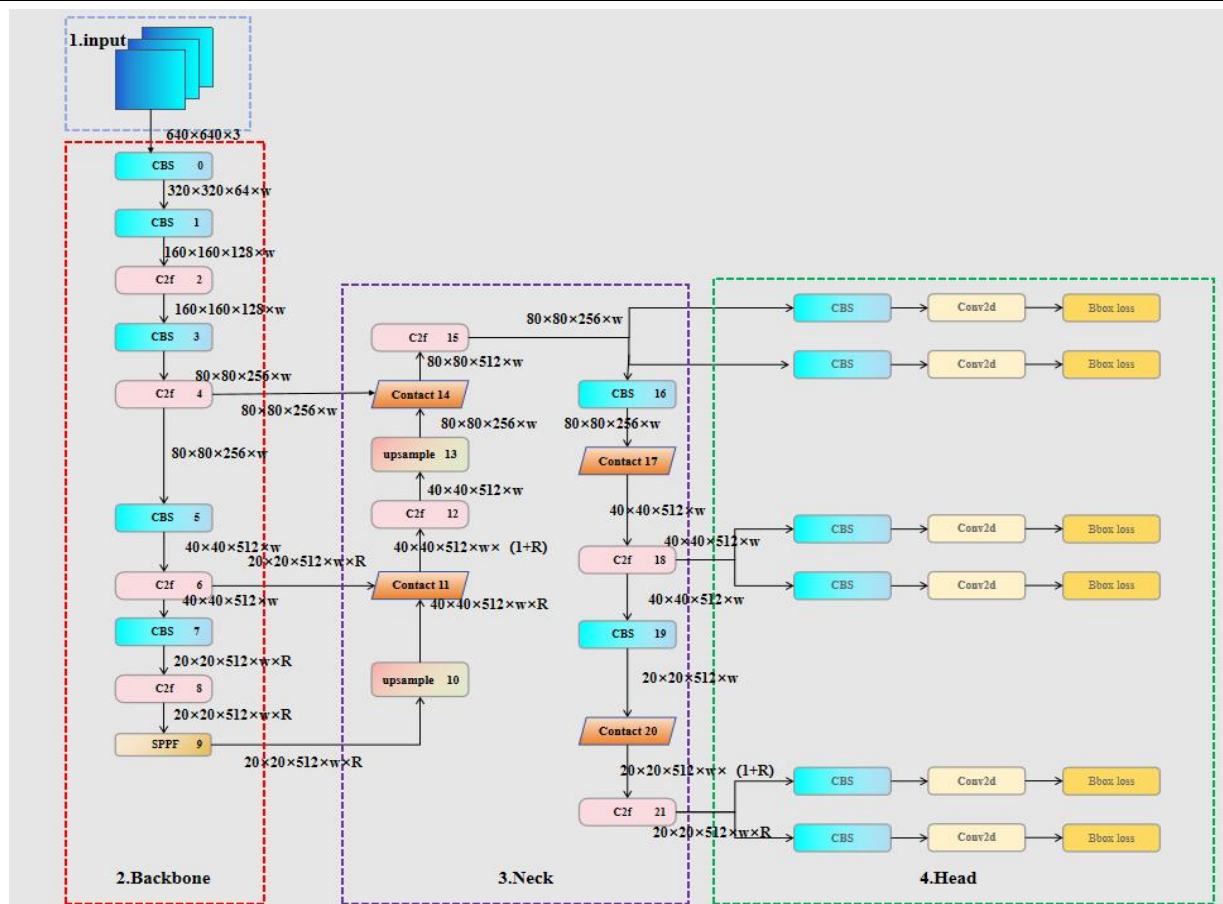
目前的目标检测算法主要分为两类<sup>[4]</sup>, 一类是生成式检测, 一类是判别式检测, 深度学习检测算法属于判别式, 通过寻找不同类别之间的最优分割面, 在目标跟踪中, 区分目标物体和背景, 训练分类器模板来达到检测物体的效果。深度学习算法当中分为两种类型, 一种是两阶段的目标检测算法, 如 R-CNN<sup>[5]</sup>, Fast R-CNN<sup>[6]</sup>, Faster R-CNN<sup>[7]</sup>, 另一种是单阶段目标检测算法, 其中最具代表的是 YOLO 系列<sup>[8-14]</sup>。其中, 将 YOLO 算法当中将双阶段的目标检测转化为单阶段的目标检测, 大大节省了时间, 为实时监测提供了条件, 在 YOLO 系列当中

发展过程中, 在不断完善提供提高鲁棒性和准确性。2021 年, 郭晓静<sup>[15]</sup>以 YOLOv3 网络为基础, 提出了多尺度特征融合, 使用基于马尔科夫链蒙特卡罗采样对边框信息进行聚类分析。2023 年, 张敬博<sup>[16]</sup>提出一种跨阶段局部空间金字塔池化模块的网络模块, 提高了小目标的检测效率。2023 年

本文基于 YOLO-V5 算法进行机场异物检测, 针对于机场异物当中的小目标、多目标复杂性的特点, 进行算法的改进。对比之前的人工检测的方式方法, 提供了一种更为方便的方式进行机场异物的检测。

## 1 模型结构

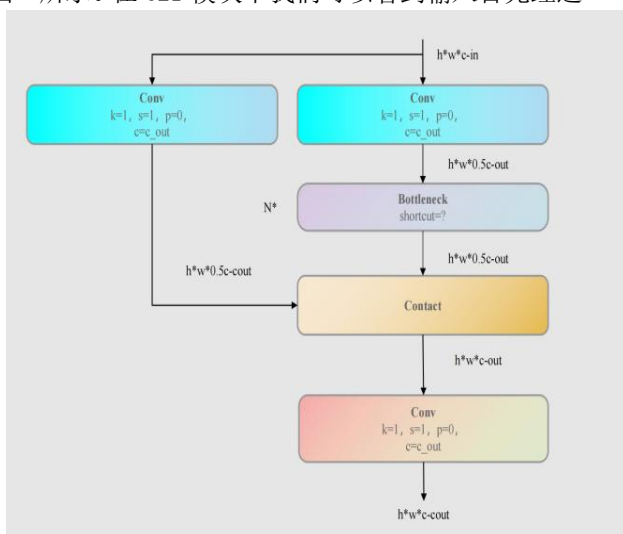
2023 年, YOLO-v8 由 Ultralytics 公司发布, 在准确性和速度方面具有尖端性能。在以往 YOLO 版本的基础上, YOLO-v8 引入了新的功能和优化, 使其成为广泛应用中各种物体检测任务的理想选择。YOLO-v8 的对比之前模型做出了较大改进, 提供了一个全新的 SOTA 模型, 包括 P5\*640 和 P6\*1280 分辨率的目标检测网络和基于 YOLACT 的实例分割模型。和 YOLOv5 一样, 基于缩放系数也提供了 N/S/M/L/X 尺度的不同大小模型, 用于满足不同场景需求。YOLO-v8 通过引入 C2f 模块、Bottleneck Block 以及 SPPF 模块等先进组件, 如图一所示, 使得算法在网络结构设计上实现了质的飞跃。这些改进不仅增强了特征提取能力, 还使得模型能够更好地适应复杂多变的实际应用场景。



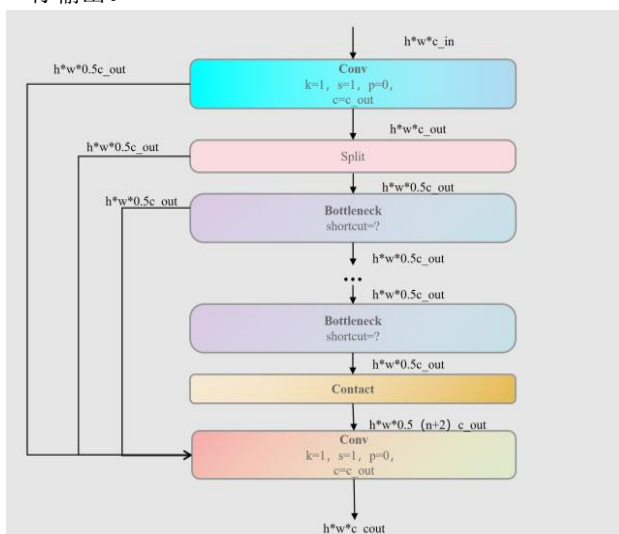
图一 YOLO-v8 结构图

YOLO-v8 其中对 Backbone 部分进行的改进，使用 C2f 模块代替 C3 模块，进一步轻量化，将 YOLO-v5 的 C3 结构换成了梯度流更丰富的 C2f 结构，并对不同尺度模型调整了不同的通道数，同时保持了 CSP 的思想，如图二所示。在 C2f 模块中我们可以看到输入首先经过一

个  $k=1$ ,  $s=1$ ,  $p=0$ ,  $c=c_{out}$  的卷积模块进行了处理，然后经过一个 split 处理，经过数量为  $n$  的 DarknetBottleneck 模块处理以后将残差模块和主干模块的结果进行 Concat 拼接在经过一个卷积模块处理进行输出。



### C3 模块



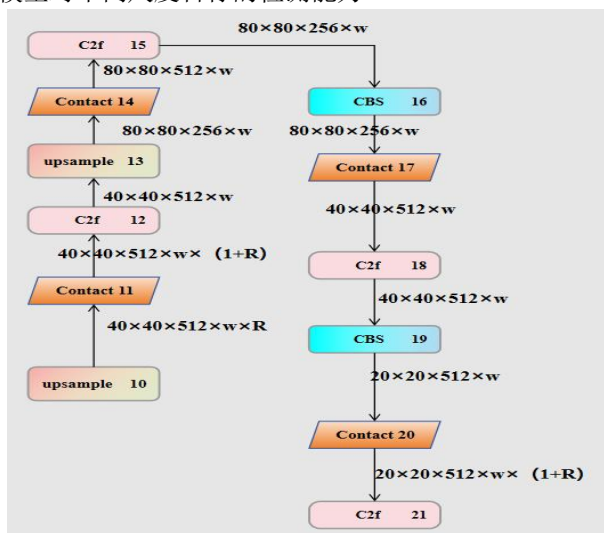
## C2f 模块

图二 C3 模块和 C2f 模块

YOLO-v8 对 PAN-FPN 的改进, 在保留 PAN 的思想的

前提下，但删除了上采样阶段中的卷积结构，同时将 C

3 模块替换为 C2f 模块。PAN- FPN 作为其特征金字塔网络，进一步增强了多尺度特征的表示能力。在 FPN 的基础上，引入 PAN 的自底向上路径，将低层特征逐层传递到高层，进一步丰富多尺度特征。通过横向连接，将不同尺度的特征进行融合，确保每一层的特征都包含丰富的上下文信息。PAN-FPN 通过双向路径的融合，使得特征图包含更丰富的上下文信息和语义信息，增强了模型对不同尺度目标的检测能力。



图三 PAN-FPN 结构

$$loss = -\alpha \cdot q \cdot \log(p) - (1 - \alpha) \cdot (1 - q) \cdot \log(1 - p) \quad (1)$$

YOLO-v8 在样本匹配方式上采用了 Task-Aligned Assigner 匹配方式，是的正常对齐的 Anchor 可以预测高分类得分，同时具有精确定位。对于没有对齐的 Anchor 应当具有低分类得分，并在 NMS 阶段被抑制。基于上述两个目标，TaskAligned 设计了一个新的 Anchor alignment metric 来在 Anchor level 衡量 Task-Alignment 的水平。并且，Alignment metric 被集成在了 sample 分配和 loss function 里来动态的优化每个 Anchor 的预测。

这些改进使得 YOLOv8 在保持了 YOLOv5 网络结构的优点的同时，进行了更加精细的调整和优化，提高了模型在不同场景下的性能。

## 2 实验分析

### 2.1 实验数据

YOLO-v8 对 head 模块的改进，采用了 Decoupled-Head 的思想，在检测头部分采用了解耦的设计方式。将目标检测的任务分为两部分：一个是用于分类的分支，另一个是用于回归的分支，可以让网络更好地专注于各自的任务，从而提高检测的精度和收敛速度，使得网络的训练和推理更加高效。另外 YOLO-v8 抛弃了 Anchor-Base，采用了 Anchor-Free 的思想，通过减少了锚框的超参数设置，直接预测目标的中心点来简化训练过程。

损失函数的改进：采用 VFL Loss 作为分类损失，如公式 (1)，通过引入一个新颖的权重分配机制来平衡正负样本的损失，从而提高模型的鲁棒性和精度。具体来说，VFL Loss 通过计算预测值与目标值之间的差异，并结合目标值的置信度来动态调整每个样本的损失权重。同时使用 DFL Loss 和 CIOU Loss 作为回归损失，带有权重的交叉熵损失，设计用于解决预测目标框坐标固定而难以精确表示的问题。通过将边界表示为分布形式，DFL 解决了边界不明确的挑战，允许更灵活且更加准确的边界回归。

实验操作系统位 Windows 10, 实验环境为 Python3.12。数据集采用 VOC-FOD 数据集，数据集数量三万四千张图片，数据集包含了电池、烟头、螺丝等类别。训练配置如下：图片大小为 320×320，epoch 设置为 300，batch\_size 设置为 16，进行 YOLO-V8 训练。

由于 VOC-FOD 中图片数据相似度比较高，为了避免误差过大，选取数据 10% 的图像与自制的 972 张图像建立新的图像库，组成新的数据集，按照 7: 2: 1 的比例构建训练集、测试集和验证集。评价指标主要选取精确度 (precision)、召回率 (recall) 以及平均精度均值 (mean average precision) 等重要参数进行验证。

### 2.2 图像可视化

本文选取数据 10% 的图像与自制的 972 张图像进行测试，将 YOLO-V5 算法与 YOLO-V8 算法进行对比，结果如图四所示。





(a) YOLO-V5 结果



(b) YOLO-V8 结果

图四 部分检测结果展示

针对同一检测目标, YOLO-V8 具有更好的置信度, 部分特定的目标 YOLO-V5 没有检测出, 而 YOLO-V8 比较正确的被检测出。

### 2.3 结果对比

本文将采用 YOLO-V8 模型与 YOLO-V5 模型进行效果对比, 对比结果如表一所示。

表一 YOLO-V5 与 YOLO-V8 结果对比

算法	精确度 (%)	召回率 (%)	平均精度 (%)	FPS
YOLO-V5	90.1	87.7	88.2	107
YOLO-V8	94.2	90.1	93.3	95

由上表所知, YOLO-V8 在检测精准度和召回率以及平均精准度上都有所提升, 提升 3.1%、2.4%以及 5.1%, 但是在检测速度上下降 12FPS。YOLO-V8 在检测速度上降低的情况下, 能够提高准确度。

### 3 结论

本论文深入研究了基于 YOLO-V8 算法的机场异物的检测算法, 并进行了实验验证。实验结果表明, YOLO-V8 算法在机场异物检测任务中表现出色, 其检测精度高、速度快, 且能够有效应对各种类型的异物。

在后续的研究中, 将优化和改进 YOLO-V8 算法, 进一步提升其在复杂环境下的检测性能。还会将 YOLO-V8 算法集成到机场现有的监控系统中, 进行实际场景下的测试和优化, 最终实现机场异物检测的自动化和智能化。

### 参考文献

- [1]FAA. Airport Foreign Object Debris(FOD)Management:AC 150/5210- 24A [R].FAA, 2024.
- [2]中国民用航空局机场司, 中国民用航空局飞行标准司. 机场外来物管理规定:AP-140-CA-2011-2[R].8/9/2011.
- [3]敖丹丹. 机场跑道异物监测雷达关键技术研究[D]. 电子科技大学, 2014.
- [4]李行. 基于核化相关滤波跟踪技术的跑道侵入预防研究[D]. 中国民用航空飞行学院, 2020.
- [5]Girshick R, Donahue J, Darrell T, et al. Rich Feature Hierarchies for Accurate Object Detection and Semantic Segmentation[J]. CoRR, 2013, abs/1311.2524.
- [6]Girshick R. Fast r-cnn[C]. Proceedings of the IEEE international conference on computer vision, 2015: 1440-1448.
- [7]Ren S, He K, Girshick R, et al. Faster r-cnn: Towards real-time object detection with region proposal networks[J]. Advances in neural information processing systems, 2015, 28.
- [8]Redmon J, Farhadi A. YOLOv3: An Incremental Improvement[C]. arXiv, 2018.
- [9]Bochkovskiy A, Wang C Y, Liao H Y M. YOLOv4: Optimal Speed and Accuracy of Object Detection[C]. arXiv, 2020.
- [10]Li C, Li L, Jiang H, et al. YOLOv6: A Sing

le-Stage Object Detection Framework for Industrial Applications[M]. arXiv, 2022[2024-03-17].

[11]Wang C Y, Bochkovskiy A, Liao H Y M. YOLOv7: Trainable bag-of-freebies sets new state-of-the-art for real-time object detectors[C]. arXiv, 2022.

[12]Wang C Y, Yeh I H, Liao H Y M. YOLOv9: Learning What You Want to Learn Using Programmable Gradient Information[C]. arXiv, 2024.

[13]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, 2016: 779-788.

[14]Redmon J, Farhadi A. YOLO9000: Better, Faster, Stronger[C]. arXiv, 2016.

[15]郭晓静, 隋昊达. 改进YOLOv3在机场跑道异物目标检测中的应用[J]. 计算机工程与应用, 2021, 57(8): 249-255.

[16]张敬博;任杰;王美琪;基于混合注意力的全天候机场跑道异物检测[J]. 北京航空航天大学学报: 1-14.

作者简介: 李行 (1992.09-), 男, 汉族, 山东临沂, 助教, 硕士研究生, 研究方向: 空管安全、图像处理。  
基金项目: 昌吉学院校级科研项目“基于 YOLO 的机场异物检测算法研究”; 项目编号: KYLK021。