

基于改进 YOLOv5 的飞机舱门识别与定位方法研究

张长勇¹, 郭 聪¹, 李玉洲¹, 张朋武²

(1. 中国民航大学 电子信息与自动化学院, 天津 300300;

2. 南航股份公司 工程技术分公司北京基地, 北京 102602)

摘要: 机场特种车辆的自动靠机是未来智慧机场发展的必然要求, 实现自动靠机的关键是对飞机舱门进行准确识别与定位; 针对此问题, 提出一种基于改进 YOLOv5 和单目视觉的舱门识别与定位方法, 通过在模型中加入了一种轻量化的卷积注意力模块 (CBAM, convolutional block attention module), 提高了算法对飞机舱门的特征提取能力; 针对 YOLOv5 的重复特征提取问题, 引入了空间金字塔池化结构 (SPPCSPC, spatial pyramid pooling cross stage partial connection), 并改进分组卷积组数为 4, 提高了算法的检测精度; 通过获取候选框中角点的像素, 利用空间几何关系, 实现了对舱门准确的三维定位。实验结果表明, 改进后的 YOLOv5 算法 mAP 达到 96.5%, 相比原有算法提升了 5.6%。在舱门前方 19 m 和 1 m 处时, 实时最大定位误差分别为 0.15 m 和 0.01 m, 能够满足特种车辆靠机完成后与舱门保持 5~10 cm 的安全距离要求。

关键词: 舱门识别与定位; 机场特种车辆; 自动靠机; YOLOv5; 三维定位

Research on Identification and Positioning Method for Aircraft Door Based on Improved YOLOv5

ZHANG Changyong¹, GUO Cong¹, LI Yuzhou¹, ZHANG Pengwu²

(1. College of Electronic Information and Automation, CAUC, Tianjin 300300, China

2. Beijing Base of China Southern Aviation Corporation, Beijing 102602, China)

Abstract: The automatic docking of airport special vehicles is an inevitable requirement for the development of smart airports in the future; It is the key step for automatic docking is to accurately identify and locate aircraft door. Aiming at this problem, an aircraft door recognition and positioning method based on improved YOLOv5 and monocular vision is proposed. By adding a lightweight convolutional block attention module (CBAM) in the model, the algorithm improves its ability to extract features from aircraft doors; A spatial pyramid pooling cross stage partial connection (SPPCSPC) is introduced to solve the problem of repetitive feature extraction in YOLOv5, and improving the number of group convolution groups to 4 and the detection accuracy of the algorithm; The pixels of corner points in the candidate frame are obtained, and the spatial geometric relationships are utilized to achieve the accurate three-dimensional positioning of the aircraft door. The experimental results show that the mean average precision (mAP) of improved YOLOv5 algorithm reaches 96.5%, the mAP of improved algorithm is 5.6% higher than that of the original algorithm. The real-time maximum positioning errors of 19 m and 1 m in front of the aircraft door are 0.15 m and 0.01 m, respectively, which can meet the requirements of maintaining a safe distance of 5~10 cm from the aircraft door after the docking of special vehicles.

Keywords: identification and positioning of aircraft door; airport special vehicles; automatic docking of airport; YOLOv5 algorithm; three-dimensional positioning

0 引言

现代民航客机, 由于本身的尺寸设计, 绝大部分的地面服务工作, 例如装卸行李、上下旅客、检查维修等, 都需要借助相应的地面设备或特种车辆才能完成。目前国内外机场地面设备与特种车辆的靠机作业均由人工操作完成。参与作业的工作人员通常分为两部分: 一部分为监护员, 在设备上 (如航食车舱门口) 或飞机旁负责引导特种车辆

靠近飞机, 并监督车辆是否停靠到位; 另一部分为特种车辆驾驶员, 在车辆距离飞机 5~10 m 外, 先进行车辆与飞机的预对正, 然后再依据监护员指挥, 最终完成地面设备与特种车辆的靠机任务。人工作业费时费力且不易于统一管理, 因此特种车辆自动靠机已成为智慧机场的发展趋势之一^[1]。

飞机舱门的准确检测与定位是实现特种车辆自动靠机的关键。由于采用视觉的方式比使用非视觉方式能够获得

收稿日期: 2023-02-22; 修回日期: 2023-04-07。

作者简介: 张长勇 (1978-), 男, 博士, 副教授, 硕士研究生导师。

引用格式: 张长勇, 郭 聪, 李玉洲, 等. 基于改进 YOLOv5 的飞机舱门识别与定位方法研究[J]. 计算机测量与控制, 2024, 32(1): 142-149.

更多的信息,且有着更强的泛化性和可靠性,成为目前的主流检测方式。基于视觉的目标检测算法可分为一阶段和二阶段两种。二阶段目标检测算法^[2-5],主要有 R-CNN、SPP-net、Fast R-CNN、Faster R-CNN 等系列方法,算法先通过区域提取网络产生候选框,然后用卷积神经网络对候选框作分类和回归;一阶段目标检测算法,主要有 YOLO 系列^[6]、SSD^[7]等,通过一个网络直接回归出目标的类别和位置。一阶段算法相对于二阶段算法,更适用于轻量级速度较快的实时检测。

激光定位、双目定位、单目定位是目前较为常用的 3 种定位方法。激光定位^[8]具有测量精度高、体积小和速度快的优点,但存在集成度低,成本高的问题;双目定位^[9]具有精度高、设备集成度高的优点,但相机的装配过程复杂且系统体积较大;单目定位^[10]具有设备简易、集成度高、体积小、系统简单稳定的优点,但由于单个摄像头丢失了深度信息,所以需要给出待测物体的宽度或者高度才能进行定位。

鉴于舱门尺寸可以事先通过飞机维修手册 (AMM, aircraft maintenance manual) 和结构修理手册 (SRM, structural repair manual) 查找获得,在综合考虑系统成本、算法性能、系统稳定性后,提出一种基于单目视觉的飞机舱门识别与定位方法,先采用改进 YOLOv5 算法实现目标舱门的检测,再利用单目相机实现舱门定位。通过在原始 YOLOv5s 模型中添加卷积注意力模块 CBAM^[11],并使用改进的空间金字塔池化结构 SPPCSPC 代替了原有的快速空间金字塔池化结构 (SPPF, spatial pyramid pooling-fast),使目标检测模型能更好地学习目标特征。在舱门识别的基础上,通过获取候选框中角点的像素,利用空间几何关系,对传统的单目相机单维度定位方法进行改进,以实现飞机舱门的三维定位。在北京大兴国际机场进行实际测试后,表明算法的识别与定位精度能达到预期设计要求。

1 基于改进的 YOLOv5 舱门检测算法

1.1 YOLOv5s 算法

YOLOv5 算法根据权重、深度和宽度的不同,共分为 YOLOv5s、YOLOv5m、YOLOv5l 和 YOLOv5x 四个版本^[12]。其中 YOLOv5s 算法网络结构最小,速度最快,更能贴合机场中舱门的实时检测要求,因此可以作为舱门检测的基本算法。YOLOv5s 框架主要有 4 个部分,分别是输入端、主干特征提取网络、颈部和输出端^[13]。YOLOv5s 目标检测算法在识别目标时,同时兼备检测精度高和速度快的优势。但为了能更加快速准确的实现对飞机舱门的专有化识别检测,仍需要对算法进一步改进。

1.2 融合 CBAM 注意力机制

飞机舱门距离相机越远,则舱门在成像平面中占有的像素比例越少。为解决远距离舱门难以识别的问题,需引入注意力机制,使 YOLOv5s 这种轻量级

的网络,在大区域上关注目标,同时不会增加时间开销^[14],以此来提高算法对飞机舱门的特征提取能力。

计算机视觉应用领域中的注意力大体有两类:一类是以 SE (Squeeze and Excitation) 为代表的通道注意力机制,另一类是以 CBAM 为代表的空间注意力机制。其中,SE 注意力机制是对整个通道内的所有数据进行平均池化,这样就忽视了每一条通道内的细微差别,而 CBAM 注意力机制可以结合通道和空间机制构建更高层次的空间结构,使得所有输入特征在通道和空间结构上的联络更加紧密,从而更高效地获取目标的有效信息,其网络结构如图 1 所示。

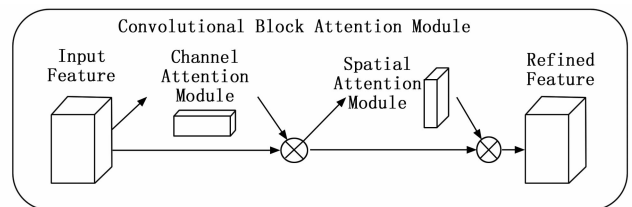


图 1 CBAM 网络结构图

CBAM 注意力机制由通道注意力模块 (CAM, channel attention module) 和空间注意力模块 (SAM, spatial attention module) 组成^[15]。

CAM 用于输入图片中重要信息的提取,其计算公式为:

$$M_C(F) = \sigma(\text{MLP}((\text{AvgPool}(F)) + \text{MLP}((\text{MaxPool}(F))) = (\sigma(W_1 W_0 F_{\text{avg}}^c) + W_1 W_0 F_{\text{max}}^c))) \quad (1)$$

式中, M_C 为通道注意力图; F 为输入的特征图; σ 为 sigmoid 函数; AvgPool 为全局平均池化; MaxPool 为全局最大池化; MLP 是一个两层的神经网络, W_0 、 W_1 为两个 MLP 共享权重; F_{avg}^c 为平均合并特征; F_{max}^c 为最大合并特征。SAM 用于输入图片中位置信息的提取,其计算公式为:

$$M_S(F) = \sigma(f^{(7 \times 7)}) ([\text{AvgPool}(F); \text{MaxPool}(F)] = \sigma(f^{(7 \times 7)}) (F_{\text{avg}}^s; F_{\text{max}}^s)) \quad (2)$$

式中, M_S 为空间注意力图; $f^{(7 \times 7)}$ 为滤波器大小为 7×7 的卷积运算。在 YOLOv5s 算法中的 CSP1_3 中加入 CBAM 注意力机制,改进后的网络结构如图 2 所示。

1.3 添加 SPPCSPC

空间金字塔池化的最开始提出是为了实现一个自适应尺寸的输出。YOLOv5 作者 Glenn Jocher 基于此思想提出了 SPPF,网络结构如图 3 所示。SPPF^[16]用连续 3 个卷积

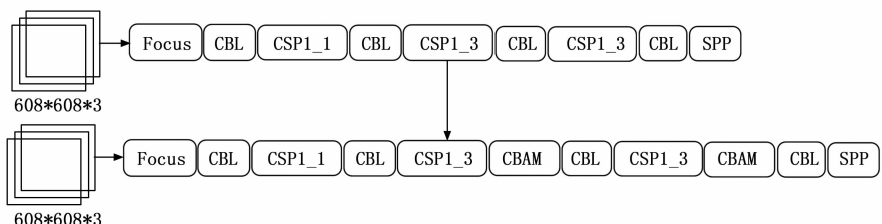


图 2 CSP1_3 添加 CBAM 模块

核做池化可以与 YOLOv4 算法达到同样的输出效果, 同时与前者比起来, 可以减少计算量, 所以速度也有所加快。图形化的结构可以有效地扩展感知范围, 使算法能够适应各种分辨率的图像, 而最大池化技术则可以实现这一目标。

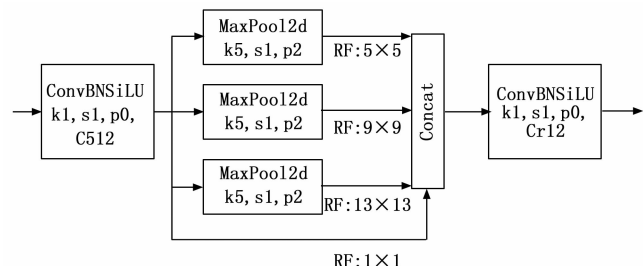


图 3 SPPF 网络结构图

SPPCSPC 是改进后的空间金字塔池化操作, 主要解决了因裁剪、缩放操作导致的图像失真问题和算法对重复特征提取的问题^[17]。

SPPCSPC 网络结构如图 4 所示, 该结构和 YOLOv5s 中自带的 SPPF 结构是有些相似的, 都有 1×1 、 5×5 、 9×9 、 13×13 的池化层, 前后也均有卷积, 不同的是有一个 1×1 的残差边^[18]。这 4 种池化代表着 4 种感受野, 用来区别于大目标和小目标。它们采用 CSP 思想, 将特征包括两部分, 一部分用于常规处理, 另一部分用于 SPP 结构处理, 最后将两部份合并, 可以大大减少运算量, 加快运算速率, 同样也能提升精确度。

1.4 使用分组卷积

分组卷积与普通卷积的区别为将输入特征图分成组, 每个卷积核也相应地分成组, 在对应的组内做卷积^[19], 如图 5 所示。

实验表明, 如果只考虑浮点乘, 不考虑浮点加, 在输入输出特征图尺寸相同的情况下, 分组卷积的参数量是常规卷积的 $1/g$, 其中 g 是分组的个数 (图 5 中是两个)。在 yolov5s.yaml 中使用 SPPCSPC 代替原有的 SPPF 后, 并将分组的个数改为 4 后, 参数量 (Params) 与计算量 (GFLOPs) 的参数对比表如表 1 所示。

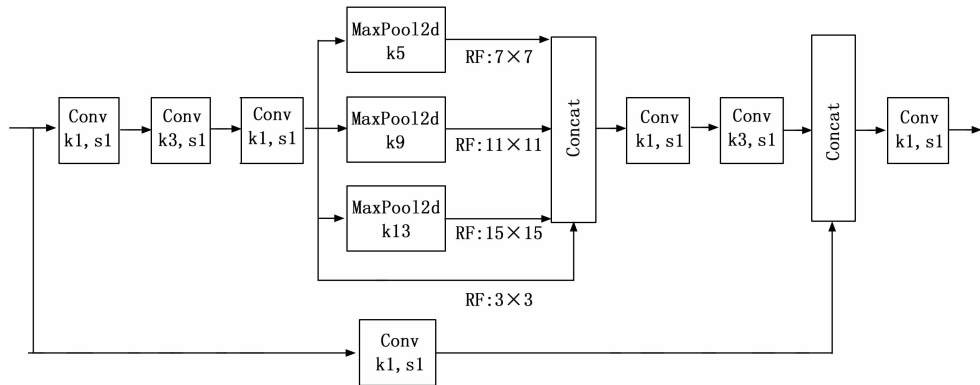


图 4 SPPCSPC 网络结构图

表 1 各空间金字塔池化结构参数对比表

模型	Params/ 10^6	GFLOPs/ 10^9
SPPF	7.23	16.5
SPPCSPC	13.67	21.7
分组 SPPCSPC	8.36	17.4

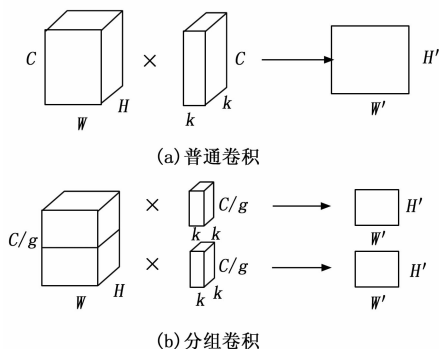


图 5 分组卷积示意图

在 YOLOv5s 算法中的 CSP1_3 中加入 CBAM 注意力机制, 并使用改进的空间金字塔池化结构 SPPCSPC 代替了原有的快速空间金字塔池化结构 SPPF, 再将分组卷积改为 4, 最终得到改进后的 YOLOv5s 舱门检测模型网络结构如图 6 所示。

2 改进的单目相机三维定位算法

2.1 单目相机畸变参数

由于相机无法实现完美安装, 故单目相机可能会存在切向畸变和径向畸变的现象, 从而影响后期的摄像头成像和定位结果^[20]。以上两种情况都会导致摄像头的成像不准确, 通过摄像头标定工具, 可以矫正上述的两种成像畸变, 使输出的图像质量更好; 通常假设上述两种畸变呈多项式关系, 径向畸变关系式如下:

$$x_{rdis} = x(1 + k_1 r^2 + k_2 r^4 + k_3 r^6) \quad (3)$$

$$y_{rdis} = y(1 + k_1 r^2 + k_2 r^4 + k_3 r^6) \quad (4)$$

式中, x, y 为图像坐标系中的理想坐标; x_{rdis}, y_{rdis} 为径向畸变坐标, $r = (x^2 + y^2)^{1/2}$ 、 $k = (k_1, k_2, k_3)^T$ 为切向畸变参数。

切向畸变关系式如下:

$$x_{tdis} = x + 2p_1 xy + p_2(r^2 + 2x^2) \quad (5)$$

$$y_{tdis} = y + p_1(r^2 + 2y^2) + 2p_2 xy \quad (6)$$

式中, x, y 为图像坐标系中的理想坐标, x_{tdis}, y_{tdis} 为切向畸变坐标, $r = (x^2 + y^2)^{1/2}$ 、 $k = (p_1, p_2)^T$ 为切向畸变参数。

本文选用海康威视 DS-E12 摄像头, 分辨率为 $1\,920 \times 1\,080$,

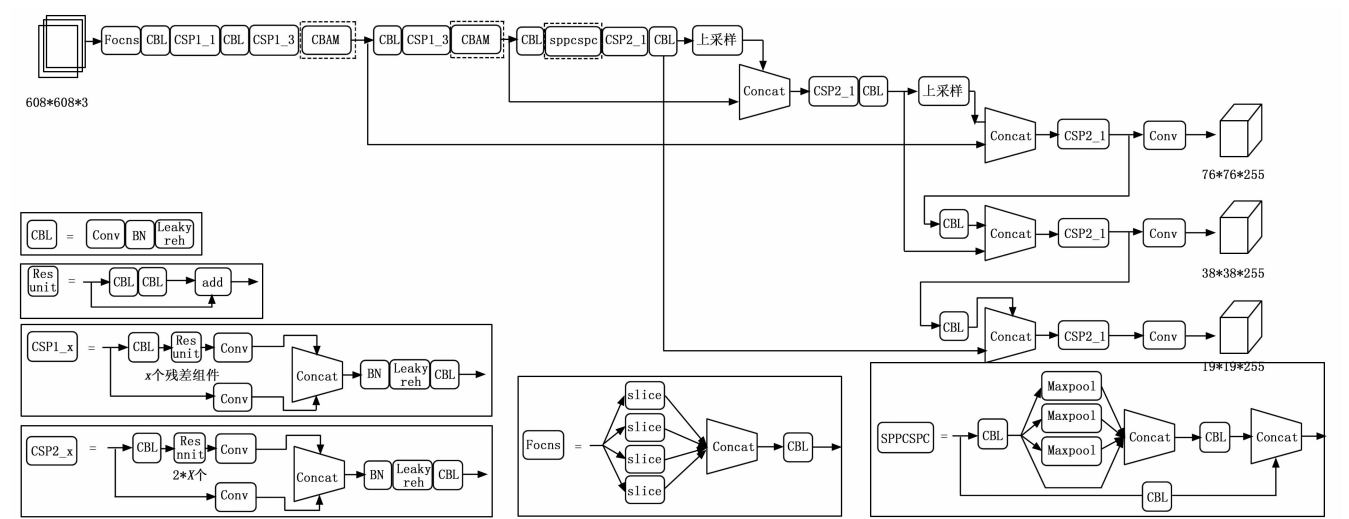


图 6 改进后的 YOLOv5s 网络结构图

固定焦距为 3.6 mm。使用 matlab 进行相机标定，矫正了摄像头的 5 个畸变参数 (k_1, k_2, k_3, p_1, p_2)。标定之后，还可以得到该摄像头的焦距 (f_x, f_y) 与光心在成像平面的位置 (C_x, C_y)，以及相机内参矩阵 A ：

2.2 单目相机测距原理

$$A = \begin{bmatrix} 368.3143 & 0 & 169.2865 \\ 0 & 368.0956 & 204.1589 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

如图 7 所示，假设一个宽度为 x 的物体，在距离相机为 z 的位置。测得该物体在相机成像平面的像素宽度为 $x^{[21]}$ 。

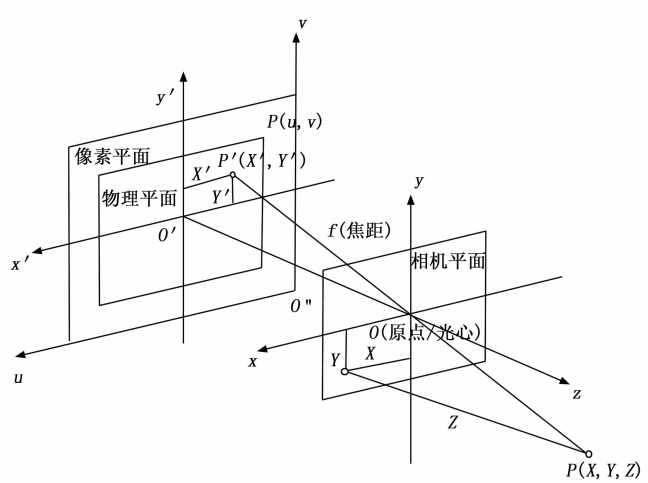


图 7 单目相机测距原理图

则相机焦距 f 的计算公式为：

$$f = (X' \times Z / X) \tag{7}$$

其中：以货舱门为例，根据改进的 YOLOv5 算法识别出来货舱门矩形框，得到货舱门在水平和竖直方向上的像素宽度分别为 W_{h1} 和 W_{v1} 。

根据 AMM 查得 B737-800 前货舱尺寸为 1.22×0.89 m，则货舱门与相机在 Z 轴方向上的距离为 Z_1 和 Z_2 ，它们的计算公式为：

$$Z_1 = f \times 1.22 / W_{h1} \tag{8}$$

$$Z_2 = f \times 0.89 / W_{v1} \tag{9}$$

接下来可以得到货舱门在检测舱门平面下，水平和竖直方向上单位像素对应真实的比值分别为 S_1 和 S_2 。它们的计算公式分别为：

$$S_1 = 1.22 / W_{h1} \tag{10}$$

$$S_2 = 0.89 / W_{v1} \tag{11}$$

如图 8 所示，根据 YOLOv5 的检测框，可以得到检测框四角的坐标。横纵坐标各相加除以 2，即得到了货舱门中心 O'_1 的坐标。利用 OpenCV 中 self.im.shape 函数获得图片或者显示框的长宽后除以 2，即得到了图像坐标原点 O 的坐标。这样可以得到货舱门中心 O'_1 到图像坐标原点 O 在 X 轴方向上的像素距离： X'_1 ，舱门中心 O'_1 到图像坐标原点 O 在 Y 轴方向上的像素距离： Y'_1 。

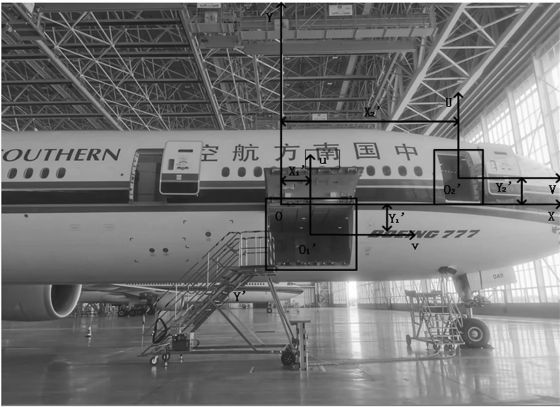


图 8 图像原点与检测框原点示意图

根据公式 (10), (11) 分别算出货舱门真实 X 轴上的距离 X_1, X_2 , 真实 Y 轴上的距离 Y_1, Y_2 。其计算公式分别为:

$$X_1 = S_1 \times X'_1, Y_1 = S_1 \times Y'_1 \tag{12}$$

$$X_2 = S_2 \times X'_1, Y_2 = S_2 \times Y'_1 \tag{13}$$

客舱门的定位原理与货舱门定位原理相同。根据 SRM 查得 B737-800 前客舱门尺寸为 0.86×1.83 m。根据改进的 YOLOv5 算法识别出来客舱门矩形框, 得到客舱门在水平和竖直方向上的像素宽度分别记为 W_{h2} 和 W_{v2} 。则货舱门与相机在 Z 轴方向上的距离为 Z_3 和 Z_4 。计算公式为:

$$Z_3 = f \times 0.86 / W_{h2} \tag{14}$$

$$Z_4 = f \times 1.83 / W_{v2} \tag{15}$$

再得到在检测舱门平面下, 水平和竖直方向上单位像素对应真实的比值分别为 S_3 和 S_4 。它们的计算公式分别为:

$$S_3 = 0.86 / W_{h2} \tag{16}$$

$$S_4 = 1.83 / W_{v2} \tag{17}$$

同理可以根据图 6 获得客舱门中心 O'_2 的坐标和图像坐标原点 O 的坐标。这样可以得到客舱门中心 O'_2 到图像坐标原点 O 在 X 轴方向上的像素距离: X'_2 , 客舱门中心 O'_2 到图像坐标原点 O 在 Y 轴方向上的像素距离: Y'_2 。

根据公式 (16), (17) 分别算出客舱门 X 轴上的真实距离 X_3, X_4 , 舱门真实 Y 轴上的距离 Y_3, Y_4 。其计算公式分别为:

$$X_3 = S_3 \times X'_2, Y_3 = S_3 \times Y'_2 \tag{18}$$

$$X_4 = S_4 \times X'_2, Y_4 = S_4 \times Y'_2 \tag{19}$$

至此, 根据货舱门和客舱门的识别框在水平和竖直方向上对应的像素宽度, 得到了两套货舱门三维定位方案, 它们分别是为 X_1, Y_1, Z_1 和 X_2, Y_2, Z_2 。也制定了两套客舱门的三维定位方案, 它们分别是为 X_3, Y_3, Z_3 和 X_4, Y_4, Z_4 。

3 实验结果与分析

3.1 软硬件资源配置

采用 AutoDL 云服务平台进行舱门检测模型训练, 其中 CPU 类型为 Intel, 使用存储器为 45GB, GPU 类型为 NVIDIA GeForce RTX 3090 * 1, 内存大小为 24 GB。数据集随机拆分为训练集、验证集和测试集, 使用 YOLOv5s、Pytorch1.9.0、CUDA 版本和 1.11.1 的框架。根据经验, 将初始和终止学习率均设置为 0.01^[22], 批量大小设置为 32, 迭代轮数设置为 500。表 2 提供了软硬件配置和实验参数的详细信息。

3.2 实验数据集

舱门检测数据集由国内某机场自主采集。如图 9 所示。在经过亮度、对比度和饱和度的数据增广后, 舱门检测数据集共包含开启的客舱门 (open_cabin door)、关闭的客舱门 (closed_cabin door)、开启的货舱门 (open_cargo door)、关闭的货舱门 (closed_cargo door) 各 1 200 张,

总共 4 800 张图像, 其中包含的舱门目标约 10 000 个。

表 2 舱门检测平台软硬件参数表

序号	开发环境	
硬件名称	处理器	Intel(R) Xeon(R) Platinum 8350C CPU @ 2.60 GHz
	显卡	NVIDIA GeForce RTX 3090 24 G
	内存	45 GB
软件环境	深度学习框架	Pytorch 1.9.0
	CUDA 版本	1.11.1
训练参数	训练集、验证集、测试集比例	8:1:1
	初始学习率与终止学习率	均为 0.01
	批量大小	32
	迭代轮数	500

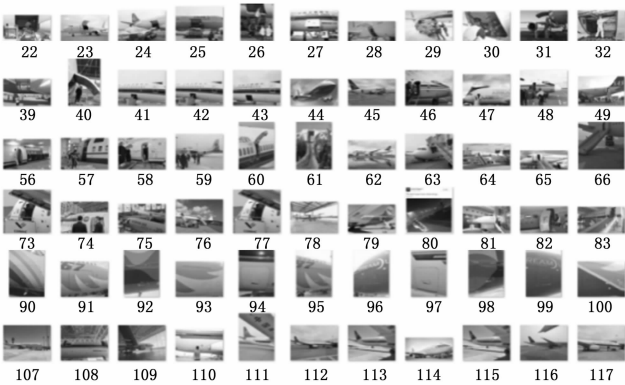


图 9 数据集展示

3.3 评价指标

为了对改进后的算法性能做出评估, 本文选取了精确度 (P, Precision)、召回率 (R, Recall)、平均精度 (mAP, mean average precision) 作为评价指标^[23]。精确率、召回率以及平均精度的计算式如式所示:

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \tag{20}$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \tag{21}$$

$$AP = \int_0^1 p_{smooth}(r) dr \tag{22}$$

$$mAP = \frac{\sum_{n=1}^N AP(n)}{N} \tag{23}$$

式中, TP 为飞机舱门状态被正确检测出的数目; FP 为飞机舱门开启或者关闭但被检测错误的数目; FN 为飞机舱门标志丢失的数量; $p_{smooth}(r)$ 为进行平滑处理后的 P-R 曲线, $p_{smooth}(r) = \max_{r' \geq r} p(r')$, $0 \leq r \leq 1, 0 \leq r' \leq 1$ 。n 为类别, 而 N 则为总类别数。

加入 CBAM 后, mAP 由原来的 90.9% 提升到了 92.8%。如图 10 所示。

在添加 CBAM 后, 又使用 SPPCSPC 代替原有的 SPPF

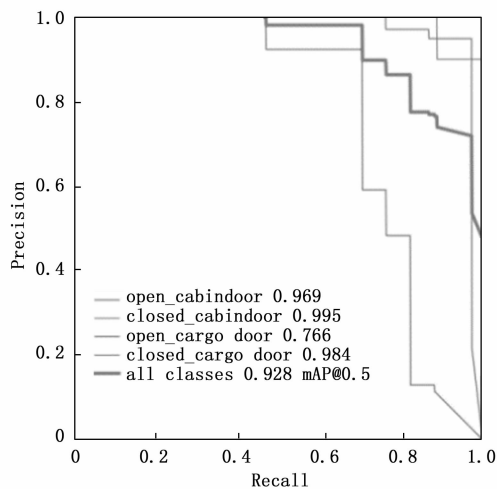


图 10 添加 CBAM 后的 mAP

后，并将分组卷积改为 4 后，mAP 由原来的 92.8% 提升到了 96.5%，如图 11 所示。

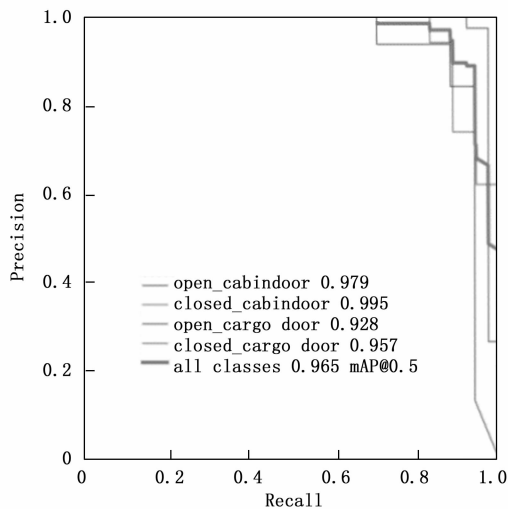


图 11 添加 CBAM 和分组的 SPPCSPC 后的 mAP

原始模型和改进后的模型在准确率、召回率和平均精确度方面的对比结果如表 3 所示。

表 3 实验对比结果

序号	方法	mAP0.5/%	R	P
1	YOLOv5s	90.9	0.897	0.82
2	YOLOv5s+CBAM	92.8	0.856	0.934
3	YOLOv5s+CBAM+ 分组 SPPCSPC	96.5	0.938	0.764

由表 3 可知，添加在原有的 YOLOv5s 中加入 CBAM 后，mAP 提升了 1.9%。在此基础上添加改进的分组 SP-PCSPC 后，mAP 又提升了 3.7%。综上，添加注意力机制和 SPPCSPC 算法的 YOLOv5 算法 mAP 达到 96.5%，相比原始 YOLOv5 提升了 5.6%。且收敛速度更快，相比之前算法达到了提升模型检测精确度的目的。

3.4 三维定位验证

根据货舱门和客舱门的识别框在水平和竖直方向上对应的像素宽度为依据，在 2.2 节中分别制定了货舱门和客舱门各两套定位方案。为了验证两套定位方案的优劣性，保持相机平面平行于，机身纵轴和立轴所形成的平面，将单目相机 P 摆放在与舱门中心点 O 的不同的空间位置处，如图 12 所示。

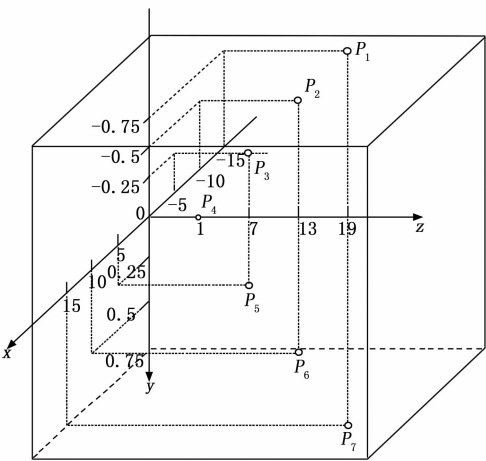


图 12 空间位置说明图

在图 12 中，单目相机初始摆放在距离舱门中心点 O 在 X、Y、Z 轴上分别 -15 m，-0.75 m，19 m 的位置处，如图 11 中的 P₁。随后 X 间隔 5 m，Y 间隔 0.25 m，Z 间隔 6 m 为一组，对应图中表示为 P₂~P₇。

在实际实验中发现，由于飞机本身的横剖面为椭圆形，所以识别图像中的竖直方向识别框比水平方向上的识别框更贴合舱门实际轮廓，故将算法中货舱门和客舱门与相机在 Z 轴方向上的距离分别定为 Z₂ 和 Z₄，在 X 轴上的距离分别定为 X₂ 和 X₄，在 Y 轴上的距离分别定为 Y₂ 和 Y₄。

在实际实验中发现，算法预测值略小于实际值，将得到的实验数据通过 matlab 拟合，得到 X、Y、Z 轴的线性方程来修正误差。

$$X_{cor} = 1.045 * X_{pre} - 0.005\ 971 \tag{24}$$

$$Y_{cor} = 1.049 * Y_{pre} + 0.003\ 024 \tag{25}$$

$$Z_{cor} = 1.053 * Z_{pre} - 0.086\ 27 \tag{26}$$

式中，X_{cor}，Y_{cor}，Z_{cor} 分别为加入线性拟合方程后算法在 X、Y、Z 轴的最终预测距离，X_{pre}，Y_{pre}，Z_{pre} 分别为加入线性拟合方程前算法在 X、Y、Z 轴的预测距离。

再加入线性拟合方程后，继续相机平面平行于，机身纵轴和立轴所形成的平面，保持摄像头离地高度 1.5 m（距离舱门中心点 Y 轴距离 0.30 m），距离舱门中心点 Z 轴距离 1.85 m 处位置不变，将摄像头放置在分别在距离舱门中心点 X 为 -1.00 m，0 m 和 0.30 m 的 3 个位置处，使用 Intel（R）Core（TM）i5-5200U CPU @2.20 GHz，运行内存为 12.0 GB 的处理器在北京大兴机场晚上 21：30 运行时，得到的检测结果如图 13 所示。

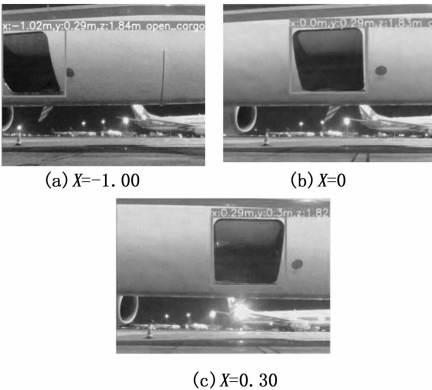


图 13 算法实时检测结果

将上述实时检测结果汇总得到表 4，由表 4 分析可知，加入线性拟合方程后的算法，在舱门正前方 1.8 米处平均误差只有 0.03 米，且算法预测值可以达到 0.302 秒更新一次，满足实时定位的速度需求。

表 4 算法实时定位结果

实际距离/m	修正后预测值/m	修正后误差/m	三次平均用时/s
X=-1.00	X=-1.02	X=0.02	0.302
Y=0.30	Y=0.29	Y=-0.01	
Z=1.80	Z=1.84	Z=0.04	

继续保持相机平面平行于，机身纵轴和立轴所形成的平面，将摄像头 P 摆放在与图 12 中的相同位置处，将加入线性拟合修正前后的算法预测结果整理如表 5，验证改进后定位算法的准确性。

表 5 定位实验结果

实际距离/m	修正前预测值/m	修正前误差/m	修正后预测值/m	修正后误差/m
X=-15	X=-14.27	X=-0.73	X=-14.91	X=-0.09
Y=-0.75	Y=-0.71	Y=-0.04	Y=-0.74	Y=-0.01
Z=19	Z=18.05	Z=-0.95	Z=18.86	Z=-0.14
X=-10	X=-9.65	X=-0.35	X=-10.09	X=+0.09
Y=-0.50	Y=-0.48	Y=-0.02	Y=-0.51	Y=+0.01
Z=13	Z=12.42	Z=-0.58	Z=12.99	Z=-0.01
X=-5	X=-4.83	X=-0.17	X=-5.05	X=+0.05
Y=-0.25	Y=-0.24	Y=-0.01	Y=-0.25	Y=0
Z=7	Z=6.76	Z=-0.24	Z=7.06	Z=+0.06
X=0	X=0	X=0	X=0	X=0
Y=0	Y=0	Y=0	Y=0	Y=0
Z=1	Z=0.97	Z=-0.03	Z=1.01	Z=+0.01
X=5	X=4.84	X=-0.16	X=5.06	X=+0.06
Y=0.25	Y=0.24	Y=-0.01	Y=0.25	Y=0
Z=7	Z=6.74	Z=-0.26	Z=7.04	Z=+0.04
X=10	X=9.66	X=-0.36	X=10.10	X=+0.10
Y=0.50	Y=0.47	Y=-0.03	Y=0.49	Y=-0.01
Z=13	Z=12.43	Z=-0.57	Z=13.01	Z=+0.01
X=15	X=14.29	X=-0.71	X=14.93	X=-0.07
Y=0.75	Y=0.72	Y=-0.03	Y=0.74	Y=-0.01
Z=19	Z=18.04	Z=-0.96	Z=18.85	Z=-0.15

实验数据表明，随着摄像头与舱门距离的增大，测量误差逐渐增大。修正前，预测值均略小于实测值，在舱门前方 19 米处测得最大误差为 0.96 米；修正后，在舱门前方 13 米范围内，预测值略高于实测值，13 米范围外时，预测值略低于实测值，在 19 米处的最大误差降低到 0.15 米，舱门正前方 1 米处的实时定位误差为 0.01 米。定位算法平均检测时间约为 0.302 秒，定位精度满足特种车辆靠机完成后，与舱门保持 5~10 厘米的安全距离要求。

4 结束语

飞机舱门的准确识别与定位是实现机场特种车辆自动靠机的重要前提。本文先采用改进后的 YOLOv5 算法对舱门进行识别，再利用单目成像模型法进行舱门定位。在机场环境下测得的舱门定位速度和精度能够满足特种车辆靠机作业要求。方法具有成本低、体积小、方便调试等特点，可为特种车辆自动靠机系统的设计提供借鉴和参考。

参考文献：

[1] 邓 览. 基于计算机视觉的登机桥全自动接机系统设计 [J]. 科技创新导报, 2012 (13): 43-46.

[2] KRIZHEVSKY A, SUTSKEVER I, HINTON G E. ImageNet classification with deep convolutional neural networks [J]. Advances in neural information processing systems, 2012, 25 (5): 1097-1105.

[3] HE KAIMING et al. Spatial Pyramid Pooling in Deep Convolutional Networks for Visual Recognition. [J]. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 2015, 37 (9): 1904-16.

[4] 张 琦, 胡广地, 李雨生, 等. 改进 Fast-RCNN 的双目视觉车辆检测方法 [J]. 应用光学, 2018, 39 (6): 832-838.

[5] REN S, HE K, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN: towards real-time object detection with region proposal networks [C] // Neural Information Processing Systems, 2015: 91-99.

[6] SONG XUBIN et al. Real-time determination of flowering period for field wheat based on improved YOLOv5s model [J]. Frontiers in Plant Science, 2023, 13: 1025663-1025663.

[7] 韦正璐, 王家晨, 刘庆华. 基于改进 SSD 算法的路面破损检测 [J]. 电子设计工程, 2023, 31 (3): 63-68.

[8] 邸志刚, 沈萌萌, 贾春荣, 等. 激光测距技术研究现状及发展趋势 [J/OL]. 激光杂志: 1-10 [2023-02-13]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/50.1085.TN.20230106.1125.006.html>.

[9] 汪凌阳, 朱璠婷, 蒋文萍. 基于机器视觉的机械臂双目测距系统研究 [J]. 应用技术学报, 2022, 22 (4): 383-387.

[10] 田少兵, 范加利, 王 正, 等. 基于改进粒子群算法的单目相机标定算法 [J]. 舰船电子工程, 2021, 41 (10): 44-47.

[11] PHAM THINGOT, NGUYEN VIETHOAN, HUH JUN-HO. Integration of improved YOLOv5 for face mask detector and auto-labeling to generate dataset for fighting against COVID-19. [J]. The Journal of supercomputing, 2023, : 21-27.

[12] 敖良忠, 朱俊名, 王 欣. 基于 YOLOv5 的航空发动机部件

- 识别 [J]. 信息技术与信息化, 2022 (2): 157-161.
- [13] WANG DIYONG, ZHANG MEIXIA, SHENG DANLIE, et al. Bolt Positioning Detection Based on Improved YOLOv5 for Bridge Structural Health Monitoring [J]. Sensors, 2022, 23 (1): 396.
- [14] 曾 凯, 李 响, 陈宏君, 等. 引入注意力机制的改进型 YOLOv5 网络研究 [J]. 软件工程, 2023, 26 (1): 55-58.
- [15] 付国栋, 黄 进, 杨 涛, 等. 改进 CBAM 的轻量级注意力模型 [J]. 计算机工程与应用, 2021, 57 (20): 150-156.
- [16] TANG H Y. A visual defect detection for optics lens based on the YOLOv5 -C3CA-SPPF network model. [J]. Optics express, 2023, 31 (2): 2628-2643.
- [17] 赵元龙, 单玉刚, 袁 杰. 改进 YOLOv7 与 DeepSORT 的佩戴口罩行人跟踪 [J/OL]. 计算机工程与应用: 1-12 [2023-02-04]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2127.tp.20230103.1344.003.html>.
- [18] 曹伊宁, 李 超, 彭雅坤. 基于改进 YOLOv7 的夜间行人检测算法 [J]. 长江信息通信, 2022, 35 (10): 57-60.
- [19] 李雪浩, 肖秦琨, 杨梦薇. 基于分组卷积的轻量级图像超分辨率重建 [J/OL]. 激光杂志: 1-7 [2023-02-04]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/50.1085.TN.20220909.1650.010.html>.
- [20] 王 谭, 王磊磊, 张卫国, 等. 基于张正友标定法的红外靶标系统 [J]. 光学精密工程, 2019, 27 (8): 1828-1835.
- [21] QI S H, LI J, SUN Z P, et al. Distance Estimation of Monocular Based on Vehicle Pose Information [J]. Journal of Physics: Conference Series, 2019, 1168 (3): 032040.
- [22] 王瑜琳, 卢 文, 宋 涛, 等. 基于改进的 YOLOv3 行人检测方法 [J]. 河南科技, 2021, 40 (33): 11-14.
- [23] LIU B, GAO F, LI Y. Cost-Sensitive YOLOv5 for Detecting Surface Defects of Industrial Products [J]. Sensors, 2023, 23 (5): 2610.
- 哈尔滨工业大学, 2013.
- [7] 陈文凯. 导弹模拟器的设计与实现 [D]. 西安: 陕西科技大学, 2009.
- [8] 谷良贤, 温炳恒. 导弹总体设计原理 [M]. 西安: 西北工业大学出版社, 2020.
- [9] 何广军. 防空导弹系统设备原理 [M]. 北京: 电子工业出版社, 2017.
- [10] 王伟伟, 闫新峰, 修展. 基于 FPGA 的在线重构设计方法 [J]. 计算机测量与控制, 2020 (12): 213-216.
- [11] 徐晓宇, 李克俭, 蔡启仲, 等. 基于 ARM+FPGA 的 PLC 计数器的设计 [J]. 计算机测量与控制, 2016 (2): 271-274.
- [12] 张 会, 陈陵都, 于 芳. FPGA 中嵌入式存储器模块的设计 [J]. 微计算机信息, 2007 (20): 171-173.
- [13] 路月昌. 面向测试的导弹通用信号模拟器研制 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2021.
- [14] 游勇涛. 故障预测与健康管理 (PHM) 技术在雷达系统中的应用 [D]. 重庆: 重庆大学, 2013.
- [15] 牛绿伟. 基于 1553B-429 的双接口导弹模拟器设计 [J]. 电子世界, 2018 (12): 168-170.
- [16] 阚 艳, 张子明, 李金猛, 等. 基于 ARM 的嵌入式工具管理系统的设计与实现 [J]. 计算机测量与控制, 2019 (11): 233-238.
- [17] 邱 铁. ARM 嵌入式系统结构与接口技术 [M]. 北京: 人民邮电出版社, 2022.
- [18] 刘洪涛, 周 凯. ARM 嵌入式体系结构与编程 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2020.
- [19] 刘明阳, 张建东, 庞 敏. 导弹任务模拟器与导弹模拟器仿真系统设计与实现 [J]. 计算机测量与控制, 2012 (9): 2460-2462.
- [20] 张庆茂. 某便携式防空导弹发控系统的设计 [J]. 仪器仪表用户, 2019 (1): 22-24.
- 工作期间, 模拟设备能为某系列型号导弹武器系统提供导弹在架工作信号, 可以正常按时序接收、模拟、反馈相关控制信号, 闭合武器系统完成导弹离架前的完整作战过程. 保障能力符合装备试训要求, 保障效果达到减少试训任务消耗、缩短试训任务周期的目的.
- ## 6 结束语
- 导弹模拟器作为导弹武器系统的重要配套训练装备, 诞生已久, 其主要功能、性能的实现技术已广泛推广, 但功能单一、作用受限是绝大多数导弹模拟器的特点和共性, 本文针对新形势下导弹装备试验鉴定和部队防空反导训练的实际保障需求, 给出了基于系列型号导弹模拟设备的设计要点与实现途径, 开创了多用途、多任务导弹模拟设备研制的新思路与新模式, 突破了以往该类设备只能用于保障基础训练的现状, 在装备试验与部队训练保障上的应用效果好, 其成果亦可对其他系列导弹武器装备的保障设备建设提供经验, 具有一定的指导和借鉴意义.
- ## 参考文献:
- [1] 何晓骁. 美空军模拟器标准化及网络化发展为“真实-虚拟-构造”训练奠定基础 [C] //中国指挥与控制学会, 北京, 2020: 2-8.
- [2] 曹裕华. 装备试验设计与评估 [M]. 北京: 国防工业出版社, 2016.
- [3] 张志峰. 导弹模拟器通用开发平台研制 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2013.
- [4] 李尚生, 李炜杰, 付哲泉. 导弹模拟器研究现状与关键技术 [J]. 兵工自动化, 2017 (6): 143-145.
- [5] 柳 鹏, 杨锁昌, 郑思龙. 一种防空导弹全任务维修训练模拟器设备 [J]. 火力与指挥控制, 2017 (6): 119-123.
- [6] 王赢元. 防空导弹发射过程模拟器设计与实现 [D]. 哈尔滨: