

陆基试飞监控云台目标定位跟踪方法研究^{*}

马晓东 高帅华 张吉璇

(中国飞行试验研究院 西安 710089)

摘要: 面对传统试飞模式改革大背景下“数智赋能试飞”中测试智能自动化能力构建愿景,针对近场道面段试飞科目对目标关键运动过程的高清影像视频记录需求,提出一种基于陆基云台的试飞目标定位跟踪方法。基于GPS/北斗动差分计算模型实时计算目标相对方位信息,引导云台转动并调整高清相机焦距,完成目标视场的自动捕获;之后采用融合全局注意力机制、Dynamic Head结构与 Wise IoU 损失函数的改进 YOLOv5s 算法,实现目标的实时检测与识别;最后结合中值流跟踪器、卡尔曼滤波与 IoU 阈值检测策略,完成目标的持续稳定跟踪。实验结果表明,该方法的全类平均检测正确率可达 76.3%,处理帧率可达 20 fps,能够有效支撑实际试飞工程应用需求。

关键词: 试飞目标定位跟踪;GPS/北斗动差分;dynamic head;Wise IoU;YOLOv5s

中图分类号: TP317.4; TN99 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 520.60

Research on target positioning and tracking method of land-based flight test monitoring PTZ

Ma Xiaodong Gao Shuaihua Zhang Jixuan

(Chinese Flight Test Establishment, Xi'an 710089, China)

Abstract: In light of the reform of the traditional flight test mode, there is a proposal to construct the intelligent automation capability in the “Digital empowerment flight test”. To address the need for high-definition video recording of the target's key motion process in the near-field runway segment flight test, a target positioning and tracking method based on the ground-based PTZ. This method calculates the relative azimuth information of the target in real time using the GPS/Beidou differential calculation model. Based on this information, the PTZ is guided to rotate and adjust the focal length of the high-definition camera, enabling automatic capture of the target's field of view. Real-time detection and recognition of the target are then carried out using the YOLOv5s object detection algorithm, which has been improved with global attention mechanism, Dynamic head, and Wise IoU. By incorporating techniques such as median flow, Kalman filtering, and IoU threshold detection, long-term real-time tracking of the target is achieved. The experimental results demonstrate that the proposed method achieves a mean average precision of 76.3% for all categories, with a processing frame rate of 20 fps. This performance effectively supports the requirements of practical flight test engineering applications.

Keywords: target positioning and tracking method;GPS/Beidou differential calculation model;dynamic head;Wise IoU;YOLOv5s

0 引言

飞机的飞行过程大致可以分为 8 个阶段,其中最为危险的阶段即为起飞、初始爬升、最后渐进和着陆 4 个阶段,即飞机道面段、近场起飞着陆段飞行过程。据统计,这 4 个阶段仅占整个航程的 6%,但发生事故率可达到 50% 以上,如拖尾、机头触地、翼尖掠地、跑道侧滑等。故进行道面段

或近场起飞着陆段科目试飞时,均需获得目标关键运动过程的高清影像视频,用于监控、实时/事后位姿解算及分析等。

针对上述试飞任务中对目标关键运动过程影像的完整捕获需求,以完成试飞目标位姿等参数的解算,常用的解决方案可归纳为两类:其一是通过布设多台高分辨率摄像设备构建成像阵列,采用接力拍摄策略以扩展系统视场,从而

实现目标运动全过程的无遗漏记录^[1];其二是利用可控云台搭载光电跟踪设备(如光电经纬仪),实现对目标飞机运动过程的拍摄与记录^[2-3]。近年来,随着光学系统设计、电力电子、图像处理及数据传输等多方面技术的迅速发展,光电经纬仪设备的探测能力、跟踪精度以及自动化程度也越来越高,通常具有单杆半自动跟踪、自动跟踪及数据引导跟踪等目标跟踪方式^[4]。其中,单杆半自动跟踪是指人为操纵经纬仪单杆控制设备对目标进行跟踪;自动跟踪是指设备利用自有探测器实时图像获取目标脱靶量对目标进行图像闭环跟踪;数据引导跟踪是指设备通过利用中心计算机或其他测量设备实时发送的测量数据作为引导源对目标进行跟踪^[5]。目前,随着相关技术的换代升级以及实际任务需要,对设备的自动化程度要求也越来越高,实现对所需观测目标的全程自动跟踪是未来试飞场景的发展趋势。

面对传统试飞模式改革大背景下“数智赋能试飞”中测试智能自动化能力构建愿景,针对上述试飞科目对于目标在近场道面段运动过程的高清影像视频需求,为了节省试飞测试中的人力、物力消耗、提高试飞测试自动化能力与测试效率,结合差分 GPS/北斗引导技术及图像智能实时处理技术,利用智能光电转台开展陆基试飞监控云台目标定位跟踪方法研究,以实现试飞目标自主引导定位、视野自动捕获、目标实时检测、识别与跟踪等功能。

1 系统总体方案设计

1.1 系统组成

整个系统组成如图 1 所示,包括:天线、智能光电转台、并行计算和控制平台、GPS/北斗定位授时系统及配套数据传输系统组成。其中 GPS/北斗定位授时系统安装在云台底座内部,通过安装在云台顶部的天线接收卫星高精度时钟以及经纬度信号,用于数据同步以及地面差分定位。高清相机固定安装到两轴伺服机构的内框上形成光电转台主体结构,可以在两轴伺服机构的驱动下做俯仰和偏航运动,实现对空间任意视角的跟踪成像。配套数据传输系统主要由成对的 RS422-光纤转换模块和 CamerLink-光纤转换模块组成,主要用于伺服机构的控制信号、数据以及高清相机的数据、触发信号地转换与传输。

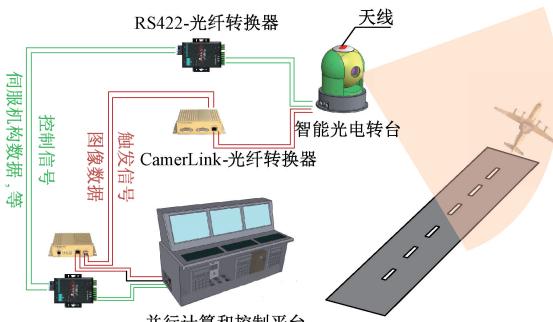


图 1 测试系统组成

Fig. 1 Composition of the test system

1.2 系统工作流程

整个光电测试系统工作流程如下:任务开始时,并行计算和控制平台的主控计算机同时接收转台与目标试验机遥测下传的 GPS/北斗数据,基于 GPS/北斗动差分算法实时获取目标的相对位置,引导云台转动并调整像机焦距,使得目标进入像机视场内,完成目标视野捕获。之后,主控计算机通过 CameraLink 接口获取像机拍摄的高清序列图像,基于搭载的图像处理算法,对目标进行实时检测、识别与跟踪,以获取后续帧图像中目标的大小和位置信息并计算脱靶量,随后反馈给伺服机构驱动转台,实现目标的稳定跟踪与成像。

2 基于 GPS 动差分的目标定位方法

在云台上安装 GPS 基站设备,目标机上为 GPS 移动站设备,通过差分计算所获取的是 2 个 GPS 设备天线之间的东北天相对坐标 (e_0, n_0, u_0) ^[6]。根据试飞监控云台引导定位需求,需要获取目标中心与云台搭载像机投影中心相对位置信息,如图 2 所示。为此需对涉及到的空间坐标系进行统一换算,并进行相对定位模型构建。

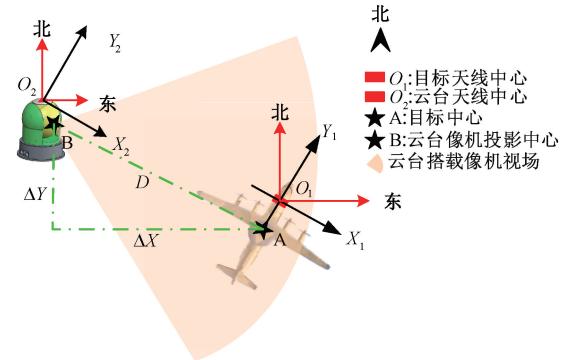


图 2 陆基监控云台与目标相对定位参数示意图

Fig. 2 Schematic diagram of the relative positioning parameters of the PTZ and the target

2.1 空间坐标统一

基于 GPS 差分数据进行相对定位算法模型构建所涉及到的空间坐标系包括:1)以云台搭载天线为中心的东北天空间坐标系;2)以云台搭载天线为中心的空间坐标系 $O_2 X_2 Y_2 Z_2$;3)以目标机搭载天线为中心的空间坐标系 $O_1 X_1 Y_1 Z_1$;4)以目标机搭载天线为中心的东北天空间坐标系。为获取目标中心与云台搭载像机投影中心相对位置信息,需统一进行坐标转换至东北天空间坐标系下,转换矩阵如下^[6]:

$$\begin{bmatrix} e \\ n \\ u \end{bmatrix} = \mathbf{R}_a \mathbf{R}_p \mathbf{R}_y \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos\alpha & -\sin\alpha & 0 \\ \sin\alpha & \cos\alpha & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos\beta & \sin\beta \\ 0 & -\sin\beta & \cos\beta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos\gamma & 0 & -\sin\gamma \\ 0 & 1 & 0 \\ \sin\gamma & 0 & \cos\gamma \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} \quad (1)$$

其中, (e, n, u) 为东北天坐标系下坐标, (X, Y, Z) 为空间坐标系 OXYZ 下坐标, α, β, γ 分别航向、俯仰、滚转方向角度。

2.2 基于 GPS 动差分的相对定位算法模型

依据式(1), 分别获取目标机中心 A 在以目标机搭载天线为中心的东北天空间坐标系的坐标 (e_1, n_1, u_1) 、以及云台搭载像机投影中心 B 在以云台搭载天线为中心的东北天空间坐标系下坐标 (e_2, n_2, u_2) 为:

$$\begin{bmatrix} e_1 \\ n_1 \\ u_1 \end{bmatrix} = \mathbf{R}_{\alpha 1} \mathbf{R}_{\beta 1} \mathbf{R}_{\gamma 1} \begin{bmatrix} X_A \\ Y_A \\ Z_A \end{bmatrix}, \quad \begin{bmatrix} e_2 \\ n_2 \\ u_2 \end{bmatrix} = \mathbf{R}_{\alpha 2} \mathbf{R}_{\beta 2} \mathbf{R}_{\gamma 2} \begin{bmatrix} X_B \\ Y_B \\ Z_B \end{bmatrix} \quad (2)$$

式中: (X_A, Y_A, Z_A) 为 A 点在 $O_1 X_1 Y_1 Z_1$ 下的坐标, (X_B, Y_B, Z_B) B 点在 $O_2 X_2 Y_2 Z_2$ 下的坐标, 均为全站仪测量所得。

云台搭载天线与目标机上天线之间相对位置 (e_0, n_0, u_0) 通过差分计算^[7], 如下:

$$\begin{cases} e_0 = (N_1 + H_1) \cos B_1 \sin l_1 \\ n_0 = (N_1 + H_1) (\sin B_1 \cos B_2 - \sin B_2 \cos B_1 \cos l_1) + D_1 \cos B_2 \\ u_0 = (N_1 + H_1) (\sin B_1 \sin B_2 + \cos B_2 \cos B_1 \cos l_1) - (N_2 - H_2) + D_1 \cos B_2 \end{cases} \quad (3)$$

式中: (B_1, L_1, H_1) 、 (B_2, L_2, H_2) 分别为目标机与云台的大地坐标系坐标, 由 GPS 输出所得; $D_1 = e \cdot (N_2 \sin B_2 - N_1 \sin B_1)$, $l_1 = L_1 - L_2$, $N_i = a / \sqrt{1 - e \cdot \sin^2 B_i}$, $a = 6378\ 137.00$, $e = 0.006\ 694\ 379\ 990\ 14$ 。

基于式(2)、式(3), 确定目标试验机中心 A 与云台搭载中心 B 的相对位置关系为:

$$\begin{bmatrix} \Delta X \\ \Delta Y \\ \Delta Z \end{bmatrix} = \left(\begin{bmatrix} e_1 \\ n_1 \\ u_1 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_0 \\ n_0 \\ u_0 \end{bmatrix} \right) - \begin{bmatrix} e_2 \\ n_2 \\ u_2 \end{bmatrix} \quad (4)$$

即:

$$\begin{bmatrix} \Delta X \\ \Delta Y \\ \Delta Z \end{bmatrix} = (\mathbf{R}_{\alpha 1} \mathbf{R}_{\beta 1} \mathbf{R}_{\gamma 1} \begin{bmatrix} X_A \\ Y_A \\ Z_A \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_0 \\ n_0 \\ u_0 \end{bmatrix}) - \mathbf{R}_{\alpha 2} \mathbf{R}_{\beta 2} \mathbf{R}_{\gamma 2} \begin{bmatrix} X_B \\ Y_B \\ Z_B \end{bmatrix} \quad (5)$$

3 改进的 YOLOv5s 目标检测分类算法

YOLOv5 是 Ultralytics LLC 公司团队于 2020 年在原有 YOLO 之父 Joseph Redmon 构建的体系^[8-10]下开发的“端对端”单阶段目标检测网络模型, 具备检测速度快、准确率高、支持更简单、部署更容易、模型参数更少等特点, 故在工程领域内应用较为广泛。后续提出的 YOLOX、YOLOv7、YOLOv8 等改进算法, 虽在检测精度上有所提升, 但相对应的模型参数量、训练速度等均有所增加。在此

次研究中, 综合考虑视频及云台控制指令传输环节带来的时间延迟、高参数量的网络模型在保证同等实时性前提下所带来的设备成本以及模型的快速部署、快速迭代训练等需求, 最终以 YOLOv5s 算法为基础进行改进, 实现目标的快速检测与分类。

3.1 YOLOv5s 算法

如图 3 所示, YOLOv5s 算法模型结构主要包含: 输入端、Backbone、Neck、Head。输入端采用 Mosica 增强算法、自适应锚框及图片缩放等方法丰富了训练样本数据集、提升了网络的训练速度, 并增强了模型的鲁棒性。Backbone 则是利用跨阶段局部网络 (cross stage partial network, CSPNet)^[11] 及快速金字塔池化模块 (spatial pyramid pooling-fast, SPPF)^[12] 的高效组合, 进行精细化的特征信息提取。Neck 网络则是采用特征图金字塔网络 (feature pyramid networks, FPN)^[13] 和路径聚合网络 (path aggregation network, PANet)^[14], 通过自顶向下、自低向上的特征融合, 将深层的语义信息和浅层的位置信息互相传递, 进一步提升了特征的多样性和鲁棒性, 加强了物体的检测能力。Head 阶段通过 CIOU Loss 校准预测位置, 再利用非极大值抑制 (non-maximum suppression, NMS), 得到最优预测框。

3.2 改进的 YOLOv5s 算法

1) 添加全局注意力机制

为提高模型对多类型训练数据集的特征表达能力, 实现对试飞目标的高精度分类检测功能, 本文在 YOLOv5s 的主干网络末端快速金字塔池化模块之前添加了全局注意力机制模块 (global attention mechanism, GAM)。

GAM 是一种通过减少信息弥散和放大全局维度交互特征, 来提升网络模型检测性能的注意力机制。其参考卷积块注意力模块 (convolutional block attention module, CBAM) 采用序贯的通道—空间注意力机制, 并对其中的通道及空间注意力子模块进行改进, 整体结构如图 4 所示。

其中, 通道注意力子模块结构图如图 5 所示, 对输入的特征图 $F_1 (C \times W \times H)$, 其中 H 和 W 为输入特征的长和宽, C 为通道数) 使用三维通道置换操作来保留三维交互信息, 然后利用两层多层感知器 (multi-layer perceptron, MLP) 放大跨维度通道的空间相关性。最后, 再一次采用三维通道置换操作恢复通道顺序, 并利用激活函数激活, 得到新的特征 $M_C (F_1)$ 。

空间注意力子模块结构图如图 6 所示, 其利用 $2 \times 7 \times 7$ 大小的卷积层对输入特征进行处理, 在减小信息弥散的前提下以实现空间信息融合, 经过 sigmoid 函数激活后, 得到新的特征 $M_S (F_2)$ 。

2) 引入 Dynamic head

目标检测头的作用是利用主干网络提取的特征来预测图像中目标的位置和类别。要构建一个好的检测头需考虑 3 个方面: 尺度感知、空间感知和任务感知。其中尺度感知

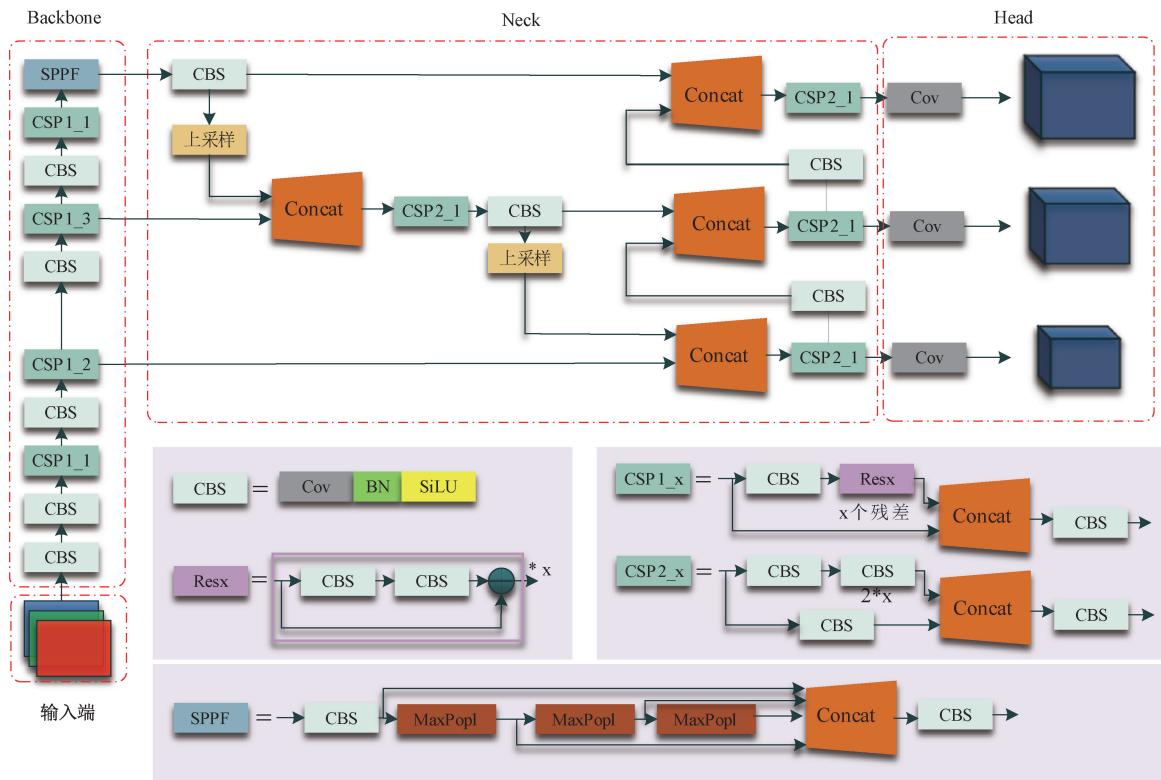


图 3 YOLOv5s 网络模型

Fig. 3 YOLOv5s model structure diagram

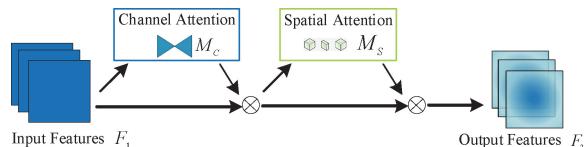


图 4 GAM 模块结构示意

Fig. 4 The overview of GAM

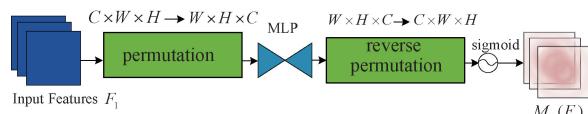


图 5 通道注意力子模块结构图

Fig. 5 Channel attention sub-module

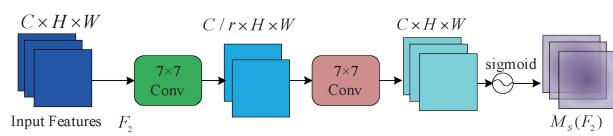


图 6 空间注意力子模块结构图

Fig. 6 Spatial attention sub-module

是要求检测头能够检测出不同尺度的目标；空间感知是要求检测头能够对不同形状、位置和视角的目标进行检测；任务感知是要求检测头具备对目标多种表征特征的检测能力，包括边界特征、中心、关键点等。YOLOv5 及

后续改进的 YOLOX、YOLOv7、YOLOv8 等所用的检测头均是聚焦于上述某个问题，没有统一对上述 3 个问题进行考虑。

Dynamic head 是一种新颖的目标检测头,其通过运用特征层次、空间位置及输出通道之间的注意力机制,使得自身同时具有尺度感知、空间感知和任务感知能力。作为一个轻量化且灵活性较高的模块,其可以应用到当前绝大部分目标检测框架中,大幅提高算法的检测性能。故此次研究将 Dynamic head 引入,以提高目标检测算法性能。

Dynamic head 的结构如图 7 所示, 主干网络提取的 3 层特征图经上采样/下采样统一尺度, 并进行融合得到的特征 $\mathcal{F} \in \mathbb{R}^{L \times S \times C}$ (L 表示融合特征图的数目, S 表示特征图的宽于高, C 表示特征图的通道数) 输入 Dynamic head 后, 先对特征图的 L 维度进行 Avg Pool 操作, 通过 1×1 卷积之后, 在使用 Hard Sigmoid 激活函数进行激活, 最后将得到的张量于输入的特征图相乘, 完成特征图之间的感知, 即尺度感知。将完成尺度感知的特征图输入空间感知模块, 先利用 3×3 卷积获得特征图的偏移量和特征图偏移量的权重项, 在进行可变形卷积操作完成空间感知, 最后针对特征图的 C 维度, 通过应用动态线性整流函数 (dynamic rectified linear unit, dynamic ReLU), 使特征图的通道值可以根据不同的任务调整, 完成对特征图的任务感知。

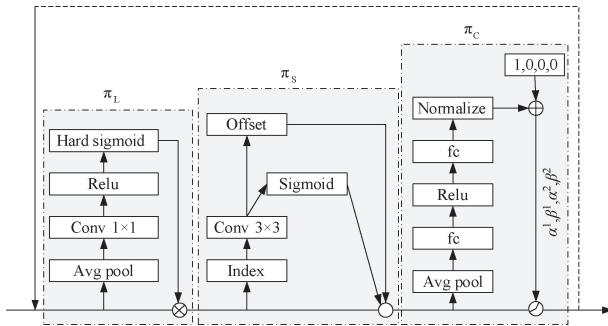


图 7 Dynamic head block 结构图

Fig. 7 Dynamic head block

此次改进直接将 Dynamic head block 添加至 YOLOv5s 模型 Head 后端, 并将 Dynamic head block 重复叠加 6 次, 以保证模型的检测性能。

3) 引入 Wise IoU 损失函数

基于深度学习网络模型的目标检测算法, 其检测性能依赖于损失函数的设计。边界框损失函数作为目标检测损失函数的重要组成部分, 其良好的定义将为目标检测模型带来显著的性能提升。YOLOv5s 采用 CIoU 损失函数进行目标边界框回归质量评估, 利用重叠面积、中心点距离、长宽比等几何因素作为惩罚因子来强化边界框的拟合回归能力。这种方法对于高质量锚框标注训练数据集十分有效, 但实际训练数据集中的锚框标注质量存在差异性, 低质量标注训练样本数据在这种高效拟合损失函数下, 反而会干扰模型收敛, 并影响模型目标检测性能的提升。故为提高模型的泛化能力并加速收敛, 解决多类别训练样本集数量不平衡问题, 此次研究将网络模型的边框损失函数由 CIoU 替换为 Wise IoU。

Wise IoU 损失函数基于动态非单调聚焦机制进行边框回归, 利用锚框的离群度因子替代 IoU 对锚框进行梯度增益动态非单调性分配, 既减小低质量锚框梯度增益的同时也减小高质量锚框梯度增益, 使得模型可以聚焦普通质量的锚框, 提高模型的整体性能。其公式如下:

$$\mathcal{L}_{WIoU} = r \exp\left(-\frac{(x - x_{gt})^2 + (y - y_{gt})^2}{(W_g^2 + H_g^2)^*}\right) \mathcal{L}_{IoU} \quad (6)$$

式中: (x, y) 为预测框中心坐标, (x_{gt}, y_{gt}) 为真实框中心坐标, W_g, H_g 为预测宽和真实框最小包围矩形框的宽和高, $*$ 为计算分离, \mathcal{L}_{IoU} 为预测框和真实框重叠面积的交并比值, r 为非单调聚焦系数, 其计算公式为:

$$r = \frac{\beta}{\delta \alpha^{\beta-\delta}} \quad (7)$$

式中: δ 和 α 为超参数, β 为离群度因子, 其计算公式为:

$$\beta = \frac{\mathcal{L}_{IoU}^*}{\mathcal{L}_{IoU}} \in [0, +\infty) \quad (8)$$

式中: \mathcal{L}_{IoU}^* 为梯度增益值, \mathcal{L}_{IoU} 为动量 m 的滑动平均值, m 的计算公式为:

$$m = 1 - \sqrt[m]{0.5}, m > 7000 \quad (9)$$

式中: t 为训练轮次, n 为一个训练轮次内的总迭代批次数。

4 基于中值流辅助的目标 Re-ID 算法

单纯的目标检测算法只能输出当前帧中目标的定位与类别, 无法对序列帧图像中检测到的目标进行数据关联。虽可利用前后两帧检测到的目标方框 IoU, 通过设置阈值来进行目标 ID 再确认 (re-identification, Re-ID)。但这种方法极度依赖检测器的高召回率, 一次或几次漏检所造成的空隙会导致跟踪错误或失败。故选用中值流单目标跟踪算法及卡尔曼滤波跟踪算法, 以 IoU 结果为判断依据辅助提升 YOLOv5 检测器对目标检测跟踪的鲁棒性。

4.1 中值流跟踪算法

中值流跟踪算法^[15]是利用目标矩形框内均匀散布的跟踪粒子来代表被跟踪目标, 通过金字塔 L-K 光流法在相邻帧图像之间对跟踪粒子进行运动估计来跟踪目标, 其本质上是点的跟踪。算法流程如图 8 所示。

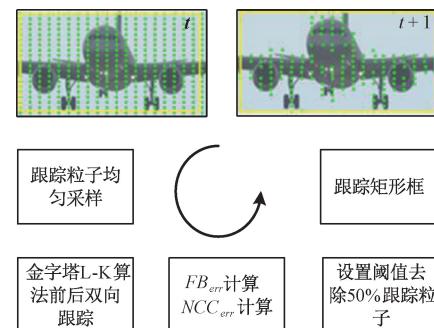


图 8 中值流跟踪算法流程

Fig. 8 Process of median flow

该算法基于前后跟踪轨迹一致性假设^[16], 提出利用前后双向跟踪后对于粒子的相似度及匹配度来判断粒子是否跟踪成功。如图 9 所示, 以双向跟踪后对应粒子 A 与 C 为基准的 10×10 亚像素精度区域归一化匹配结果 NCC_{err} 作为相似度的度量, 以 A 与 C 之间的欧式距离 FB_{err} 作为匹配度的度量; 之后, 剔除 50% 相似度小的和 50% 错误匹配度大的跟踪粒子, 用最小矩形框包围剩下的跟踪粒子即为跟踪结果。

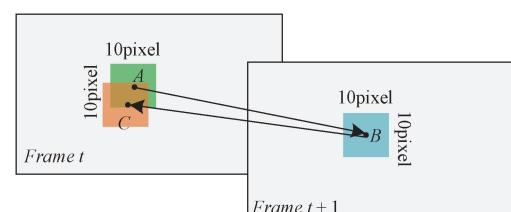


图 9 前后双向跟踪示意

Fig. 9 Forward-backward tracking

4.2 目标 Re-ID 流程

为了将前后帧图像序列中 YOLOv5 检测到的目标 ID

关联起来,此次研究引入卡尔曼滤波算法,通过对每一帧检测到的目标与卡尔曼滤波跟踪器预测到的目标进行 IoU 匹配,以实现帧前后检测目标之间的关联性,即完成检测目标的 Re-ID。同时,为应对 YOLOv5 检测器漏检情况的发生,引入中值流跟踪算法进行辅助,详细的目标 Re-ID 算法流程伪代码如算法 1 所示。

算法 1 目标 Re-ID 算法

1: **Inputs:**

$$d^t, T_k, D = \{d_1^{t+1}, d_2^{t+1}, \dots, d_n^{t+1}\}$$

2: **Initialize:**

$$D_t = \{d_i^{t+1} \mid d_i^{t+1} \in D, d_i^{t+1} \geq \sigma_t\} \quad // \sigma_t \text{ 为置信度阈值}$$

3: **if** $\text{size}(D_t) > 0$:

$$4: \quad d_{best} = d_j^{t+1} \text{ where } \max(\text{IOU}(d_j^{t+1}, T_k)), d_j^{t+1} \in D$$

5: **if** $\text{IOU}(d_{best}, T_k) \geq \sigma_{IOU}$: // σ_{IOU} 为阈值

6: **return** d_{best}

7: **else:**

8: **Go to step10**

9: **else:**

10: **Inputs:** T_m

11: **if** $\text{IOU}(T_m, T_k) \geq \sigma_{IOU}$:

12: **return** T_m

13: **else:**

14: **Re-ID is fail.**

算法 1 中, d^t 为 t 时刻的目标, T_k 为 $t+1$ 时刻卡尔曼滤波跟踪预测的目标, D 为 $t+1$ 时刻该进的 YOLOv5s 检测到的结果, T_m 为 $t+1$ 时刻中值流算法跟踪到的目标。

其中,卡尔曼滤波跟踪采用线性恒速模型来估计每个目标的帧间位移,每个目标的状态建模为^[17]:

$$\mathbf{x} = [u, v, s, r, \dot{u}, \dot{v}, \dot{s}]^T \quad (10)$$

式中: u, v, s, r 分别表示目标矩形框的中心横、纵坐标、面积、长宽比, $\dot{u}, \dot{v}, \dot{s}$ 为卡尔曼滤波基于线性恒速模型预估的状态量。

5 实验结果与分析

5.1 基于 GPS 动差分的目标定位模型实验验证

搭载 GPS 基站的监控云台保持静止不动,将另一台 GPS 架设在车上,进行跑车实验,基于 GPS 动差分的目标定位模型进行相对位置计算,获取轨迹曲线如图 10 所示。同时利用全站仪选取部分点位进行测量,并与解算结果进行对比,结果如表 1 所示。从表 1 中数据可知,基于 GPS 动差分的目标定位模型精度优于 0.2 m。

5.2 改进的 YOLOv5s 目标检测跟踪实验验证

1) 实验设置

(1) 数据集

为适用军用飞机试飞场景需求,此次选用 Kaggle 提供

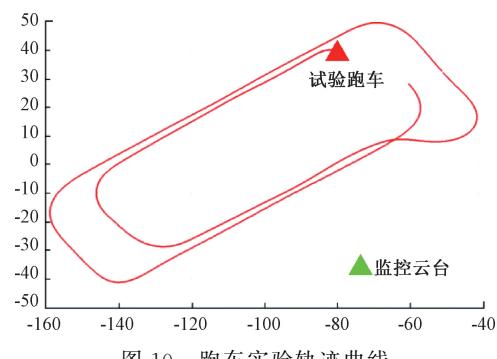


图 10 跑车实验轨迹曲线

Fig. 10 Experimental trajectory curves

表 1 定位解算结果对比

Table 1 Comparison of positioning solution results

序号	相对定位模型 计算结果/m	全站仪测量 结果/m	误差/ m
1	80.049 8	79.860 2	0.189 6
2	148.064 9	147.943 3	0.121 6
3	38.201 6	38.287 1	0.085 5
4	57.823 3	57.805 6	0.017 7
5	58.285 6	58.279 5	0.006 1
6	60.343 2	60.322 2	0.021 0
7	63.017 2	63.105 5	0.088 3
8	66.111 5	66.055 3	0.056 2
9	78.856 3	78.743 2	0.113 1
10	79.943 2	80.030 1	0.086 9
11	80.824 1	80.902 1	0.078 0
12	81.541 9	81.431 2	0.110 7
13	83.655 2	83.733 9	0.078 7
14	96.436 2	96.336 9	0.099 3
15	98.075 6	98.112 5	0.036 9
16	99.110 1	99.026 1	0.084 0
17	100.122 5	100.034 5	0.088 0
18	136.403 2	136.410 5	0.007 3
19	138.748 5	138.802 1	0.053 6
20	140.696 2	140.732 9	0.036 7
RMSE			0.073 0

的军用飞机检测数据集 (military aircraft detection dataset)^[18] 训练和测试模型性能,其中包含 11 183 张样本图像,共 43 种军用飞机类型。按照 7:3 的比例划分训练集、验证集。

(2) 环境配置

本文的训练配置如表 2 所示。

模型训练超参数设置如下:输入图像尺寸为 640 pixel × 640 pixel,初始学习率为 0.01,权重衰减系数为 0.0005,迭代次数为 300 epochs, batch-size 值为 8,动量参数为 0.937。

表 2 硬件平台配置信息

Table 2 Environmental configuration

名称	配置信息
操作系统	Window10
CPU	Intel(R) Core(TM) i7-9750H
GPU	NVIDIA GeForce GTX 1650
系统内存	8.00 GB
系统显存	4.00 GB
CUDA	11.6
训练框架	Pytorch1.7.1+Python3.7

2) 消融实验

(1) 数据分析

为验证各改进策略的有效性,在同一实验条件下进行消融实验,分别验证各改进策略的有效性。结果如表 3 所示。从表中分析可知,本文中所提到的 3 种改进策略均能提升模型的检测精度、回归率及全类平均检测正确率 (mean average precision, mAP)。其中添加 GAM 后,模型的参数量及计算量增加最多,但其检测精度、回归率及 mAP 值的提升也是最大;而 Dynamic head 及 Wise IoU 的改进则是在小幅增加参数量及计算量的条件下,实现模型

表 3 消融试验结果

Table 3 Ablation experiment

YOLOv5s	GAM	Dynamic head	Wise IoU	P/ %	R/ %	mAP _{0.5} / %	mAP _{0.5:0.95} / %	Parameters/M	GFLOPs
✓	—	—	—	65.8	64.7	68.5	56.2	7.0	15.8
✓	✓	—	—	71.8(↑6.0)	69.9(↑5.2)	74.8(↑6.3)	61.0(↑4.8)	9.0	17.7
✓	—	✓	—	71.2(↑5.4)	67.9(↑3.2)	71.0(↑2.5)	59.3(↑3.1)	7.9	17.7
✓	—	—	✓	69.1(↑3.3)	66.2(↑1.5)	71.0(↑2.5)	58.0(↑1.8)	7.0	16.1
✓	✓	✓	✓	73.1(↑7.3)	70.5(↑5.8)	76.3(↑7.8)	62.3(↑6.1)	9.8	19.4

检测精度、回归率及 mAP 值的提升。3 种改进策略同时添加后,3 种改进点的优势没有相互抵消,改进后的模型检测精度、回归率及 mAP 值相比于单项改进后的模型,均有所提升。

(2) 可视化分析

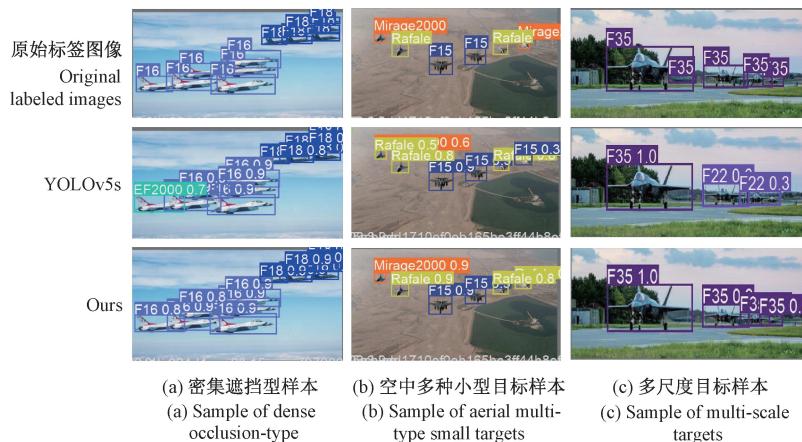


图 11 目标检测识别效果对比

Fig. 11 Comparison of detection effect

3) 对比实验

在本文所用同一训练数据集及相同试验环境配置下,将本文算法与 YOLOx-s、YOLOv7、YOLOv8s 进行对比,结果如表 4 所示。从表 4 中可以看出,本文算法在计算量及参数量小幅增加的条件下,相比于 YOLOx-s、YOLOv7、YOLOv8s 等算法,实现了在多航空飞机类型训练数据集下检测平均精度的显著提升。

表 4 目标检测识别算法对比结果

Table 4 Comparison experiment

算法	mAP _{0.5} / %	Parameters/M	GFLOPs
YOLOx-s	70.8	9.5	27.2
YOLOv7	70.9	37.2	104.8
YOLOv8s	71.2	12.8	28.6
Ours	76.3	9.8	19.4

5.3 基于中值流辅助的目标 Re-ID 算法实验验证

以 5 组实际机场及低空飞行飞机视频进行算法验证, 利用目标跟踪中心像素平均偏离误差 E_{offset} 及算法平均帧处理时间 S 为性能评估标准进行算法性能评估。算法运行结果如表 5 所示。从表中可以看出, 在输入视频分辨率不超过 1920×1080 的情况下, 本文提出的基于中值流辅助的 YOLOv5s 目标检测跟踪算法在表 3 硬件平台配置下的帧处理速度能够达到 20 fps 以上, 检测跟踪到的目标中心平均偏移误差不超过 10 个像素, 具备较好的实时性与准确性, 能够满足实际试飞工程应用需求。

表 5 算法跟踪性能评估

Table 5 Performance evaluation of our target detection and tracking algorithm

测试视频	指标	
	E_{offset} / pixel	S/ms
A(1920×1080)	9.1	0.050
B(480×256)	2.0	0.034
C(800×544)	2.5	0.038
D(800×544)	3.9	0.036
E(800×544)	2.8	0.040

6 结论

面对传统试飞模式改革大背景下“数智赋能试飞”中测试智能自动化能力构建愿景, 针对近场道面段试飞科目对目标关键运动过程的高清影像视频记录需求, 提出一种基于陆基云台的试飞目标定位跟踪方法, 利用 GPS/北斗动差分计算模型及基于改进 YOLOv5s 的一体化检测跟踪算法, 实现试飞目标自主引导定位、视野自动捕获、目标实时检测、识别与跟踪等功能。经过实验验证, 本文所提出的方法目标定位跟踪方法实时性好、跟踪成功率高, 能够满足实际试飞工程应用需求。

参考文献

- [1] 胡晋铭, 杨号, 张杰. 基于高速相机阵列的起飞着陆段航迹测量技术[J]. 海军航空工程学院学报, 2014, 29(6): 523-527.
- [2] HU J M, YANG H, ZHANG J. Flight path measurement technology during takeoff and landing phase based on high-speed camera array[J]. Journal of Naval Aeronautical and Astronautical University, 2014, 29(6): 523-527.
- [3] 武瑞娟, 冀芳, 冯巧宁. 飞机最小离地速度试飞光电测量技术[J]. 测控技术, 2015, 34(5): 49-52.
- [4] WU R J, JI F, FENG Q N. Photoelectric measurement technology for aircraft minimum take-off speed flight test [J]. Measurement & Control Technology, 2015, 34(5): 49-52.
- [5] 胡丙华, 晏晖. 地面最小操纵速度试飞光电测试方法[J]. 应用光学, 2021, 42(6): 1072-1079.
- [6] HU B H, YAN H. Photoelectric test method for ground minimum control speed flight test[J]. Journal of Applied Optics, 2021, 42(6): 1072-1079.
- [7] 付长亮, 那晨旭. 基于多源信息融合的光电经纬仪自动跟踪技术研究[J]. 舰船电子工程, 2025, 45(1): 186-190.
- [8] FU CH L, NA CH X. Research on automatic tracking technology of photoelectric theodolite based on multi-source information fusion [J]. Ship Electronic Engineering, 2025, 45(1): 186-190.
- [9] 梁中岩, 唐志贤, 胡杰. 一种雷达引导分布式光电跟踪校正算法[J]. 信息化研究, 2024, 50(2): 7-13, 47.
- [10] LIANG ZH Y, TANG ZH X, HU J. A correction algorithm for radar-guided distributed optoelectronic tracking [J]. Informationization Research, 2024, 50(2): 7-13, 47.
- [11] 张吉璇, 李健, 杨成. 大型飞机空中加油相对定位算法研究[J]. 兵器装备工程学报, 2021, 42(7): 147-151.
- [12] ZHANG J X, LI J, YANG CH. Research on relative positioning algorithm for aerial refueling of large aircraft [J]. Journal of Ordnance Equipment Engineering, 2021, 42(7): 147-151.
- [13] 张兴国, 韩涛, 李靖. 舰载环境下光电经纬仪的引导与实现[J]. 光电工程, 2017, 44(5): 511-515, 559.
- [14] ZHANG X G, HAN T, LI J. Guidance and implementation of photoelectric theodolite in shipborne environment[J]. Opto-Electronic Engineering, 2017, 44(5): 511-515, 559.
- [15] REDMON J, DIVVALA S, GIRSGICK R, et al. You only look once: Unified, real-time object detection [C]. Computer Vision & Pattern Recognition. IEEE, 2016: 779-788.
- [16] REDMON J, FARHADI A. YOLO9000: Better, faster, stronger[C]. IEEE Conference on Computer Vision & Pattern Recognition. IEEE, 2017: 6517-6525.
- [17] REDMON J, FARHADI A. YOLOv3: An incremental improvement[J]. ArXiv preprint arXiv: 1804.02767, 2018.
- [18] WANG C Y, LIAO H, WU Y H, et al. CSPNet: A new backbone that can enhance learning capability of CNN[C]. 2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW). IEEE, 2020: 1571-1580.
- [19] HE K M, ZHANG X, REN SH Q, et al. Spatial

- pyramid pooling in deep convolutional networks for visual recognition[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2014, 37 (9): 1904-1916.
- [13] 阿斯卡尔·艾山, 高瑞, 马智轲, 等. 基于改进 YOLOv5s 的充电站内车辆起火检测[J]. 国外电子测量技术, 2024, 43(10): 145-152.
- ASKAR A, GAO R, MA ZH K, et al. Vehicle fire detection in charging stations based on improved YOLOv5s [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2024, 43(10): 145-152.
- [14] LIN T Y, DOLLAR P, GIRSHICK R, et al. Feature pyramid networks for object detection[C]. 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR). IEEE, 2017: 936-944.
- [15] LIU S, QI L, QIN H, et al. Path aggregation network for instance segmentation[C]. 2018 IEEE/ CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2018: 8759-8768.
- [16] 谢秦宇. 增强现实中基于自然特征的跟踪注册技术研究[D]. 唐山: 华北理工大学, 2024.
- XIE Q Y. Research on natural feature-based tracking and registration technology in augmented reality[D]. Tangshan: North China University of Science and Technology, 2024.
- [17] BEWLEY A, GE Z, OTT L, et al. Simple online and realtime tracking [C]. 2016 IEEE International Conference on Image Processing(ICIP). IEEE, 2016: 3464-3468.
- [18] Military aircraft detection dataset[EB/OL].[2024]. <https://www.kaggle.com/datasets/a2015003713/militaryaircraftdetectiondataset>.

作者简介

马晓东(通信作者), 硕士, 高级工程师, 主要研究方向为飞行试验光电测试及智能图像处理等。

E-mail: 616511681@qq.com