文章编号：1003－1251(2026)05－0063－07

基于单目视觉的无人机目标跟踪算法研究

冯迎宾[1]，朱辰宇[1]，王天龙[2]

(1. 沈阳理工大学 自动化与电气工程学院，沈阳 110159；2. 中国科学院，沈阳 110169)

摘 要：针对无人机目标跟踪算法中存在的目标失跟率高、跟踪稳定性不足以及尺度漂移等关键问题，提出一种融合检测与跟踪机制的改进算法。该算法通过深度整合 YOLOv4-tiny 目标检测框架与核相关滤波器((kernelized correlation filters，KCF)构建双模态协同跟踪架构，在此基础上，设计基于特征金字塔的轻量化自适应尺度估计模块和伺服控制器，通过多尺度特征融合与动态参数调整机制，实现对目标尺度的精准估计。实验结果表明，该算法在保持实时性的同时，将复杂场景下的跟踪成功率提升至82.6%，有效克服了跟踪漂移问题，且当目标存在长短时遮挡、尺度变化情况时跟踪性能良好。

关 键 词：无人机；目标跟踪；目标检测；尺度估计；核相关滤波器

中图分类号：TP391.41 **文献标志码**：A **DOI**：10.3969/j.issn.1003－1251.2026.05.009

Research on Unmanned Aerial Vehicle Target Tracking Algorithms Based on Monocular Vision

FENG Yingbin[1]，ZHU Chenyu[1]，WANG Tianlong[2]

(1. Shenyang Ligong University，Shenyang 110159，China；2. Chinese Academy of Sciences，Shenyang 110169，China)

Abstract：To address critical issues in unmanned aerial vehicle target tracking algorithms，such as high target loss rates，insufficient tracking stability，and scale drift，an improved algorithm integrating detection and tracking mechanisms was proposed. This algorithm constructed a dual-modal collaborative tracking architecture by deeply integrating the YOLOv4-tiny object detection framework with the kernelized correlation filters(KCF) tracker. Building upon this foundation，a lightweight adaptive scale estimation module based on feature pyramids and a servo controller were designed. Through multi-scale feature fusion and dynamic parameter adjustment mechanisms，the target scale was precisely estimated. Experiments demonstrate that while maintaining real-time performance，this algorithm elevates tracking success rates in complex scenes to 82.6%，successfully mitigating the tracking drift. It exhibits robust tracking performance even when targets undergo prolonged or intermittent occlusions and scale variations.

Key words：unmanned aerial vehicle；object tracking；object detection；scale estimation；kernelized correlation filters

目标跟踪作为计算机视觉领域的核心研究课题，广泛应用于无人机安防、机器人控制、自动驾驶等领域。在军队提升作战能力方面，目标跟踪更成为当前的研究热点[1]。目标跟踪算法致力于

收稿日期：2025－10－09

基金项目：辽宁省科学技术计划项目(2023JH2/10700006)

作者简介：冯迎宾(1986—)，男，博士，教授。

在连续视频帧中实现对特定目标的鲁棒性追踪，其关键技术在于解决目标外观变化、复杂背景干扰及遮挡等问题下的时空关联性，同时需精准建模目标运动轨迹、尺度变换及姿态迁移等动态特征。随着深度学习技术的快速发展，目标跟踪方法在精度、鲁棒性和实时性方面较传统方法取得了显著进展。传统方法有基于相关滤波的 DSST 算法[2]，主要创新点在于利用尺度估计机制处理目标在跟踪过程的尺度变化问题，其核心思想是通过在频域中学习目标的滤波器模板，利用卷积操作实现快速定位。但是该算法对目标快速运动和形变的适应性有限，在严重遮挡或背景干扰下可能出现跟踪漂移。文献[3]提出了一种基于核密度估计的非参数化聚类 MeanShif 算法，核心思想是通过迭代优化数据点的概率密度分布，不断计算数据点的均值向量，将数据点向密度最大的方向移动，找到密度最大的区域，从而实现目标定位或聚类。该算法对部分遮挡和背景干扰具有一定鲁棒性，但目标快速运动时存在跟踪丢失现象。SiameseFC 算法[4]首次将孪生网络引入目标跟踪，经大规模数据集预训练后对目标形变、光照变化和背景干扰具有较强的鲁棒性，但未显式处理目标尺度变化[5]，可能影响跟踪精度，在严重遮挡或快速运动场景下，性能有所下降。SiameseRPN 算法[6]在 SiameseFC 的基础上引入了区域建议网络(RPN)，结合检测框架提高了定位精度。

针对目标跟踪易丢失、稳定性差等问题，本文提出了一种基于单目视觉的目标跟踪算法，该算法融合了 YOLOv4-tiny 目标检测算法[7]与核相关滤波(kernelized correlation filters，KCF)的目标跟踪算法[8]，并设计了基于特征金字塔的轻量化自适应尺度估计模块，以期实现动态目标的检测与跟踪，有效解决复杂场景下的目标尺度漂移问题，提高目标跟踪的鲁棒性。

1 目标跟踪系统框架

本文采用单目视觉系统实现目标检测与跟踪，其核心流程分为三个关键步骤：目标检测、目标跟踪和尺度估计。在目标检测阶段，系统利用 YOLOv4-tiny 架构实现待追踪目标的实时识别与定位。该算法在保持较高检测精度的同时，降低了计算复杂度，有效提高了算法实时性能。在目标跟踪环节，采用 KCF 算法对检测到的目标进行持续跟踪，具有较高的跟踪精度和计算速度。针对目标尺度变化问题，系统通过分析目标在图像平面中的外观特征变化，结合目标运动模型，实现对目标尺度的自适应估计。目标跟踪系统框架如图 1 所示。

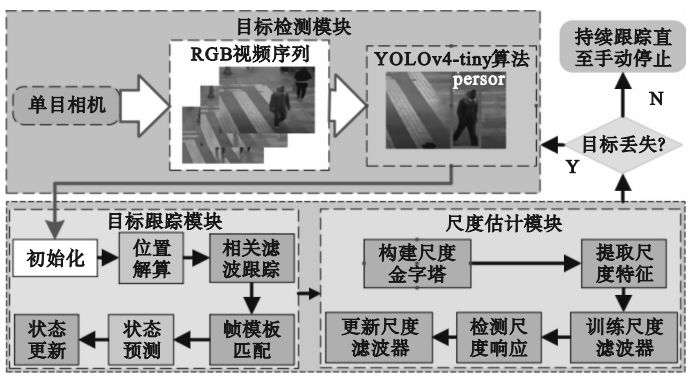


图 1 目标跟踪系统框架

Fig. 1 Target tracking system framework

2 融合 YOLOv4-tiny 与 KCF 的目标跟踪算法

2.1 算法流程

本文提出的目标跟踪算法核心流程如图 2 所示。算法首先通过 YOLOv4-tiny 目标检测模块初始化待跟踪目标，生成边界框，然后利用 KCF 相关滤波器实现高效跟踪，当 KCF 跟踪置信度小于阈值时，触发重新检测。若检测到多个同类目标，通过特征匹配选择与丢失目标最相似的候选框。该算法在保证实时性的同时，可显著提升复杂场景下的跟踪鲁棒性。

YOLOv4-tiny 轻量化的网络结构和高实时性特点使其适用于微型计算平台等资源受限环境，模型的参数量较小，速度提升巨大[9]，减少了资源和内存占用[10]。KCF 算法是一种高效的单目标跟踪方法[11]，采用方向梯度直方图(HOG)作为核

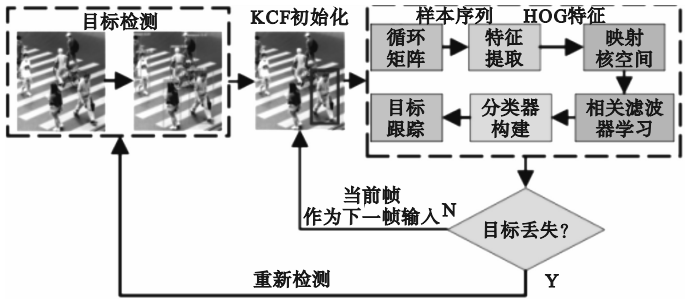


图 2　目标跟踪算法流程图

Fig. 2　Object tracking flowchart

心特征描述子。本文利用 YOLOv4-tiny 高精度的检测能力进行目标初始化和重捕获,同时利用 KCF 算法的高效率进行帧间跟踪,从而在保证准确性的前提下,大幅提升系统的整体处理速度和跟踪性能。

2.2　算法实现

对于视频序列的第一帧或需要重新初始化的时刻,系统使用 YOLOv4-tiny 进行目标检测,输出边界框集合 $\boldsymbol{B}_{\text{det}}$ 为

$$\boldsymbol{B}_{\text{det}} = \{\boldsymbol{b}_1, \boldsymbol{b}_2, \cdots, \boldsymbol{b}_n\} \tag{1}$$

式中每个边界框 $\boldsymbol{b}_k$ ($1 \leqslant k \leqslant n$) 包含了中心点坐标、宽、高、置信度和类别信息。当确定想要跟踪的目标时可以从 $\boldsymbol{B}_{\text{det}}$ 中选择,以边界框定义的图像区域作为初始状态初始化 KCF,系统对后续帧不再运行耗时的 YOLOv4-tiny,而是调用高效的 KCF。

当目标丢失时,触发 YOLOv4-tiny 重新检测。若检测到多个候选目标,选择与历史目标特征相似度最高的候选框,计算表达式为

$$I_{oU} = \frac{Area(B_j \cap B_{\text{hist}})}{Area(B_j \cup B_{\text{hist}})} \tag{2}$$

$$j^* = \arg\max_j (I_{oU}(B_j, B_{\text{hist}}) \cdot Sim(F_j, F_{\text{hist}})) \tag{3}$$

式中:$Area(\cdot)$ 表示面积函数;I_{oU} 为交并比,计算候选框与历史框的重叠率;j^* 为最优候选目标的索引;B_j 为第 j 个候选目标的集合;B_{hist} 为历史目标边界集合;F_j 为第 j 个候选目标的特征向量;F_{hist} 为历史目标特征向量;$Sim(\cdot)$ 为余弦相似度。通过综合衡量 I_{oU} 与 Sim,筛选出最可能为同一目标的候选框,避免因外观变化或遮挡导致的误匹配。

2.3　算法优势

本文的融合跟踪架构集成了轻量的跟踪模块。该模块融合 KCF 响应峰值和目标历史信息,在跟踪丢失后主动触发 YOLOv4-tiny 局部重检测,修正目标模型,在资源受限环境下,架构能根据系统负载动态调整协同策略,平衡效率与鲁棒性。实验结果如表 1 所示,其中的评价指标包括每秒处理帧数(FPS)、精确率、每秒浮点运算次数(GFLOPS)、单帧延迟。

表 1　不同模型资源消耗对比

Table 1　Comparison of resource consumption among different algorithms

模型	FPS	精确率	GFLOPS	单帧延迟/ms
本文算法	38	0.71	0.17	26
YOLOv4-tiny	18	0.74	1.6	56
KCF	190	0.39	0.001	5

本文算法相比单独采用 YOLOv4-tiny 算法,FPS 提升 111%,完全满足实时性要求;KCF 算法虽然处理速度快,但无法处理目标遮挡情况,导致精确率下降。由此可见,本文算法在低配置环境下可满足实时目标跟踪需求。

3　轻量级尺度估计模块

针对传统 KCF 算法无法有效处理目标尺度变化的问题,本文设计了一种轻量级尺度估计模块。该模块在 KCF 定位的基础上,通过构建尺度金字塔并在频域中训练尺度滤波器和快速傅里叶变换(FFT)[12] 以加速完成对目标尺度的动态估计。

3.1　核心流程

1)构建尺度金字塔

以 KCF 跟踪确定的目标位置为中心,以其宽度 w 和高度 h 为初始尺度,在尺度步长 s 为 1.05 的间隔下,生成尺度范围为[0.7,1.3]的多层图像区域,构建层数为 7 的尺度金字塔。

2)训练尺度滤波器

对金字塔中各尺度样本提取 HOG 特征,并在频域中训练尺度滤波器,计算表达式为

$$H = \frac{Y\overline{X}}{X\overline{X} + \lambda} \tag{4}$$

式中:H 是尺度滤波器的频域;Y 是理想尺度响应的频域;λ 为正则化参数,用于防止过拟合或数值不稳;$\overline{X}$ 是 X 的共轭。

3)检测与更新

在后续帧中,于同一位置构建新的尺度金字塔并提取特征 H_{new}。通过计算尺度响应值 R,将最大响应值所对应的尺度判定为最优尺度。

$$R = F^{-1}(H \cdot \overline{Z}) \tag{5}$$

式中:F^{-1}表示逆傅里叶变换;Z 表示当前帧尺度样本的频域;$\overline{Z}$ 是 Z 的共轭。为适应目标外观变化,尺度滤波器采用线性插值进行在线更新,计算表达式为

$$H_{\text{new}} = (1-\eta)H_{\text{old}} + \eta H_{\text{current}} \tag{6}$$

式中:η 是学习率;H_{old}是上一帧的尺度滤波器;H_{current}是当前帧的尺度滤波器频域。根据实验结果确定 η 取 0.02 时尺度估计稳定,可实现对目标尺度连续变化的有效跟踪。

3.2 算法优势

传统尺度估计方法的核心缺点是计算冗余,以 DSST 算法[13]为例,其尺度滤波器需对多尺度样本逐一进行特征提取与相关运算,单帧计算量(GFLOPs)达 0.7。本文轻量化模块采用少尺度层设计,结合快速傅里叶变换加速频域运算,单帧 GFLOPs 降至 0.08,计算复杂度分析结果如表 2 所示,算法实时性对比结果如表 3 所示(实验平台为 i5-9300H + GTX1660ti)。

表 2 计算复杂度分析

Table 2 Computational complexity analysis

模型	尺度采样层数	特征提取复杂度	滤波器运算复杂度	GFLOPS
本文算法	7	$O(n\times w\times h)$	$O(n\times(w\times h)\log(w\times h))$	0.08
DSST	33	$O(n\times w\times h\times k)$	$O(n\times(w\times h)\log(w\times h))$	0.7

注:k 为卷积核数;d 为特征维度

表 3 实时性对比

Table 3 Real-time performance comparison

模型	FPS	单帧处理时间/s	GPU 利用率/%	CPU 占用率/%
本文算法	52	19.2	25 ~ 35	30 ~ 40
DSST	23	43.5	55 ~ 65	60 ~ 70

4 无人机伺服控制器模块

本文主要采用三个控制回路实现对无人机的精确控制:横向控制、纵向控制和前后控制。首先,横向控制通过 PID 控制器解算自身与目标的位置关系[14],生成控制输出,从而调整无人机的左右运动。其次,纵向控制同样使用 PID 控制器,针对目标的垂直位置误差进行计算,确保无人机能够上下移动以保持目标在视野中央。最后,前后控制依据目标面积的变化调节无人机的前进或后退,确保其与目标保持适当的距离。无人机伺服控制器如图 3 所示,其中 x 为无人机输入的横向速度,Δx 为横向速度增量,y 为纵向速度,Δy 为纵向速度增量,z为前后速度,Δz为前后速度增量。

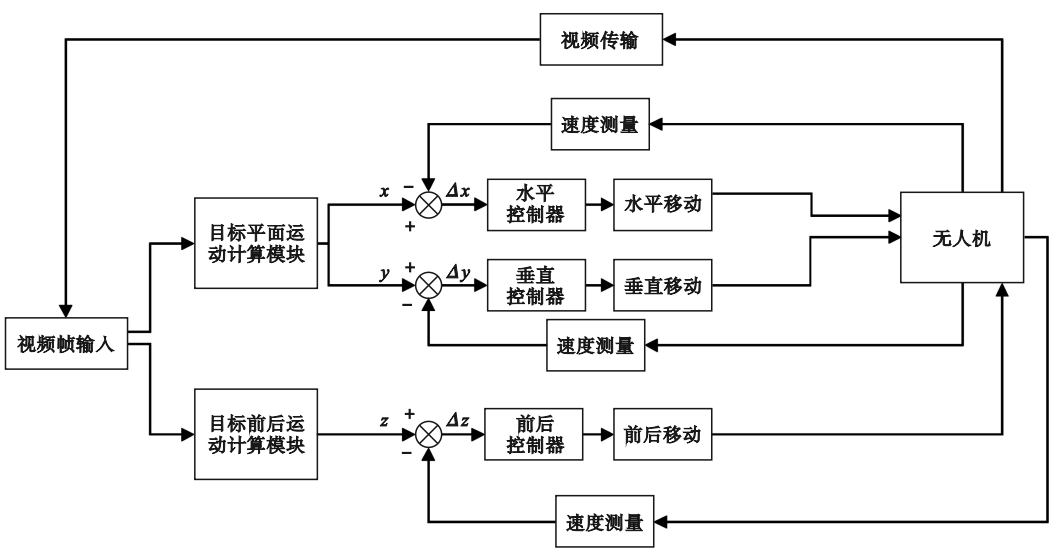


图 3 无人机伺服控制器

Fig. 3 Drone servo controller

通过上述三个独立而协调的控制回路,程序能够实现对动态目标的稳定追踪和精确控制。

在控制过程中,需要不断对 PID 参数进行调整,本文的调优过程采用试凑法,具体调整过程如下:比例系数 K_p 初始值设为 0,逐步增大 K_p,每次增加 0.005,观察无人机对目标偏移的响应,当 $K_p<0.015$ 时响应迟缓,目标偏移后需 3 s 以上才能回正;当 $K_p>0.03$ 时系统震荡剧烈,甚至丢失目标;当 K_p 为 0.025(x 轴)、0.028(y 轴)、0.015(z 轴)时,目标偏移后 1.5 s 内回正,且无明显震荡。在 K_p 固定的基础上,逐步增大积分系数 K_i,每次增加 0.000 2,当 K_i 为 0.001(x 轴)、0.001 2(y 轴)、0.000 8(z 轴)时,稳态误差不大于 1 个像素;在 K_p、K_i 固定的基础上,逐步增大微分系数 K_d 的值,每次增加 0.002,当 K_d 为 0.012(x 轴)、0.010(y 轴)、0.008(z 轴)时,快速移动场景的超调量不大于 5 个像素,且无高频抖动。本文 PID 参数的具体设置如表 4 所示。

表 4　PID 参数设置

Table 4　PID Parameters Settings

控制回路	K_p	K_i	K_d
横向	0.025	0.001 0	0.012
纵向	0.028	0.001 2	0.010
前后	0.015	0.000 8	0.008

5　实验结果与分析

5.1　实验环境

本文实验的硬件配置为 Intel Core i5-9300H 处理器、2.4 GHz 主频、8 GB DDR4 内存,软件环境为 Windows10 操作系统,Python3.10 解释器,集成 OpenCV 可视化库。为验证本文算法的有效性,选择 OTB-100 标准视频数据集[15]作为评估基准,该数据集包含 100 段标注视频序列,涵盖光照变化、遮挡、尺度变换等 11 类挑战场景。本文选择对比的算法为 KCF、TLD[16],并随机选取 OTB-100 数据集上出现遮挡和人物尺度变化的视频进行测试。

5.2　长时遮挡实验

为验证本文算法在长时遮挡环境下的目标跟踪能力,本文选取了 OTB-100 遮挡数据集对算法进行测试,如图 4 所示。图 4(a)中框选部分为 KCF 算法选中的跟踪车辆,此时追踪功能正常;图 4(b)为进入大面积遮挡区域时,此时追踪目标丢失;图 4(c)为车辆脱离遮挡区域时,本文算法调用了目标识别算法 YOLOv4-tiny,置信度为 0.89,实现了对目标的重新跟踪。



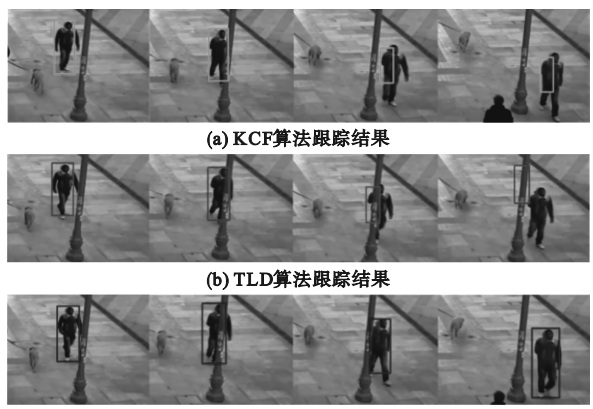
(a) 跟踪状态　(b) 丢失状态　(c) 重新跟踪状态

图 4　长时遮挡实验结果

Fig. 4　Results of long-term occlusion experiments

5.3　短时遮挡实验

短时遮挡实验结果如图 5 所示,KCF 与 TLD 目标跟踪算法在遇到障碍物遮挡时,由于目标外观部分丢失,导致算法无法有效识别和定位目标,后续跟踪出现尺度匹配错误、跟踪漂移的情况。本文算法引入了融合目标跟踪算法,没有出现漂移,跟踪效果良好,能够较好处理遮挡环境下的目标跟踪问题,具有较强的鲁棒性。



(a) KCF算法跟踪结果

(b) TLD算法跟踪结果

(c) 本文算法跟踪结果

图 5　短时遮挡实验结果

Fig. 5　Results of short-term occlusion experiments

5.4　尺度变化跟踪实验

图 6 展示了本文算法与 KCF 和 TLD 在 OTB-100 视频序列上的跟踪结果。图 6(a)中三种算法初始框大小相同,图 6(b)到图 6(c)人物靠近,尺度发生变化。由于本文算法引入了尺度估计算法,可实时估计目标的尺度变化,跟踪框的大小可实时调整,而 KCF 和 TLD 在目标尺度缩放时跟踪框大小不变,造成目标丢失。



(a) 目标初始状态　(b) 目标靠近　(c) 目标目标尺度变化

— · — KCF　— · · — TLD　——— Ours

图 6　尺度变化跟踪结果

Fig. 6　Scale change tracking results

5.5 典型场景下算法性能对比

为验证本文算法的性能,采用跟踪精确率与成功率进行评估,将所有具有干扰情况的图像数据作为测试数据,其中涉及以下典型场景:短时遮挡(STO)、长时遮挡(LTO)、光照剧烈变化(lV)、人工遮挡(MB)。不同算法的精确率与成功率数据如图 7、表 5、表 6 所示。

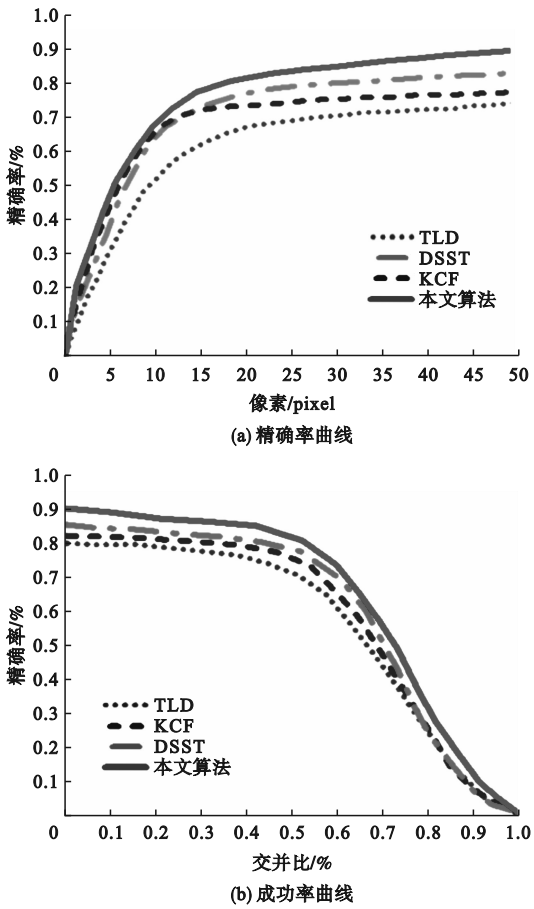


图 7 跟踪算法总体性能对比

Fig. 7 Overall performance comparison of tracking algorithms

表 5 典型场景下不同算法精确率结果

Table 5 Accuracy results of different algorithms in typical scenarios

模型	典型场景				
	STO	LTO	IV	MB	平均值
本文算法	0. 811	0. 773	0. 820	0. 837	0. 810
KCF	0. 640	0. 583	0. 801	0. 733	0. 689
DSST	0. 608	0. 553	0. 723	0. 678	0. 640
TLD	0. 587	0. 467	0. 663	0. 617	0. 583

由图 7、表 5、表 6 可见,本文算法跟踪性能较传统跟踪算法显著提升,整体测试数据集下的跟踪精确率为 82.6%,相较于 KCF 算法提升 12.7%;在整体数据集下的跟踪成功率为 70.7%,相较于 KCF 算法提升了 10.8%。

表 6 典型场景下不同算法成功率结果

Table 6 Success rates of different algorithms in typical scenarios

模型	典型场景				
	STO	LTO	IV	MB	平均值
本文算法	0. 687	0. 603	0. 711	0. 690	0. 672
KCF	0. 539	0. 460	0. 627	0. 613	0. 559
DSST	0. 599	0. 518	0. 633	0. 663	0. 603
TLD	0. 529	0. 381	0. 613	0. 577	0. 525

5.6 仿真实验

为了验证本文算法在无人机目标跟踪过程中的有效性,在 Gazebo 仿真平台[17]进行仿真实验,图 8 展示了无人机在跟踪仿真目标时的跟随轨迹,无人机分别使用本文算法、KCF、DSST 算法从(0,0)点出发,仿真行人从(3,1.3)点出发。无人机采用本文算法跟踪场景如图 9 所示。

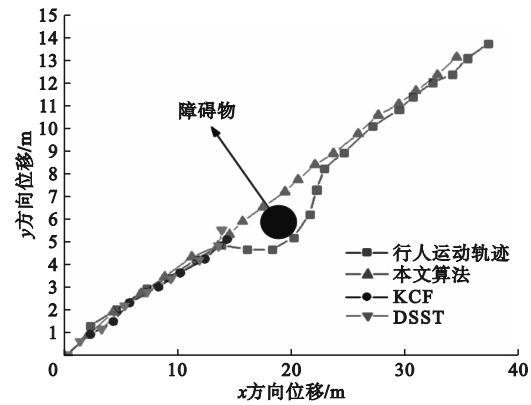


图 8 无人机跟随行人轨迹

Fig. 8 The drone following the simulated pedestrian target trajectory

从图 8 中可见,行人在经过障碍物后出现遮挡情况,本文算法通过双模态跟踪机制在行人重新出现后及时恢复跟踪,而 KCF、DSST 算法由于缺失重识别功能导致跟踪停止,证明了本文算法在目标跟踪时的有效性。

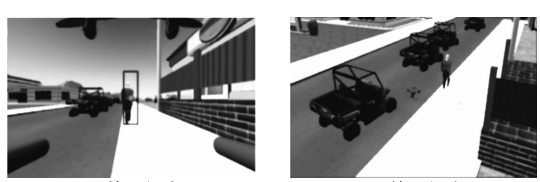


图 9 无人机跟踪实验

Fig. 9 Drone tracking experiment

图 9(a)为本文算法的第一视角,目标跟踪框包围着待跟踪的行人,大小与行人身高接近。图 9(b)为第三视角,无人机与目标行人保持着一定距离,满足跟踪要求。

6　结论

本文提出了一种面向目标跟踪的多模态目标跟踪算法,通过融合 KCF 算法和 YOLOv4-tiny 目标检测算法,再结合尺度估计,解决了目标遮挡,尺度变化大等问题,有效提高了目标跟踪性能。实验结果表明,本文算法在目标长时遮挡情况下成功率达到 81%,在尺度变化情况下跟踪精确率比 KCF 提升 17.5%,成功率提升 20.2%,证明了本文算法的有效性。

参考文献(References):

[1] 冯迎宾,杨昆,周宇,等. 基于 KCF 的微型无人机目标跟踪方法研究[J]. 沈阳理工大学学报,2022,41(4):1 – 7,19.
Feng Y B, Yang K, Zhou Y, et al. Research on MAV target tracking method based on KCF[J]. Transactions of Shenyang Ligong University,2022,41(4):1 – 7,19. (in Chinese)

[2] Rahamathulla M Y, Ramaiah M. Building robust lightweight network intrusion detection: a multi-pronged approach with DSSTE and deep learning for securing edge-enabled industrial IoT applications[J]. Cluster Computing,2025,28(8):515.

[3] Du K, Ju Y F, Jin Y L, et al. Object tracking based on improved MeanShift and SIFT[C]//2012 2nd International Conference on Consumer Electronics, Communications and Networks (CECNet). Yichang, China: IEEE, 2012: 2716 – 2719.

[4] Bertinetto L, Valmadre J, Henriques J F, et al. Fully-convolutional Siamese networks for object tracking[M]//Computer Vision – ECCV 2016 Workshops. Cham, Germany: Springer International Publishing,2016:850 – 865.

[5] Zhou S L, Li G L, Wang Q J, et al. Rotor attitude estimation for spherical motors using multiobject Kalman KCF algorithm in monocular vision[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics,2023,70(1):265 – 275.

[6] Fang Z, Zhou S F, Cui Y B, et al. 3D-SiamRPN: an end-to-end learning method for real-time 3D single object tracking using raw point cloud[J]. IEEE Sensors Journal,2021,21(4): 4995 – 5011.

[7] Yang H L, Jing J F, Wang Z, et al. YOLOV4-TinyS: a new convolutional neural architecture for real-time detection of fabric defects in edge devices[J]. Textile Research Journal, 2024,94(1/2):49 – 68.

[8] Kutschbach T, Bochinski E, Eiselein V, et al. Sequential sensor fusion combining probability hypothesis density and kernelized correlation filters for multi-object tracking in video data[C]//2017 14th IEEE International Conference on Advanced Video and Signal Based Surveillance (AVSS). Lecce, Italy: IEEE, 2017: 1 – 5.

[9] 蒲家鹏,王雪梅,高宏伟. 基于改进 YOLOv4 的航拍图像目标检测方法研究[J]. 沈阳理工大学学报,2023,42(3): 46 – 53.
Pu J P, Wang X M, Gao H W. Research of aerial image object detection method based on improved YOLOv4[J]. Journal of ShenYang Ligong University,2023,42(3):46 – 53. (in Chinese)

[10] Valadanzoj Z, Daryanavard H, Harifi A. High-speed YOLOv4-tiny hardware accelerator for self-driving automotive[J]. The Journal of Supercomputing,2024,80(5):6699 – 6724.

[11] Wang Z S, Wang J Q, Fan R X. An underwater single target tracking method using SiamRPN ++ based on inverted residual bottleneck block[J]. IEEE Access, 2021, 9: 25148 – 25157.

[12] Gaddam S K, Natarajan S, Kanjarla A K. Octree-based scaled boundary finite element approach for polycrystal RVEs: a comparison with traditional FE and FFT methods[J]. Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering,2025, 438:117864.

[13] Li B L, Wang Y, Xu Y M, et al. Accurate semi-supervised medical image segmentation using DECTNet combined with DSST framework[C]//2024 5th International Conference on Computer Vision, Image and Deep Learning (CVIDL). Zhuhai, China: IEEE, 2024: 225 – 231.

[14] 孙凯,于洋,冯迎宾. 基于视觉的自主无人机目标跟踪着陆方法研究[J]. 沈阳理工大学学报,2022,41(5):21 – 28.
Sun K, Yu Y, Feng Y B. Research on target tracking and landing method of autonomous UAV based on vision[J]. Journal of Shenyang Ligong University, 2022, 41(5): 21 – 28. (in Chinese)

[15] 符强,梁栩欣,纪元法,等. 特征增强和双模板更新的目标跟踪算法[J]. 电光与控制,2023,30(10):7 – 12.
Fu Q, Liang X X, Ji Y F, et al. Feature enhancement and dual-template updating strategy for object tracking algorithm[J]. Electronics Optics & Control,2023,30(10):7 – 12. (in Chinese)

[16] Choi W S. Ray-based physical modeling and simulation of multibeam sonar for underwater robotics in ROS-gazebo framework[J]. Sensors,2025,25(5):1516.

(责任编辑:和晓军)

(上接第 62 页)

[15] 游达章, 赵恒毅, 汪传文. 基于改进 PSO – GSA 算法的时间最优轨迹规划[J/OL]. 电子测量技术, 2024: 1 – 8. [2024 – 09 – 29]. http://kns.cnki.net/KCMS/detail/detail.aspx?filename = DZCL20240926001&dbname = CJFD&dbcode = CJFQ.
YOU D Z, ZHAO H Y, WANG C W. Time optimal trajectory planning based on improved PSO – GSA algorithm[J/OL]. Electronic Measurement Technology, 2024: 1 – 8. [2024 – 09 – 29]. http://kns.cnki.net/KCMS/detail/detail.aspx?filename = DZCL20240926001&dbname = CJFD&dbcode = CJFQ. (in Chinese)

[16] Bonyadi M R, Michalewicz Z, Li X D. An analysis of the velocity updating rule of the particle swarm optimization algorithm[J]. Journal of Heuristics,2014,20(4):417 – 452.

(责任编辑:和晓军)