

# 面向仿真场景的无人机目标跟踪算法研究

李心仪, 王振飞, 吴晗\*

(郑州大学 计算机与人工智能学院, 河南 郑州 450000)

**摘要:** 针对 UAV 在仿真实验中自动跟踪移动目标的需求, 提出基于改进 CSRT(channel and spatial reliability-aware tracker)算法的无人机长时自动跟踪方法。通过导向滤波加拉普拉斯算子 LOGF(laplacian of guided filter)检测获取目标边缘特征, 再与 HOG(histogram of oriented gradient)和 CN(color names)特征融合, 增强算法对目标的判别能力; 使用平均峰值相关能量和感知哈希明距离来综合判定目标状态, 当判定目标被遮挡时, 采用 YOLOv8 定位目标, 再将定位结果传输至跟踪算法继续跟踪目标。仿真结果表明: 在搭建的仿真环境中算法能够在目标被遮挡时仍能长时稳定的跟踪目标, 为无人机目标跟踪算法研究提供了良好的仿真实验环境。

**关键词:** CSRT(channel and spatial reliability-aware tracker); 边缘特征; 定位目标; YOLOv8; 虚拟目标数据集

中图分类号: TP391.9 文献标志码: A 文章编号: 1004-731X(2026)02-0346-14

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.24-1159

**引用格式:** 李心仪, 王振飞, 吴晗. 面向仿真场景的无人机目标跟踪算法研究[J]. 系统仿真学报, 2026, 38(2): 346-359.

**Reference format:** Li Xinyi, Wang Zhenfei, Wu Han. Research on UAV Target Tracking Algorithm for Simulation Scenarios[J]. Journal of System Simulation, 2026, 38(2): 346-359.

## Research on UAV Target Tracking Algorithm for Simulation Scenarios

Li Xinyi, Wang Zhenfei, Wu Han\*

(School of Computer Science and Artificial Intelligence, Zhengzhou University, Zhengzhou 450000, China)

**Abstract:** To address the need for automatic UAV tracking of moving targets in simulated experiments, this paper proposed a long-term automatic tracking method based on an improved channel and spatial reliability-aware tracker (CSRT) algorithm. The target edge features were detected using the Laplacian of guided filter (LOGF) through guided filtering and then fused with the histogram of oriented gradient (HOG) and color names (CN) features to enhance the algorithm's discriminative ability for the target. To evaluate the target state, the paper used average peak correlation energy and perceptual hash Hamming distance. When the target was occluded, the paper employed YOLOv8 for target localization and fed the localization results back into the tracking algorithm to continue tracking. Simulation results demonstrate that the algorithm can maintain long-term stable tracking of the target even when the target is occluded in the constructed simulation environment, providing a favorable simulation experimental environment for the research on UAV target tracking algorithms.

**Keywords:** channel and spatial reliability-aware tracker(CSRT); edge feature; target positioning; YOLOv8; virtual target dataset

收稿日期: 2024-10-19 修回日期: 2024-12-30

基金项目: 国家重点研发计划(2023YFB4502704)

第一作者: 李心仪(2004-), 男, 本科生, 研究方向为计算机视觉。

通信作者: 吴晗(1995-), 女, 讲师, 硕士生导师, 博士, 研究方向为视觉跟踪。

## 0 引言

在军事领域上,无人机可以承担目标搜索打击和敌情侦察等重要任务,无人机需具备一定的目标跟踪能力。无人机目标跟踪算法主要可分为基于深度学习和传统图像处理的跟踪算法,其中,深度学习的跟踪算法<sup>[1]</sup>相比传统图像跟踪算法<sup>[2]</sup>具有更强的表达能力和适应性,但也需要更多的训练数据和计算资源。由于无人机平台计算资源有限,无法满足其资源消耗,因此,基于相关滤波器<sup>[3]</sup>的目标跟踪算法在无人机的目标跟踪模块有广阔的应用空间。时间驱动的异常学习相关滤波器可缓解滤波器时间退化<sup>[4]</sup>,融合视觉注意力机制的相关滤波目标跟踪算法<sup>[5]</sup>可约束跟踪响应图的变化幅度。Henriques等<sup>[6]</sup>提出经典相关滤波器目标跟踪算法KCF(kernel correlation filter),引入高斯核函数和快速傅里叶变换技术,使其具备较高的速度和鲁棒性; Lukežic等<sup>[7]</sup>提出了CSRT(channel and spatial reliability-aware tracker)目标跟踪算法,将HOG(histogram of oriented gradient)<sup>[8]</sup>和CN(color names)颜色特征融合,引入通道可靠性和空间可靠性,提高了算法对目标外观变化和形变的适应能力;SiamRPN算法<sup>[9]</sup>作为经典的基于深度孪生网络的单目标跟踪算法,大大简化了单目标跟踪的难度,但遇见目标被遮挡和剧烈的姿态变化时表现较差;KPsiamfc<sup>[10]</sup>算法使用卡尔曼滤波的方法检测跟踪丢失的目标,但算法整体性能不是最佳。

无人机目标跟踪系统的研究目前大多都停留在理论探索层面,并且无人机目标跟踪实验也会受场地、设备和成本等各种因素的限制,虚拟仿真系统具备还原度较高、成本低和效率高等特点,因此,本文使用3DMax和Unity设计沙漠场景、城市场景、坦克、车辆、无人机和各种障碍物等模型,在Unity中搭建出一个无人机目标跟踪仿真的虚拟环境,再以CSRT算法为基础框架提出一些改进,计算目标区域的平均峰值相关能量和感

知哈希汉明距离<sup>[11]</sup>作为滤波器更新策略,并在搭建的三维虚拟环境中进行仿真跟踪<sup>[12]</sup>测试验证算法的有效性,来满足无人机目标跟踪理论实践研究<sup>[13]</sup>的需要,降低无人机目标跟踪实验研究成本。

## 1 CSRT算法

CSRT算法结合了颜色特征和空间信息并引入空间可靠性概念,在传统的CF滤波器基础之上加上空域限制,并基于不同通道的响应图信息构建不同通道的加权系数,算法能够较好地应对复杂背景和不规则目标。

原始的跟踪目标函数在快速求解滤波器时会带来边界效应,CSRT算法添加了目标相关性的不规则mask来抑制边界效应:

$$p(y_i) = \sum_{j=0}^1 p(y_i | m_i = j) p(m_i = j) = \sum_{j=0}^1 p(y_i^o | m_i = j) p(y_i^s | m_i = j) p(m_i = j) \quad (1)$$

式中: $i$ 为待分析的样本单元, $p(m_i = j)$ 为一个先验概率; $p(y_i^o | m_i = j)$ 为外观似然概率; $p(y_i^s | m_i = j)$ 为空间似然概率。将外观似然概率和空间似然概率相乘后再二值化处理,然后,就可作用于选择的目标区域,因此,算法能够根据目标形状变化进行自适应调整,可以有效抑制边界效应,将目标区域分割出来,解决了以往CF跟踪算法只能支持矩形目标的问题。

在多通道中,目标函数为

$$\underset{h}{\operatorname{argmin}} \sum_{d=1}^{N_d} \left( \| f_d \odot h_d - g \|^2 + \lambda \| h_d \|^2 \right) = \underset{h}{\operatorname{argmin}} \sum_{d=1}^{N_d} \left( \| \hat{h}^H \operatorname{diag}(\hat{f}) - \hat{g} \|^2 + \lambda \| \hat{h} \|^2 \right) \quad (2)$$

式中: $h$ 为滤波器; $f$ 为图像中提取的特征; $d$ 为 $1 \sim N_d$ 的通道特征数; $g$ 为期望的响应输出; $\hat{\cdot}$ 为矩阵的傅里叶转换, $\lambda$ 为算法为了防止发生过拟合的正则项。CSRT算法的思想是将每个通道分开计算,对每个通道响应加权,最后将所有通道的响



应相加，相加后响应最大的位置即预测的目标位置。单通道的目标函数为

$$\begin{aligned} \operatorname{argmin}_h \|f \odot h - g\|^2 + \lambda \|h\|^2 = \\ \operatorname{argmin}_h \|\hat{h}^H \operatorname{diag}(\hat{f}) - \hat{g}\|^2 + \lambda \|\hat{h}\|^2 \end{aligned} \quad (3)$$

引入 2 个变量  $h_c$  和  $h_c - m \odot h = 0$ ，其中， $m$  为求得的 mask，既空间置信图，根据上述条件可调节目标函数的表达式，再依据 Augmented Lagrangian 方法构建增强拉格朗日表达式：

$$\begin{aligned} \mathcal{L}(\hat{h}_c, h, \hat{I}m) = & \|\hat{h}_c^H \operatorname{diag}(\hat{f}) - \hat{g}\|^2 + \frac{\lambda}{2} \|h_m\|^2 + \\ & [\hat{I}^H (\hat{h}_c - \hat{h}_m) + \bar{I}^H (\hat{h}_c - \hat{h}_m)] + \mu \|\hat{h}_c - \hat{h}_m\|^2 \end{aligned} \quad (4)$$

式中： $\hat{I}$  为拉格朗日乘数； $\mu > 0$ 。

最终求解出 CSRT 算法的目标函数：

$$\begin{cases} \hat{h}_c^{i+1} = (\hat{f} \odot \hat{g} + (\mu \hat{h}_m^i - \hat{I}^i) \odot \hat{f}) \odot^{-1} (\hat{f} \odot \hat{f} + \mu^i) \\ \hat{h}^{i+1} = m \odot \mathcal{F}^{-1} [\hat{I}^i + \mu^i \hat{h}_c^{i+1}] / \left( \frac{\lambda}{2D} + \mu^i \right) \\ \hat{I}^{i+1} = \hat{I}^i + \mu (\hat{h}_c^{i+1} - \hat{h}^{i+1}) \end{cases} \quad (5)$$

在算法的最后，由于每个通道的权重不一致，因此，需要对滤波器  $h$  加权处理，这个权重由通道学习可靠性和通道检测可靠性的乘积组成。通道学习可靠性和检测可靠性为

$$w_d = \zeta \max(f_d * h_d) \quad (6)$$

$$w_d^{\det} = 1 - \min(\rho_{\max 2} / \rho_{\max 1}, 1/2) \quad (7)$$

式中： $\rho_{\max 2}$  和  $\rho_{\max 1}$  分别为响应图中的次峰值和主峰值。

## 2 改进的 CSRT 算法

### 2.1 算法流程

CSRT 算法在目标跟踪中具备较高的准确性和鲁棒性，相较于 KCF 等算法能更好地估计目标尺度变化，并具备一定的抗遮挡能力。实际战场环境，目标所处的背景会比较复杂，且会存在目标被严重遮挡和长时间遮挡的情况<sup>[14]</sup>，当 CSRT 算法面对上述问题时，会丢失跟踪目标，无法完成目

标的长时间有效跟踪。本文主要从抗遮挡、特征融合 2 个方面来改进 CSRT 目标跟踪算法，具体的算法流程如图 1 所示。

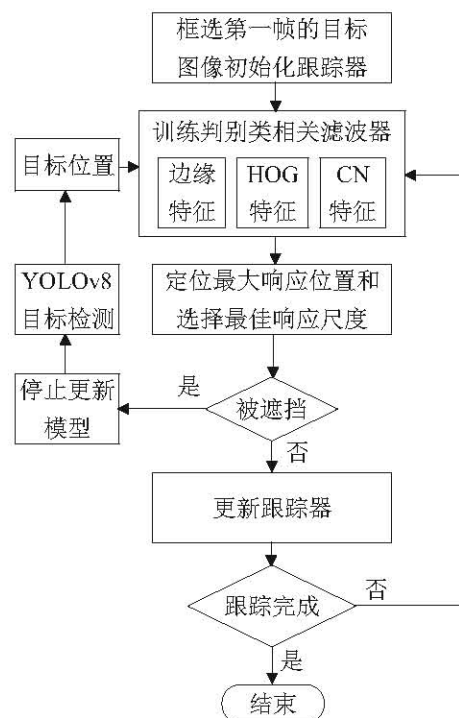


图 1 本文目标跟踪算法流程图  
Fig. 1 Flowchart of target tracking algorithm in this paper

### 2.2 特征提取与融合

原始 CSRT 跟踪算法提取图像的边缘和颜色特征来训练滤波器，实现对目标的定位，但当图像背景复杂时，会影响算法的特征提取效果，因此，本文从特征提取融合入手，将基于边缘特征、HOG 特征和颜色特征的置信空间蒙板作为目标位置相关滤波器，增强特征提取效果。

#### 2.2.1 特征提取

HOG 特征是一种用于图像识别和目标跟踪的特征描述子，可计算梯度方向直方图来描述目标的外观和形状特征。HOG 特征主要计算像素点的梯度强度和梯度方向：

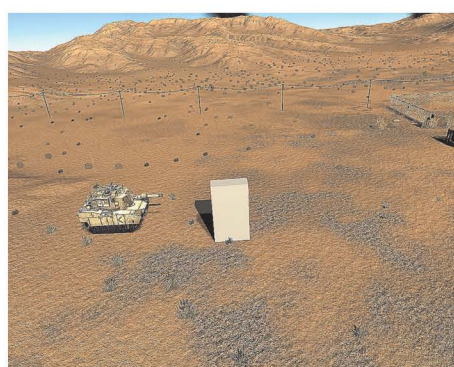
$$g = \sqrt{g_x^2 + g_y^2} \quad (8)$$

$$\theta = \arctan \theta \frac{g_x}{g_y} \quad (9)$$

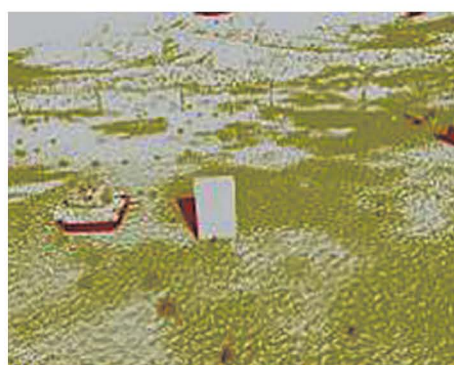
式中:  $g_x$  和  $g_y$  分别为  $x$  和  $y$  轴的梯度分量, 计算出梯度强度和梯度方向后形成梯度直方图, 然后将图像划分成小 cells, 统计每个 cell 的梯度直方图, 将 cell 组成块后归一化处理, 最后得到 HOG 特征向量。

CN 特征受目标形变影响较小, 将其和目标的 HOG 特征相融合可以弥补 HOG 特征易受形变影响的缺点。对于目标来说, 颜色是目标中最为直观和容易捕捉的特征, CN 特征在算法中使用黑色、橙色、红色、粉色、蓝色、紫色、绿色、白色、灰色、棕色和黄色 11 种人眼可观的颜色来表示, 将 RGB 空间的特征映射为 11 维度的 CN 特征。

CN 颜色特征可视化如图 2 所示, 将原图的 RGB 空间以概率的方式映射到 CN 颜色特征空间, 使得原图像中各位置的颜色像素值转换为 11 维度的概率特征向量, 即将 RGB 值用总概率和为 1 的 11 维颜色表示, 然后将特征可视化出来。



(a) 原图像



(b) 特征可视化

图 2 CN 特征可视化

Fig. 2 CN feature visualization

边缘特征关注的是图像中亮度变化明显的区域, 这些区域往往对应物体的轮廓、边界等, 通过边缘检测可以检测图像中亮度的突变来提取目标的边缘信息。目标在运动和被遮挡过程中边缘特征会发生突变, 因此, 边缘特征可以很好地描述运动目标。本文使用 LOGF(laplacian of guided filter)算子对图像进行边缘检测来提取目标的 EF (edge feature) 特征, 使用边缘方向直方图来描述目标的边缘特征, 并将其转换为特征向量, 基于 LOGF 算子的目标边缘检测结果如图 3 所示。

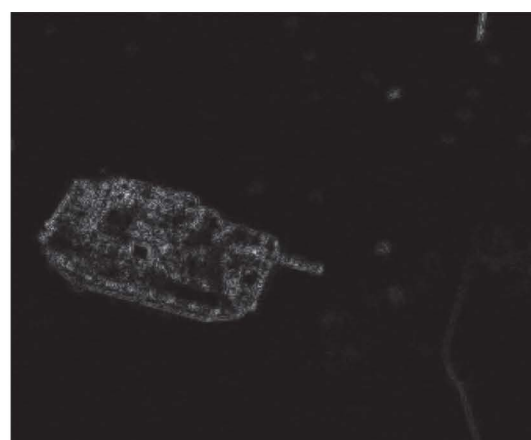


图 3 LOGF 算子提取目标区域边缘

Fig. 3 Edge extraction of target area by LOGF operator

## 2.2.2 多特征融合

CSRT 算法属于一种判别式的相关滤波跟踪算法, 该类算法针对样本图像训练相关滤波器, 在对目标跟踪的过程中, 利用提取特征训练好相关滤波器对图像区域做滤波响应, 图像中最大响应位置即为预测目标区域。本文中 HOG 特征采用  $3 \text{ cell} \times 3 \text{ cell}$ , 每个 cell 的特征为 31 维, 并基于 LOGF 算子提取目标边缘特征, 在提取边缘特征、HOG 特征和颜色特征后, 将 3 种特征线性加权融合, 根据融合特征训练相关滤波器检测图像区域中的最佳目标区域。

在第  $n$  帧使用边缘特征、HOG 特征和颜色特征对候选区域进行建模, 得到 3 种特征模型  $k_n^{\text{HOG}}$ 、 $k_n^{\text{CN}}$  和  $k_n^{\text{EDGE}}$ , 使用上一帧更新得到的滤波器来检



测目标的最佳区域,得到滤波器产生的响应图 $f^{\text{HOG}}(Z)$ 、 $f^{\text{CN}}(Z)$ 和 $f^{\text{EDGE}}(Z)$ ,然后将这3个响应图线性组合,可得到最终的响应图:

$$f(Z) = \lambda_1 f^{\text{HOG}}(Z) + \lambda_2 f^{\text{CN}}(Z) + \lambda_3 f^{\text{EDGE}}(Z) \quad (10)$$

式中: $\lambda_1 \sim \lambda_3$ 为融合权重系数,其中由于CSRT算法引入了通道可靠性和空间可靠性权重,本文对 $\lambda_1 \sim \lambda_3$ 的值自适应分配权重值,有效避免了固定更新模型的弊端。

## 2.3 模型更新与遮挡检测

CSRT目标跟踪算法具备一定程度的抗遮挡能力,但在跟踪过程中,目标常会被严重或长时遮挡甚至丢失,从而出现污染模型、跟踪漂移、目标跟踪失败等情况。本文使用一种新的模型更新和抗遮挡处理策略,增加平均峰值相关能量和感知哈希汉明距离值作为判断指标,进行遮挡检测和模型更新判别,其中,感知哈希算法通过应用离散余弦变换来提取图像特征,根据离散余弦变换系数生成二进制的哈希值,再对2幅图像哈希值的每一位都逐一展开对比,然后统计不同的位数,计算汉明距离。本文计算前后2帧的感知哈希汉明距离值和目标图像平均峰值相关能量值:

$$y_{\text{apcc}} = \frac{|f_{\text{max}} - f_{\text{min}}|^2}{\text{mean}\left(\sum_{w,h} (f_{w,h} - f_{\text{min}})^2\right)} \quad (11)$$

$$d_h = F_h(h_1, h_2) \quad (12)$$

式中: $y_{\text{apcc}}$ 为平均峰值相关能量值; $f_{\text{max}}$ 为响应峰值; $f_{\text{min}}$ 为响应最低值; $f_{w,h}$ 为 $(w,h)$ 处的响应值; $h_1$ 为当前视频帧的感知哈希值; $h_2$ 为上一帧中目标的感知哈希值; $d_h$ 为汉明距离值; $F_h$ 为汉明距离计算函数。

对 $d_h$ 设置阈值 $T_h$ ,将每次计算的 $d_h$ 值和阈值 $T_h$ 比较,如果值小于阈值 $T_h$ ,则更新 $h_1$ 的值,如果大于阈值,则停止更新 $h_2$ 的值。同时,根据式(11)计算平均峰值相关能量的历史平均值和当前图像的值,当平均峰值相关能量值大于历史平均值且感知哈希汉明距离值小于阈值 $T_h$ 时,才认为满

足模型跟踪要求,此时才更新模型;当平均峰值相关能量值小于历史平均值且感知哈希汉明距离连续2帧大于阈值 $T_h$ 时,则认为目标被严重遮挡,不符合模型更新条件,此时停止更新模型,同时启动目标重定位方法,重新定位目标。

## 2.4 目标重定位

当目标被严重或长时间遮挡时,CSRT算法跟踪模型会受到污染,出现跟踪漂移,甚至会丢失目标。本文算法在目标跟踪过程中进行遮挡检测,当检测到目标出现上述情况时,便采用YOLOv8检测器对丢失目标进行重定位。

YOLOv8网络结构如图4所示,该模型的数据预处理继续使用YOLOv5的策略,并采用FPN+PAN的结构来搭建特征金字塔,将多尺度信息进行充分融合,并采用了解耦头的结构,两条并行的分支分别提取类别特征和位置特征,然后使用一层 $1 \times 1$ 卷积来完成目标的标签分类和检测定位。

本文先利用平均峰值相关能量值的历史平均值和感知哈希汉明距离值来判定目标是否被遮挡,置信度高则认为无遮挡,对滤波器模型迭代更新,置信度低则认为有遮挡,为防止滤波器模型被污染,造成目标跟踪丢失,利用事先训练好的YOLOv8目标检测模型与后续帧的图像进行匹配,对目标重新定位。由于在实际应用中,目标在相邻帧的间隔通常为毫秒级,所以正常情况下相邻帧目标位置不会相差太远,通常会在跟踪丢失位置的附近区域出现,因此,为提高重检测定位效率,降低计算复杂度,本文在目标丢失位置附近划定搜索区域,如图5所示,在搜索区域内定位目标。

目标重定位机制具体步骤如下:

(1) 判断当前帧目标被严重遮挡,目标跟踪丢失则停止更新滤波器模型。

(2) 将目标丢失帧前一帧的目标框中心 $(x,y)$ 设定为目标搜索区域中心,假设目标跟踪框大小为 $w \times h$ ,将搜索区域窗口大小设定为 $3w \times 3h$ ,其中, $w$ 和 $h$ 为像素点的个数。

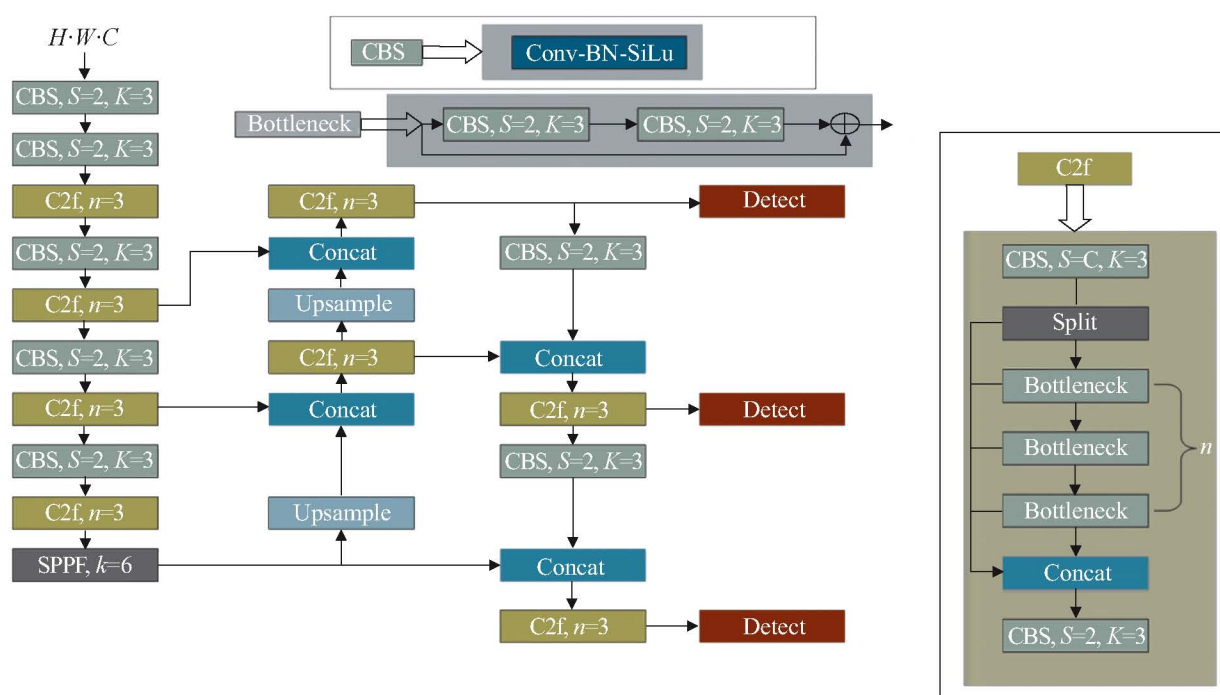


图 4 YOLOv8 网络结构图

Fig. 4 YOLOv8 network structure diagram

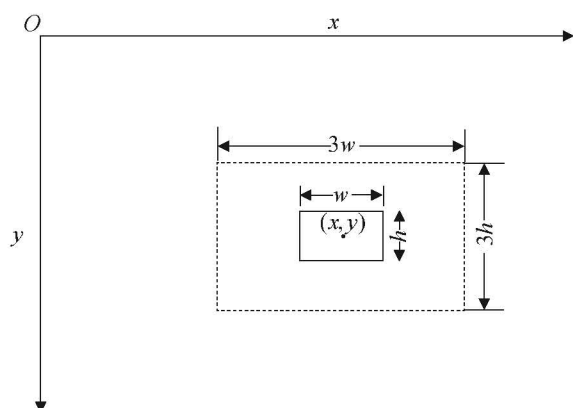


图 5 搜索区域

Fig. 5 Search area

(3) 激活 YOLOv8 目标检测器对搜索区域进行目标检测操作, 得到检测目标的置信度分数, 如果置信度分数高于阈值, 则将检测结果作为目标样本, 对滤波器模型进行训练和更新, 并用更新后的滤波器继续跟踪后续视频帧中的目标; 否则, 判断为检测失败, 此时, 保持滤波器的模型参数不变, 不进行更新操作, 使用当前滤波器来计算响应图, 提取最大响应值位置作为目标预测位置。

## 3 仿真实验与结果分析

### 3.1 虚拟数据集搭建

为满足无人机虚拟目标跟踪仿真需要, 本文在 Unity 下建立仿真环境对无人机目标跟踪场景进行三维建模显示, 实现无人机目标跟踪算法测试效果的可视化展示。首先, 使用 Unity 的地形工具来修饰完善地形, 将基础地形为 fbx 格式的模型文件导入 Unity 后, 采用纹理贴图和法线贴图 2 种模式来根据需要设置地形纹理, 可更加真实地反映无人机飞行环境, 让目标跟踪仿真实验具备更强的真实感。其次, 获取跟踪目标如坦克、汽车和房屋的三维模型, 同时对其进行材质贴图增强跟踪目标的逼真度, 使跟踪算法可以有效获取目标的 HOG 和颜色等特征。将所有模型放入 Unity 三维环境中, 并为一定的模型添加多细节层次<sup>[15]</sup>, 以减轻视频流渲染的压力, 降低仿真系统的延时, 并通过 Unity 相机组件渲染代替无人机实时视频流进行数据传输<sup>[16]</sup>。最后, 使用粒子系统调节模拟



战争场景下的烟雾效果,通过Unity灯光渲染工具中的方向光组件模拟太阳日照效果,为仿真场景设计光源<sup>[17]</sup>,模拟真实世界中的不同光照背景,测试算法在各种光照条件下的跟踪效果,搭建出一个完整的无人机目标跟踪算法测试场景。通过自动设置相机组件的位置及角度参数来采集并生成多角度、多高度、多种光照条件和各种背景下的目标数据集,并将其用来训练和测试算法。

搭建的无人机虚拟目标跟踪仿真场景可以使无人机在虚拟仿真系统中实现多种角度和高度下的目标跟踪仿真实验。本文准备了坦克、军用汽车和遮挡物体 3 类模型,沙漠和城市 2 种动态场景,随机实时动态改变灯光系统光照强度、光照角度、相机高度、旋转角度和运行速度来模拟真实环境,增加虚拟环境的多样性,进而创建了 1 个虚拟目标数据集 VTD,该数据集涵盖部分遮挡 (partial occlusion, POC) 完全遮挡 (full occlusion, FOC)、光照变化 (illumination variation, IV)、快速移动 (fast motion, FM) 和纵横比变化 (aspect ratio variation, ARV) 等 5 个属性,视频的分辨率为 1 024 像素×768 像素,帧率为 25 帧/s,总长为 10 840 帧。属性效果图如图 6 所示,图 6(a)左右两侧图像相机离地面 42.4 m,将目标大约遮住 1/3;图 6(b)左侧图像中相机离地面 38.3 m,右侧图像中相机离地面 40.8 m;图 6(c)上方两侧图像中的相机距离地面 30.2 m,其中,右侧图像光照组件的光照强度设为 1.2,左侧图像光照组件的光照强度设置为 0.6;右下角和左下角图像中相机距离地面 34.6 m,其中,右下角图像光照组件的光照强度设为 1.4,左下角图像光照组件的光照强度设为 0.8;图 6(d)中相机距离地面 45.6 m;图 6(e)左侧图像相机距离地面 59.8 m,右侧图像相机距离地面 46.2 m,随机调节相机焦距。

### 3.2 评价指标

为了验证改进 CSRT 算法的有效性,本文在目标被严重及长时间遮挡的情况下进行算法的仿

真测试,用距离精度和目标跟踪成功率 2 种评价指标作为自制虚拟数据集的跟踪评价指标。距离精度是指目标中心位置误差低于某一阈值的帧数占视频总帧数的百分比;成功率则用跟踪重叠率 (交并比)来度量,重叠率是指整个跟踪序列中目标预测区域与实际区域交并比大于给定阈值的帧数占比。距离精度和目标跟踪成功率计算公式可定义如下。

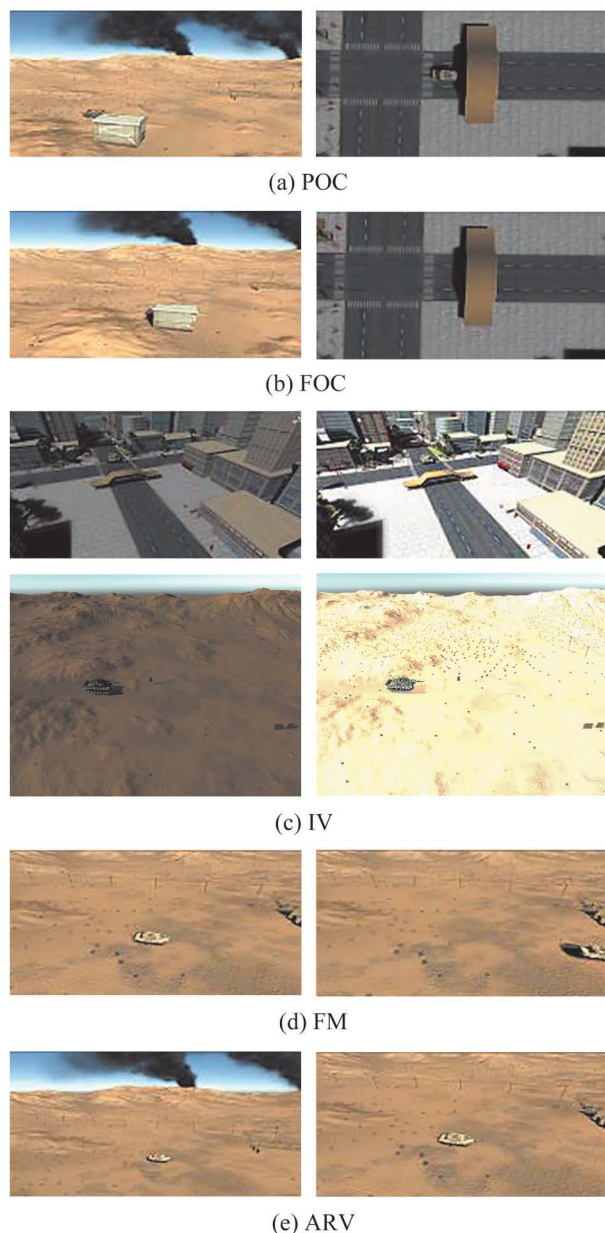


图 6 虚拟数据集 VTD  
Fig. 6 Virtual dataset VTD

$$X_{DP} = \frac{N(f_{d < T})}{N_{tf}} = \frac{N(f_{\sqrt{(x_a - x_b)^2 + (y_a - y_b)^2} < T})}{N_{tf}} \quad (13)$$

$$R_{success} = \frac{|S_{Rt} \cap S_{Ra}|}{|S_{Rt} \cup S_{Ra}|} \quad (14)$$

式中:  $X_{DP}$  为距离精度值,  $N(f_{d < T})$  为目标中心位置误差小于阈值的视频帧数,  $d$  值为  $\sqrt{(x_a - x_b)^2 + (y_a - y_b)^2}$ , 代表目标跟踪框中心与真实框中心的欧氏距离,  $T$  为设置的距离阈值, 本文阈值取值范围是 0~50, 每间隔 1 取值一次,  $f_{d < T}$  为判断函数;  $N_{tf}$  代表总帧数;  $x_a - x_b$  为真实目标中心位置与预测目标中心位置的  $x$  坐标之差;  $y_a - y_b$  为真实目标中心位置与预测目标中心位置的  $y$  坐标之差;  $R_{success}$  为跟踪成功率,  $S_{Rt}$  为算法跟踪得到的目标区域面积;  $S_{Ra}$  为人工标注的目标区域面积。

本文去除训练 YOLOv8 算法的训练和测试数据, 从自建的虚拟目标数据集 VTD 中另外抽取 5 段视频, 同时为了进一步验证算法的有效性, 在 OTB100 和 UAV123 数据集上选取 5 组特点突出且具有挑战的图像序列进行测试, 数据的属性和帧数如表 1 所示。

### 3.3 消融实验分析

为了验证本文算法的跟踪性能, 在选定的数据集上进行消融实验, 选定 4 种算法, 实验结果如图 7~8 所示。CSRT 算法在加入边缘特征后虽然不是在所有数据上测试的性能都是最优的, 但是在整体性能上有着一定提升, 另外, 再加入本文

提出的目标遮挡检测和重定位模块后, 算法在遮挡属性中表现最优, 成功率和距离精度远远大于另外 3 个算法, 证明了本文算法的有效性。

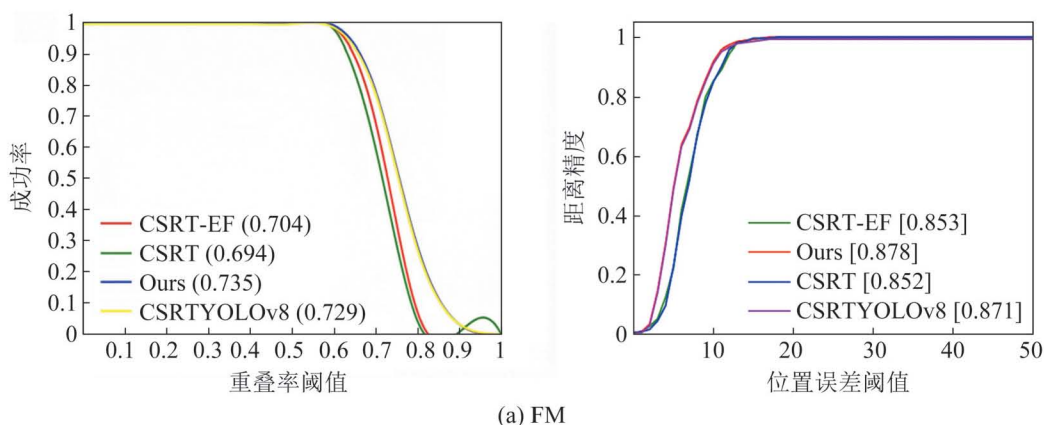
表 1 测试数据集介绍

测试数据	总帧数	POC	FOC	IV	FM	ARV
Tank1	235	否	否	否	是	是
Tank2	275	否	否	否	是	否
Tank3	916	是	否	是	否	否
Militaryvehicle1	293	否	否	是	否	否
Militaryvehicle2	264	是	否	否	否	否
wakeboard1	421	是	否	是	是	是
boat1	901	否	否	否	否	是
car18	1 207	否	否	否	是	是
person12	1 621	是	是	是	否	是
CarScale	253	是	否	否	是	是

### 3.4 不同属性下的各跟踪算法比较

为了客观地验证本文算法的性能, 在自制虚拟数据集上将本文算法与 Staple、MIL<sup>[18]</sup> 等 5 种算法进行跟踪实验对比, 各种算法在不同属性中的距离精度和跟踪成功率如表 2 所示。

表 2 中数据显示, 在 POC、IV 和 FOC 属性下, 本文算法性能最优; 在 FM 属性与 ARV 属性下, 本文算法的跟踪成功率与距离精度优于 Staple、MIL 和 KCF 算法, 但不如 SiamRPN 算法, 同时, 相较于 KPsiamfc 算法, 本文算法在 FM 属性下的跟踪成功率、距离精度, 以及在 ARV 属性下的跟踪成功率同样表现出劣势。说明本文算法的优势主要体现在抗遮挡和受光照影响小。





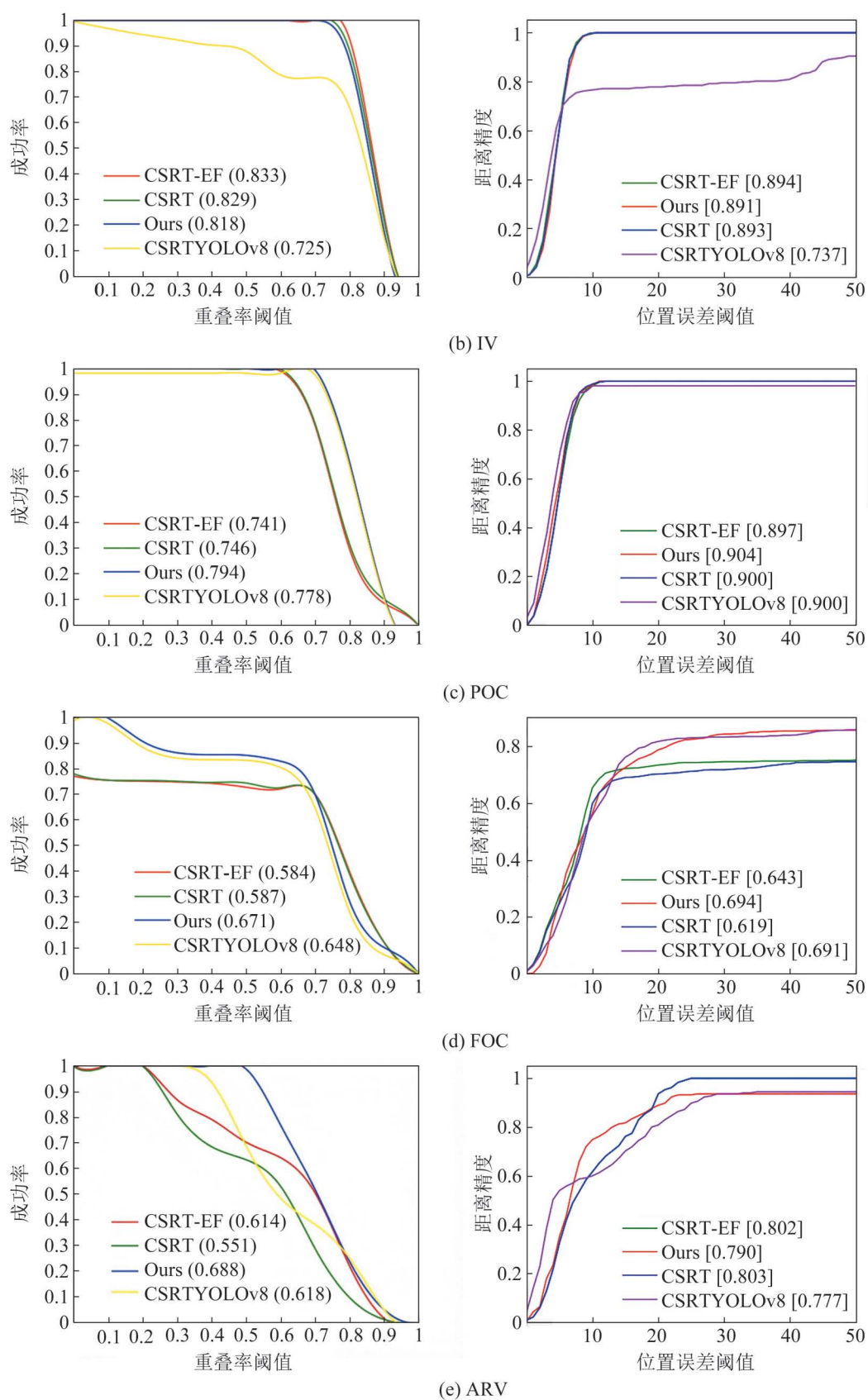
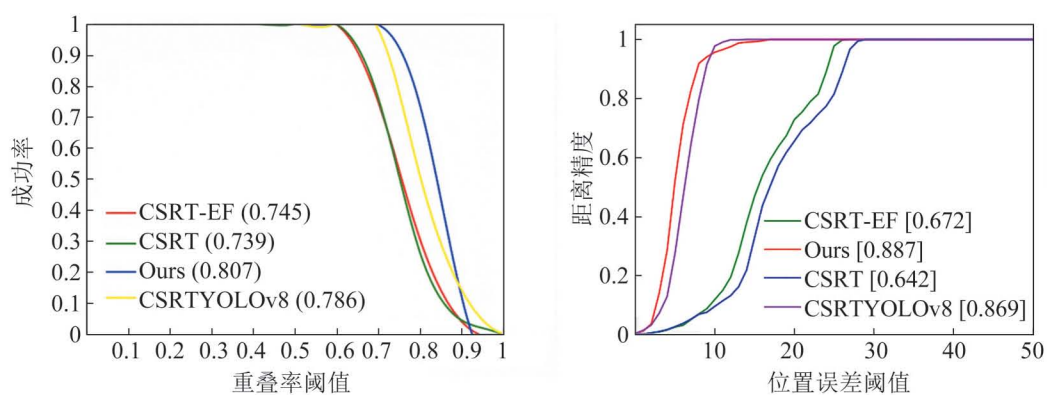
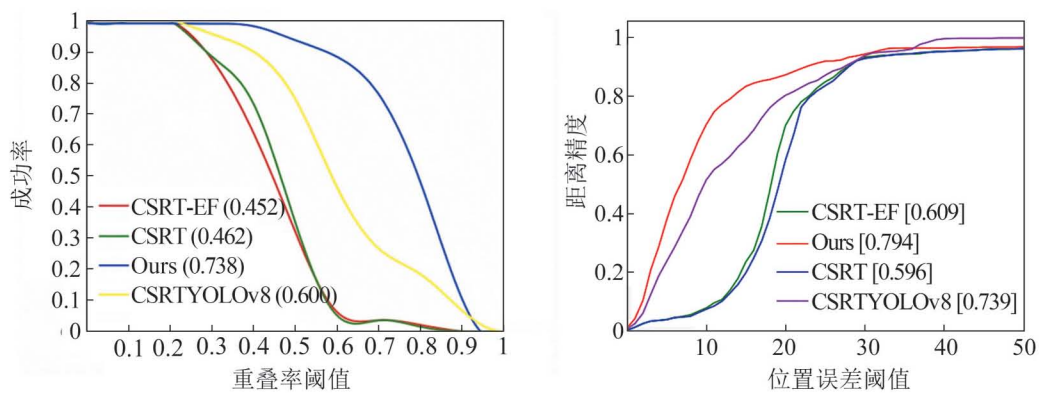


图 7 自建数据集消融实验结果

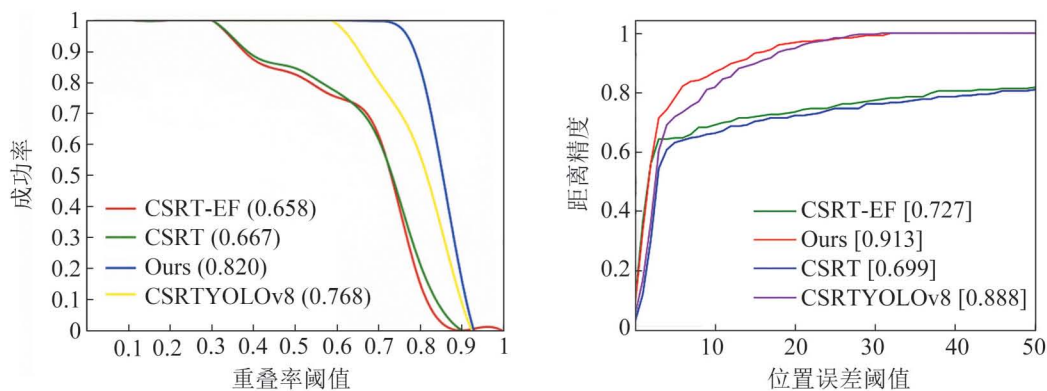
Fig. 7 Ablation experiment results of self-built dataset



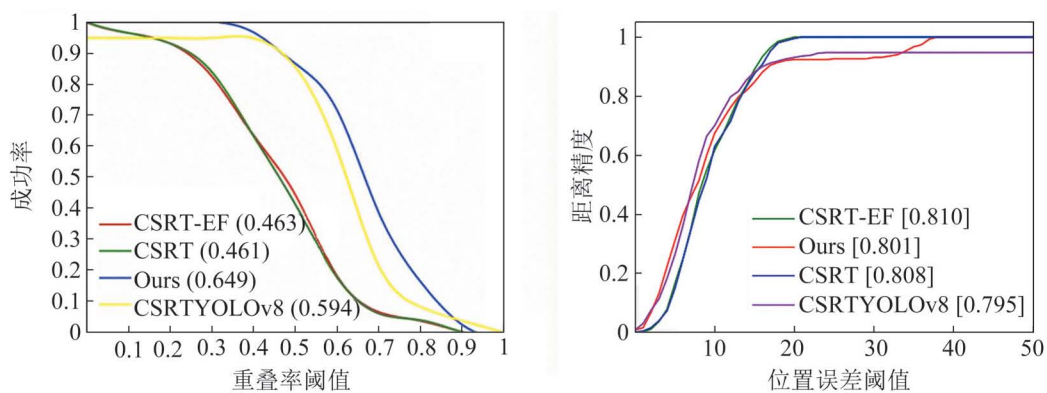
(a) boat1



(b) car18



(c) CarScale



(d) wakeboard1



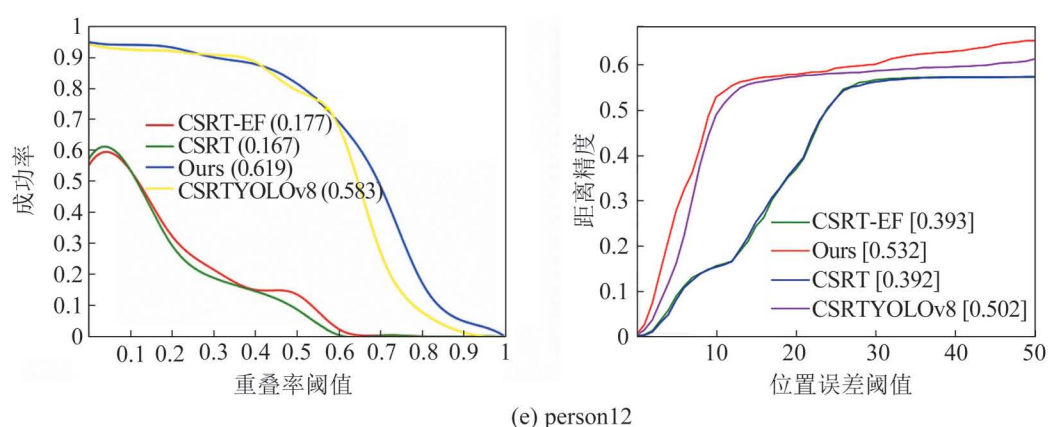


图 8 OTB 和 UAV123 部分数据集消融实验结果  
Fig. 8 Ablation experiment results of some OTB and UAV123 datasets

表 2 各算法在不同属性下的性能比较  
Table 2 Performance comparison of each algorithm under different attributes

属性	评价指标	本文算法	Staple	MIL	KCF	SiamRPN	KP <sub>siamfc</sub>	%
POC	距离精度	<b>88.5</b>	88.3	57.3	55.3	86.3	86.4	
	跟踪成功率	<b>79.4</b>	77.2	51.7	51.1	72.8	75.6	
FOC	距离精度	<b>77.6</b>	65.4	18.8	12.8	75.8	76.1	
	跟踪成功率	<b>71.3</b>	58.1	25.8	18.7	70.2	71.1	
IV	距离精度	<b>87.3</b>	84.4	62.9	8.60	84.1	85.6	
	跟踪成功率	<b>81.8</b>	81.3	61.1	51.0	80.0	77.6	
FM	距离精度	73.0	52.8	5.40	6.50	<b>82.9</b>	74.6	
	跟踪成功率	73.5	64.7	7.30	9.10	<b>79.6</b>	73.7	
ARV	距离精度	79.7	72.9	38.3	6.70	<b>87.8</b>	78.8	
	跟踪成功率	71.8	70.3	35.8	5.70	<b>77.9</b>	72.2	

综上所述,虽然本文算法在自制的虚拟目标数据集五种属性上不是最优算法,但是总体性能表现较好,尤其当目标被遮挡时会表现出较好的效果,表明在复杂遮挡背景情况下多特征提取融合、模型更新策略优化和目标重定位等改进措施确实可以增强算法的鲁棒性。

### 3.5 Unity 中仿真跟踪结果

为进一步验证本文算法的性能和无人机目标跟踪仿真实验的可行性,在 Unity 中获取军事目标的实时视频流数据,经算法处理后将目标跟踪结果返回到 Unity 的屏幕中,在画面中同时标注出本文算法和对比算法的跟踪框进行对比,并获取目标的世界坐标,使用 PID 控制器,控制无人机实时跟随目标移动。

图 9 显示了所有算法在沙漠场景下的仿真跟踪效果。汽车在移动时,无人机会实时跟踪汽车,所有算法在开始时均可实时跟踪汽车,在 1 869 和 1 921 帧时汽车被房屋几乎完全遮挡,所有方法已经无法正确跟踪目标,到 2 356 帧时只有本文算法可以重新定位目标方位,继续跟踪目标,证明本文算法性能优于所有对比算法,对于运动的遮挡目标有跟踪鲁棒性。

如图 10 所示,启动 Unity 程序,将无人机置于目标顶部,使用场景相机读取虚拟场景的实时视频流,画出无人机跟踪轨迹,验证算法在仿真环境中的实时跟踪效果。将无人机置于坦克上方,通过跟踪算法获取坦克的屏幕坐标,将屏幕坐标转换为世界坐标,然后根据获得的世界坐标反馈目标与无人机之间的位置关系,再使用 PID 控制

器控制无人机实时跟随坦克。由图 11 可知, CSRT、KCF、MIL 和 KPsiamfc 算法均在受到不同程度的遮挡影响时先后跟踪丢失, 而本文方法可

以有效长时跟踪目标, 使无人机可以很快实现地空姿态同步, 并且在遇到目标被严重及长时间遮挡时, 仍然可以稳定跟踪目标轨迹。

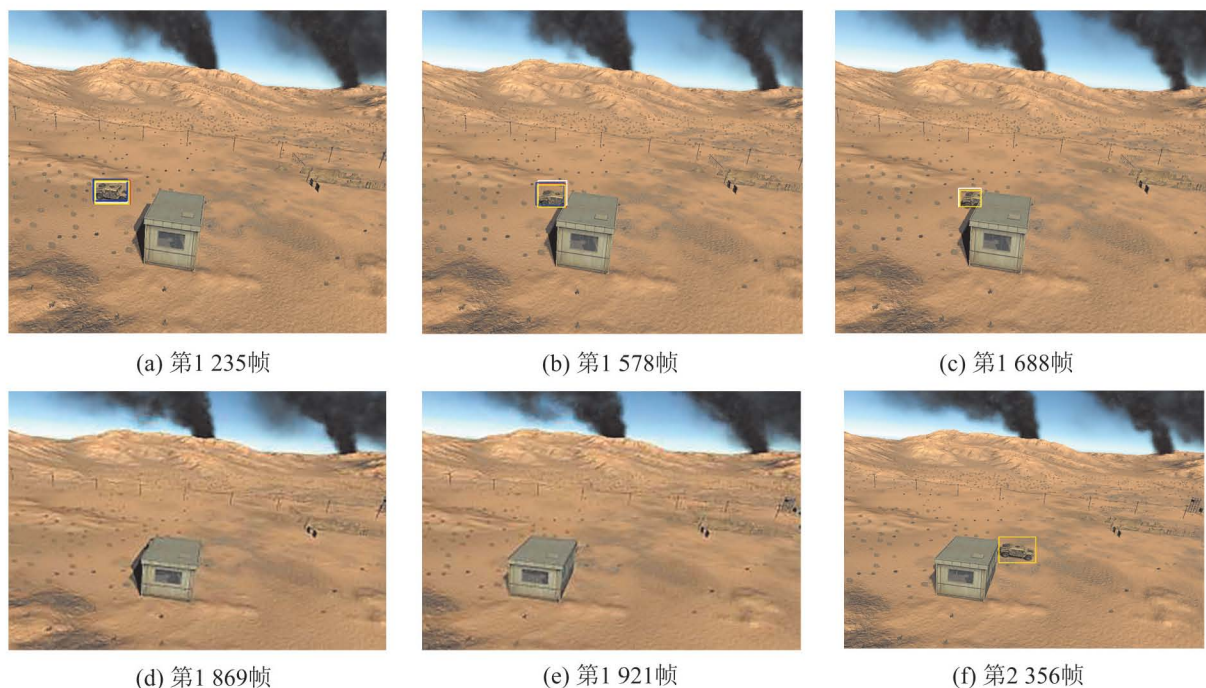


图9 各方法在沙漠场景中的仿真跟踪效果

Fig. 9 Simulation tracking effects of various methods in desert scene

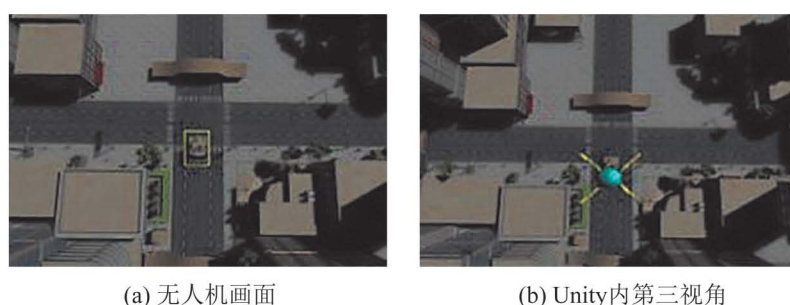
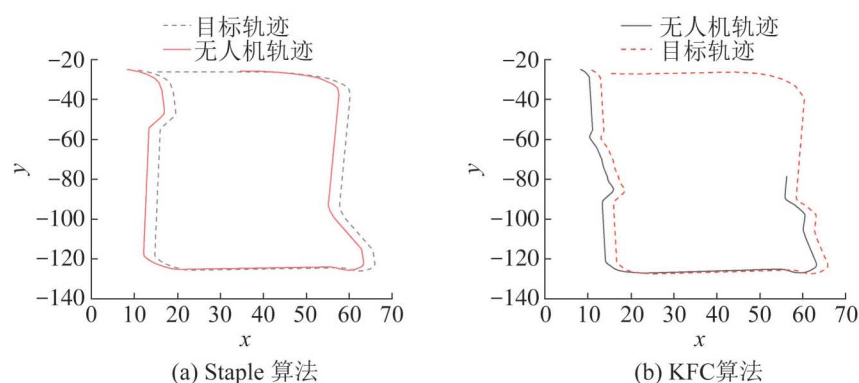


图10 无人机跟踪效果图

Fig. 10 UAV tracking effect diagram





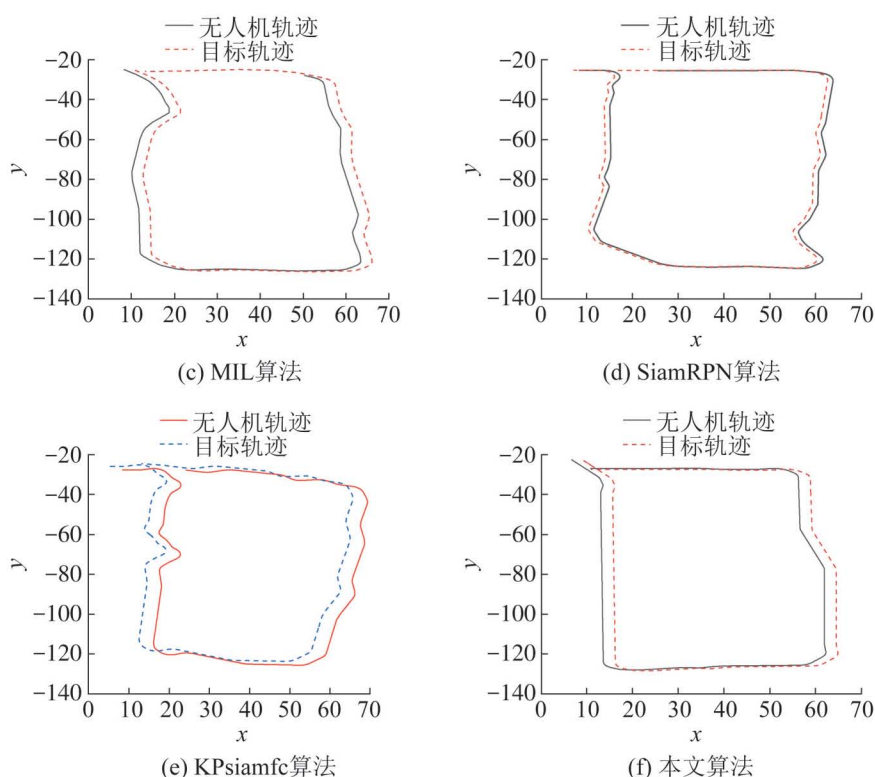


图 11 无人机和目标跟踪控制轨迹

Fig. 11 UAV and target tracking control trajectories

## 4 结论

本文使用虚拟现实技术搭建了一个无人机飞行区域三维虚拟场景，该场景可用作无人机目标跟踪仿真实验，还可基于该场景使用环境随机化生成的方法创建一个虚拟目标数据集，解决在军事目标跟踪领域中目标数据集数量较少或没有的问题，并将虚拟目标数据集用来训练和测试算法，为算法的训练与性能验证提供了高质量数据支撑。提出了一个抗遮挡的改进 CSRT 无人机目标跟踪算法，基于 LOGF 算子提取边缘特征，再将边缘特征、HOG 特征和 CN 特征相融合，增强了算法对目标的定位能力；依据目标的平均峰值相关能量和感知哈希汉明距离值来综合判断目标的受遮挡程度，作为是否需要更新模型和启动目标重定位模块的判断条件；当判断目标被遮挡时，停止更新模板，使用 YOLOv8 算法重新搜索目标，实现目标的重定位，提高了 CSRT 算法长时跟踪的

稳定性。实验结果表明：本文算法可解决目标被遮挡后跟踪丢失的问题，能对被遮挡目标进行长时有效跟踪，且搭建的三维虚拟仿真场景为无人机目标跟踪领域的理论验证与仿真实践提供了实验平台。

后续将扩大虚拟军事目标数据集的数据量，同时，结合半实物实现无人机目标跟踪实验的完全闭环仿真，并考虑将算法部署到无人机飞行控制系统中。

## 参考文献：

- [1] 蒲良, 张学军. 基于深度学习的无人机视觉目标检测与跟踪[J]. 北京航空航天大学学报, 2022, 48(5): 872-880.  
Pu Liang, Zhang Xuejun. Deep Learning Based UAV Vision Object Detection and Tracking[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2022, 48(5): 872-880.
- [2] 王法胜, 李富, 尹双双, 等. 全天实时跟踪无人机目标的多正则化相关滤波算法[J]. 自动化学报, 2023, 49(11): 2409-2425.  
Wang Fasheng, Li Fu, Yin Shuangshuang, et al. All-day

- and Real-time Multi-regularized Correlation Filter for UAV Object Tracking[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2023, 49(11): 2409-2425.
- [3] 赵浩光, 孟磊, 耿欢, 等. 尺度自适应的多特征融合相关滤波目标跟踪算法[J]. *控制与决策*, 2021, 36(2): 429-435.  
Zhao Haoguang, Meng Lu, Geng Huan, et al. Scale Adaptation and Multi-feature Fusion Correlation Filtering Object Tracking Algorithm[J]. *Control and Decision*, 2021, 36(2): 429-435.
- [4] 程月英. 复杂场景下的单目标跟踪算法研究[D]. 南京: 南京邮电大学, 2021.  
Cheng Yueying. Research on Single Target Tracking Algorithm in Complex Scenes[D]. Nanjing: Nanjing University of Posts and Telecommunications, 2021.
- [5] 张博强. 融合视觉注意力机制的相关滤波目标跟踪研究[D]. 阜阳: 辽宁工程技术大学, 2022.  
Zhang Boqiang. Research on Correlation Filter Object Tracking with Visual Attention Mechanism[D]. Fuyang: Liaoning Technical University, 2022.
- [6] João F Henriques, Rui Caseiro, Pedro Martins, et al. High-speed Tracking with Kernelized Correlation Filters [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2015, 37(3): 583-596.
- [7] Alan Lukežić, Tomáš Vojir, Luka Cehovin Zajc, et al. Discriminative Correlation Filter with Channel and Spatial Reliability[C]//2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway: IEEE, 2017: 4847-4856.
- [8] Dalal N, Triggs B. Histograms of Oriented Gradients for Human Detection[C]//2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'05). Piscataway: IEEE, 2005: 886-893.
- [9] Li Bo, Yan Junjie, Wu Wei, et al. High Performance Visual Tracking with Siamese Region Proposal Network [C]//2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway: IEEE, 2018: 8971-8980.
- [10] 徐心宇, 陈建. 无人机状态检测Kalman滤波空地目标跟踪算法[J]. *航空学报*, 2024, 45(16): 227-246.  
Xu Xinyu, Chen Jian. UAV Object Tracking for Air-ground Targets Based on Status Detection and Kalman Filter[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2024, 45(16): 227-246.
- [11] Fei Mengjuan, Ju Zhaojie, Zhen Xiantong, et al. Real-time Visual Tracking Based on Improved Perceptual Hashing[J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2017, 76(3): 4617-4634.
- [12] 牛轶峰, 凌黎华. 无人机规避或跟踪空中目标的自适应运动引导方法[J]. *国防科技大学学报*, 2017, 39(4): 116-124.  
Niu Yifeng, Ling Lihua. Adaptive Motion Guidance Method of Avoiding or Tracking Aerial Targets for Unmanned Aerial Vehicles[J]. *Journal of National University of Defense Technology*, 2017, 39(4): 116-124.
- [13] 林传健, 章卫国, 史静平, 等. 无人机跟踪系统仿真平台的设计与实现[J]. *哈尔滨工业大学学报*, 2020, 52(10): 119-127.  
Lin Chuanjian, Zhang Weiguo, Shi Jingping, et al. Design and Implementation of Simulation Platform for UAV Tracking System[J]. *Journal of Harbin Institute of Technology*, 2020, 52(10): 119-127.
- [14] 王蓓, 李东文, 陈佳. 结合扩展卡尔曼滤波的快速判别尺寸空间滤波跟踪算法[J]. *西安工业大学学报*, 2023, 43(3): 287-294.  
Wang Bei, Li Dongwen, Chen Jia. Fast Discriminative Scale Space Filter Tracking Algorithm Based on Extended Kalman Filter[J]. *Journal of Xi'an Technological University*, 2023, 43(3): 287-294.
- [15] 史云飞, 刘克辉, 李向伟, 等. 一种含室内空间结构的建筑物3D LOD概念模型与生成方法[J]. *武汉大学学报(信息科学版)*, 2022, 47(4): 561-569, 596.  
Shi Yunfei, Liu Kehui, Li Xiangwei, et al. A 3D LOD Conceptual Model of Building with Indoor Spatial Structure and Its Generating Method[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2022, 47(4): 561-569, 596.
- [16] 靳晓芳, 岳鼎, 刘金羽. 基于YOLOv3-tiny的智能侦察虚拟训练系统研究[J]. *兵器装备工程学报*, 2023, 44(8): 186-190.  
Jin Xiaofang, Yue Ding, Liu Jinyu. Research on Virtual Intelligent Reconnaissance Training System Based on YOLOv3-tiny[J]. *Journal of Ordnance Equipment Engineering*, 2023, 44(8): 186-190.
- [17] 褚治广, 李万杰, 张兴, 等. 基于Unity的"平行空间"冒险解谜游戏的开发设计[J]. *辽宁工业大学学报(自然科学版)*, 2018, 38(6): 374-377.  
Chu Zhiguang, Li Wanjie, Zhang Xing, et al. Development and Design of "Parallel Space" Adventure Puzzle Game Based on Unity[J]. *Journal of Liaoning University of Technology(Natural Science Edition)*, 2018, 38(6): 374-377.
- [18] Babenko B, Yang M H, Belongie S. Robust Object Tracking with Online Multiple Instance Learning[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2011, 33(8): 1619-1632.