

中图分类号: TP391.41 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2025)10-3302-17

论文引用格式: Shao Y H, Chen H L, Fu G, Wu Y D and Ren Z W. 2025. Fuse image enhancement with a regularized correlation filter for target tracking of UAVs. Journal of Image and Graphics, 30(10):3302-3318(邵延华, 陈慧玲, 付贵, 吴亚东, 任珍文. 2025. 融合图像增强的正则化相关滤波无人机目标跟踪. 中国图象图形学报, 30(10):3302-3318)[DOI:10.11834/jig.240576]

融合图像增强的正则化相关滤波无人机目标跟踪

邵延华¹, 陈慧玲¹, 付贵^{1,2*}, 吴亚东³, 任珍文⁴

1. 西南科技大学信息与控制工程学院, 绵阳 621010; 2. 中国民用航空飞行学院飞行技术学院, 德阳 618307;
3. 四川轻化工大学计算机科学与工程学院, 自贡 643002; 4. 西南科技大学国防科技学院, 绵阳 621010

摘要: 目的 在无人机航拍场景中, 光照变化、图像模糊以及低分辨率等因素对跟踪性能影响较大, 以往的目标跟踪算法主要研究充足光照和高分辨率下的鲁棒跟踪, 对光线不足场景中目标跟踪能力不足。现有的弱光场景跟踪算法往往通过添加独立前置增强模块实现“先增强后跟踪”的架构, 隔离了相关滤波中正则化模块对场景的感知, 从而限制了跟踪算法对场景的适应能力。**方法** 针对以上问题, 提出一种融合图像增强的正则化无人机相关滤波目标跟踪算法, 实现了在光线变化和光照不足的情况下对航拍目标的鲁棒跟踪。构建自适应图像增强模块用以处理光线不足问题, 便于获取更多信息; 将光照质量因子引入时间正则化来约束跟踪响应的差异, 融合光照信息实现对时间正则化的动态约束。**结果** 在两个公开无人机数据集上进行实验, 在 UAVdark70 数据集上, 提出的跟踪模型在跟踪精度、跟踪成功率上均排名第 1, 与基准算法 AutoTrack 相比, 所提模型跟踪准确率和跟踪成功率分别提高 5.7% 和 4.3%; 在 UAV123@10fps 数据集中, 本模型在跟踪精度、跟踪成功率上均排名第 1。与基准算法相比, 跟踪准确率和跟踪成功率分别提高 1.8% 和 1.3%。**结论** 实验结果表明, 所提算法能有效适应光照不足场景, 同时对光线充足的场景也能提升性能, 使得算法能有效适应不同场景, 为无人机稳定、长效工作提供有力支持。本文算法更多细节发布于 <https://gitee.com/simplechl/FIERCF>。

关键词: 计算机视觉; 目标跟踪; 无人机(UAV); 相关滤波(CF); 图像增强

Fuse image enhancement with a regularized correlation filter for target tracking of UAVs

Shao Yanhua¹, Chen Huiling¹, Fu Gui^{1,2*}, Wu Yadong³, Ren Zhenwen⁴

1. School of Information and Control Engineering, Southwest University of Science and Technology, Mianyang 621010, China;
2. School of Flight Technology, Civil Aviation Flight College of China, Deyang 618307, China;
3. School of Computer Science and Engineering, Sichuan Light Chemical Engineering University, Zigong 643002, China;
4. School of National Defense Science and Technology, Southwest University of Science and Technology, Mianyang 621010, China

Abstract: Objective The tracking task of unmanned aerial vehicles (UAVs) often encounters various complex scenes. Factors such as illumination change, image blur, and low resolution greatly affect the tracking performance, which causes difficulty in achieving stable and long-term tracking tasks. The previous target tracking algorithms mainly focus on the robust tracking task of UAVs under sufficient light and high resolution. Less research is available on the tracking task in

收稿日期: 2024-10-11; 修回日期: 2024-12-18; 预印本日期: 2024-12-25

* 通信作者: 付贵 abyfugui@cafuc.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金项目(61601382, 62106209); 四川省科技厅人工智能重大科技专项项目(24ZDZX0007)

Supported by: National Natural Science Foundation of China(61601382, 62106209); Artificial Intelligence Major Science and Technology Special Project of Sichuan Science and Technology Department(24ZDZX0007)

low-light scenes. The existing tracking algorithms for low-light scenes typically add an independent pre-image enhancement module to achieve an “enhancement-before-tracking” architecture, which can deal with low-light scenes. However, this architecture isolates the perception of scene information using the regularization module in the correlation filter, which limits the adaptability of the tracking algorithm to the tracking scene. **Method** To solve the two problems mentioned above, a target tracking algorithm based on image enhancement using a regularized correlation filter for UAVs is proposed to achieve robust tracking of UAV targets in the case of light changes and low resolution. First, an adaptive image enhancement module is constructed, and an illumination quality criterion composed of brightness and brightness difference is proposed. This criterion can flexibly determine whether to enhance the image according to the size of the illumination quality criterion, which avoids the large reduction in the running speed caused by image enhancement processing for all images and the excessive processing of some normal illumination images. In this way, the performance of the algorithm is not decreased but increased. The improved image enhancement module can improve the insufficient light of the image in certain cases and ensure clarity. As a result, the image can provide more effective feature information for subsequent processing, which effectively enhances the performance of the algorithm. Second, the illumination quality factor obtained in the image enhancement module is introduced into the temporal regularization to constrain the difference between the tracking response values of the two frames, and the illumination information in the scene is fused to realize the dynamic constraint of the temporal regularization. This fusion further enhances the adaptability of the algorithm to complex scenes and improves the robustness of the algorithm. Finally, the alternating direction method of multipliers is used to optimize the objective function of the proposed algorithm. The closed-form solution of each parameter can be obtained with fewer iterations, which further enhances the performance of the algorithm. **Result** To comprehensively evaluate the performance of the proposed algorithm, sufficient experiments are conducted on two public UAV datasets. The UAVdark70 dataset is mainly for dark-light and low-resolution scenes, with few categories but a large amount of data. The difficulty lies in accurately tracking the target in low-light and low-resolution situations. The UAV123@10fps dataset is a large and comprehensive dataset, with comprehensive tracking scenes, rich tracking objects, and many types of challenge attributes. It is used to test the comprehensive capability of the algorithm. On the UAVdark70 dark-light dataset, the proposed tracking model ranks first in tracking accuracy and tracking success rate. Compared with the benchmark algorithm AutoTrack, the tracking accuracy and tracking success rate of the proposed model are increased by 5.7% and 4.3%, respectively. The results show that the algorithm can run stably under dark-light conditions and has good adaptability to the environment. In the UAV123@10fps comprehensive dataset, this model ranks first in tracking accuracy and tracking success rate. Compared with the benchmark algorithm AutoTrack, the tracking accuracy and tracking success rate of the model are increased by 1.8% and 1.3%, respectively. Therefore, the proposed algorithm can effectively track the target with the temporal regularization fused with the illumination quality factor in various complex situations, which reflects robustness and scene adaptability. The data of challenge attributes reveal the overall excellent performance of the algorithm on the UAV123@10fps dataset. Specifically, in the face of camera motion, fast movement, out of view, occlusion, similar objects, and other challenge attributes, the proposed algorithm ranks first, which fully reflects the scene adaptability and robustness of the algorithm. It fully embodies the scene adaptability and robustness of the algorithm. To particularly test the effect of the algorithm, ablation experiments are conducted on the UAVdark70 dataset. The results show that the two proposed modules can improve the algorithm, and the combination of the two modules maximizes the comprehensive performance of the algorithm. Compared with the baseline algorithm, the tracking accuracy and tracking success rate are increased by 5.7% and 4.3%, respectively. However, given that the UAVdark70 dataset mainly contains dark-light images, image enhancement processing is required. Thus, the speed is 4.1 frame/s lower than that of AutoTrack, but the real-time requirement is still achieved. **Conclusion** For the target tracking task of UAVs in low-light and low-resolution scenes, a target tracking algorithm based on image enhancement using a regularized correlation filter for UAVs is proposed to enhance adaptability to low-light scenes. In this way, the UAV can work in various scenes for a longer time. The comprehensive experimental results indicate that the proposed algorithm can effectively deal with insufficient light. It can also improve the tracking performance of UAVs in complex scenes with sufficient light. Therefore, the algorithm can effectively adapt to different scenes and provide strong support for stable and sustained operation of UAVs.

Key words: computer vision; target tracking; unmanned aerial vehicle(UAV); correlation filtering(CF); image enhancement

0 引言

近年来,无人机(unmanned aerial vehicle, UAV)目标跟踪技术凭借其优秀性能广泛应用于救援、道路规划以及交通监控等领域(Zhao等,2023)。

当前有两类广受关注的算法:一类为深度学习,一类为相关滤波(correlation filtering, CF)(Javed等,2023)。为了增强跟踪的准确性和鲁棒性,基于深度学习的跟踪算法运用一至多个深层网络架构对目标进行跟踪,然而这一过程伴随着显著的计算资源消耗。考虑到经济因素与无人机的承载限制(算力及重量),大部分无人机并未配备图像处理器(graphics processing unit, GPU),这使得依赖深度学习的追踪算法在仅依靠CPU(central processing unit)的无人机系统上,难以达到理想的追踪准确度与速度平衡(田昊东等,2023)。

相比之下,基于相关滤波的跟踪算法在保证追踪精度的同时,实现了较高的运行效率,这种平衡性使其能够在边缘计算平台上实现快速部署,特别适用于那些硬件资源有限的无人机机载环境,成为该领域内的优选策略(Fu等,2022)。

Bolme等人(2010)提出最小化输出误差平方和滤波器算法(minimum output tracking using adaptive correlation filters, MOSSE),正式将相关滤波的思想引入目标跟踪领域,为目标跟踪带来了新的发展方向。经过学者的不懈努力,基于相关滤波的目标跟踪算法性能不断提高(林淑彬等,2022),后续的相关算法大多是在MOSSE算法框架的基础上围绕遮挡、边界效应、尺度自适应以及背景干扰等方面进行改进(王胜法等,2023b)。但目前多数算法部署仅针对于光线条件良好的场景,当光线不足时,摄像机无法获取足够的信息来完善图像细节,给跟踪算法带来了巨大的挑战,也给无人机的通用性和可服务性带来了巨大的限制(王胜法等,2023a)。因此,高效且准确地处理光线变化的情况对目标跟踪至关重要。

部分专家提出算法以解决弱光场景下跟踪问题,但现有算法往往通过添加独立前置增强模块以

实现“先增强后跟踪”(Zhu等,2024),增强模块与后续处理分离,使得增强模块只作用于预处理阶段,隔离了相关滤波中正则化模块对场景的光照信息变化的进一步感知,从而限制了跟踪算法进一步对场景的适应能力。

针对上述问题,本文提出一种融合图像增强的正则化相关滤波无人机目标跟踪算法(fuse image enhancement with regularized correlation filter, FIERCF),利用图像算法对图像进行增强处理,同时对时间正则化项引入光照质量因子,以提高跟踪算法对光照变化大或弱光场景的跟踪能力。

本文贡献点如下:1)构建了一个自适应图像增强模块,利用光照质量因子作为光照检测判据来判断当前场景下的光线是否满足要求,对判断为光线不足的图像进行增强。2)将光照质量因子引入时间正则化,增加动态约束,随图像光照变化动态调整时间正则化,使其更加适应图像变化,进一步增强算法在无人机跟踪场景下的稳定性。3)对比实验在UAVdark70与UAV123@10fps数据集上展开,涉及本文算法与另外9种前沿跟踪技术。实验结果表明,所提算法在多种复杂和富有挑战的场景下,均能展现出有竞争力的跟踪表现。

本文算法更多细节发布于<https://gitee.com/simplechl/FIERCF>。本文涉及术语介绍如表1所示,其中前13条对应跟踪场景面临的13种挑战属性名称,后6条为常用评价指标。

1 相关工作

传统目标跟踪算法基于图像特征和机器学习,其数据量庞大且运行速度慢,在发展中逐渐被淘汰(闵志方等,2023)。随着MOSSE算法出现,相关滤波正式进入到目标跟踪领域,开启了目标跟踪新篇章(王法胜等,2023b)。

1.1 相关滤波

“相关”最初用于信号学描述信号之间的相关性。相关性用于找到与自身最相似的信号。延伸到目标跟踪领域,即描述两幅图像之间的相关性。关联两幅图像间的关系,相关滤波的核心理论在于:构

表1 术语介绍
Table 1 Terminology introduction

名称	全称	简称
长宽比变化	aspect ratio change	ARC
背景杂波	background clutter	BC
摄像机运动	camera motion	CM
快速运动	fast motion	FM
全遮挡	full occlusion	FOC
照明变化	illumination variation	IV
低分辨率	low resolution	LR
出视野	out of view	OV
部分遮挡	partial occlusion	POC
尺度变化	scale variation	SV
类似对象	similar object	SOB
视点变化	viewpoint change	VC
遮挡	occlusion	OCC
一次性评估	one pass evaluation	OPE
中心位置误差	center location error	CLE
交并比	intersection over union	IoU
曲线下面积	area under curve	AUC
精确度图	precision plot	PP
成功图	success plot	SP

建一个滤波模板,并通过此模板与潜在的目标区域执行相关计算。该过程中,获得最高输出反应的地方即被确定为当前帧中目标的所在位置(田朗, 2021),具体为

$$\mathbf{y} = \mathbf{x} \otimes \boldsymbol{\omega} \quad (1)$$

式中, $\mathbf{y}$ 表示经过处理后得到的响应信息, $\mathbf{x}$ 为待处理的原始图像输入, $\boldsymbol{\omega}$ 为滤波器。时域中的相关性在频域里为点积运算,因此转换为频域计算能大大减少计算量。具体为

$$\hat{\mathbf{y}} = \hat{\mathbf{x}} \cdot \hat{\boldsymbol{\omega}}^* \quad (2)$$

式中, $\hat{\mathbf{y}}$ 、 $\hat{\mathbf{x}}$ 、 $\hat{\boldsymbol{\omega}}^*$ 分别为 $\mathbf{y}$ 、 $\mathbf{x}$ 、 $\boldsymbol{\omega}$ 的快速傅立叶变换(fast Fourier transform, FFT),“ $\cdot$ ”表示点积运算。相关滤波的核心目标是确定最佳的滤波模板 $\boldsymbol{\omega}$ 。使用滤波器和目标图像进行图像相关计算,得到相关度响应图,通过查找相关度响应图峰值对应区域,进而确定目标区域。

1.2 跟踪难点

利用相关滤波理论的跟踪方法,在频域计算能

够显著提升计算效率,但该方法仍面临现实环境的多变性和其内在局限性的挑战,例如遮挡、背景干扰以及相机移动等(胡世宇等,2024)。这些挑战使得现有算法难以实现更准确的跟踪,需要优化改进。

1.2.1 特征不足

特征的选择对算法性能起着至关重要的作用,随着时代发展,求取特征的方法也日渐丰富(王军等,2023)。

经典的MOSSE采用单一的灰度特征,当目标环境复杂时效果不佳,为获得更多特征,核相关滤波(kernel correlation filter, KCF)(Henriques等,2015)引入梯度方向直方图(histogram of oriented gradient, HOG)特征、Danelljan等人(2014)引入颜色名称(color name, CN)特征, Ma等人(2016)引入深度卷积网络求取特征。

多种特征的引入使得相关滤波算法更能适应环境变化,更精准识别目标,同时多特征结合使得算法计算复杂度明显增高(王法胜等,2023a),因此为保证算法的鲁棒性与实时性,算法设计时会考虑如何灵活结合多种特征。

然而弱光条件会影响特征的可见性,重要细节可能丢失,使得跟踪算法鲁棒性下降。因此在弱光下如何获取更多特征,是对算法的考验之一。

1.2.2 边界效应

相关滤波因为样本的循环位移而产生的边界效应会使得图像产生不准确表示(王法胜等,2023a)。正则化和背景感知是主要的两类有效手段。

Danelljan等人(2015)提出空间正则相关滤波算法(spatially regularized correlation filter, SRDCF),利用空间正则化项有效缓解相关滤波跟踪器遭遇的边界效应问题。之后时空正则化相关滤波器(spatial-temporal regularized correlation filter, STRCF)(Li等,2018)引入时空正则化,进一步缓解边界效应带来的影响。AutoTrack(automatic spatio-temporal regularization tracker)(Li等,2020)在STRCF算法的基础上提出自适应时空正则化,让滤波器专注于样本中心,对边界区域的关注进行惩罚,从而达到抑制边界效应的作用。

此外,Galoogahi等人(2017)提出背景感知相关滤波算法(background-aware correlation filter, BACF),充分利用背景中的有效信息来增强算法性能。具有有限边界的相关滤波器(correlation filters with lim-

ited boundaries, CFLB)(Galoogahi 等, 2015) 通过融入掩码矩阵机制, 让循环移位生成的样本与之相乘操作, 可以成功降低包含边缘效应样本的比例。

总体而言, 正则化能有效缓解边界效应, 如何改进正则化使算法更具准确性, 是研究重点之一。

1.2.3 光线不足

针对光线不足的问题, 目标感知双滤波实时反暗光无人机跟踪算法 (anti-dark UAV tracking, ADTrack)(Li 等, 2021; Li 等, 2023a) 在目标跟踪框架中整合了一项自适应光照调节机制, 专门用于增强夜间目标数据序列的清晰度与质量。全天实时跟踪无人机目标的多正则化相关滤波算法 (all-day and real-time multi-regularized correlation filter, AMRCF)(王法胜 等, 2023a) 在引入图像增强模块的基础上同时引入深度网络以及掩膜对图像进行处理, 进一步提升算法在夜间的性能, 达到全天实时跟踪的效果, 但其速率有所下降。

同时, 基于光照自适应和未来感知的无人机目标跟踪算法 (illumination adaptation and future awareness)(Huo 等, 2024) 同样引入图像增强模块用于对图像预处理, 构建未来感知模块, 利用下一帧目标的

上下文信息训练跟踪模型; 同时在模型更新阶段采用自适应滤波器更新和自适应学习率更新来提高目标跟踪精度。

以上算法均通过引入多个模块成功增加算法的鲁棒性, 然而其引入的图像增强模块均只作用于预处理阶段, 后续算法框架并未继续利用图像增强模块以提供光照信息, 进一步提高场景适应性。

2 所提算法

本文提出 FIERCF 算法的整体框架如图 1 所示, 主要包含两部分: 1) 自适应图像增强模块; 2) 融合图像增强的时间正则化。对于输入的图像, 首先经由自适应图像增强模块光照质量因子 im 判断其光照质量是否满足要求, 对其进行相应操作; 同时, 为在全局响应中去光照影响, 保留图像响应相对光照信息的相对变化, 消除场景光照变化对时间正则化的影响, 将光照质量因子 im 引入时间正则, 构成新的时间正则约束参数 θ_{im} ; 最后在目标函数中引入 θ_{im} , 经过相关计算得到滤波器 h_t 及目标位置, 进一步增强算法鲁棒性。

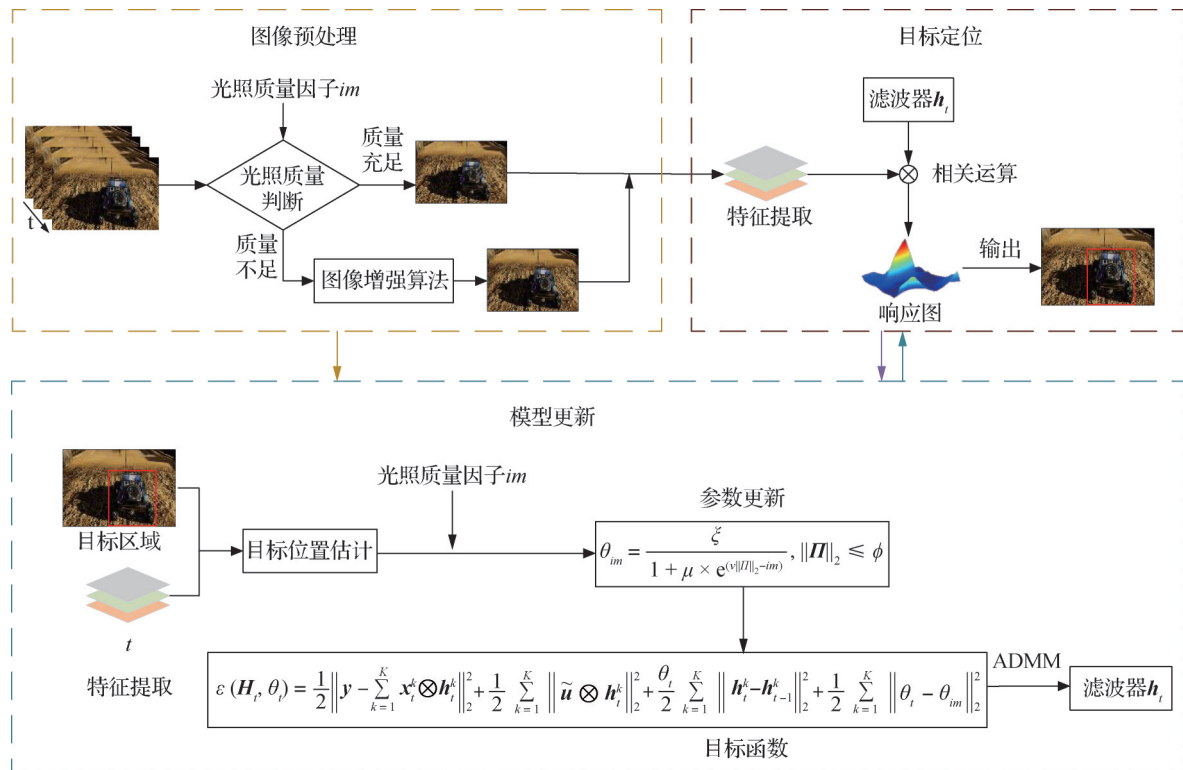


图 1 FIERCF 算法整体流程

Fig. 1 Overall flow chart of FIERCF algorithm

2.1 自适应图像增强模块

为了减弱场景光线不足条件对无人机跟踪的影响,在夜间图像增强算法(nighttime image enhancement, NIE)(Al-Ameen, 2019)基础上增加算法构建了自适应图像增强模块(image enhancement adapter, IEA),用以从各种光照分布不均匀以及整体黑暗环境下的夜间图像中恢复出可接受的质量结果。

2.1.1 图像增强算法

图像增强算法模块的整体流程如图2所示。图中, $I^{(r,w,h)}$ 为原图像, $I_1^{(r,w,h)} \sim I_4^{(r,w,h)}$ 表示增强处理各个步骤得到的图像,具体分析如下:

对于输出光线较暗的彩色图像 $I^{(r,w,h)}$,需要增强其暗部以及衰减其高强度,使得图像整体亮度在合适的阈值范围。具体为

$$I_1^{(r,w,h)} = \frac{c \times \log(I^{(r,w,h)} + 1) + \exp(-I^{(r,w,h)})}{\alpha + c \times \log(I^{(r,w,h)} + 1) \times \exp(-I^{(r,w,h)})} \quad (3)$$

式中,参数 α 作为增强过程的调控因子被引入,旨在适度调节,以防像素值出现不当增强的情况, $I_1^{(r,w,h)}$ 为对原始图像 $I^{(r,w,h)}$ 经过指数和对数处理获得的亮度调整图像。在本文中, α 值取4。 c 用于动态调节图像变换后的灰度值,具体定义为

$$c = \frac{\max(I^{(r,w,h)})}{\log(\max(I^{(r,w,h)}) + 1)} \quad (4)$$

此时,得到的图像整体亮度较低,需要进一步增

强,使得大部分潜在细节显现出来。式(4)用于动态调节图像,从而增强图像的对比度。利用下式改善图像较暗区域亮度。具体为

$$I_2^{(r,w,h)} = \text{erf}(\omega \times \arctan(\exp(I_1^{(r,w,h)}))) - \beta \times I_1^{(r,w,h)} \quad (5)$$

式中, $I_2^{(r,w,h)}$ 为亮度增强图像, ω, β 为超参数,用于调节输出图像的亮度,使其看起来与正常观察到的场景相似。实验中设置 $\omega = 4, \beta = 0.5$ 。 erf 为误差函数,用于调整图像对比度。

此时,经过变换后的图像像素分布仍然限制在特定的动态范围内。然而此时图像存在过亮问题,需要实施像素值的线性调整策略即归一化,将其映射到适宜的显示区间内。使用的归一化函数为

$$I_3^{(r,w,h)} = \frac{I_2^{(r,w,h)} - \min(I_2^{(r,w,h)})}{\max(I_2^{(r,w,h)}) - \min(I_2^{(r,w,h)})} \quad (6)$$

式中, $I_3^{(r,w,h)}$ 为像素值归一图像。此时,得到的图像细节已经复现得较多,但是分辨率经过多次处理有所降低,因此采用 Gauss 滤波函数使得图像变得清晰,具体为

$$I_4(x, y) = \sum_{i=-k}^k \sum_{j=-k}^k I(x+i, y+j) \times G(i, j) \quad (7)$$

式中, $G(i, j)$ 为高斯核,值为 $\frac{1}{2\pi\sigma} e^{-\frac{i^2+j^2}{2\sigma^2}}$, σ 的值取2, $I_4(x, y)$ 为清晰度复原图像。

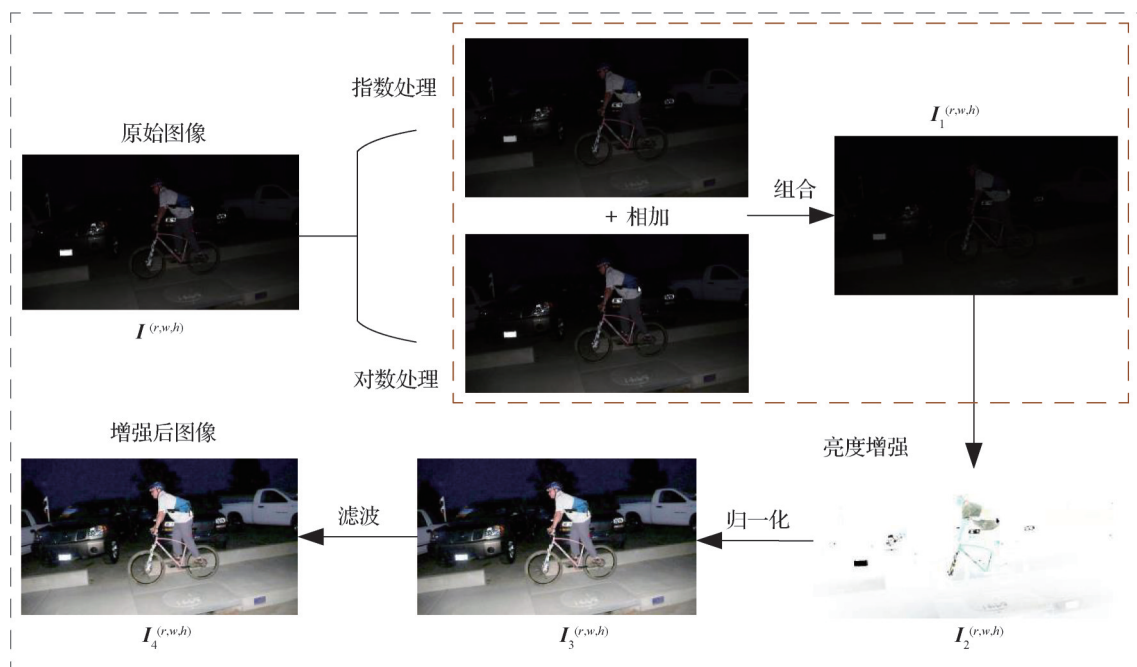


图2 图像增强算法流程

Fig. 2 Flow of image enhancement algorithm

经过以上处理,图像整体光线质量得到了极大改善。其处理前后图像示例如图3所示。其中,第1行3幅图像为原图,主要针对于马路、夜晚街景以及停车场。这3种场景灯光复杂且亮度不均,获取信息极具难度。第2行3幅为增强后的相应图像,可以看出此时光线不足的问题有了较大改善,处理后的图像大部分细节得以显现。

2.1.2 自适应图像增强

如果对所有图像都进行图像增强,则运行速度

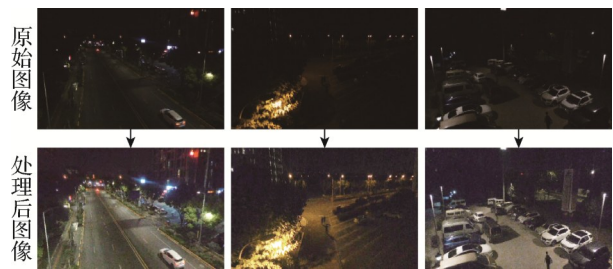


图3 图像增强效果对比

Fig. 3 Comparison of image enhancement effects

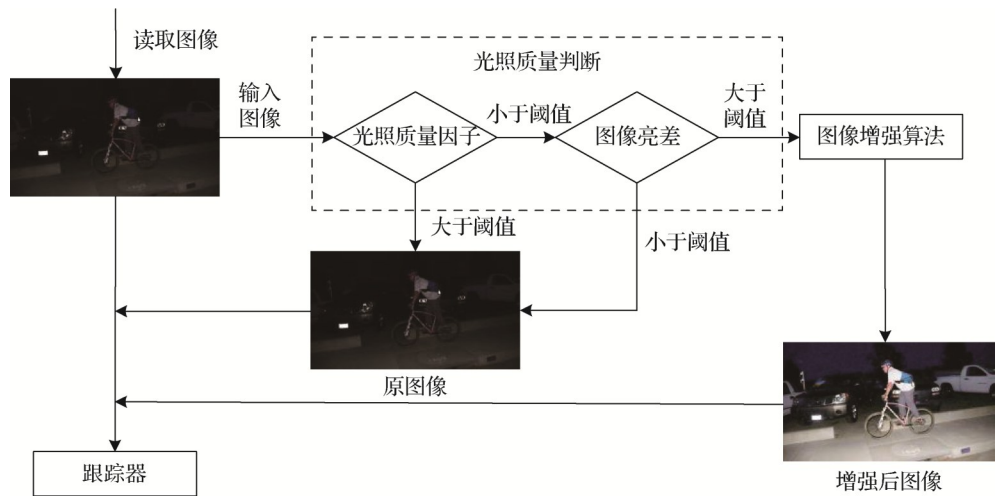


图4 自适应图像增强流程

Fig. 4 Flow of adaptive image enhancement

2.2 融合图像增强的时间正则化

在目标跟踪过程中,场景的变化会引起响应图的变化。尤其在跟踪时出现目标遮挡和背景干扰时,整体亮度会发生变化,响应图也会随之变化。因此,本文引入光照质量因子自适应调整时间正则化项来动态约束跟踪响应差,进一步增强算法鲁棒性。

2.2.1 AutoTrack 的时间正则化

AutoTrack(Li等,2020)算法创新性地定义了局部响应参数 Π 来确定目标跟踪过程中两帧图像响应的变化程度,具体为

$$\Pi = [|\Pi^1|, |\Pi^2|, \dots, |\Pi^k|] \tag{10}$$

式中, $\Pi^i = (R_i[\psi_\Delta]^i - R_{i-1}^i)/R_{i-1}^i$ 表示移位操作矩阵,目的是使当前帧 R_i 的响应图 and 前一帧 R_{i-1} 的响应图中的峰值位置重叠,以此来校正由目标移动导致的位置偏差。 R_{i-1}^i 为 R_{i-1} 中的第 i 个元素。

AutoTrack算法通过联合优化 θ 和滤波器来实现自适应时间正则化,其中 θ 用于惩罚两帧之间的滤波器学习率,同时利用 $\frac{1}{2}\|\theta_i - \tilde{\theta}\|^2$ 项防止过拟合。 $\tilde{\theta}$

会大大降低,不利于实时跟踪。因此在图像增强前需要对图像光照质量进行判断,当图像光照质量不满足阈值条件时需要图像增强,满足则无须对图像进行处理。自适应图像增强整体流程如图4所示。用于判断图像整体亮度和用于判断图像整体亮差分别计算为

$$im = \sum_{x=0}^{m-1} \sum_{y=0}^{n-1} \frac{F(x,y)}{m \times n}, im > \sigma_1 \tag{8}$$

$$\Theta = \left| F(x,y) - \sum_{x=0}^{m-1} \sum_{y=0}^{n-1} \frac{F(x,y)}{m \times n} \right|, \Theta < \sigma_2 \tag{9}$$

式中, $F(x,y)$ 为搜索区域图像, σ_1 和 σ_2 为设定的阈值,实验中分别为0.42和40。

当光照质量因子小于阈值 σ_1 时,表示此时图像光照状态较差,需要增强处理;反之则表示光照状态良好。当整体亮差大于阈值 σ_2 时,表示图像整体光照质量较差,需要处理平衡光照;反之则表示图像状态良好,不需要处理。

为全局响应的目标函数定义的引用值, 具体为

$$\tilde{\theta} = \frac{\xi}{1 + \log(v\|\mathbf{H}\|_2 + 1)}, \|\mathbf{H}\|_2 \leq \phi \quad (11)$$

式中, ξ 和 v 都为超参数, 在 AutoTrack 算法中, 如果 $\|\mathbf{H}\|_2$ 大于所设定的阈值 ϕ , 则意味着响应图此时存在异常, 应停止学习; 当全局变化低于阈值时, 认为此时处于正常跟踪状态, 动态调整参考值 $\tilde{\theta}$, 实现时间自适应。

2.2.2 FIERCF的时间正则化

本文算法在 AutoTrack 算法的基础上对时间正则化公式进行改进, 将光照质量因子引入时间正则化中, 跳出传统的“先增强后跟踪”的分离式框架, 更好地实现对时间正则化的动态约束。

sigmoid 激活函数定义为 $f(x) = 1/(1 + e^{-x})$, 其输出范围为 0 到 1。参考于 sigmoid 表达式, 将时间正则化计算式修改为

$$\theta_{im} = \frac{\xi}{1 + \mu \times e^{(v\|\mathbf{H}\|_2 - im)}}, \|\mathbf{H}\|_2 \leq \phi \quad (12)$$

式中, im 为处理后的图像的光照质量因子, μ 为超参数, 此处设置为 0.002 7。 ξ 、 v 和 ϕ 继承于 AutoTrack 算法相关设置。

改进后的时间正则化引入光照质量因子使得算法能进一步融合光照信息, 降低光照变化值对跟踪响应值变化的影响, 增强算法的场景适应性。

2.3 算法优化

算法的目标函数可以写成

$$\varepsilon(\mathbf{H}_t, \theta_t) = \frac{1}{2} \left\| \mathbf{y} - \sum_{k=1}^K \mathbf{x}_t^k \otimes \mathbf{h}_t^k \right\|_2^2 + \frac{1}{2} \sum_{k=1}^K \left\| \tilde{\mathbf{u}} \otimes \mathbf{h}_t^k \right\|_2^2 + \frac{\theta_t}{2} \sum_{k=1}^K \left\| \mathbf{h}_t^k - \mathbf{h}_{t-1}^k \right\|_2^2 + \frac{1}{2} \left\| \theta_t - \theta_{im} \right\|_2^2 \quad (13)$$

为了优化目标公式, 引入辅助变量 $\hat{\mathbf{g}}_t = \sqrt{T} \mathbf{F} \mathbf{h}_t$ ($\hat{\mathbf{G}} = [\hat{\mathbf{g}}_t^1, \hat{\mathbf{g}}_t^2, \dots, \hat{\mathbf{g}}_t^K]$), 其中 $\mathbf{F} \in \mathbf{C}^{T \times T}$ 为正交矩阵, 符号 $\hat{\mathbf{g}}$ 代表了信号的离散傅立叶变换 (discrete Fourier transform, DFT)。同时为简便运算, 将公式转换成频域, 具体为

$$\varepsilon(\mathbf{H}_t, \theta_t, \hat{\mathbf{G}}_t) = \frac{1}{2} \left\| \mathbf{y} - \sum_{k=1}^K \hat{\mathbf{x}}_t^k \otimes \hat{\mathbf{g}}_t^k \right\|_2^2 + \frac{1}{2} \sum_{k=1}^K \left\| \tilde{\mathbf{u}} \otimes \mathbf{h}_t^k \right\|_2^2 + \frac{\theta_t}{2} \sum_{k=1}^K \left\| \hat{\mathbf{g}}_t^k - \hat{\mathbf{g}}_{t-1}^k \right\|_2^2 + \frac{1}{2} \left\| \theta_t - \theta_{im} \right\|_2^2 \quad (14)$$

凸优化方程可以通过乘子交替方向法 (alternat-

ing direction method of multipliers, ADMM) (Han, 2022) 求得最优解。

方程的增广拉格朗日为

$$\mathcal{L}_t(\mathbf{H}_t, \theta_t, \hat{\mathbf{G}}_t, \hat{\mathbf{N}}_t) = \varepsilon(\mathbf{H}_t, \theta_t, \hat{\mathbf{G}}_t) + \frac{\eta}{2} \sum_{k=1}^K \left\| \hat{\mathbf{g}}_t^k - \sqrt{T} \mathbf{F} \mathbf{h}_t^k \right\|_2^2 + \sum_{k=1}^K \left(\hat{\mathbf{g}}_t^k - \sqrt{T} \mathbf{F} \mathbf{h}_t^k \right)^T \hat{\mathbf{n}}_t^k \quad (15)$$

式中, $\hat{\mathbf{N}}_t = [\hat{\mathbf{n}}_t^1, \hat{\mathbf{n}}_t^2, \dots, \hat{\mathbf{n}}_t^K] \in \mathbf{R}^{T \times K}$ 对应着 Lagrange 乘子的 Fourier 变换, η 为步长正则化参数。赋值

$\mathbf{S}_t^k = \frac{\mathbf{n}_t^k}{\eta}$ ($\mathbf{s}_t^k = [s_t^1, s_t^2, \dots, s_t^K]$), 最后得到 3 个问题解为

$$\begin{cases} \arg \min_{\hat{\mathbf{G}}} \left\{ \frac{1}{2} \left\| \mathbf{y} - \sum_{k=1}^K \hat{\mathbf{x}}_t^k \otimes \hat{\mathbf{g}}_t^k \right\|_2^2 + \frac{1}{2} \sum_{k=1}^K \left\| \tilde{\mathbf{u}} \otimes \mathbf{h}_t^k \right\|_2^2 + \frac{\theta_t}{2} \sum_{k=1}^K \left\| \hat{\mathbf{g}}_t^k - \hat{\mathbf{g}}_{t-1}^k \right\|_2^2 + \frac{\eta}{2} \left\| \hat{\mathbf{g}}_t^k - \sqrt{T} \mathbf{F} \mathbf{h}_t^k + \hat{\mathbf{s}}_t^k \right\|_2^2 \right\} \\ \arg \min_{\mathbf{H}^k} \left\{ \frac{1}{2} \sum_{k=1}^K \left\| \tilde{\mathbf{u}} \otimes \mathbf{h}_t^k \right\|_2^2 + \frac{\eta}{2} \left\| \hat{\mathbf{g}}_t^k - \sqrt{T} \mathbf{F} \mathbf{h}_t^k + \hat{\mathbf{s}}_t^k \right\|_2^2 \right\} \\ \arg \min_{\theta_t} \left\{ \frac{\theta_t}{2} \sum_{k=1}^K \left\| \hat{\mathbf{g}}_t^k - \hat{\mathbf{g}}_{t-1}^k \right\|_2^2 + \frac{1}{2} \left\| \theta_t - \theta_{im} \right\|_2^2 \right\} \end{cases} \quad (16)$$

以上问题求解完成后, 此时可以将 Lagrange 乘子更新为

$$\hat{\mathbf{S}}^{i+1} = \hat{\mathbf{S}}^i + \mu^i (\hat{\mathbf{G}}^{i+1} - \hat{\mathbf{H}}^{i+1}) \quad (17)$$

式中, i 和 $i+1$ 表示算法的迭代次数, μ 为惩罚因子, 定义为 $\mu^{i+1} = \min(\mu_{\max}, \beta \mu^i)$, 其中 $\beta = 10$, $\mu_{\max} = 10\,000$ 。数值参考 AutoTrack 算法具体设置。

经过迭代, 所有问题都已求解成功, 此时能进一步对目标函数进行优化, 并在 t 中获得最优滤波器 $\hat{\mathbf{G}}_t$ 和时间正则化参数 θ_t 。然后在 $t+1$ 中使用 $\hat{\mathbf{G}}_t$ 进行检测。

3 实验结果分析

本文实验平台配置如表 2 所示。

表 2 实验平台配置

Table 2 Experimental platform configuration

名称	参数
版本	Windows 11
软件	MATLAB 2019 a
CPU	Intel Core i5-12500H (3.10 GHz)
RAM	16 GB

3.1 参数设置

算法改进模块涉及到多个参数,图像增强模块超参数为 α 、 ω 以及 β ,时间正则模块涉及参数为 μ 。参数详情如下:

1)图像增强模块。图像增强模块中的参数 α 、 ω 作为调控因子,调节图像亮度,使得图像的亮度适宜。在算法中设置为相同的值4,调试时两个参数保持一致,说明时仅以 ω 代表。参数调试效果图如图5所示。图5第1行为原图 and 对应直方图,第2、3、4行分别为 ω 值为2、4、6对应的增强后图像1、2、3以及其对应直方图。如图5所示,不同参数对图像都有一定程度的增强。当 ω 为2时,对图像增强不足,此时对应直方图过于紧凑,难以区分区间。当 ω 为6时,由增强图像3可以看出其增强过度,噪声过大。当 ω 为4时对图像的增强适当,有利于后续算法的处理。

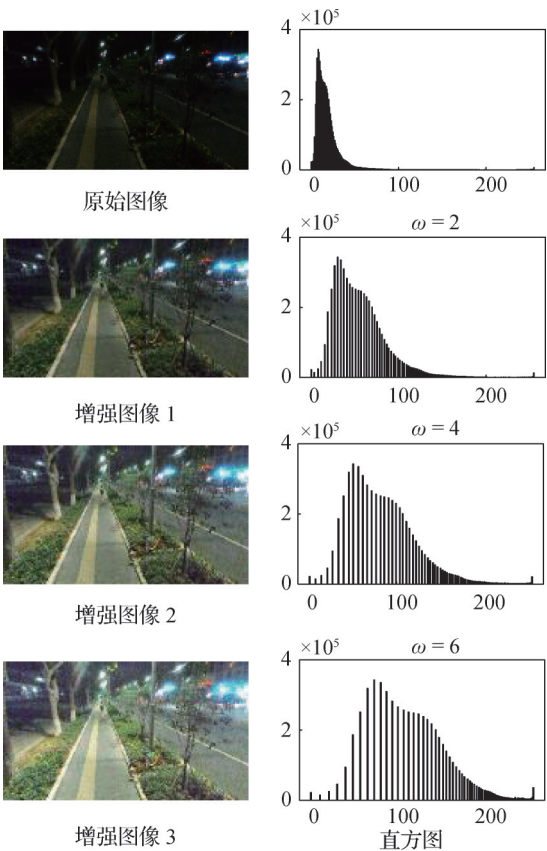


图5 不同参数 α 、 ω 效果对比
Fig. 5 Comparison of effects of different parameters α and ω

同时,对参数变化时的帧率、准确度以及精度进行对比,其具体数值如表3所示。

由表3可知,当其他参数不变,仅改变 α 、 ω 值

表3 不同 α 、 ω 的性能对比

Table 3 Performance comparison of different α and ω			
参数值	帧率/(帧/s)	准确度	精度
Baseline	36.60	0.668	0.476
$\alpha = \omega = 2$	30.26	0.678	0.479
$\alpha = \omega = 4$	30.23	0.680	0.482
$\alpha = \omega = 6$	30.25	0.668	0.475

时,其对应帧率并无较大变化,说明此时参数变化对算法整体帧率影响较小。在准确度和精度方面,当参数从2增加到4时,两者均有所提升。然而,当参数从4增加到6时,准确度和精度却出现了下降。通过对比不同参数设置的结果,可以得出结论:在参数等于4时,系统表现最佳。

超参数 β 用于调整图像色调,使其与看到的场景相似。在算法中 β 取值为0.5。

对 β 参数变化时的帧率、准确度以及精度进行对比,其具体数值如表4所示。由表4可知,当其他参数保持不变,仅改变 β 值时,对应的帧率并未出现显著变化,说明该参数的变化对算法的整体帧率影响较小。在准确度和精度方面,通过数据对比发现,当 β 值为0.5时,准确度和精度达到最高,对跟踪性能的提升最为显著。

表4 不同 β 值的性能对比

Table 4 Performance comparison of different β			
参数值	帧率/(帧/s)	准确度	精度
Baseline	36.60	0.668	0.476
$\beta = 0.4$	30.31	0.680	0.479
$\beta = 0.5$	30.23	0.680	0.482
$\beta = 0.6$	30.47	0.677	0.477

β 参数调试效果图如图6所示。由图6可知,综合考虑相关性、能量以及同质性,并使用[0.7,0.2,0.1]的归一化参数进行约束,当参数为0.5时得分最高,图像的质量越高,从而越接近真实场景。

2)时间正则模块。在目标跟踪中,时间正则化通过在目标函数中添加一个正则项来限制目标状态的变化速率,从而实现轨迹平滑和减少噪声影响。本文算法中时间正则模块超参数 μ 设置为0.0027,用以限制时间正则化的变化阈值。其效果对比如图7

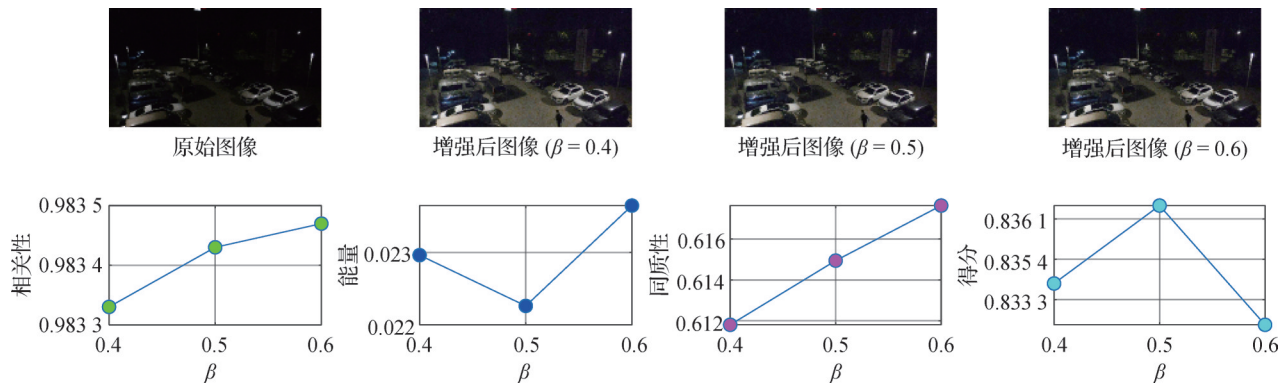
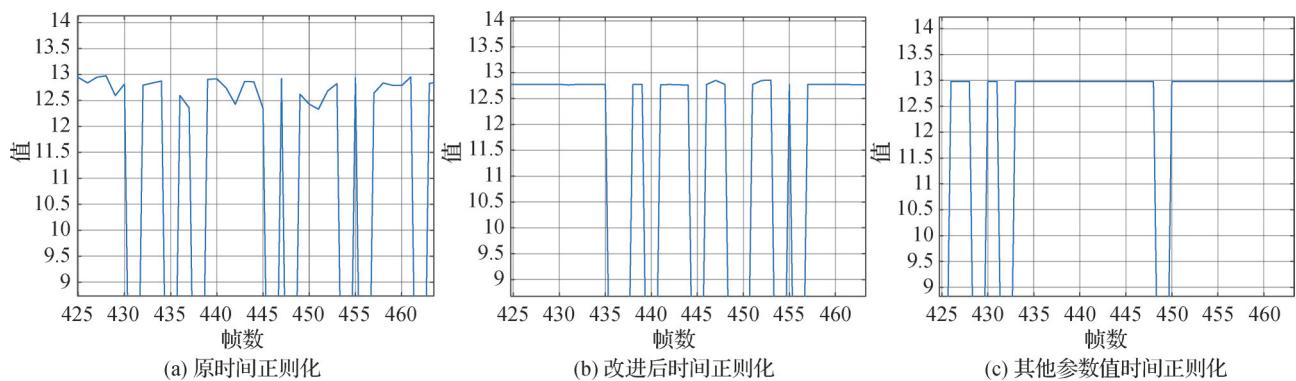
图6 不同 β 参数效果对比图Fig. 6 Comparison of effects of different parameters β 

图7 时间正则效果对比图

Fig. 7 Comparison of the effects of temporal regularization

((a)original time regularization; (b)improved time regularization; (c)other parameter values time regularization)

所示。由图7可知,改进后的时间正则较原来的时间正则变化更加平滑。通过与第3幅图的对比可知,凭借其合适的参数选择,改进后的时间正则模块存在多次快速调整,在平滑性的基础上不会丧失对真实情况的快速响应。

3.2 数据集

为了测试算法的性能,在UAVdark70(Li等, 2021)和UAV123@10fps(Mueller等, 2016)两个公开无人机相关数据集上进行实验分析。

UAV123@10fps数据集中图像超过11万幅,由此组成了123个具有挑战性的视频。包括长宽比变化(ARC)、快速运动(FM)、视觉越界(OV)、视点变化(VC)、摄像机运动(CM)、照明变化(IV)、低分辨率(LR)、全遮挡(FOC)、部分遮挡(POC)、背景杂波(BC)、尺度变化(SV)和类似对象(SOB)12种挑战属性(Mueller等, 2016)。

UAVdark70数据集包括70个各种物体的视频,所有视频针对场景均为夜晚。该数据集涵盖了无人

机跟踪任务中常见的5个难点,即低分辨率(LR)、视点变化(VC)、遮挡(OCC)、快速运动(FM)和照明变化(IV),尤其针对夜间弱光环境下的情况(Li等, 2021)。

以上数据集囊括了丰富的跟踪场景,包括城区公路、复杂路口等,以及面对不同的跟踪对象,例如行人、小车等,可以充分检验算法性能。

3.3 评估指标

所有评估均基于一次性评估 OPE (one pass evaluation),包括两个指标,即精确度和成功率(Li等, 2023b)。

跟踪的准确性是通过计算预测边界框与真实边界框中心之间的差距,即中心位置误差 CLE 来评估的。采用整段视频序列中,每一帧的 CLE 平均数作为衡量算法跟踪性能的标准(Peng等, 2022)。此外,实验通过识别并统计中心位置误差在20像素以内的帧数占比,以此指标对跟踪器的表现进行排序。通过计算预测值对应的边界框与真实值对应的边界框之间的交并比(intersection over union, IoU)来衡

量成功率。

预测值对应的边界框定义为 f_i ,真实标定值对应的边界框定义为 f_o ,重叠率定义为 $O = \frac{f_i \cap f_o}{f_i \cup f_o}$ 。

当重叠比例超过预设阈值,判定为跟踪成功,进而计算成功跟踪的帧数占总帧数的比例,以此作为成功率指标(Huang等,2019)。为了确保评估的全面性,实验通过分析成功曲线下的面积(area under curve, AUC)来给跟踪器排序,以此增强对比的代表性。

3.4 结果分析

图8展示了提出的FIERCF算法与AutoTrack

(Li等,2021)、AMRCF(王法胜等,2023a)、ADTrack(Li等,2021)、LADCF(learning adaptive discriminative correlation filter)(Huang等,2019)、JSAR(joint scale and aspect ratio)(Ding等,2020)、MSCF(mutation sensitive correlation filter)(Zheng等,2021)、STRCF(Li等,2018)、SRDCF(Danelljan等,2015)以及BACF(Huang等,2019)等9种优秀算法的综合评价结果。

3.4.1 总体结果分析

由图8(a)(b)可知,对于UAVdark70数据集,提出的跟踪模型在跟踪精度、跟踪成功率上均排名第1。

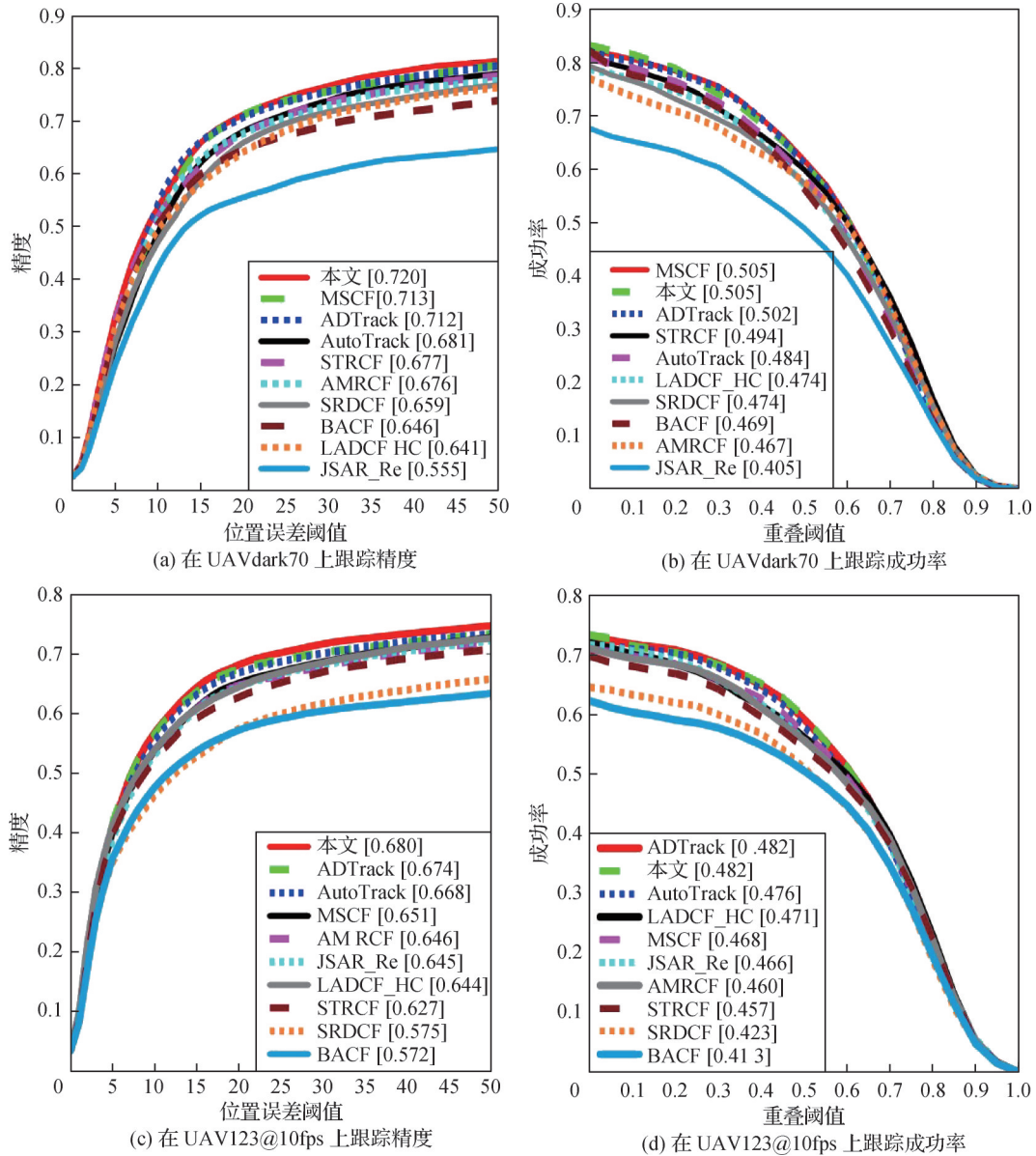


图8 实验结果

Fig. 8 Experimental results ((a) tracking accuracy on UAVdark70; (b) tracking success rate on UAVdark70; (c) tracking accuracy on UAV123@10fps; (d) tracking success rate on UAV123@10fps)

同时与基准算法 AutoTrack 相比,所提模型跟踪准确率和跟踪成功率分别提高 5.7% 和 4.3%。具体而言,对于光线不足的情况下,自适应图像增强模块能捕捉更多信息,使得本文算法可以更加精准地跟踪目标,在跟踪精度上排第 1;在成功率上,MSCF 算法凭借自适应混合标签使得其成功率与本文算法并列第 1。

由图 8(c)(d)可知,在 UAV123@10fps 数据集中,本文模型在跟踪精度、跟踪成功率上均排名第 1。同时与 AutoTrack 相比,本模型跟踪准确率和跟踪成功率分别提高 1.8% 和 1.3%。

具体来说,UAV123@10fps 数据集大多数图像光线充足,但此时无人机跟踪面临各种复杂挑战,增加了光照质量因子的时间正则使得算法更好地感知场景,更好地跟踪目标,跟踪精度达到第 1;ADTrack 算法引入目标感知掩膜联合训练滤波器,使其成功率与本文算法并列第 1。

3.4.2 挑战属性分析

为了能更清晰地展示算法性能,表 5 和表 6 为各算法在 UAV123@10fps 数据集不同挑战属性上的表现,表 7 为各算法在 UAVdark70 数据集不同挑战属性上的表现,以评估各算法在不同挑战属性上的性

表 5 UAV123@10fps 精确度比较
Table 5 Accuracy comparison on the UAV123@10fps dataset

方法	ARC	BC	CM	FM	FOC	IV	LR	OV	POC	SOB	SV	VC
AutoTrack	<u>0.584</u>	<u>0.503</u>	<u>0.641</u>	<i>0.516</i>	<u>0.441</u>	0.544	0.523	0.534	<u>0.584</u>	<i>0.677</i>	<i>0.626</i>	0.590
AMRCF	0.565	0.475	0.601	0.497	0.413	<i>0.560</i>	0.489	<i>0.541</i>	0.574	<i>0.677</i>	0.601	<u>0.594</u>
ADTrack	<i>0.577</i>	<i>0.483</i>	0.621	0.460	0.430	0.570	0.568	0.496	0.570	0.660	<u>0.633</u>	0.598
LADCF	0.561	0.443	<i>0.637</i>	0.503	0.432	0.481	<u>0.549</u>	0.537	0.564	0.653	0.608	0.548
JSAR_Re	0.556	0.543	0.592	0.430	<i>0.435</i>	0.517	0.516	0.519	0.577	<u>0.687</u>	0.600	0.540
MSCF	0.567	0.431	0.598	<u>0.517</u>	0.415	0.543	0.521	<u>0.545</u>	<i>0.582</i>	0.650	0.606	0.578
STRCF	0.524	0.477	0.602	0.488	0.426	0.493	0.509	0.523	0.559	0.630	0.580	0.537
SRDCF	0.472	0.389	0.527	0.427	0.418	0.436	0.431	0.492	0.504	0.585	0.531	0.474
BACF	0.478	0.425	0.532	0.407	0.336	0.430	0.431	0.421	0.467	0.605	0.525	0.491
本文	0.614	0.479	0.653	0.562	0.447	<u>0.565</u>	<i>0.543</i>	0.561	0.609	0.691	0.639	<i>0.591</i>

注:加粗、下划线、斜体字体分别表示各列最优、次优、第 3 优结果。

表 6 UAV123@10fps 成功率比较
Table 6 Success rate comparison on the UAV123@10fps dataset

方法	ARC	BC	CM	FM	FOC	IV	LR	OV	POC	SOB	SV	VC
AutoTrack	<i>0.398</i>	<i>0.313</i>	<i>0.460</i>	<i>0.341</i>	<u>0.240</u>	<i>0.381</i>	0.311	0.394	<u>0.407</u>	<u>0.471</u>	<i>0.442</i>	<i>0.413</i>
AMRCF	0.380	0.306	0.430	0.328	0.217	0.373	0.287	<i>0.399</i>	0.396	<i>0.469</i>	0.424	0.410
ADTrack	<u>0.400</u>	0.295	0.456	0.322	0.236	<u>0.384</u>	0.339	0.372	0.397	0.460	0.450	0.423
LADCF	<u>0.400</u>	0.301	<u>0.466</u>	0.340	<i>0.237</i>	0.355	<i>0.315</i>	0.395	0.391	0.461	0.438	0.408
JSAR_Re	0.383	0.331	0.439	0.302	<i>0.237</i>	0.355	0.311	0.389	0.393	<i>0.469</i>	0.430	0.399
MSCF	0.394	0.270	0.439	<u>0.354</u>	0.227	0.366	0.304	<u>0.403</u>	<i>0.404</i>	0.455	0.434	0.413
STRCF	0.373	<u>0.317</u>	0.443	0.328	0.232	0.355	0.291	0.389	0.389	0.455	0.419	0.394
SRDCF	0.346	0.263	0.399	0.311	0.229	0.333	0.237	0.368	0.355	0.421	0.390	0.356
BACF	0.346	0.275	0.397	0.275	0.173	0.310	0.248	0.321	0.327	0.424	0.374	0.353
本文	0.418	0.301	0.467	0.371	0.242	0.386	<u>0.318</u>	0.413	0.416	0.473	<u>0.449</u>	<u>0.416</u>

注:加粗、下划线、斜体字体分别表示各列最优、次优、第 3 优结果。

表7 UAVdark70不同属性上的性能比较
Table 7 Performance comparison on the different property of UAVdark70 dataset

方法	精确度					成功率				
	FM	IV	LR	OCC	VC	FM	IV	LR	OCC	VC
AutoTrack	0.641	0.665	0.651	0.655	0.666	<i>0.447</i>	0.463	<i>0.436</i>	0.460	0.482
AMRCF	0.579	0.658	0.638	0.649	0.635	0.401	0.454	0.417	0.442	0.452
ADTrack	0.609	<u>0.703</u>	0.665	<u>0.695</u>	0.708	0.432	<u>0.490</u>	<i>0.436</i>	<i>0.479</i>	<u>0.507</u>
LADCF	0.576	0.636	0.568	0.623	0.632	0.437	0.469	0.413	0.450	0.470
JSAR_Re	0.522	0.514	0.550	0.522	0.506	0.391	0.378	0.402	0.430	0.376
MSCF	<i>0.637</i>	<i>0.687</i>	<u>0.663</u>	<i>0.693</i>	<u>0.704</u>	<u>0.460</u>	<i>0.474</i>	<u>0.442</u>	<u>0.484</u>	0.508
STRCF	<u>0.639</u>	0.651	0.551	0.648	0.675	0.467	0.473	0.387	0.463	<i>0.501</i>
SRDCF	0.625	0.624	0.574	0.657	0.658	0.443	0.443	0.398	0.456	0.490
BACF	0.580	0.616	0.546	0.624	0.627	0.417	0.439	0.382	0.443	0.475
本文	0.629	0.713	<i>0.658</i>	0.706	<i>0.702</i>	0.434	0.493	0.449	0.488	0.499

注:加粗、下划线、斜体字体分别表示各列最优、次优、第3优结果。

能。由表5和表6数据可以看出,本文算法在ARC、CM、FM、FOC、OV、POC以及SOB这7个挑战属性上精确度和成功率都排名第1,在精确度上比排名第2的算法分别高3.0%、1.2%、4.5%、0.6%、1.6%、2.5%和1.4%,在成功率上分别高2.0%、0.7%、3.0%、0.2%、1.0%、0.9%和0.2%。

同时,本文算法在LR、IV、SV和VC4种属性上,精确度排名分别为第3、第2、第1和第3,成功率的排名分别为第2、第1、第2和第2。

本文算法面对背景干扰(BC)时表现欠佳,但整体而言,在全部算法中表现优秀。由此表明,本研究提出的算法在处理无人机目标跟踪任务中面临的多样挑战时表现出色。

由表7数据可以看出,UAVdark70涉及到的5个属性中,本文算法在IV、LR、OCC和VC上排名均为前3名,表现出优异的性能。相机的快速移动(FM)会导致目标剧烈移动,这使得算法难以准确跟踪。但总体而言,本文所提算法针对于夜间视频依旧有很好表现。

综上分析可得,融合图像增强模块的时间正则模型在面对不同挑战属性时,通过自适应图像增强算法处理光线变化问题,引入光照质量因子实现对时间正则化的动态约束,减弱光线变化对图像响应的影响,继而提高算法的鲁棒性,在数据集上总体表现优秀,能更好地完成无人机跟踪任务。

3.4.3 定性分析

为了更直观地凸显本文算法相比其他无人机目标跟踪算法的优越性,在UAVdark70和UAV123@10fps数据集上进行可视化分析,如图9所示,为便于观察,不同算法的框分别用不同的颜色表示。

前3行视频序列来自于UAVdark70数据集,主要针对于光线不足的情况,后两个视频序列来自于UAV123@10fps数据集,主要是对光线充足条件下的目标进行跟踪。

第1行序列为dancing2序列,主要包括形变、部分遮挡挑战因素。在第425帧时,人物靠近物体产生了遮挡,之后的帧基本被完全遮挡,直到第447帧时人物才回到了图像中。在面对遮挡时,本文算法同AMRCF、STRCF和SRDCF算法能识别被遮挡的目标并进行跟踪,同时本文算法能更好地适应目标尺寸。

第2、3行为group4、pedestrian3序列,主要针对背景杂波、遮挡以及光线不足等挑战因素,对算法实现有效跟踪有极大挑战。group4序列由于背景杂波影响使得人物与背景难以区分,树叶投射在地面的影子产生干扰,同时光线不足使得跟踪愈发艰难。pedestrian3序列场景为夜晚街道,光线不足、视野昏暗,行人与夜色、背景融为一体,有效信息有限,难以准确跟踪。从图9可以看到,所提算法在光线不足的场景中能较好地适应目标外观的变化,在有效信

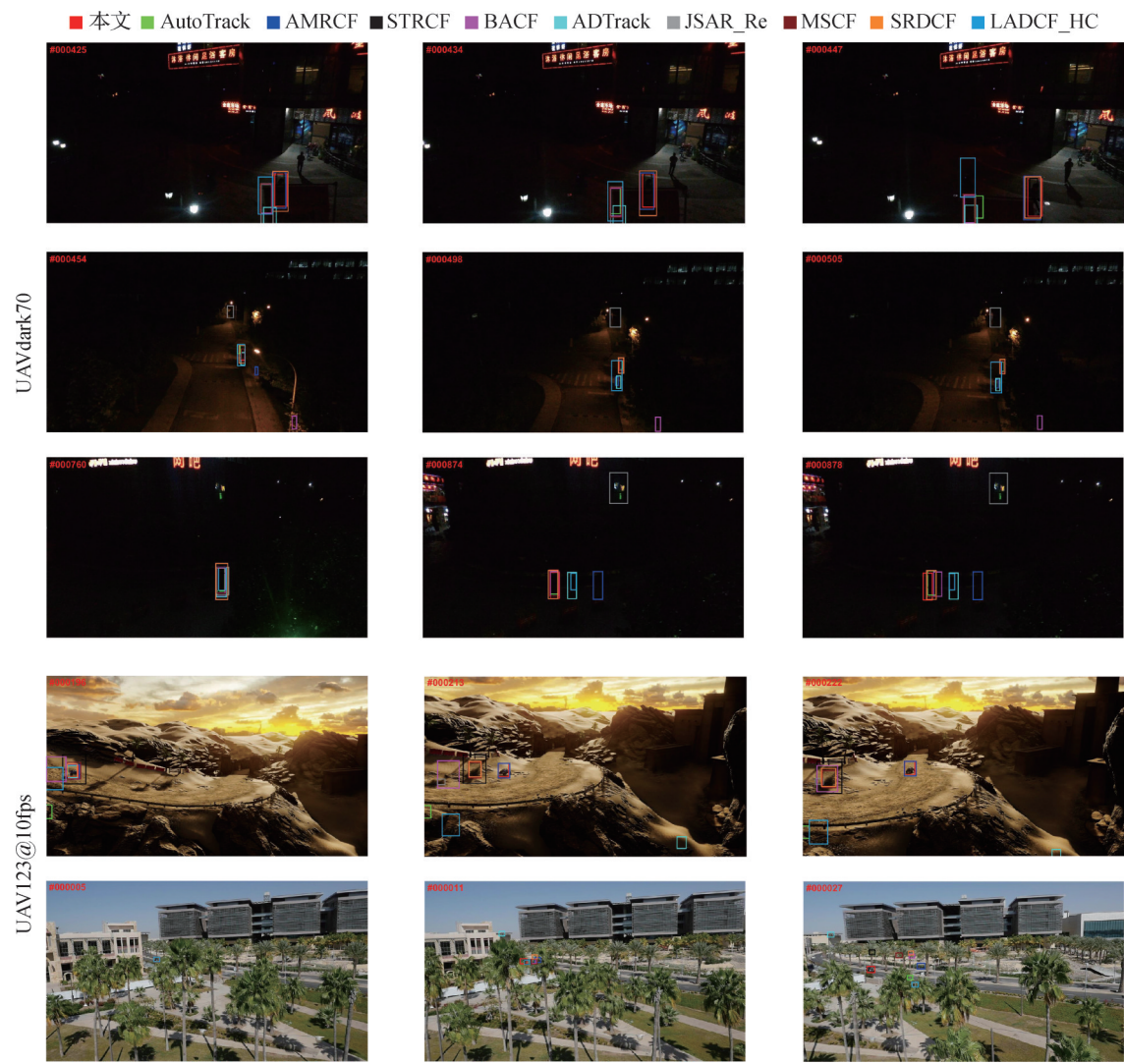


图 9 可视化结果分析
Fig. 9 Visual result analysis

息有限的情况下更新目标模型,有效避免模型漂移的发生,准确地跟踪目标。

第 4、5 行视频序列为 car1_s、car12 序列,特点为在光线充足的场景下对快速移动的小车进行跟踪。从图中可知,在光照充足条件下,加入了光照质量因子的时间正则使得算法能准确跟踪目标并估计目标尺寸。car1_s 序列中,面对小车的快速移动,其他算法到 222 帧时已完全跟丢,融合了光照质量因子的时间正则使得本文算法能更好地适应场景变化,依旧能实现稳定跟踪,AMRCF 算法凭借其融合的卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)的特征也能稳定跟踪目标。car12 序列中,小车从第 5 帧开始被遮挡,到第 26 帧之前完全被树叶遮挡,第 27 帧时小车出现在视野,此时其余算法滤波器被污染致使跟踪器跟丢目标,而所提算法凭借融合了图像增

强的时间正则获取更多场景信息,依旧能识别并跟踪目标,其跟踪结果更是优于其他算法。

综合上述分析与可视化呈现的结果表明,本文算法对于光线不足及视野昏暗的目标能做到提取足够特征使得滤波器有效更新,不被污染;同时融合了图像增强模块的时间正则化使得算法能充分利用场景光照信息,引入的光照质量因子对时间正则化的动态约束,使得算法在光线充足的情况下也具有优异表现,搭载在无人机上能更好地完成跟踪任务。

3. 4. 4 消融实验

为验证提出算法的性能提升作用,特别设计并执行了消融实验,在 UAVdark70 数据集上进行了详尽测试,实验的具体结果反映在表 8 中。由表 8 可知,本文在基准模型基础上增加自适应图像增强模

块(IEA),在精度、成功率上分别获得了5.2%和3.7%的提升,速度下降了4.1帧/s;利用光照质量因子对时间正则化进行改进,在光照质量因子约束策略下得到新的时间正则化模块(time regularization, TRE),在精度、成功率上分别获得了1.8%和2.1%的提升,速度基本不变。

表 8 消融实验结果
Table 8 Results of ablation experiments

跟踪器	精度/%	成功率/%	速度/(帧/s)
AutoTrack	0.681	0.484	36.6
AutoTrack + IEA	0.716	0.502	30.5
AutoTrack + TRE	0.693	0.494	36.4
AutoTrack + IEA + TRE(本文)	0.720	0.505	30.2

注:加粗字体表示各列最优结果。

总体上,结合两个模块,本文算法较基准算法精度和成功率分别提升了5.7%和4.3%,因为UAVdark70数据集绝大部分图像都是光线不足的情况,需要图像增强处理,因此速度下降了4.4帧/s,但依然满足实时性的要求。

4 结 论

为减少光线不足对跟踪算法的影响,本文提出融合图像增强的正则化无人机相关滤波目标跟踪算法。算法引入光照质量因子,通过对跟踪场景中光照强度的识别实现自适应的图像增强,以解决无人机在光线不足条件下跟踪效果较差的问题。同时区别于传统的“先增强后跟踪”的分离模式,将增强模块得到的光照质量因子引入时间正则化中,实现对时间正则化项的动态调整,更多利用场景信息,降低光线变化对图像响应的影响,提高算法整体鲁棒性。最终在两项公开的无人机基准数据集上的实验成绩表明,相较于另外9种先进的同类算法,本文算法在各类挑战性条件下均展现出卓越的整体性能,尤其在低光环境凸显出更强的跟踪能力,且在保持实时性的同时,显著增强了无人机目标跟踪的效果。设计的算法在处理光线不足和低分辨率图像方面表现出色,但在面对背景干扰时,仍难以精确识别和跟踪目标。这一局限性源于增强后的图像未经过进一步

的特征处理,缺乏有效的手段区分背景与目标。为了提升算法的环境适应性和鲁棒性,下一步将引入多特征处理模块,并动态调整各模块的权重。这将有助于更准确地区分背景与目标,从而显著改善算法在复杂环境中的表现。

参考文献(References)

Al-Ameen Z. 2019. Nighttime image enhancement using a new illumination boost algorithm. *IET Image Processing*, 13 (8) : 1314-1320 [DOI: 10.1049/iet-ipr.2018.6585]

Bolme D S, Beveridge J R, Draper B A and Lui Y M. 2010. Visual object tracking using adaptive correlation filters//*Proceedings of 2010 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. San Francisco, USA: IEEE: 2544-2550 [DOI: 10.1109/CVPR.2010.5539960]

Danelljan M, Häger G, Khan F S and Felsberg M. 2015. Learning spatially regularized correlation filters for visual tracking//*Proceedings of 2015 IEEE International Conference on Computer Vision*. Santiago, Chile: IEEE: 4310-4318 [DOI: 10.1109/ICCV.2015.490]

Danelljan M, Khan F S, Felsberg M and Van De Weijer J. 2014. Adaptive color attributes for real-time visual tracking//*Proceedings of 2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Columbus, USA: IEEE: 1090-1097 [DOI: 10.1109/CVPR.2014.143]

Ding F Q, Fu C H, Li Y M, Jin J and Feng C. 2020. Automatic failure recovery and re-initialization for online UAV tracking with joint scale and aspect ratio optimization//*Proceedings of 2020 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*. Las Vegas, USA: IEEE: 5970-5977 [DOI: 10.1109/IROS45743.2020.9341744]

Fu C H, Li B W, Ding F Q, Lin F L and Lu G. 2022. Correlation filters for unmanned aerial vehicle-based aerial tracking: a review and experimental evaluation. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine*, 10(1): 125-160 [DOI: 10.1109/MGRS.2021.3072992]

Galoogahi H K, Fagg A and Lucey S. 2017. Learning background-aware correlation filters for visual tracking//*Proceedings of 2017 IEEE International Conference on Computer Vision*. Venice, Italy: IEEE: 1135-1143 [DOI: 10.1109/ICCV.2017.129]

Galoogahi H K, Sim T and Lucey S. 2015. Correlation filters with limited boundaries//*Proceedings of 2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Boston, USA: IEEE: 4630-4638 [DOI: 10.1109/CVPR.2015.7299094]

Han D R. 2022. A survey on some recent developments of alternating direction method of multipliers. *Journal of the Operations Research Society of China*, 10 (1) : 1-52 [DOI: 10.1007/s40305-021-00368-3]

Henriques J F, Caseiro R, Martins P and Batista J. 2015. High-speed

- tracking with kernelized correlation filters. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 37(3): 583-596 [DOI: 10.1109/TPAMI.2014.2345390]
- Hu S Y, Zhao X and Huang K Q. 2024. Visual intelligence evaluation techniques for single object tracking: a survey. *Journal of Image and Graphics*, 29(8): 2269-2302 (胡世宇, 赵鑫, 黄凯奇. 2024. 单目标跟踪中的视觉智能评估技术综述. *中国图象图形学报*, 29(8): 2269-2302) [DOI: 10.11834/jig.230498]
- Huang Z Y, Fu C H, Li Y M, Lin F L and Lu P. 2019. Learning aberrance repressed correlation filters for real-time UAV tracking//*Proceedings of 2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision*. Seoul, Korea (South): IEEE: 2891-2900 [DOI: 10.1109/ICCV.2019.00298]
- Huo Y L, Chen B, Zhang J S and Zhang Q S. 2024. UAV target tracking algorithm based on illumination adaptation and future awareness in low illumination scenes. *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 38(3): #2455003 [DOI: 10.1142/S0218001424550036]
- Javed S, Danelljan M, Khan F S, Khan M H, Felsberg M and Matas J. 2023. Visual object tracking with discriminative filters and siamese networks: a survey and outlook. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 45(5): 6552-6574 [DOI: 10.1109/TPAMI.2022.3212594]
- Li B W, Fu C H, Ding F Q, Ye J J and Lin F L. 2021. ADTrack: target-aware dual filter learning for real-time anti-dark UAV tracking//*Proceedings of 2021 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*. Xi'an, China: IEEE: 496-502 [DOI: 10.1109/ICRA48506.2021.9561564]
- Li B W, Fu C H, Ding F Q, Ye J J and Lin F L. 2023a. All-day object tracking for unmanned aerial vehicle. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 22(8): 4515-4529 [DOI: 10.1109/TMC.2022.3162892]
- Li F, Tian C, Zuo W M, Zhang L and Yang M H. 2018. Learning spatial-temporal regularized correlation filters for visual tracking//*Proceedings of 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Salt Lake City, USA: IEEE: 4904-4913 [DOI: 10.1109/CVPR.2018.00515]
- Li X, Chen H L, Shao Y H, Chu H Y and Wu B. 2023b. Using image enhancement for target tracking//*Proceedings of the 6th IEEE International Conference on Pattern Recognition and Artificial Intelligence (PRAI)*. Haikou, China: IEEE: 125-128 [DOI: 10.1109/PRAI59366.2023.10332130]
- Li Y M, Fu C H, Ding F Q, Huang Z Y and Lu G. 2020. AutoTrack: towards high-performance visual tracking for UAV with automatic spatio-temporal regularization//*Proceedings of 2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Seattle, USA: IEEE: 11923-11932 [DOI: 10.1109/CVPR42600.2020.01194]
- Lin S B, Wu G S, Yao W Y and Yang W Y. 2022. Unmanned aerial vehicles object tracking based on illumination adaptive dynamic consistency. *CAAI Transactions on Intelligent Systems*, 17(6): 1093-1103 (林淑彬, 吴贵山, 姚文勇, 杨文元. 2022. 基于光照自适应动态一致性的无人机目标跟踪. *智能系统学报*, 17(6): 1093-1103) [DOI: 10.11992/tis.202110023]
- Ma C, Huang J B, Yang X K and Yang M H. 2016. Hierarchical convolutional features for visual tracking//*Proceedings of 2016 IEEE International Conference on Computer Vision*. Santiago, Chile: IEEE: 3074-3082 [DOI: 10.1109/ICCV.2015.352]
- Min Z F, Du H, Zhu X Q, Zhu Y X and Wang X. 2023. Survey of single target tracking research. *Optics and Optoelectronic Technology*, 21(4): 1-14 (闵志方, 杜虎, 朱雪琼, 朱翊翔, 王翔. 2023. 单目标跟踪研究综述. *光学与光电技术*, 21(4): 1-14) [DOI: 10.19519/j.cnki.1672-3392.2023.04.008]
- Mueller M, Smith N and Ghanem B. 2016. A benchmark and simulator for UAV tracking//*Proceedings of the 14th European Conference on Computer Vision*. Amsterdam, the Netherlands: Springer: 445-461 [DOI: 10.1007/978-3-319-46448-0_27]
- Peng F, Xu Q Y, Li Y F, Zheng M X and Su H. 2022. Improved kernel correlation filter based moving target tracking for robot grasping. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 71: #7504112 [DOI: 10.1109/TIM.2022.3195258]
- Tian H D, Zhang J P and Wang Y H. 2023. Sparse constraint and spatial-temporal regularized correlation filter for UAV tracking. *Journal of Image and Graphics*, 28(2): 458-470 (田昊东, 张津浦, 王岳环. 2023. 稀疏约束的时空正则相关滤波无人机视觉跟踪. *中国图象图形学报*, 28(2): 458-470) [DOI: 10.11834/jig.210611]
- Tian L. 2021. Object Tracking Algorithm Based on Anchor-Free Correlation Filtering. Beijing, China: Beijing University of Posts and Telecommunications (田朗. 2021. 基于无锚框相关滤波的目标跟踪算法. 北京: 北京邮电大学) [DOI: 10.26969/d.cnki.gbydu.2021.000836]
- Wang F S, Li F, Yin S S, Wang X, Sun F M and Zhu B. 2023a. All-day and real-time multi-regularized correlation filter for UAV object tracking. *Acta Automatica Sinica*, 49(11): 2409-2425 (王法胜, 李富, 尹双双, 王星, 孙福明, 朱兵. 2023a. 全天实时跟踪无人机目标的多正则化相关滤波算法. *自动化学报*, 49(11): 2409-2425) [DOI: 10.16383/j.aas.c220424]
- Wang F S, Yin S S, He B and Sun F M. 2023b. A Gaussian mask-based correlation filter tracking algorithm. *Journal of Image and Graphics*, 28(10): 3092-3106 (王法胜, 尹双双, 贺冰, 孙福明. 2023b. 引入高斯掩膜的相关滤波目标跟踪算法. *中国图象图形学报*, 28(10): 3092-3106) [DOI: 10.11834/jig.220856]
- Wang J, Yang S, Yang W H and Deng C Z. 2023. A survey of target tracking algorithms based on correlation filtering. *Journal of Nanchang Institute of Technology*, 42(3): 65-72 (王军, 杨帅, 杨文烺, 邓承志. 2023c. 基于相关滤波的目标跟踪算法综述. *南昌工程学院学报*, 42(3): 65-72) [DOI: 10.3969/j.issn.1006-4869.2023.03.011]

Zhao H J, Yan B, Wang D, Qian X S, Yang X Y and Lu H C. 2023. Effective local and global search for fast long-term tracking. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 45(1): 460-474 [DOI: 10.1109/TPAMI.2022.3153645]

Zheng G Z, Fu C H, Ye J J, Lin F L and Ding F Q. 2021. Mutation sensitive correlation filter for real-time UAV tracking with adaptive hybrid label//Proceedings of 2021 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). Xi' an, China: IEEE: 503-509 [DOI: 10.1109/ICRA48506.2021.9561931]

Zhu J W, Tang H Y, Cheng Z Q, He J Y, Luo B and Qiu S H. 2024. DCPT: darkness clue-prompted tracking in nighttime UAVs//Proceedings of 2024 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). Yokohama, Japan: IEEE: 7381-7388 [DOI: 10.1109/ICRA57147.2024.10610544]

作者简介

邵延华,男,副教授,主要研究方向为计算机视觉和图像识别。E-mail: syh@alu.cqu.edu.cn

付贵,通信作者,男,博士研究生,主要研究方向为无人机。E-mail: abyfugui@cafuc.edu.cn

陈慧玲,女,硕士研究生,主要研究方向为目标跟踪。E-mail: 1157349161@qq.com

吴亚东,男,教授,主要研究方向为可视化与可视分析和人机交互。E-mail: wyd028@163.com

任珍文,男,教授,主要研究方向为多模态智能计算。E-mail: rzw@njust.edu.cn