

动态自适应特征融合的MFOPA跟踪器

黄 鹤^{1,3},李文龙^{1,3},吴 琨^{1,3},杨 澜²,王会峰¹,王 萍⁴

(1. 长安大学电子与控制工程学院, 陕西西安 710064; 2. 长安大学信息工程学院, 陕西西安 710064;
3. 西安市智慧高速公路信息融合与控制重点实验室, 陕西西安 710064; 4. 中山大学智能工程学院, 广东深圳 518107)

摘 要: 本文针对无人机航拍跟踪算法实时性差且易发生跟踪漂移的问题, 提出了一种动态自适应特征融合的改进飞蛾扑火优化跟踪器. 本文设计了一种基于趋光-聚集度飞蛾扑火优化算法的目标跟踪框架, 采用高斯分布和趋光-聚集度改进飞蛾扑火算法的初始化和迭代方式, 将改进后的飞蛾扑火算法作为搜索策略优化目标跟踪, 提升了跟踪效率; 同时, 在趋光-聚集度飞蛾扑火优化算法跟踪框架的基础上, 本文定义了一种自适应多特征融合的模板和选择了一种动态更新的模板策略, 充分利用颜色名特征、融合方向梯度直方图特征及灰度特征各自的优势, 消除复杂环境中无人机跟踪受到的干扰, 并解决在遮挡等情况下学习到无效的背景信息而导致特征模板退化的问题. 实验结果表明, 本文提出的算法在复杂环境场景下能够适应不同情况下环境的变化, 平均跟踪精度达到87%, 保持稳定跟踪, 跟踪速度为31.6帧/s, 满足实时性要求, 大幅提升了跟踪器的精度和鲁棒性.

关键词: 目标跟踪; 群体智能算法; 改进飞蛾扑火算法; 特征融合; 余弦相似度; 高斯初始化

基金项目: 国家重点研发计划项目(No.2021YFB2501200); 国家自然科学基金面上项目(No.52172379, No.52172324); 陕西省重点研发计划项目(No.2021SF-483); 陕西省博士后科研项目(No.2018BSHYDZZ64); 西安市智慧高速公路信息融合与控制重点实验室(长安大学)开放基金项目(No.300102321502); 中央高校基本科研业务费资助项目(No.300102240203)

中图分类号: TP301.6

文献标识码: A

文章编号: 0372-2112(2023)05-1350-09

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.12263/DZXB.20220874

MFOPA Tracker with Dynamic Adaptive Feature Fusion

HUANG He^{1,3}, LI Wen-long^{1,3}, WU Kun^{1,3}, YANG Lan², WANG Hui-feng¹, WANG Ping⁴

(1. School of Electronics and Control Engineering, Chang'an University, Xi'an, Shaanxi 710064, China;

2. School of Information Engineering, Chang'an University, Xi'an, Shaanxi 710064, China;

3. Xi'an Key Laboratory of Intelligent Expressway Information Fusion and Control, Xi'an Shaanxi 710064, China;

4. School of Intelligent Engineering, Sun Yat-sen University, Shenzhen, Guangdong 518107, China)

Abstract: Aiming at the problem of poor real-time and tracking drift of unmanned aerial vehicle (UAV) aerial tracking algorithm, this paper proposes an improved moth-flame optimization (MFO) tracker based on dynamic adaptive feature fusion. This paper designs a target tracking framework based on moth-flame optimization with phototaxis-aggregation degree (MFOPA). The initialization and iteration methods of MFO are improved by Gaussian distribution and phototaxis-aggregation degree. The improved moth-flame algorithm is used as a search strategy to optimize target tracking, which improves tracking efficiency. At the same time, based on the tracking framework of MFOPA, this paper defines an adaptive multi-feature fusion template and selects a dynamical update template strategy, which makes full use of the advantages of color name feature, fused histogram of oriented gradient feature and gray feature to eliminate the interference of UAV tracking in complex environment, and solve the problem of feature template degradation caused by learning invalid background information in the case of occlusion. The experimental results show that the algorithm proposed in this paper can adapt to the changes of the environment under different conditions in complex scenarios, the average tracking accuracy reaches 87%, and the tracking speed is 31.6 frame/s, which meets the real-time requirements and greatly improves the accuracy and robustness of the tracker.

Key words: target tracking; swarm intelligence algorithm; improved moth-flame optimization; feature fusion; cosine similarity; Gaussian initialization

Foundation Item(s): National Key Research and Development Program (No.2021YFB2501200); General Program of the National Natural Science Foundation of China (No.52172379, No.52172324); Key Research and Development Program of Shaanxi Province (No. 2021SF-483); Postdoctoral Scientific Research Project of Shaanxi Province (No.2018BSHYDZZ64); Xi'an Intelligent Highway Information Fusion and Control Key Laboratory (Chang'an University) Open Fund Project (No.300102321502); Central Universities Basic Research Funding Projects (No.300102240203)

1 引言

目前,无人机及机器视觉技术发展迅速,但在光照变化、遮挡形变、相似目标、尺度变化、运动突变等复杂环境下,无人机目标跟踪依旧面临着巨大的挑战^[1-3].大量跟踪算法逐步涌现,当前主流跟踪算法涵盖了基于相关滤波的跟踪模型及基于神经网络的跟踪模型.文献[4-6]基于相关滤波提出了FDSST(Fast Discriminative Scale Space Tracker)、CSK(Exploiting the Circulant Structure of Tracking-by-detection with Kernels)和KCF(Kernel Correlation Filter)算法,改善跟踪精度的同时,极大的加快了跟踪速度;文献[7,8]提出了基于网络跟踪框架的孪生网络跟踪算法,表现出的强大的特征提取及表述能力,但基于神经网络的跟踪算法依赖优秀的GPU(Graphic Processing Unit)性能,CPU(Central Processing Unit)平台下仍然难以落地.

群体智能(Swarm Intelligence, SI)是受自然界生物群体活动启发而提出的一种优化算法^[9,10],具有灵活性、鲁棒性以及自组织性等优点.近年来SI成为学术界的研究热点并提出了很多新型算法,如麻雀搜索算法(Sparrow Search Algorithm, SSA)^[11]、灰狼优化算法(Grey Wolf Optimizer, GWO)^[12]、黏菌优化算法(Slime Mould Algorithm, SMA)^[13]等,为复杂优化问题的求解提供了新的思路.目标跟踪问题可转化一种最优化问题,而SI具有强大的前期空间搜索能力和精准的后期局部寻优能力,部分学者基于SI优化目标跟踪.文献[14-16]提出了基于改进的细菌觅食算法、萤火虫算法、花授粉算法优化目标跟踪,鲁棒性较好;文献[17]又提出了基于教学优化与正余弦优化混合的跟踪算法,表现出较强的竞争力.以上群智能算法优化的跟踪器皆表现出较好的效果,但搜索效率和精度仍有进一步提升空间.

群体智能算法具有强大的全局搜索能力,但在多种复杂场景下缺乏适应性,并始终面临着实时性差的困扰.Mirjalili等^[18]受飞蛾生活习性启发,提出了飞蛾扑火算法(Moth-Flame Optimization, MFO),为优化领域提供了一种新的螺旋搜索范式,其特点是控制参数少、适应性强,模型易修改、鲁棒性较强且易于实现.因此,本文旨在提出一种基于飞蛾扑火优化及改进算法,以适应复杂环境下的目标跟踪,并确保跟踪的实时性.

2 基于MFOPA算法的跟踪框架设计

目标跟踪问题中的相似度模型选择可以用最大化目标函数解释,而相似度匹配的过程与最优化中可行空间的求解本质上相同.因此,目标跟踪问题转化为一种最优化问题,可用群体智能优化.

2.1 MFOPA算法

2.1.1 基于高斯分布的飞蛾种群局部寻优初始化

传统随机初始化使飞蛾尽可能遍布在所有可搜区域内,此方法应用在跟踪中并不理想.因此,本文采用高斯分布方式改进了MFO的随机初始化,利用视频序列两帧中目标的位置预测运动轨迹,让种群初始化尽可能靠拢预测目标区域,缩短全局寻优的时间,使得飞蛾更快搜寻到目标.飞蛾 M_i 满足多维高斯分布,如式(1)所示:

$$p(M_i) = \frac{1}{(2\pi)^{d/2} \cdot |\xi_t|^{1/2}} \times \exp\left(-\frac{1}{2} (M_i - \mu_t)^T \cdot \xi_t^{-1} \cdot (M_i - \mu_t)\right) \quad (1)$$

其中, ξ_t 和 μ_t 分别为 t 时刻的初始化种群的协方差矩阵及均值矩阵. μ_t 与预测得出的目标位置有关,计算公式如下:

$$\mu_t = M_{\text{best}}(t-1) + v_t \quad (2)$$

$$v_t = M_{\text{best}}(t-1) - M_{\text{best}}(t-2) \quad (3)$$

其中, M_{best} 为 t 时刻由MFO算法求得的最优解.

在高斯初始化模型中,由前两帧得到的目标位置运动距离,确定当前帧模型的运动速度,将其作为高斯模型的均值,计算当前帧飞蛾种群的初始位置.

2.1.2 MFOPA算法

(1) MFO参数更新的局限性

由飞蛾更新公式可知,飞蛾种群在迭代初期围绕局部火焰更新需要多次迭代才能靠近最优火焰,同时适应度低的飞蛾不能较快地达到最优火焰周围的局部区域,致使算法寻优效率过慢.在精度要求越高的场合,算法运算效率越低.因此本文设计了一种基于趋光-聚集度飞蛾扑火优化算法(Moth-Flame Optimization with Phototaxis-Aggregation Degree, MFOPA).

(2) 基于趋光度和聚集度的改进设计

首先,定义 $\varphi_i(k)$ 为个体飞蛾趋光速率,计算如下:

$$\varphi_i(k) = \frac{O_{\text{best}}(k) - O_i(k)}{O_{\text{best}}(k) - O_i(k-1) + \tau} \quad (4)$$

其中, $O_i(k)$ 为第 i 只飞蛾在第 k 次迭代的适应度值, $O_{\text{best}}(k)$ 为第 k 次迭代时种群的最优适应度值, τ 为正项, 防止分母为零, 可以看出, 趋光速率值越大表示个体飞蛾向最优火焰的飞行速率越快. 由个体的趋光速率提出了飞蛾个体趋光度的概念, 定义为

$$\rho_i(k) = \frac{O_{\text{best}}(k) - O_i(k)}{\varphi_{\text{best}}(k) \cdot O_{\text{best}}(k) - \varphi_i(k) \cdot O_i(k-1) + \tau} \quad (5)$$

其中, $\rho_i(k)$ 表示第 i 只飞蛾的趋光度, $\varphi_{\text{best}}(k)$ 为第 k 次迭代时飞蛾种群的最大趋光速率, 则飞蛾种群的趋光度为

$$\rho_M(k) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \rho_i(k) \quad (6)$$

式(6)中, N 是种群数量, $\rho_M(k)$ 代表了整个种群的趋光度, 当种群的趋光度高时, 表示种群以一个较小的运动趋势向理想火焰目标缓慢靠近, 当种群的趋光度低时, 则代表种群大部分个体在最优火焰周围震荡. 因此, 需要通过种群的趋光度调整参数 $r(k)$ 从而改变种群的运动状态, 参数 $r(k)$ 调整如下所示:

$$r(k) = r_{\min} + \rho_M(k) \cdot (r_{\max} - r_{\min}) \quad (7)$$

其中, r_{\min} 及 r_{\max} 分别为参数 $r(k)$ 的下界及上界, 分别设为 -2 和 -1.

此外, 飞蛾个体当距离火焰过远时, 较大的步长通常会导致飞蛾以较大惯性越过火焰, 收敛发散; 而较小的步长则会导致收敛过慢. 当飞蛾距离火焰较近时情况相反. 因此, 针对飞蛾个体设计了一个惩罚项, 定义为飞蛾的聚集度 $\beta_i(k)$, 如式(8)所示:

$$\beta_i(k) = \frac{1 - O_i(k)}{1 - \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N O_i(k)} \quad (8)$$

通过 $\beta_i(k)$ 调整飞蛾的更新距离, 使 MFO 实现快速收敛, 则飞蛾更新改进为

$$M_i(k) = \beta_i(k) \cdot d_i(k-1) \cdot e^{b\lambda} \cdot \cos(2\pi t) + F_j(k-1) \quad (9)$$

其中, $d_i(k-1) = |F_j(k-1) - M_i(k-1)|$ 为第 $k-1$ 次迭代时第 i 只飞蛾与第 j 团火焰间的距离. 参数 b 为常数, 参数 λ 定义了飞蛾下次迭代时的位置距离火焰的远近, 取值为 $[r(k), 1]$ 范围内的任意随机数.

2.2 目标跟踪框架

2.2.1 特征提取

目标跟踪过程中, 特征提取^[19]很大程度上决定了跟踪算法的性能, 能将目标信息转化为数字信息, 利用矩阵或者向量完成空间映射. 跟踪算法通过在视频序列首帧中标定跟踪目标的真实位置获取先验知识并提取目标特征, 根据目标特征在后续帧的图像搜索出与其最为匹配的目标. 因此, 本文对跟踪目标的灰度特征, CN (Color Name) 特征, FHOG (Fused Histogram of Oriented Gradient) 特征三种特征进行提取.

2.2.2 模板更新策略

基于优化算法的跟踪策略是通过目标模板与当前帧的图像进行匹配得到的, 目标模板的更新会在新一帧引入背景干扰因素, 需以较低学习率引入新的特征进行学习, 保证干扰因素造成的误差在可接受的范围内. 因此, 本文采用模板更新机制对目标模板进行补偿:

$$\gamma(t) = (1 - \phi) \cdot \gamma(t-1) + \phi \cdot \gamma_{\text{best}}(t-1) \quad (10)$$

其中, $\gamma(t)$ 表示 t 时刻的目标模板特征, 参数 ϕ 为模板特征的学习率, 设为 0.02.

2.2.3 相似度函数

相似度^[20]用来判定搜索到当前特征图像与模板特征图像相似程度的大小, 考虑到目标跟踪主要是基于约束优化问题, 余弦相似度注重距离之间的相近程度, 故将其作为优化问题的求解条件. 余弦相似度是通过两个向量在空间中的夹角的余弦值衡量个体之间相似度的方法. 假设两向量间的夹角为 θ , 则 \mathbf{a} 与 \mathbf{b} 间的余弦相似度为

$$\cos\theta = \frac{\sum_{i=1}^n (\mathbf{a}_i \mathbf{b}_i)}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (\mathbf{a}_i)^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (\mathbf{b}_i)^2}} \quad (11)$$

其中, $\cos\theta$ 取值越接近 1 表明两个向量越相似.

2.2.4 MFOPA 优化跟踪框架

跟踪目标由跟踪视频序列图像中的像素坐标位置及目标的尺度构成, 因此, 设飞蛾变量 $\mathbf{M}_i = (m_{xi}, m_{yi}, s)$, 其中 m_{xi} 和 m_{yi} 为飞蛾变量 \mathbf{M}_i 在图像中的像素坐标位置, s 为跟踪目标的尺度因子. 飞蛾代表了搜寻的模板, 并通过围绕最优火焰螺旋更新引领飞蛾个体定位到最终目标, 飞蛾个体在火焰周围探索的这种交互机制, 使得飞蛾种群向理想目标运动的同时避免了陷入局部最优. 因此, 本文提出了一种 MFOPA 新型跟踪器, 首先高斯初始化飞蛾种群的分布, 利用 FHOG 特征提取飞蛾种群中每个个体的特征, 再通过余弦相似度指标匹配特征模板与个体飞蛾之间的相似度, 通过相似度大小排序飞蛾位置, 在迭代完成时输出最优飞蛾即目标位置, 若非最后一帧, 则更新匹配模板后进入下一帧跟踪. 流程图如图 1 所示.

2.3 实验测试

为了验证提出的基于 MFOPA 的跟踪框架在复杂场景下的跟踪效果, 选取 MFO、GWO 和 SMA 进行实验对比, 验证本文算法的优越性.

选取 UAV123^[21] 中的视频序列 car10 进行定性分析如图 2 所示, 包含的复杂情况有相似目标干扰、无人机相机运动、轻微遮挡.

在跟踪初始的前几帧背景干扰因素较少, 对比算

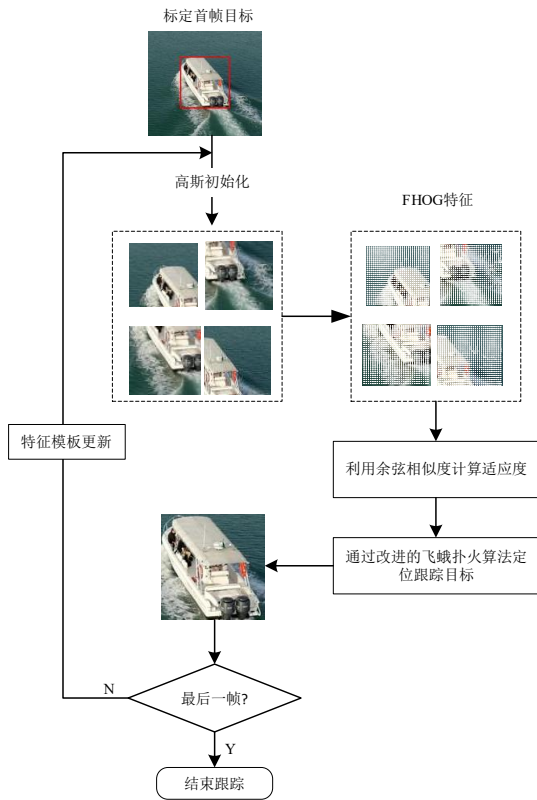


图1 基于改进飞蛾扑火算法的跟踪框架流程图

辆,其余算法继续稳定跟踪.210帧时无人机相机角度开始变化,同时两帧间目标物体像素位移增大,此时GWO跟踪算法与MFO跟踪算法均出现跟踪窗口漂移.308帧时跟踪车辆被轻微遮挡,GWO与MFO跟踪算法跟踪到后面车辆的相似特征,在跟踪后期丢失目标.而MFOPA与SMA跟踪算法能一直稳定跟踪目标,其中SMA跟踪算法在跟踪过程中有轻微漂移.综合来看,MFOPA跟踪算法在car10数据集的性能优于其他对比算法.

3 动态自适应特征融合的MFOPA 优化跟踪器设计

3.1 自适应加权特征融合的模板特征

基于单特征的跟踪算法较难适应在变化场景下的目标定位,而多特征可以更有效地从背景中分离出前景目标.在目标发生形变或旋转变小时,CN特征具有良好的跟踪性能,但很难区分两个颜色组成成分相似的目标,在发生光照变化时极易导致跟踪目标丢失.FHOG特征具有计算快速且对光照不敏感的特性,然而在目标发生形变时效果较差.因此,31维的FHOG特征与10维的CN特征互补,将两者加权融合后并加入1维描述图像亮度的灰度特征构成一个42维的特征.针对固定权值将会导致融合特征可靠性降低的问题,提出一种自适应调整特征融合的模板特征,在不同环境中可以提升优势特征权重并降低另一种特征,更适合处理形变、光照变化等问题.

首先提出利用当前特征与理想特征的差值作为该特征的损失值.FHOG特征与CN特征的损失值 $L_{FHOG}(t)$ 与 $L_{CN}(t)$ 如下:

$$L_{FHOG}(t) = (\gamma_{FHOG}(t) - \bar{\gamma}_{FHOG}(t-1))^2 \quad (12)$$

$$L_{CN}(t) = (\gamma_{CN}(t) - \bar{\gamma}_{CN}(t-1))^2 \quad (13)$$

其中, $\gamma_{FHOG}(t)$ 与 $\gamma_{CN}(t)$ 分别为 t 时刻定位目标的FHOG与CN特征, $\bar{\gamma}_{FHOG}(t-1)$ 与 $\bar{\gamma}_{CN}(t-1)$ 为上一时刻融合模板的FHOG与CN特征.为保证两个特征损失值在同一水平比较,将特征损失值归一化处理:

$$Z_{FHOG}(t) = \frac{L_{FHOG}(t) - \min(L_{FHOG}(t))}{\max(L_{FHOG}(t)) - \min(L_{FHOG}(t))} \quad (14)$$

$$Z_{CN}(t) = \frac{L_{CN}(t) - \min(L_{CN}(t))}{\max(L_{CN}(t)) - \min(L_{CN}(t))} \quad (15)$$

其中, $Z_{FHOG}(t)$ 与 $Z_{CN}(t)$ 分别为归一化后的特征损失值,max与min为求得的最大和最小值.为了使每个特征在下一帧最大限度发挥优势,可自适应调整特征的权值为:

$$\omega_{FHOG}(t) = \frac{\text{sum}(Z_{CN}(t))}{\text{sum}(Z_{FHOG}(t)) + \text{sum}(Z_{CN}(t))} \quad (16)$$

$$\omega_{CN}(t) = 1 - \omega_{FHOG}(t) \quad (17)$$



图2 car10视频序列定性分析图

法与MFOPA跟踪算法均能稳定跟踪.112帧时目标车辆周围出现相似车辆,MFO跟踪算法误定位到相似车

其中, $\omega(t)$ 为当前帧特征的融合权重, sum 代表特征矩阵各对应值相加. 单一通道的灰度特征不会大幅改变特征的表述能力, 因此固定灰度特征的权值, 自适应改变 CN 与 FHOOG 特征的权值, 则自适应加权融合特征如下:

$$\gamma(t) = 0.7(\omega_{\text{FHOOG}}(t) \cdot \gamma_{\text{FHOOG}}(t) + \omega_{\text{CN}}(t) \cdot \gamma_{\text{CN}}(t)) + 0.3\gamma_{\text{GRAY}}(t) \quad (18)$$

图3为 FHOOG 特征与 CN 特征随帧数变化的权值变换曲线图. 可以看出在目标环境光照不变, 特征变化稳定. 在光照发生突变, CN 特征损失值增大, 模板迅速降低 CN 特征的权值并采取 FHOOG 特征作为主特征匹配目标. 后续随着模板的更新, CN 特征与 FHOOG 特征的权值渐渐趋于一致.

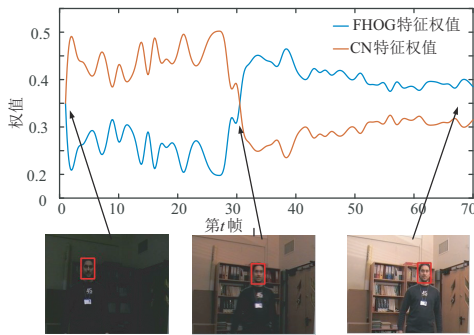


图3 FHOOG与CN特征权值随环境变化示意图

3.2 动态模板更新策略

静态模板更新策略会导致学习到过多的无效背景信息将可能导致跟踪失败, 因此需要选择合适的学习率保证跟踪稳定性.

由前文可知, 基于群智能优化的跟踪算法通过适应度匹配目标与理想特征模板的相似度, 其值在目标发生剧烈变化时, 由于特征的相似度变化会急剧降低, 在一定程度上反映了目标特征的变化情况. 因此本文基于此提出了一种动态模板更新策略.

第 t 帧匹配到的最优目标模板为 $\gamma_{\text{best}}(t)$, 其对应的飞蛾适应度值为 O_{best} , 则动态模板学习率为

$$\phi_t = \frac{\phi_{\text{max}}}{1 + q_1 \times \exp(-q_2 (\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n O_{\text{best}}(t) - 0.8))} \quad (19)$$

其中, ϕ_t 为当前帧的动态学习率, ϕ_{max} 为学习率的峰值, 设为 0.04, q_1 与 q_2 为调整参数, 决定遮挡检测的适应度阈值, 分别设为 10 和 5, $O_{\text{best}}(t)$ 为飞蛾扑火算法在 t 帧优化结束后最优适应度值.

则匹配模板的动态更新策略为

$$\gamma(t) = (1 - \phi(t)) \cdot \gamma(t) + \phi(t) \cdot \gamma_{\text{best}}(t-1) \quad (20)$$

动态自适应特征加权融合的 MFOPA 跟踪器中, 跟踪的第 t 帧流程如图4所示.

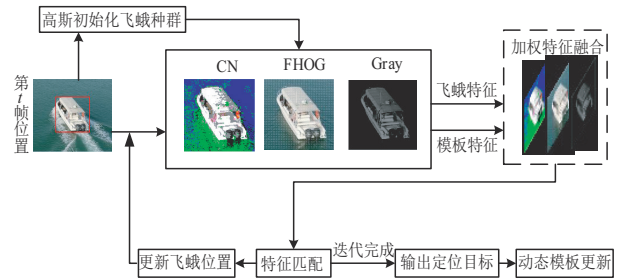


图4 第 t 帧动态自适应特征加权融合的 MFOPA 跟踪器流程

3.3 实验结果与分析

3.3.1 实验测试

硬件平台为 Intel Core i7-11800H 16CPUs 2.3 GHz、RTX3060 GPU、16 GB 内存的计算机, 软件平台为 Matlab R2020b. 选取 UAV123^[19] 中几个具有挑战性的视频序列进行测试, 其中包括 car3、wakeboard2、person12_1 和 person11 涵盖的复杂情况有相似目标、无人机高空拍摄、大幅形变、阴影、角度变化. 对比算法选取 FDSST^[4]、CSK^[5]、KCF^[6]、CN^[22], 动态多特征加权融合的飞蛾扑火优化跟踪器用 Ours 表示.

为了评价跟踪器的效果, 对跟踪结果从定量和定性的角度进行分析, 其中定量分析即以中心位置误差, 重叠率为评价指标分析跟踪性能.

(1) 定性分析

如图5分别为5种算法在 car3、wakeboard2、person12_1 和 person11 视频序列上的定性分析图.

car3 数据集由高空无人机拍摄, 目标分辨率较低, 对特征表述精准度要求较高. 在 378 帧时, 跟踪目标周围出现相似车辆, 本文算法及对对比算法均可准确定位目标; 1371 帧时, KCF 和 CN 算法开始出现轻微漂移; 1717 帧时, 由于 KCF 学习到大量背景信息导致跟踪失败, 除本文算法外, 其他对对比算法均出现不同程度漂移.

wakeboard2 包含目标剧烈突变情况, 两帧之间的目标位置变化达到 40 像素, 且随着目标的大幅形变, 因此对算法要求较高. 图5(b)可以看出, 191 帧时目标发生快速突变, KCF 由于边缘效应逐渐丧失目标位置, 并在 355 帧时 KCF、CSK 及 CN 算法彻底丢失目标; 454 帧时跟踪目标发生剧烈形变, FDSST 也发生偏移, 但仍能勉强跟踪目标; 653 帧时目标突变与形变同时发生, FDSST 彻底丢失目标, 而提出算法始终保持稳定跟踪.

person12_1 视频序列存在着无人机拍摄角度变化及阴影等复杂情况. 由图5(c)可知, 本文算法及对对比算法在 151 帧前都能保证稳定跟踪; 250 帧时目标处于明暗变化时, CN 算法由于采用单一颜色特征, 导致大幅漂移; 601 帧时除 CN 算法, 各算法跟踪情况良好.

Person11 数据集存在部分遮挡、形变及角度变化.

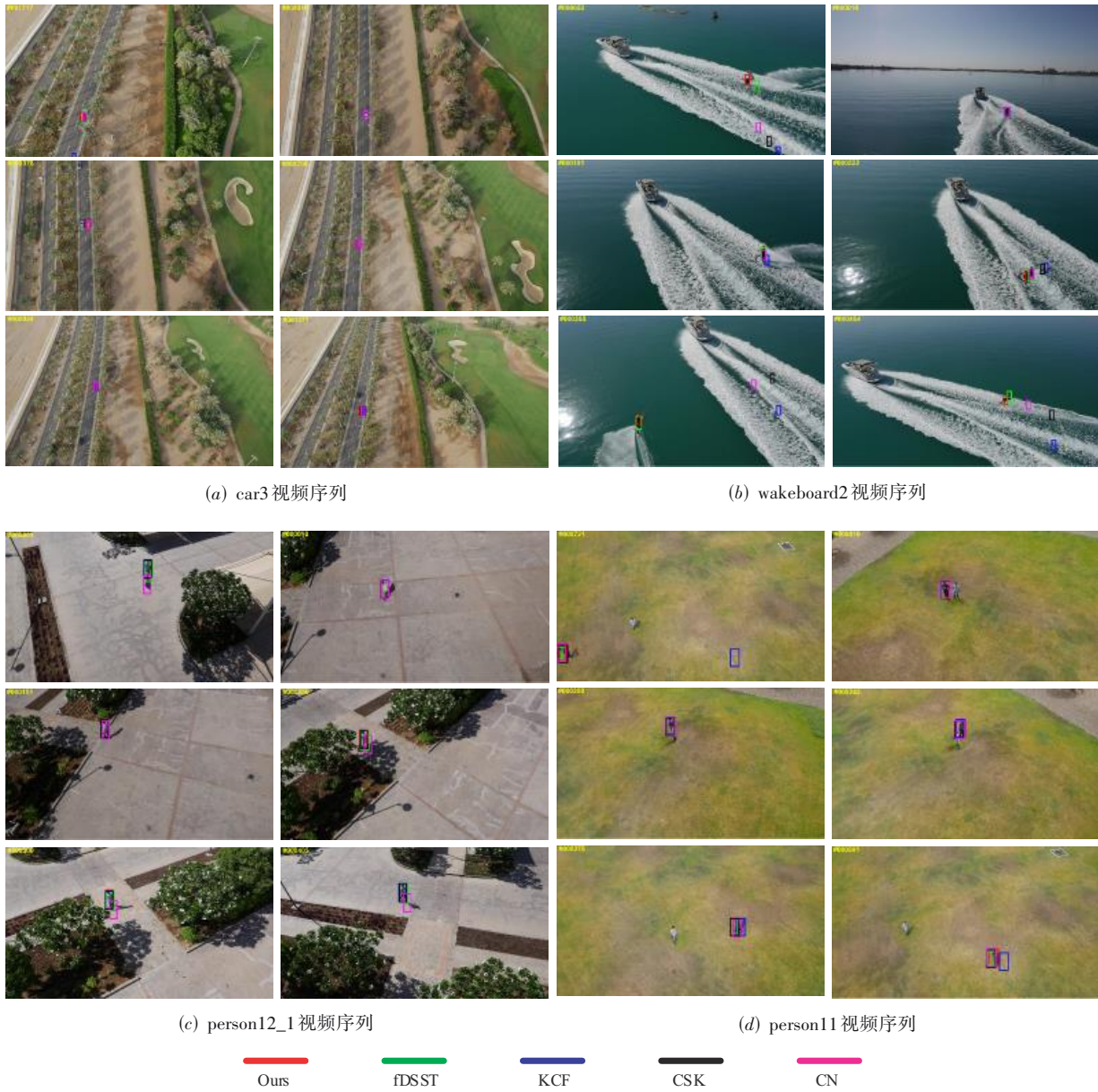


图5 各视频序列定性分析图

在 200 帧到 242 帧中目标遇到遮挡,除 CSK 与 CN 算法发生轻微漂移外,各算法跟踪状态良好;375 帧时目标发生形变及拍摄角度变化,CSK 及 CN 算法大幅偏移;591 帧时发生第二次形变,KCF 丢失目标;721 帧时 FDSST 由于偏移导致尺度变换过小,本文算法始终保持稳定跟踪。

(2) 定量分析

如表 1,图 6 分别为 5 种算法在 car3、wakeboard2、person12_1 和 person11 视频序列上的客观评价指标。

本文算法的运行速度为 31.6 帧/s,成功率和精确度分别为 61.5% 和 87.45%。与其他几种算法相比,本文算

表 1 算法速度对比

单位:帧/s

| Ours | FDSST | CN | CSK | KCF |
|------|-------|------|-------|-------|
| 31.6 | 50.2 | 99.5 | 304.6 | 168.2 |

法在成功率和精确度得到提升的同时,速度上仍满足实时性。在 car3 视频序列中,面对目标尺度较小及相似车辆等复杂情况,本文算法在中心位置误差和重叠率上的表现相对 KCF 及 CN 算法提升较大,跟踪精确度相比 FDSST 及 CN 算法分别提升了 1.6% 和 3.1%。从 wakeboard2 视频序列中客观指标表现来看,CN、CSK 及 KCF 算法由于前期跟踪的丢失导致中心位置误差和重叠率

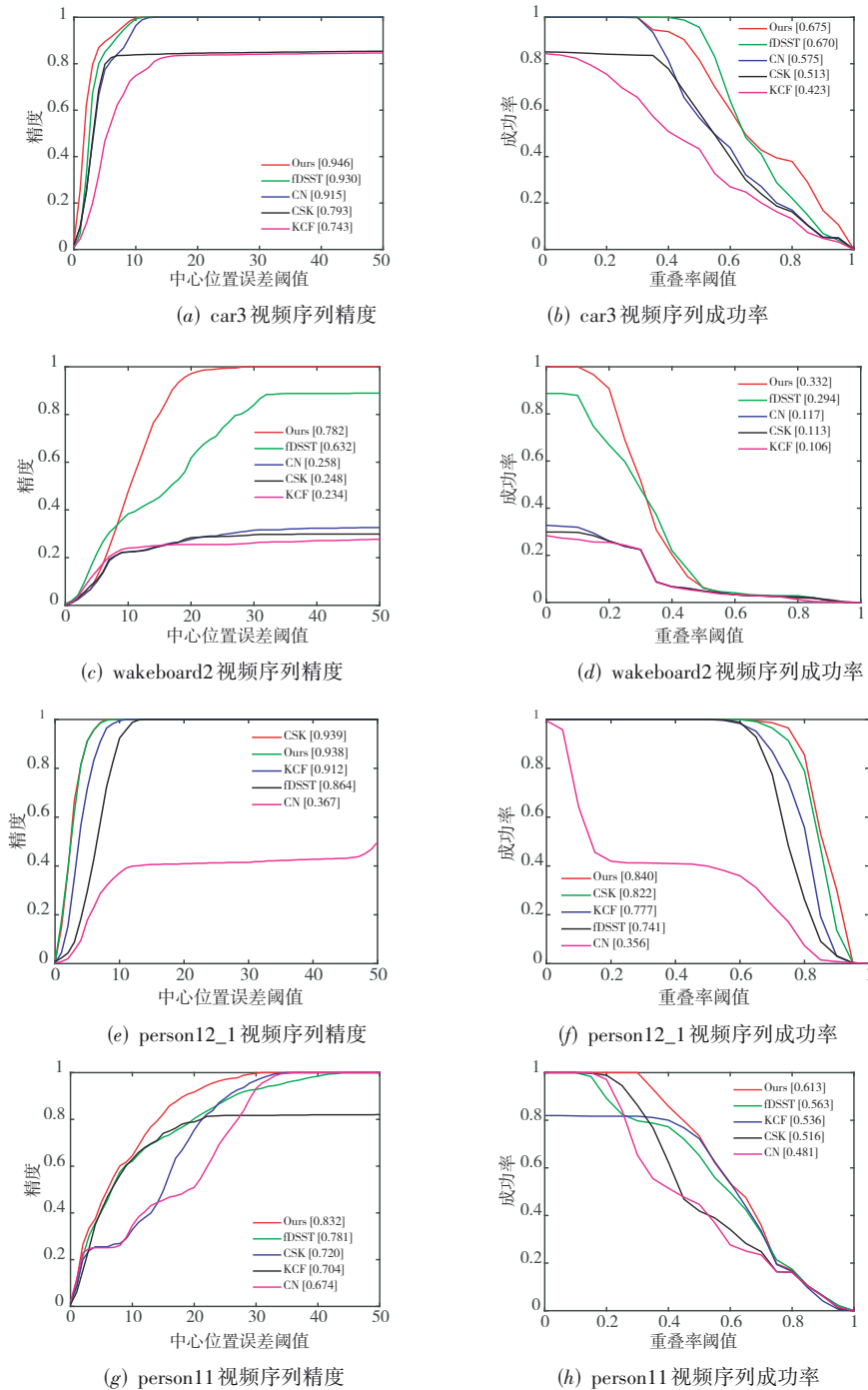


图6 各视频序列定量分析图

表现较差,相比于FDSST,本文算法精确度提升了15%。在person12_1视频序列中,CN算法表现较差,本文算法精确度相比CSK算法基本持平,比KCF及FDSST算法分别提升了2.6%和7.4%。在person11视频序列中,本文算法的跟踪精度达到83.2%,相比其余对比算法,本文算法表现最优。综合定量分析与定性分析来看,本文算法设计了多特征自适应融合和动态模板更新策略,有助于算

法在应对遮挡等复杂情况时有效减少无效信息的学习,当目标在姿态变化及光照变化时能够改变各特征的重,适应不同的环境变化。

3.3.2 实验验证

选取天津大学-数据集DroneVehicle^[23]进行验证,涵盖的复杂情况有相似目标、无人机高空拍摄、角度变化等。如图7为本文算法在DroneVehicle数据集上的跟踪效果图。



图7 DroneVehicle数据集跟踪效果图

人为标定图像第一帧的目标车辆并获取特征,利用MFOPA跟踪器计算后续图像序列中目标车辆的确切位置.对DroneVehicle数据集进行定性分析的结果进一步验证了本文算法在应对图像模糊、角度变化、相似目标等多种干扰因素时具有较好的跟踪准确性和鲁棒性.

4 结论与展望

本文研究了群智能算法与目标跟踪的内在联系,提出了一种基于MFOPA算法的目标跟踪器,并结合动态自适应特征融合及动态模板更新策略实现了无人机长期目标跟踪.实验结果表明,提出的方法在无人机场景变化下有较强的特征表述能力,提升了跟踪的鲁棒性,具有较好的跟踪成功率与精确度,在无人机角度变化、相似背景干扰及严重遮挡等复杂情况下具有良好的适应性.

本文后续拟针对如下工作进一步开展研究:MFOPA优化跟踪器的跟踪性能取决于自身的参数设置,一般情况下,迭代及种群数量设置越高,目标定位的精度就越高,但同时也增加了计算的复杂度,如何平衡这一矛盾,是接下来研究的重点之一.

参考文献

[1] 孟磊, 杨旭. 目标跟踪算法综述[J]. 自动化学报, 2019, 45(7): 1244-1260.
MENG Lu, YANG Xu. A survey of object tracking algo-

rithms[J]. Acta Automatica Sinica, 2019, 45(7): 1244-1260. (in Chinese)

- [2] RISTAN M, MATAS J, LEONARDIS A, et al. A novel performance evaluation methodology for single-target trackers[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2016, 38(11): 2137-2155.
- [3] 李康, 李亚敏, 胡学敏, 等. 基于卷积神经网络的鲁棒高精度目标跟踪算法[J]. 电子学报, 2018, 46(9): 2087-2093.
LI Kang, LI Ya-min, HU Xue-min, et al. A robust and accurate object tracking algorithm based on convolutional neural network[J]. Acta Electronica Sinica, 2018, 46(9): 2087-2093. (in Chinese)
- [4] DANELLJAN M, HAGER G, KHAN F S, et al. Discriminative scale space tracking[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2016, 39(8): 1561-1575.
- [5] HENRIQUES J F, CASEIRO R, MARTINS P, et al. Exploiting the circulant structure of tracking-by-detection with kernels[C]//Computer Vision — ECCV 2012. Heidelberg: Springer, 2012: 702-715.
- [6] HENRIQUES J F, CASEIRO R, MARTINS P, et al. High-speed tracking with kernelized correlation filters[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2015, 37(3): 583-596.
- [7] BERTINETTO L, VALMADRE J, HENRIQUES J F, et al. Fully-convolutional Siamese networks for object tracking[C]//Computer Vision — ECCV 2016 Workshops. Cham: Springer, 2016: 850-865.
- [8] 孙锐, 方林凤, 梁启丽, 等. 孪生网络框架下融合显著性和干扰在线学习的航拍目标跟踪算法[J]. 电子与信息学报, 2021, 43(5): 1414-1423.
SUN Rui, FANG Lin-feng, LIANG Qi-li, et al. Siamese network combined learning saliency and online learning Interference for aerial object tracking algorithm[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2021, 43(5): 1414-1423. (in Chinese)
- [9] 黄鹤, 李文龙, 吴琨, 等. 基于ALCE-SSA优化的三维无人机低空突防[J]. 南京大学学报(自然科学), 2022, 58(3): 448-459.
HUANG He, LI Wen-long, WU Kun, et al. 3D UAV low altitude penetration optimization based on ALCE-SSA[J]. Journal of Nanjing University (Natural Science), 2022, 58(3): 448-459. (in Chinese)
- [10] 黄鹤, 李潇磊, 杨澜, 等. 引入改进蝠鲼觅食优化算法的水下无人航行器三维路径规划[J]. 西安交通大学学报, 2022, 56(7): 9-18.

- HUANG He, LI Xiao-lei, YANG Lan, et al. Three-dimensional path planning of unmanned underwater vehicle based on improved manta ray foraging optimization algorithm[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2022, 56(7): 9-18. (in Chinese)
- [11] XUE Jian-kai, SHEN Bo. A novel swarm intelligence optimization approach: Sparrow search algorithm[J]. Systems Science & Control Engineering, 2020, 8(1): 22-34.
- [12] MIRJALILI S, MIRJALILI S M, LEWIS A. Grey wolf optimizer[J]. Advances in Engineering Software, 2014, 69: 46-61.
- [13] LI Shi-min, CHEN Hui-ling, WANG Ming-jing, et al. Slime mould algorithm: A new method for stochastic optimization[J]. Future Generation Computer Systems, 2020, 111(1): 300-323.
- [14] NGUYEN H T, BHANU B. Real-time pedestrian tracking with bacterial foraging optimization[C]//2012 IEEE Ninth International Conference on Advanced Video and Signal-Based Surveillance. Piscataway: IEEE, 2012: 37-42.
- [15] GAO Ming-liang, HE Xiao-hai, LUO Dai-sheng, et al. Object tracking using firefly algorithm[J]. IET Computer Vision, 2013, 7(4):227-237.
- [16] GAO Ming-liang, ZANG Yuan-ru, SHEN Jin, et al. Visual tracking based on flower pollination algorithm[C]//2016 35th Chinese Control Conference (CCC). Piscataway: IEEE, 2016: 3866-3868.
- [17] NENAVATH H, JATOTH R K. Hybrid SCA-TLBO: a novel optimization algorithm for global optimization and visual tracking[J]. Neural Computing and Applications, 2019, 31(9): 5497-5526.
- [18] MIRJALILI S. Moth-flame optimization algorithm: A novel nature-inspired heuristic paradigm[J]. Knowledge-Based Systems, 2015, 89(11): 228-249.
- [19] 黄鹤, 胡凯益, 宋京, 等. 雾霾线求解透射率的二次优化方法[J]. 西安交通大学学报, 2021, 55(8): 130-138.
HUANG He, HU Kai-yi, SONG Jin, et al. Quadratic optimization method for solving transmittance of haze line [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2021, 55(8): 130-138. (in Chinese)
- [20] 李维刚, 甘平, 谢璐, 等. 基于样本对元学习的小样本图像分类方法[J]. 电子学报, 2022, 50(2): 295-304.
LI Wei-gang, GAN Ping, XIE Lu, et al. A few-shot image classification method by pairwise-based meta learning[J]. Acta Electronica Sinica, 2022, 50(2): 295-304. (in Chinese)
- [21] MUELLER M, SMITH N, GHANEM B. A benchmark and simulator for UAV tracking[C]//Computer Vision—ECCV 2016. Cham: Springer, 2016: 445-461.
- [22] DANELLJAN M, KHAN F S, FELSBURG M, et al. Adaptive color attributes for real-time visual tracking[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway: IEEE, 2014: 1090-1097.
- [23] ZHU Peng-fei, SUN Yi-ming, WEN Long-yin, et al. Drone based RGBT vehicle detection and counting: A challenge [EB/OL]. [2020-03-05]. <https://arxiv.org/abs/2003.02437v1>.

作者简介



黄鹤 男, 1979年2月出生, 现为长安大学教授, 博士生导师, 主要研究方向是无人机测控, 信息融合等.

E-mail: huanghe@chd.edu.cn



李文龙 男, 1999年4月出生. 现为长安大学硕士研究生, 主要研究方向是模式识别, 目标跟踪等.

E-mail: 691508561@qq.com



吴琨 男, 1996年6月出生, 现为长安大学硕士研究生, 主要研究方向是信息融合, 路径规划.

E-mail: 493817310@qq.com



杨澜(通讯作者) 女, 1985年7月出生, 现为长安大学信息工程学院高级工程师, 主要研究方向是车联网.

E-mail: lanyang@chd.edu.cn

王会峰 男, 1976年12月出生, 现为长安大学教授, 博士生导师, 主要研究方向是机器视觉与图像处理技术.

E-mail: hfwang@chd.edu.cn

王萍 女, 现为中山大学智能工程学院教授. 主要研究方向是交通大数据, 智能机器人, 深度学习, 数据融合, 智能交通.

E-mail: pingwang@chd.edu.cn