

引入显著特征空间的抗遮挡红外目标跟踪

马天义, 张会香, 宋敏敏, 钮赛赛

(上海航天控制技术研究, 上海 201109)

摘要: 针对红外目标跟踪过程中目标纹理信息缺乏, 与背景灰度呈现强耦合性, 特别是在遮挡情况下目标特征信息链断裂, 特征信息无法延续的实际跟踪问题, 提出了基于显著特征空间的抗遮挡跟踪算法。首先通过分析红外目标特性, 利用多尺度显著性、对比度和信息熵等信息生成显著特征向量空间, 结合超像素特征距离和空间距离对区域进行聚类融合, 突出目标区域, 生成显著图。然后融合显著区域和原图, 生成多个目标候选区作为跟踪算法输入。最后通过目标的空间分布场矩阵对全局的候选区域进行匹配, 同时建立遮挡检测机制, 基于显著区连通区变化和特征相似度变化曲线对遮挡的起始进行判断, 结合遮挡判定设置模型更新策略。在不同红外测试集上的实验结果表明: 所提算法在遮挡情况下也能达到较好的跟踪效果, 有效增强了跟踪算法的鲁棒性。

关键词: 红外目标跟踪; 显著特征; 分布场

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A **DOI:** 10.3788/IRLA201746.0304002

Anti-occluded infrared target tracking with salient feature space

Ma Tianyi, Zhang Huixiang, Song Minmin, Niu Saisai

(Shanghai Institute of Spaceflight Control Technology, Shanghai 201109, China)

Abstract: Aiming at the lack of target texture information in infrared target tracking, strong coupling between the target and the background, and the case of occlusion causing that the characteristic information cannot be extended, the anti-occlusion algorithm for infrared target tracking with salient feature space was proposed. Firstly, by analyzing the characteristics of the infrared target, the salient feature space was generated by using multi-scale saliency, contrast and information entropy, and the regions were clustered with the super-pixel feature distance and spatial distance to highlight the infrared target area. By quantifying the different regions of the infrared image, the saliency map was generated. Based on the saliency map and the original image, a plurality of target candidate regions was generated as the tracking algorithm's input. Finally, the spatial distribution field matrices of the infrared target were matched by way of the global candidate regions. At the same time, the occlusion detection mechanism on account of the change of the salience regions and the inter-frame variation curve of feature similarity was established. Experimental results on different IR test sets show that the proposed infrared target algorithm can achieve better tracking performance under the occlusion condition, which effectively enhances the robustness of the tracking algorithm.

Key words: infrared target tracking; saliency feature; distribution fields

收稿日期: 2016-07-10; 修订日期: 2016-08-20

基金项目: 上海航天科技创新基金(SAST2016073)

作者简介: 马天义(1976-), 男, 高级工程师, 主要从事光电探测制导技术方面的研究。Email: 458508175@qq.com

0 引言

红外目标跟踪技术一直是红外精确制导和红外跟瞄系统设计及应用的核心与难点,然而受探测器分辨率、像元尺寸和空间采样率的限制,探测采样后的红外图像对比度低、信噪比差、目标边缘模糊、纹理不突出,目标与背景灰度呈现强耦合特性,可用于准确描述目标的信息量较少,特别是在目标被遮挡的情况下,目标信息链路被破坏,信息无法延续和继承,目标与遮挡物体再次分离时,难以从复杂图像中重新捕获目标,实现目标的有效识别和稳定跟踪,这成为红外精确制导和跟踪系统中急需解决的实际问题。

经典的红外目标跟踪方法主要有:均值漂移法^[1]、光流法^[2]、模板匹配法^[3]等,均值漂移法基于目标的直方图特征进行跟踪,当背景的直方图分布和目标类似时,或有干扰物体遮挡目标时,易发生错跟;光流法利用图像序列在时间域上的变化计算运动场,解算相邻帧间目标的对应关系,易受光照变化影响,在低信噪比背景下稳健性较差;模板匹配法主要通过建立完善的模板库和相应的相似性度量函数进行匹配,缺点是搜索空间庞大,且当目标发生形变或遮挡时,匹配度急剧下降。

近年来,基于判别式模型的目标跟踪问题^[4]获得了广泛的关注,包括 MIL^[5]、TLD^[6]、Struck^[7]等,通过特征链和在线学习的思想,建立目标表征、模型更新和跟踪反馈的机制。文中结合目标特征模型和描述子匹配更新的思想,针对红外目标被遮挡情况下目标特征信息链断裂,特征信息无法延续的实际跟踪问题,提出了基于视觉显著特征的分布场红外目标跟踪方法,改进视觉显著性算法和分布场描述子,设计了目标从粗定位到精定位的跟踪算法,在目标被遮挡的情况下,也能保持算法的鲁棒性。

针对红外目标特性对视觉显著特征进行融合,通过相似度聚类分析,突出目标区域;在目标被遮挡情况下,能够对目标和遮挡区域进行粗定位,并且能在目标和遮挡物分离时,提取多个显著区域

作为目标候选区输入。跟踪算法以目标像素的空间分布匹配为基础,对分布场描述子进行改进,以全局的显著区域替代局部搜索区,保证搜索的最优性;优化模型更新策略,融合显著区域输出变化和特征匹配度曲线对遮挡进行判断,在遮挡发生时,停止模型更新,并在遮挡结束时,恢复更新,遮挡产生时,目标特征受遮挡物影响产生失真,需保持遮挡前目标特征向量,并在遮挡结束时,恢复模型更新策略,增强遮挡情况下算法跟踪性能的鲁棒性。

1 显著性计算模型

从特征分析的层面,红外目标与背景存在一定的特征差异,包括亮度、对比度、纹理等特征;文中从特征分析的角度对显著区域进行提取,融合多特征建立红外目标显著性模型。首先对原始图像进行超像素分割,基于生成的超像素图,计算各像素块的区域特征。根据求取的特征向量和像素块的空间距离信息,对超像素区域进行聚类融合,最后进行显著度量化,生成显著性图谱,突出目标区域特征,流程图如图 1 所示。

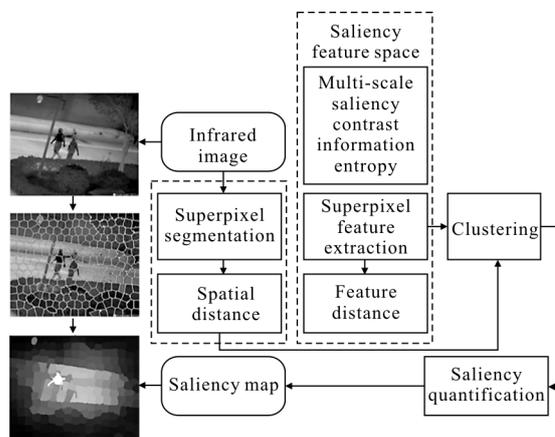


图 1 显著性计算模型流程图

Fig.1 Flow chart of saliency calculation model

1.1 超像素分割

超像素分割是将图像中具有相似性质的像素进行聚类,属于图像过分割算法,如图 2 所示。文中基于 SLIC(Simple Linear Iterative Clustering)算法^[8],对像素点进行聚类,得到区域级图像,通过对原始信息的抽象组合,获得更为高效的表示方式。



图 2 超像素分割

Fig.2 Superpixel segmentation

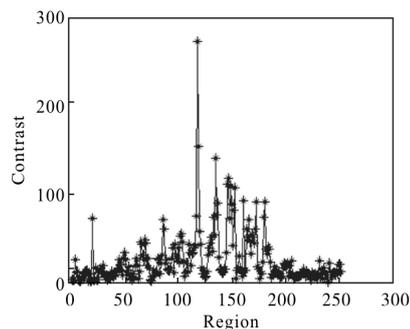


图 4 超像素区域对比度变化曲线

Fig.4 Area contrast curve of superpixel

1.2 目标特征度量

针对红外图像的特性,从多尺度显著性^[9]、灰度对比度和信息熵多个维度生成特征向量空间,进行特征融合,提取以下特征。

(1) 多尺度显著性是在频谱残差法显著性模型的基础上进行扩展而来:

$$I^s(p) = g(p) * F^{-1} [\exp(R(f) + (P(f)))^2] \quad (1)$$

$$MS(w, \theta_{MS}^s) = \sum_{\{p \in w | I_{MS}^s(p) \geq \theta_{MS}^s\}} I_{MS}^s(p) * \frac{|\{p \in w | I_{MS}^s(p) \geq \theta_{MS}^s\}|}{|w|} \quad (2)$$

式中: $g(p)$ 为高斯平滑滤波器; F^{-1} 为快速傅里叶逆变换; $R(f)$ 和 $P(f)$ 分别为图像 f 的频谱残差和谱相图,可得尺度为 S 的显著性图 $I^s(p)$,分别求得多个尺度下的显著性图 $I_{MS}^s(p)$,按公式(2)进行融合, θ_{MS}^s 为显著性阈值, $|w|$ 为区域内像素个数,最终计算出区域 w 的显著值。图 3 为多尺度显著性图。



图 3 多尺度显著性图

Fig.3 Multi-scale saliency map

(2) 对比度通过计算灰度共生矩阵的反差得到:

$$\text{contrast} = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N (i-j)^2 p(i,j) \quad (3)$$

式中: N 为图像灰度级数,等价于灰度共生矩阵阶数; $p(i,j)$ 为灰度共生矩阵第 i 行第 j 列的数值。

将超像素块按行展开,各个区域的对比度变化曲线如图 4 所示,目标区域像素块附近的对比度有较大的跃升。

(3) 图像信息熵

信息熵值可以反映目标图像纹理的复杂度情况,计算公式如下:

$$H = \sum_{l=0}^{N-1} p(l) \log_2 p(l) \quad (4)$$

式中: N 为图像灰度级数; $p(l)$ 为图像灰度级出现的概率。

各个区域的信息熵变化曲线如图 5 所示,当经过目标区域时,图像纹理出现一定变化,信息熵值相应增大。

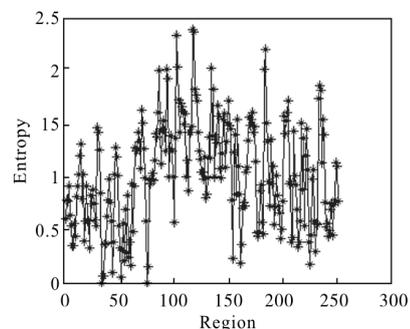


图 5 超像素区域信息熵变化曲线

Fig.5 Information entropy change curve of superpixel

1.3 区域聚类融合

基于超像素区域的特征向量和空间距离信息,算法采用 Alex 等人提出的聚类算法^[10],对超像素区域进行聚类融合。距离矩阵 $D=[d_{ij}]_{N \times N}$ 定义如下:

$$d_{ij} = \frac{\|F_i - F_j\|_2 + \sigma \|Z_i - Z_j\|_2}{\sqrt{1 + \sigma^2}} \quad (5)$$

设 X 为 m 维向量,则:

$$\|X\|_2 = \|(x_1, x_2, \dots, x_m)\|_2 = \left(\sum_{i=1}^m |x_i|^2 \right)^{1/2} \quad (6)$$

式中: F_i, F_j 分别为区域 i 和区域 j 的特征向量; Z_i 和

Z_i 分别为区域 i 和区域 j 的中心像素的空间向量; σ 为调节参数, 当取 1 时, 空间距离度量和特征距离度量权重相同。

1.4 区域显著性图

通过特征向量大小对融合后的区域显著性值进行量化, 在 OTCBVS(Object Tracking and Classification in and Beyond the Visible Spectrum) 红外公开数据集上和实拍红外数据上部分检测效果如图 6 所示, 背景得到有效抑制从而突出目标区域, 由生成的显著性区域作为跟踪框的候选区, 提高跟踪算法的鲁棒性。



图 6 区域显著性图

Fig.6 Saliency map of regions

2 目标分布场模型

红外目标特性本质上是灰度的空间分布信息组合, 分布场描述子通过对灰度值的量化分析和空间位置匹配, 建立像素特征值的概率分布矩阵对目标特性进行刻画。

文中对 Sevilla-Lara 等人提出的分布场描述子^[1]进行改进, 以全局的显著区域替代局部搜索区, 在目标发生帧间快速运动时, 保持有效锁定状态; 同时优化模型更新策略, 结合显著区域的连通区域分析和目标特征帧间相似度变化曲线对遮挡进行判断, 遮挡产生时, 目标特征受遮挡物影响产生失真, 需保持遮挡前目标特征向量, 并在遮挡结束时, 恢复模型更

新策略, 增强遮挡情况下算法跟踪性能的鲁棒性。

2.1 分布场描述

分布场描述子通过对原始图像进行灰度分层, 并赋予每层相应的特征值, 利用 Kronecker delta 函数对像素特征值进行匹配, 如公式(3)所示。当特征空间为灰度值时, 其取值范围为 0~255, 设图像 I 维度为 $W \times H$, 则建立的分布场维度为 $W \times H \times 256$ 。考虑到邻近灰度值分布的相似性和实际场景中灰度的层次分布特性, 可将相邻的灰度层聚合成同一层, 对分布场进行简化, 加速运算过程。当分层数设定为 n 时, 简化后的灰度空间分布场维度为 $W \times H \times n$, 数学表达式如公式(10)所示, $d_n(i, j, k)$ 为分布场的第 k 层图像。

$$d(i, j, k) = \begin{cases} 1, & I(i, j) = k \\ 0, & I(i, j) \neq k \end{cases} \quad (10)$$

$$d_n(i, j, k) = \begin{cases} 1, & \text{Gray}(i, j) \in [k \cdot 256/n, (k+1) \cdot 256/n] \\ 0, & \text{Gray}(i, j) \notin [k \cdot 256/n, (k+1) \cdot 256/n] \end{cases} \quad k=0, 1, \dots, n-1 \quad (11)$$

由于目标的空间位置分布存在不确定性, 为此引入高斯平滑对目标分布场作进一步处理, 首先在空间域范围内对各层灰度分布进行逐层高斯滤波, 如公式(12)所示, $*$ 代表卷积操作符, h_{σ_s} 代表标准差为 σ_s 的二维高斯卷积核, 空间滤波后的分布场 $d_s(k)$ 反映了目标空间位置的不确定性, 第 k 层的某个像素特征值不为 0 时, 代表原始图像在其坐标附近存在灰度值范围为 $[k \cdot 256/n, (k+1) \cdot 256/n]$ 的像素点。

$$d_s(k) = d(k) * h_{\sigma_s} \quad (12)$$

同时由于目标运动、光照变化和遮挡等因素带来目标像素值在一定范围内的波动, 为此在特征域范围内对层间灰度分布进行滤波, 使非 0 特征值按高斯分布往相邻层间扩展, 如公式(13)所示, h_{σ_f} 代表标准差为 σ_f 的一维高斯卷积核。

$$d_{ss}(i, j) = d_s(i, j) * h_{\sigma_f} \quad (13)$$

经过空间域和特征域滤波后的分布场, 各个像素在特征层上积分保持为 1, 每个像素的特征值代表了它处于第 k 个特征层的概率, 此时分布场为图像灰度值的概率分布矩阵。对目标的分布特性进行建模后, 需要对不同区域的分布场相似性进行度量,

按照 L_1 范数计算其相对距离, 对于一个 m 维的向量 D , 其 L_1 范数定义如公式(14)所示, 分布场的相似性计算如公式(15)所示。

$$\|D\|_1 = \|(d_1, d_2, \dots, d_m)\|_1 = \sum_{i=1}^m |d_i| \quad (14)$$

$$L_1(d_1, d_2) = \sum_{i,j,k} \|d_1(i,j,k) - d_2(i,j,k)\|_1 \quad (15)$$

2.2 遮挡检测

基于显著区域的连通区域和目标特征帧间相似度变化曲线对遮挡进行判断。

(1) 对生成的显著性图进行预处理分割, 遮挡前后目标和遮挡物的显著区呈现多个连通区域, 当目标被逐步遮挡时, 区域间出现融合; 以完全遮挡的红外视频为例, 遮挡前后显著区的变化如图 7 所示, 可以看出遮挡发生时多个疑似目标的显著区融合到一起, 通过检测连通区域的变化可作为遮挡产生的一个判断依据。

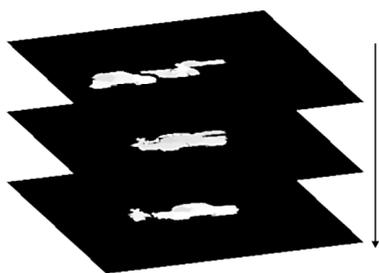


图 7 显著区连通区域帧间变化

Fig.7 Inter-frame variation of connected regions in saliency map

(2) 当存在遮挡情况时, 特征相似度帧间变化曲线出现波动。遮挡破坏了目标特征向量, 匹配度急剧下降, 当遮挡结束时, 目标特征度量相似性逐步恢复。通过计算上帧记录的目标区的分布场与当前帧锁定的目标区域的 L_1 距离作为本次的特征相似度, 整个跟踪过程的特征相似度变化曲线如图 8 所示, 可以看出: 从第 30 帧开始, 特征相似度急剧下降, 并在第 40 帧开始特征相似度逐步恢复。反映到实际的红外视频中, 即为遮挡的开始和目标重新出现到视场中的时间点, 通过记录的帧间相似度变化数据, 对遮挡情况逐步进行判断, 当遮挡物未被判定为显著性区域时, 可通过帧间相似度变化曲线进行进一步判断, 增强遮挡情况下算法的稳定性。

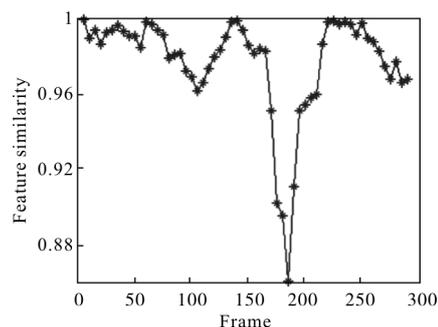


图 8 特征相似度帧间变化曲线

Fig.8 Inter-frame variation curve of feature similarity

2.3 融合显著图的目标跟踪

显著区模型对各区域目标存在的可能性进行了概率估计, 其返回值传递给跟踪器作为初始搜索区进行粗定位。当存在多个显著区时, 分别计算多个区域的分布场相似性, 与目标的分布场模型进行综合比较, 取相似性最高的区域输出作为目标的跟踪区域。

3 实验分析

评估视频采用 OTCBVS (Object Tracking and Classification in and beyond the Visible Spectrum) 红外公开数据集和实拍红外视频, 主要对遮挡、形变和快速运动下的红外目标运动进行跟踪。针对文中提出的基于显著特征的红外目标跟踪算法 (Saliency-Feature based Distribution Fields Tracker, SDFT), 与 Wu Yi 等人总结的算法进行比较^[12], 评估方法采用文中提出的 OPE(one-pass evaluation) 进行测试, 取排名前 12 的跟踪器作为显示对比。

在视频 1 中, 目标被电杆部分遮挡时, 部分跟踪算法产生了一定的漂移, 但目标外观未发生大的变化, 遮挡结束时, 大部分算法能够重新索定目标。在视频 2 中, 从 41 帧开始, 汽车对目标形成遮挡, 目标特征遭到破坏, 跟踪框开始出现漂移, 47 帧遮挡结束时, 大部分算法错误锁定汽车目标。引入显著区模型并融入遮挡检测机制后, 文中提出的算法可以在遮挡发生时停止模型更新, 记录遮挡产生前的目标特征向量, 并在遮挡结束后恢复模型更新策略, 完成目标特征匹配定位。遮挡结束后算法视场中呈现多个显著区, 通过显著区域对目标进行重搜索定位, 恢复对目标的跟踪状态, 有效提升了目标重定位精度。

视频 3 中目标与背景灰度分布区分性弱, 目标从正常行走到骑行, 外观发生较大形变, 51 帧为推车行走, 65 帧开始骑行, 从跟踪框分析中可以看到在第 51 帧大部分算法定位错误, 错误锁定至背景或疑似目标。通过引入显著区域分析后, 可以对背景进行有效抑制, 突出目标区域, 同时基于多帧跟踪结果进行模型更新, 有效应对目标形变带来的干扰。视频 4

中目标从 21~22 帧发生快速运动, 帧间位移突然增大, 造成大部分算法跟丢。文中提出的算法通过全局的显著区域替代局部搜索区, 可以较好地应对目标快速运动的情况, 有效地保持跟踪状态。图 9 中 Video 4 的 OPE 评估的成功率曲线中, 当跟踪框和实际目标框阈值取 50% 时, 实现了全部序列的有效跟踪。

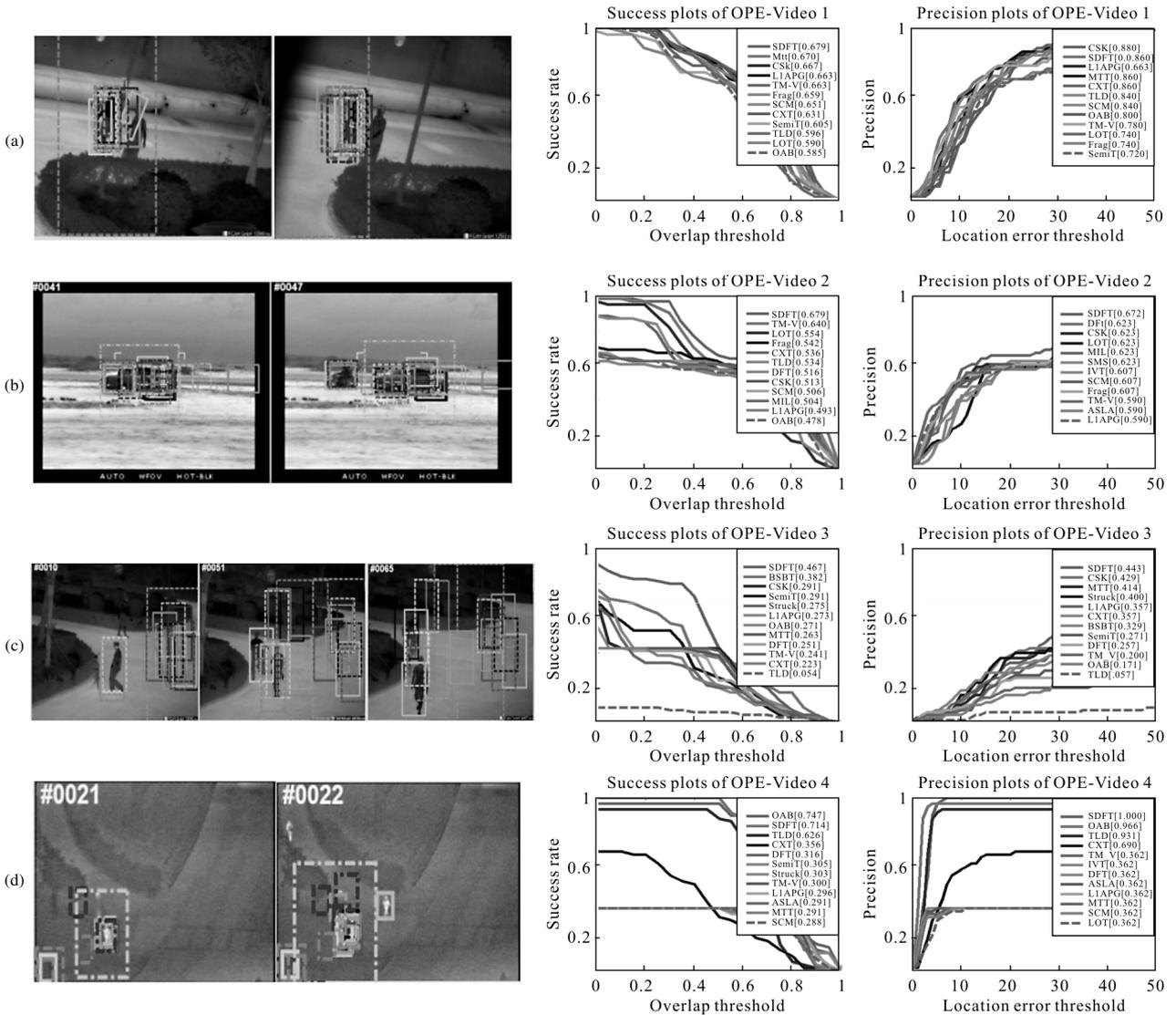


图 9 视频跟踪结果分析

Fig 9 Video tracking results analysis

4 结论

针对红外目标跟踪过程中边缘模糊、纹理不突出, 特别是在遮挡情况下目标特征无法延续的实际跟踪问题, 提出了基于视觉显著特征的分场红外

目标跟踪方法。在分析红外目标特性的基础上, 改进视觉显著性算法和分布场描述子, 引入显著特征空间, 突出目标区域特征, 生成目标显著图。融合显著区连通区域和特征相似度变化曲线进行遮挡检测, 优化模型更新策略, 针对高相似度的图像序列进行

模型更新,避免遮挡带来的累积误差。最后基于全局的显著图对目标分布场描述子进行匹配,在OTCBVS红外数据集和实拍红外视频中进行测试,采用OPE(One-Pass Evaluation)评估方式,实验结果表明文中提出的算法可以有效应对遮挡、快速运动等因素对目标跟踪带来的干扰,增强跟踪算法的鲁棒性,提高定位精度和识别效率。

参考文献:

- [1] Qiao Liyong, Xu Lixin, Gao Min. Infrared target tracking using bandwidth adaptive mean shift[J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2015, 44(1): 354-362. (in Chinese)
乔立永, 徐立新, 高敏. 带宽自适应均值偏移红外目标跟踪[J]. 红外与激光工程, 2015, 44(1): 354-362.
- [2] Liu Hongbin, Chang Faliang. Moving object detection by optical flow method based on adaptive weight coefficient[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2016, 24 (2): 460-468. (in Chinese)
刘洪彬, 常发亮. 权重系数自适应光流法运动目标检测[J]. 光学精密工程, 2016, 24(2): 460-468.
- [3] Yang Mingdong, Wang Jianyu, Jia Jianjun, et al. Research on technologies of space area targets high-precision tracking based on SWAD algorithm [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2016, 45(2): 228002. (in Chinese)
杨明冬, 王建宇, 贾建军, 等. 基于SWAD算法的空间面目标高精度跟踪技术研究 [J]. 红外与激光工程, 2016, 45 (2): 228002.
- [4] Yang Dedong, Cai Yuzhu, Mao Ning, et al. Long-term object tracking based on kernelized correlation filters [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2016, 24(8): 2037-2049. (in Chinese)
杨德东, 蔡玉柱, 毛宁, 等. 采用核相关滤波器的长期目标跟踪[J]. 光学精密工程, 2016, 24(8): 2037-2049.
- [5] Gao Wen, Zhu Ming, He Baigen, et al. Overview of target tracking technology [J]. *Chinese Optics*, 2014, 7(3): 365-375. (in Chinese)
高文, 朱明, 贺柏根, 等. 目标跟踪技术综述 [J]. 中国光学, 2014, 7(3): 365-375.
- [6] Kalal Z, Mikolajczyk K, Matas J. Tracking-learning-detection [J]. *IEEE transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2012, 34(7): 1409-1422.
- [7] Hare S, Golodetz S, Saffari A, et al. Struck: structured output tracking with kernels [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2016, 38 (10): 2096-2109.
- [8] Cheng Peirui, Wang Jianli, Wang Bin, et al. Salient object detection based on multi-scale region contrast [J]. *Chinese Optics*, 2016, 9(1): 97-105. (in Chinese)
成培瑞, 王建立, 王斌, 等. 基于多尺度区域对比的显著目标识别[J]. 中国光学, 2016, 9(1): 97-105.
- [9] Alexe B, Deselaers T, Ferrari V. Measuring the objectness of image windows [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2012, 34(11): 2189-2202.
- [10] Rodriguez A, Laio A. Clustering by fast search and find of density peaks[J]. *Science*, 2014, 344(6191): 1492-1496.
- [11] Sevilla-Lara L, Learned-Miller E. Distribution fields for tracking [C]//Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2012 IEEE Conference, 2012: 1910-1917.
- [12] Wu Y, Lim J, Yang M H. Object tracking benchmark [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2015, 37(9): 1834-1848.