

文章编号: 2095-4980(2020)03-0509-06

融合颜色直方图响应的时空上下文跟踪算法

郑浩岚, 林 彬*, 王华通, 王子谦, 伍文超

(桂林理工大学 理学院, 广西 桂林 541004)

摘要: 时空上下文(STC)跟踪算法在特征表达、尺度自适应策略等方面存在缺陷, 当出现目标突然形变、局部遮挡或尺度变化等情况时, 跟踪器的性能会严重退化。通过对STC算法进行改进, 提出了一种融合颜色直方图响应的时空上下文跟踪算法。基于颜色统计的模型对运动模糊和目标形变等影响因素不敏感, 和时空上下文模型具有良好的互补性质, 在响应层融合后能够提升算法的鲁棒性。此外, 采用基于多尺度金字塔模型的尺度搜索策略替换STC算法中原有的尺度估计策略, 进行更精准的自适应尺度估计。在大规模公开数据集上的测试结果表明, 本文算法在不同影响因素的复杂环境下展现了更为良好的跟踪性能和适应性, 并且平均跟踪速度达到134.2帧/秒。

关键词: 机器视觉; 视觉跟踪; 时空上下文; 颜色直方图响应; 尺度自适应

中图分类号: TN911.73; TP391.4

文献标志码: A

doi: 10.11805/TKYDA2019337

Spatio-temporal context tracking algorithm for merging color histogram response

ZHENG Haolan, LIN Bin*, WANG Huatong, WANG Ziqian, WU Wenchao

(School of Science, Guilin University of Technology, Guilin Guangxi 541004, China)

Abstract: The Spatio-Temporal Context(STC) tracking algorithm has defects in feature representation and scale adaptive strategy. Undesired conditions, i.e. abrupt deformations, partial occlusions or scale variations of the object appearance, would severely degrade the performance of the tracker. In this paper, based on the improvement of the STC algorithm, an algorithm is proposed for merging template response according to the STC model and color histogram response to locate the target object. The color statistics-based model has a good complementary nature to the STC model. The STC tracker combining the color histogram response can be inherently robust to both motion blur and deformations. Moreover, another scale search strategy which is based on a multi-scale pyramid model is adopted to replace the scale module in STC tracker, and makes scale estimation more accurately and adaptively. Extensive experimental results on large-scale benchmark sequences show that the proposed algorithm exhibits better tracking performance and adaptability under the complex environment of different influencing factors while running at 134.2 frames/s on average.

Keywords: machine vision; visual tracking; Spatio-Temporal Context(STC); color histogram response; scale adaptation

视觉跟踪(visual tracking)技术一直是计算机视觉领域的一个重要分支和研究热点, 在无人机侦察和导弹制导等军事方面及视频监控、自动驾驶等民用方面均有着广泛的应用。近年来, 大量的视觉跟踪算法不断被提出, 使得视觉跟踪技术得到了极大的发展。但是, 由于目标在运动过程中不可避免地受到光照变化、形变、旋转、尺度变化、遮挡等干扰因素的影响, 利用现有的视觉跟踪算法在复杂场景下实现在线跟踪仍然是一项极具挑战性的任

收稿日期: 2019-09-10; 修回日期: 2019-10-17

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(11661028,11502057); 广西自然科学基金资助项目(2019GXNSFBA245056); 广西中青年骨干教师基础能力提升项目(2017KY0260,2019KY0275); 国家级2019年大学生创新创业训练计划支持项目(201910596049); 广西壮族自治区2019年大学生创新创业训练计划支持项目(201910596191)

作者简介: 郑浩岚(1999-), 男, 在读本科生, 主要研究方向为视觉目标跟踪。email:zh13130156@163.com

*通信作者: 林 彬 email:linbin@glut.edu.cn

务。根据目标外观模型的构建方式, 可将视觉跟踪算法分为生成式^[1-3]和判别式^[4-10]两种类型。基于时空上下文模型的跟踪方法属于判别式方法。目标附近的局部背景信息即空间上下文信息, 视频序列帧间的关联信息为时间上下文信息, 时间上下文和空间上下文信息的有效利用对于提升跟踪算法的准确性和鲁棒性具有重要的作用。基于此, Zhang 等^[11]建立时空上下文模型应用于视觉跟踪, 所提出的 STC 算法取得了较好的跟踪效果, 能够在一定程度上适应光照变化和目标的形变, 并且跟踪速度达到了惊人的 350 帧/秒。但是, 当目标出现突然形变导致目标外观发生剧烈变化、目标被局部遮挡或完全遮挡、目标发生大规模的尺度变化时, STC 算法的跟踪效果则不够稳定, 极易导致跟踪漂移。文献[12-13]分别结合目标显著度信息和粒子滤波模型改进 STC 算法, 虽然能够提升跟踪准确性, 但是增加的计算负担会使得 STC 算法丧失其原有的高效性, 改进后的算法无法满足在线跟踪场景的实时性需求。文献[14]采用预测算法修正 STC 算法的搜索区域, 并使用上下文模型相似度判断遮挡以提升跟踪鲁棒性, 但只在 4 组视频序列上进行实验测试, 无法充分验证其算法的有效性。

本文从时空上下文模型补充、尺度估计策略两个方面改进 STC 算法: 一方面, STC 算法中时空上下文模型只使用图像灰度值建立目标模型, 特征表达能力较弱, 本文算法引入颜色直方图信息辅助时空上下文模型, 从响应图层面融合和补充 STC 算法的跟踪结果, 提高算法对目标形变、遮挡、运动模糊等干扰因素的鲁棒性; 另一方面, STC 算法的尺度估计策略存在缺陷, 应对目标发生较大程度的尺度变化时会导致预测尺度持续增大等错误结果, 本文算法借鉴文献[10]中提出的尺度估计策略对 STC 算法进行改进, 基于金字塔模型训练一个单独的尺度滤波器对目标进行更为精准的尺度估计。本文提出的融合颜色直方图响应的时空上下文跟踪算法在基准数据集 OTB(Online Tracking Benchmark)^[15]中的 50 组视频序列上进行了详细的实验验证, 并与原 STC 算法及近年来较为主流的相关滤波跟踪算法进行比较, 考察所提算法的跟踪准确性及鲁棒性。

1 跟踪算法

本文跟踪算法可归纳为 3 个主要步骤进行: 首先计算时空上下文模型响应; 然后计算颜色直方图响应并在响应图进行融合, 根据融合结果得到目标中心位置; 最后再通过尺度滤波器预测目标尺度。

1.1 时空上下文模型响应

时空上下文跟踪算法基于贝叶斯框架, 利用低阶特征对目标区域及其局部上下文区域的时空关系进行建模, 通过时空上下文模型计算得到目标的模板响应, 响应图中的最大值的坐标即对应所求的目标中心位置。时空上下文模型能够高效地实现目标定位。具体而言, 将初始的目标中心位置标记为 x^* , 目标大小为 $s_w \times s_h$, s_w 和 s_h 分别为目标的宽和高, 以目标大小的 2 倍确定一个搜索区域 $\Omega_c(x^*)$, 其中包括目标区域及含有背景信息的局部上下文区域, $\Omega_c(x^*)$ 所对应的特征图为 $X^c = \{c(z) = [I(z), z] | z \in \Omega_c(x^*)\}$, $I(z)$ 表示坐标为 z 处像素点的灰度值。根据贝叶斯理论, 时空上下文跟踪算法在搜索区域 $\Omega_c(x^*)$ 中得到的响应图可表示为:

$$f^{\text{stc}}(x) = \sum_{c(z) \in X^c} P[x|c(z), o] P[c(z)|o] = \sum_{z \in \Omega_c(x^*)} h^{\text{sc}}(x-z) I(z) w_\sigma(z-x^*) \quad (1)$$

式中: o 为目标在当前帧中出现; 预测的目标位置中心坐标为 x , $x \in \Omega_c(x^*)$; $P[x|c(z), o]$ 和 $P[c(z)|o]$ 分别为目标与其空间上下文之间关系的条件概率和空间上下文先验概率; $h^{\text{sc}}(x-z)$ 为描述目标位置 x 和局部上下文位置 z 的相对距离和方向的函数; w_σ 为高斯加权函数, 即

$$w_\sigma(z-x^*) = \exp^{-|z-x^*|^2/\sigma^2} \quad (2)$$

式中 σ 为尺度参数, 实验中取 $\sigma = (s_w + s_h)/2$ 。此外, 响应图的期望输出应符合高斯分布, 即

$$f^{\text{stc}}(x) = P(x|o) = \exp^{-|x-x^*|^\beta/\sigma'^\beta} \quad (3)$$

式中: σ' 为尺度参数; β 为形状参数。实验中取 $\sigma' = 2.25, \beta = 1$ 。由式(1)和式(3), 可得

$$\exp^{-|x-x^*|^\beta/\sigma'^\beta} = \sum_{z \in \Omega_c(x^*)} h^{\text{sc}}(x-z) I(z) w_\sigma(z-x^*) = h^{\text{sc}}(x) \otimes [I(x) w_\sigma(x-x^*)] \quad (4)$$

式中 \otimes 表示卷积运算。通过快速傅里叶变换(Fast Fourier Transform, FFT)可以转换到频域中进行快速计算, 再通过逆快速傅里叶变换(Inverse FFT, IFFT)转换回空域, 可得空间上下文模型

$$h^{\text{sc}}(x) = \mathcal{F}^{-1} \left\{ \frac{\mathcal{F} \left[\exp^{-\frac{|x-x^*|^\rho}{\sigma^\rho}} \right]}{\mathcal{F} \left[I(x) w_\sigma(x-x^*) \right]} \right\} \quad (5)$$

式中 \mathcal{F} 和 \mathcal{F}^{-1} 分别表示 FFT 函数和 IFFT 函数。

跟踪过程中，算法在第 1 帧根据式(5)训练得到空间上下文模型，再引入时间信息进行线性更新可以得到时空上下文模型，以此递推到第 t 帧的情况，即第 1~ t 帧的时空上下文模型为：

$$\begin{cases} h_1^{\text{sc}}(x) = h_1^{\text{sc}}(x) \\ h_2^{\text{sc}}(x) = (1-\rho)h_1^{\text{sc}}(x) + \rho h_2^{\text{sc}}(x) \\ \vdots \\ h_t^{\text{sc}}(x) = (1-\rho)h_{t-1}^{\text{sc}}(x) + \rho h_t^{\text{sc}}(x) \end{cases} \quad (6)$$

式中 ρ 表示学习率，实验中取 0.035。将 $h_t^{\text{sc}}(x)$ 应用于 $t+1$ 帧，计算得到 $t+1$ 帧的时空上下文模型响应图，即

$$f_{t+1}^{\text{sc}}(x) = h_t^{\text{sc}}(x) \otimes [I_{t+1}(x) w_\sigma(x-x_t^*)] \quad (7)$$

式中： x_t^* 表示第 t 帧的目标中心； $I_{t+1}(x)$ 表示第 $t+1$ 帧点 x 的灰度值。

1.2 颜色直方图响应及响应层融合

图像灰度值是最朴素的低阶特征，描述的是各像素点的局部特征，基于灰度特征的时空上下文模型对于光照变化、目标的细小变化等具有较好的适应能力，但是当目标发生较大规模形变时，单纯使用时空上下文模型则难以获得理想的跟踪效果。而颜色直方图作为一种统计特征，能够反映出图像的全局信息，并且对于目标形变、运动模糊等情况不敏感。因此，本文算法引入颜色直方图模型辅助时空上下文模型定位目标中心，在响应层将两者的响应结果进行融合，从而为解决时空上下文模型特征表达能力不足的问题提供较好的补充作用。首先，将初始的目标区域记为 O ，背景区域记为 B ， $B = \Omega_c(x^*) - O$ ， $\Omega_c(x^*)$ 为 1.1 节中的目标搜索区域。对单通道的灰度图像取颜色区间数为 32(三通道 RGB 图像为 $32 \times 32 \times 32$)，分别计算 O 和 B 两个区域的颜色直方图 h^O 和 h^B ，将点 x 处的灰度值 $I(x)$ (或 RGB 值)对应的颜色区间索引号记为 $\varphi(x)$ ，则 $I(x)$ 在目标区域和背景区域出现的概率分别为 $h_{\varphi(x)}^O$ 和 $h_{\varphi(x)}^B$ ，并由此得到搜索区域 $\Omega_c(x^*)$ 内的目标颜色概率得分图，即

$$p(x) = \frac{h_{\varphi(x)}^O}{h_{\varphi(x)}^O + h_{\varphi(x)}^B + \lambda} \quad (8)$$

式中 λ 为保证分母非零的调整参数，实验中取 10^{-4} ，再对 $p(x)$ 进一步计算其积分图即得到颜色直方图模型的响应结果 $f^{\text{hist}}(x)$ 。然后，将 1.1 节中得到时空上下文模型响应结果与颜色直方图模型响应结果进行融合，则第 $t+1$ 帧最终的响应结果为：

$$f_{t+1}(x) = \alpha f_{t+1}^{\text{sc}}(x) + (1-\alpha) f^{\text{hist}}(x) \quad (9)$$

式中 α 为权重参数，实验中取 0.55。 $f_{t+1}(x)$ 中最大响应值对应的坐标位置为新的目标中心，即

$$x_{t+1}^* = \arg \max_{x \in \Omega_c(x_t^*)} f_{t+1}(x) \quad (10)$$

1.3 尺度估计策略

基于预测得到的目标中心，本文算法采用文献[10]中提出的尺度估计策略，通过建立金字塔模型和利用单独的尺度滤波器实现目标的尺度估计。将金字塔模型的尺度空间定义为 S ， S 中任一元素为候选的尺度因子，即

$$S = \left\{ a^n \mid n = \left\lfloor -\frac{s-1}{2} \right\rfloor, \dots, \left\lfloor \frac{s-1}{2} \right\rfloor \right\} \quad (11)$$

式中： a 表示尺度增量因子； s 为尺度个数。实验中取 $a=1.02$ ， $s=17$ 。然后对目标依照 S 中不同的尺度因子进行多尺度采样，并将得到的多尺度特征图与一维的尺度滤波器进行相关滤波操作进而计算出尺度响应图，其中最高响应值所对应的尺度因子即为目标的最优尺度。

综上，本文算法的总体流程见图 1。

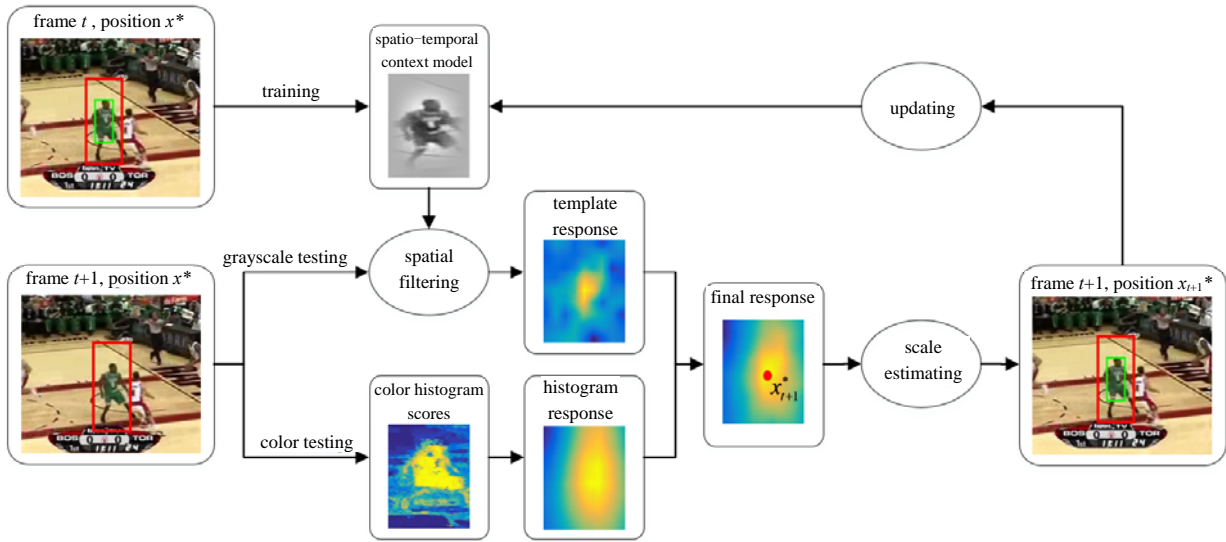


Fig.1 Flowchart of the proposed algorithm
图1 本文算法流程图

2 实验结果与分析

本文采用视觉跟踪领域通用的公开数据集 OTB^[15]中 50 组视频序列对所提算法进行详细的测试和比较分析。实验硬件环境为配置 Intel Core i5-7300HQ CPU(主频为 2.5 GHz), 8 GB 内存的 PC 机, 算法实现的编程环境为 Matlab R2017a。实验由定量比较和定性比较两部分构成, 将本文算法与包括 STC^[11]在内的多个实时视觉跟踪算法的跟踪性能进行了较为详尽的比较与分析, 以验证本文改进方案的有效性。实验中主要以精度图(precision plot)和成功图(success plot)的质量作为评价标准确定不同跟踪算法之间定量比较的结果。

2.1 定量比较

本文算法以 STC 算法框架为基础进行改进, 除了与 STC 算法进行比较之外, 同时将 CSK^[5], CN^[6], KCF^[7]和 CFLB^[8] 4 种高速相关滤波跟踪算法也加入到比较实验中, 以便于更为全面地评测本文算法的跟踪性能。将包括本文算法在内的全部 6 种算法分别在 OTB 数据集中的 50 组视频序列上以 OPE(One-Pass Evaluation)模式运行, 最终生成的精确度图和成功图见图 2。由图 2 可见, 本文算法在精确度图和成功图中均取得了最优的跟踪结果。相比于 STC 算法, 本文算法在准确率和成功率方面均有大幅提升, 精确度图中展现的准确率提升了 10.20%, 成功图中展现的成功率更是提升了 20.47%之多。而相比于次优的 KCF 算法, 本文算法的准确率和成功率也分别提升了 0.12% 和 4.37%。

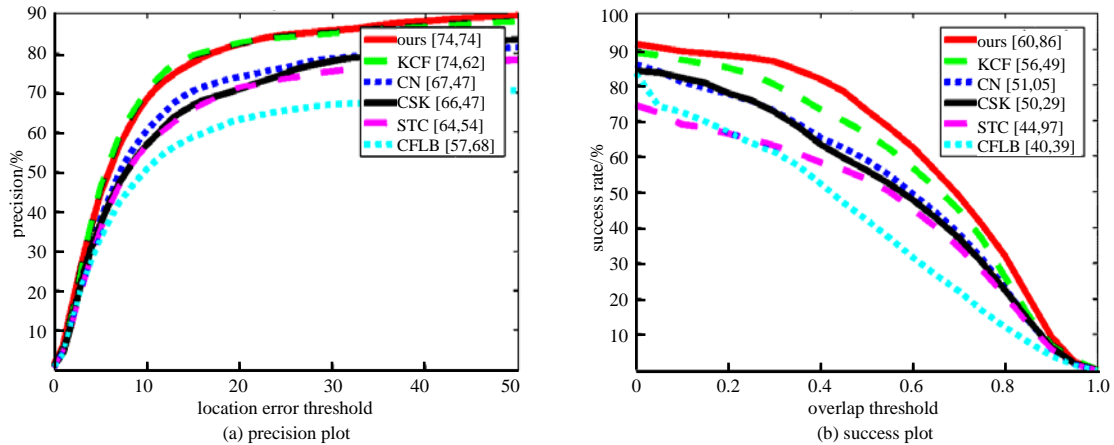


Fig.2 Tracking results of different algorithms on 50 video sequences at OPE mode
图2 OPE模式下各算法在50组视频序列上的跟踪结果

为进一步分析本文算法在不同干扰因素下的性能表现, 将各算法在 OTB 数据集中划分的不同属性的视频序列集合上分别进行测试, 具体包括光照变化(Illumination Variation, IV)、尺度变化(Scale Variation, SV)、遮挡

(OCClusion, OCC)、形变(DEFOrmation, DEF)、运动模糊(Motion Blur, MB)、快速运动(Fast Motion, FM)、平面内旋转(In-Plane Rotation, IPR)、平面外旋转(Out-of-Plane Rotation, OPR)、运动出视野(Out-of-View, OV)、背景繁杂(Background Clutters, BC)和低分辨率(Low Resolution, LR)共 11 种属性。以 OPE 模式运行, 将生成的 11 组成功图数据进行归纳可得到表 1, 表中加粗的数据表示单个属性下的最优结果, 加下划线表示次优结果。由表 1 可见, 本文算法在除 LR 属性外的 10 个属性测试中准确率和成功率均取得了最优的结果, 远高于 STC 算法的性能表现, 可以说明本文提出的改进策略能够极大地提升时空上下文跟踪算法在目标形变、运动模糊、尺度变化、遮挡等不同环境下的跟踪鲁棒性。

表 1 各算法对不同属性的视频序列集合进行测试后得到的成功图数据(单位: %)

Table1 Success plot values corresponding to different algorithms utilized to test sets of video sequences with different attributes (%)

tracker	IV	SV	OCC	DEF	MB	FM	IPR	OPR	OV	BC	LR
ours	59.85	54.46	53.60	52.59	62.37	64.28	60.25	54.92	51.51	65.57	<u>49.24</u>
STC	44.38	33.92	37.73	36.48	28.49	27.54	37.75	39.17	27.59	47.31	21.84
CSK	49.59	39.43	43.65	44.03	45.10	49.01	52.25	47.89	25.74	59.89	41.43
CN	49.22	42.05	46.41	47.49	49.60	49.75	55.29	50.81	30.48	59.65	39.08
KCF	<u>57.53</u>	<u>46.14</u>	<u>51.25</u>	<u>49.90</u>	<u>56.86</u>	<u>58.85</u>	<u>56.43</u>	<u>52.47</u>	<u>38.41</u>	<u>59.67</u>	38.38
CFLB	40.92	41.14	38.58	37.73	52.39	52.47	49.15	40.80	<u>41.16</u>	45.51	55.69

实时性方面, 本文算法的平均跟踪速度达到了 134.2 帧/秒, 能够满足在线跟踪场景的实时性需求并实现目标的快速定位。

2.2 定性比较

选取 8 组具有不同干扰因素的典型视频序列对本文算法及对比较算法进行定性比较与分析, 图 3 为各算法对每组序列中部分帧的跟踪结果。图 3(a)Dog1 视频中目标经历了先放大、后缩小的尺度变化, STC 算法无法有效自适应目标的尺度变化, 而其余相关滤波算法由于没有设计尺度估计策略因而目标框始终保持大小不变, 本文算法则能够较为准确地估计目标尺度; 图 3(b)Suv 视频中目标在运动过程中被遮挡, 本文算法有效地克服了遮挡的干扰, 而 STC 算法受此影响给出了错误的尺度估计结果且最终跟踪失败, CFLB 和 CSK 算法也陆续丢失了目标; 图 3(c)Vase 视频中目标发生了尺度变化和平面内旋转, 本文算法的跟踪结果最为精确, CFLB 算法彻底丢失了目标; 图 3(d) Blurbody 视频中目标存在形变、运动模糊、快速运动、尺度变化等多种干扰因素, 只有本文算法和 CFLB 算法跟踪成功; 图 3(e)Panda 视频分辨率低且目标尺寸较小, 运动过程中还存在形变、尺度变化等干扰, STC,CN 和 KCF 算法彻底丢失了目标, CSK 和 CFLB 算法也发生了一定程度的偏移, 只有本文算法相对较为精准; 图 3(f)Human8 视频中存在光照变化及目标的形变与尺度变化, 只有本文算法和 KCF 算法跟踪成功, 其他算法均陆续偏离目标; 图 3(g)Woman 视频中目标被部分遮挡, 同样只有本文算法和 KCF 算法跟踪成功; 图 3(h)Clifbar 视频中目标存在形变、尺度变化、遮挡、平面内旋转、运动模糊、快速运动等诸多干扰, 只有本文算法能够自始至终地保持稳定跟踪。综上, 定性分析结果进一步说明本文算法在应对不同场景时具有较好的鲁棒性。

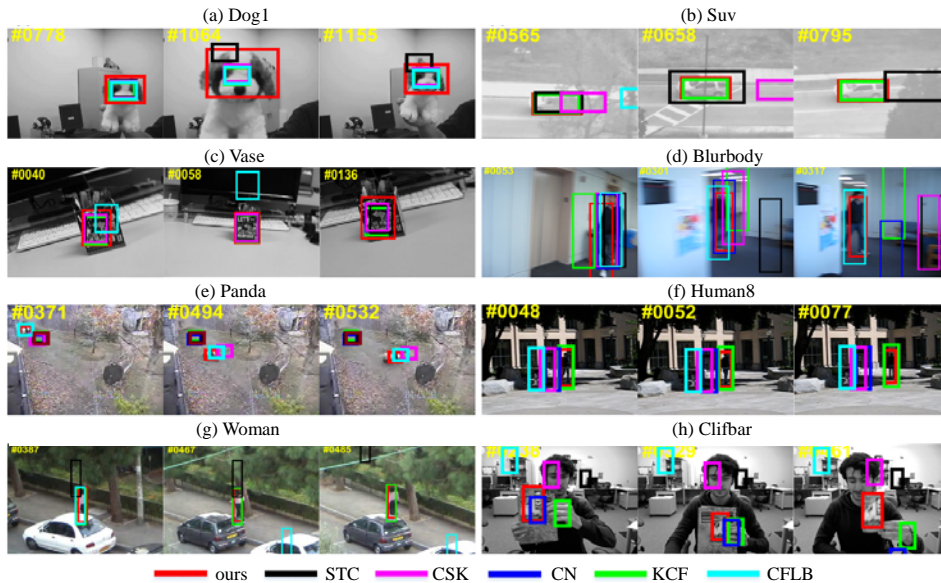


Fig.3 Partial tracking results on 8 video sequences
图3 8组视频序列上的部分跟踪结果

3 结论

本文基于 STC 算法框架,通过融合时空上下文模型和颜色直方图模型强化目标模型的判别能力,并引入多尺度金字塔模型改进尺度估计策略,从而实现更为精确的目标中心定位和尺度估计。实验结果表明,本文算法在整体性能测试以及在目标形变、运动模糊、尺度变化、遮挡等属性测试中均呈现了良好的性能表现,大幅提升了原 STC 算法的跟踪准确性和鲁棒性,同时仍具有 134.2 帧/秒的实时跟踪速度。

参考文献:

- [1] COMANICIU D,RAMESH V,MEER P. Real-time tracking of non-rigid objects using mean shift[C]// Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Hilton Head Island,SC,USA:IEEE, 2002:142-149.
- [2] HASSAN W,BANGALORE N,BIRCH P,et al. An adaptive sample count particle filter[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2012,116(12):1208-1222.
- [3] BAO C,WU Y,LING H. Real time robust l1 tracker using accelerated proximal gradient approach[C]// Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Providence,RI,United States:IEEE, 2012:1830-1837.
- [4] HARE S,GOLODETZ S,SAFFARI A,et al. Struck: structured output tracking with kernels[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2015,38(10):2096-2109.
- [5] HENRIQUES J F,CASEIRO R,MARTINS P,et al. Exploiting the circulant structure of tracking-by-detection with kernels[C]// Proceedings of the European Conference on Computer Vision. Florence,Italy:IEEE, 2012:702-715.
- [6] DANELLJAN M,KHAN F S,FELSBERG M,et al. Adaptive color attributes for real-time visual tracking[C]// Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Columbus,OH,United States:IEEE, 2014:1090-1097.
- [7] 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.
- [8] GALOOGAHI H K,SIM T,LUCEY S. Correlation filters with limited boundaries[C]// Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Boston,MA,United States:IEEE, 2015:4630-4638.
- [9] BERTINETTO L,VALMADRE J,GOLODETZ S,et al. Staple: complementary learners for real-time tracking[C]// Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Las Vegas,NV,United States:IEEE, 2016:1401-1409.
- [10] DANELLJAN M,HÄGER G,KHAN F S,et al. Discriminative scale space tracking[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017,39(8):1561-1575.
- [11] ZHANG K,ZHANG L,LIU Q,et al. Fast visual tracking via cense spatio-temporal context learning[C]// Proceedings of the European Conference on Computer Vision. Zurich,Switzerland:[s.n.], 2014:127-141.
- [12] 郭春梅,陈恳,李萌,等. 融合显著度时空上下文的超像素跟踪算法[J]. 模式识别与人工智能, 2017,30(8):728-739. (GUO Cunmei,CHEN Ken,LI Meng,et al. Super pixel tracking algorithm via fusing saliency detection into spatio-temporal context[J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2017,30(8):728-739.)
- [13] XUE X,LI Y. Robust particle tracking via spatio-temporal context learning and multi-task joint local sparse representation[J]. Multimedia Tools and Applications, 2019,78(15):21187-21204.
- [14] 何静,徐启航,游安清. 一种引入预测机制的时空上下文跟踪算法[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2018,16(5):880-885. (HE Jing,XU Qihang,YOU Anqing. Super pixel tracking algorithm via fusing saliency detection into spatio-temporal context[J]. Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology, 2018,16(5):880-885.)
- [15] WU Y,LIM J,YANG M H,et al. Object tracking benchmark[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2015,37(9):1834-1848.