

文章编号: 2095-4980(2022)11-1198-07

基于相似度优化的混合式视觉跟踪方法

李长江, 肖文显, 王俊阁

(河南科技学院 网络与信息化管理中心, 河南 新乡 453003)

摘 要: 针对复杂环境下视频目标跟踪问题, 提出一种基于相似度优化的混合式视觉跟踪方法。首先, 采用局部余弦相似性度量目标和候选模板的相似性, 有效抑制因遮挡、光照突变等情况引起的脉冲噪声, 提升模板匹配精确度; 其次, 基于目标函数的二次规划方法推导了局部目标的判别权重, 有效提升了算法对目标和背景的判别能力; 最后, 在系统更新过程中引入模板的判别式更新, 有效改善了模型漂移问题。实验结果表明, 本文方法较好地改善了复杂挑战性背景下的跟踪鲁棒性和精确度。

关键词: 计算机视觉; 目标跟踪; 余弦相似性; 判别权重

中图分类号: TP391

文献标志码: A

doi: 10.11805/TKYDA2020400

Hybrid visual tracking method based on similarity optimization

LI Changjiang, XIAO Wenxian, WANG Junge

(Network and Information Management Center, Henan Institute of Science and Technology, Xinxiang Henan 453003, China)

Abstract: Aiming to the problem of video target tracking in complex environment, a hybrid visual tracking method based on similarity optimization is proposed. Firstly, local cosine similarity is utilized to measure the similarity between target and candidate template, which can effectively suppress impulse noise caused by occlusion and light mutation, and improve the template matching accuracy. Secondly, discrimination weights of local targets are deduced based on the quadratic programming method of objective function, which effectively improves the discrimination ability of algorithm to target and background. Finally, in the process of system updating, discriminant updating of template is introduced, which effectively improves the model drift problem. The experimental results show that the proposed method can improve the tracking robustness and accuracy in complex and challenging environments.

Keywords: computer vision; target tracking; cosine similarity; discrimination weight

视觉目标跟踪是计算机视觉领域最活跃的研究方向之一, 其目的是在给定目标初始状态情况下估计目标的位置, 并在图像序列中生成目标空间轨迹^[1]。近年来, 目标跟踪取得了长足进步^[2-4], 但由于诸如遮挡、光照改变、姿态改变、运动模糊、背景杂波等复杂背景的影响, 针对复杂背景实现鲁棒、中跟踪目标仍是一个挑战性问题^[5]。通常情况下, 目标跟踪系统主要包括运动模型、表观模型和优化方法三部分^[6], 根据建模方法不同, 可将跟踪方法大致划分为生成式模型^[7]、判别式模型^[8]和生成判别混合式模型^[9]三大类。其中, 生成式跟踪方法主要是通过学习一个视觉模型来表征目标, 并在帧图像中搜索同跟踪目标特征最相似的区域, 该类方法主要包括基于子空间和基于稀疏表示的模型。基于模板的跟踪方法将目标表征为单一的模板^[10]或多个子模板^[11], 并在图像中搜索最佳匹配区域作为目标跟踪结果。尽管该类算法对光照变化和姿态改变具有较好的鲁棒性, 但对遮挡和背景杂波太敏感, 容易产生跟踪漂移, 甚至失败。基于稀疏表示的跟踪方法主要是基于系数约束, 利用一系列的目标和繁琐模板来表示跟踪目标^[12]。尽管基于稀疏表示的跟踪器达到了精确的结果, 但由于复杂的稀疏优化方法, 跟踪实时性较差^[13]。判别式跟踪方法主要通过考虑正负样本, 将目标从背景目标中区别出来, 主要包括自举^[14]、支持向量机^[15]、朴素贝叶斯^[16]以及多事例学习(Multi-Instance Learning, MIL)^[17], 等。该方法需要足够的训练集合, 目前采用首帧图像采样的方法很难满足精确度需求。在综合两者优点的基础上, 文献[17]采用生

收稿日期: 2020-08-14; 修回日期: 2020-11-15

基金项目: 河南省青年骨干教师资助计划资助项目(2015GGJS-240)

成式和判别式联合跟踪的方法，提出基于局部模型的联合跟踪方法，较好地提升了系统的跟踪性能；文献[18]利用直方图将跟踪目标划分为一系列非重叠的块，并利用积分直方图技术来加速不同直方图的匹配过程；文献[19]对分割的思想进行了扩展，并提出了基于局部敏感直方图概念的密度匹配，充分验证了混合式跟踪方法在复杂背景条件下的优越性能。

针对复杂环境下目标跟踪问题，本文联合余弦相似度和粒子滤波递推估计框架，提出一种混合式视觉跟踪方法。首先，对余弦相似性特征进行局部优化，并利用优化的局部余弦相似性特征进行目标与候选目标模板的匹配；其次，通过建立判别式权重的方法对局部余弦相似性的判别能力进行优化，并在 PF 的框架内实现递推跟踪。最后，基于公共标准测试视频库中的复杂背景视频序列进行了详细的性能分析。

1 余弦相似性度量方法

1.1 余弦相似性度量的泛化

假定目标模板为 $\mathbf{t} \in \mathbf{R}^{d \times 1}$ ，给定候选目标的一个观测图矢量 $\mathbf{y} \in \mathbf{R}^{d \times 1}$ ，传统的余弦相似性计算为^[20]：

$$s(\mathbf{y}, \mathbf{t}) = \frac{\langle \mathbf{y}, \mathbf{t} \rangle}{\|\mathbf{y}\| \|\mathbf{t}\|} \quad (1)$$

式中 $\|\cdot\|$ 表示 l_2 范数。传统余弦相似性是一种全局匹配方法，在目标跟踪过程中对遮挡、突然加速及旋转等脉冲噪声比较敏感。为增强匹配的鲁棒性，对式(1)进行局部的优化处理，将候选向量 $\mathbf{y}$ 划分为 M 个局部特征向量的级联，表示为 $\mathbf{y} = [\mathbf{y}_1^T, \mathbf{y}_2^T, \dots, \mathbf{y}_M^T]^T$ ，其中， $\mathbf{y}_i \in \mathbf{R}^{l \times 1}$ 表示图像的第 i 个局部块，且 $M = d/l$ 。并采用同样的方式，利用图像块分割的思想将模板 $\mathbf{t}$ 分割为一个列向量，则式(1)可修正为：

$$s_L(\mathbf{y}, \mathbf{t}) = \frac{1}{M} \sum_i s(\mathbf{y}_i, \mathbf{t}_i) = \frac{1}{M} \sum_i \frac{\langle \mathbf{y}_i, \mathbf{t}_i \rangle}{\|\mathbf{y}_i\| \|\mathbf{t}_i\|} \quad (2)$$

式中： $s(\mathbf{y}_i, \mathbf{t}_i)$ 表示局部余弦匹配度，主要用来度量 $\mathbf{t}_i$ 和 $\mathbf{y}_i$ 的局部相似程度。图 1 展示了在部分遮挡情况下人脸匹配模板的好坏选择情况。图 1(a) 为输入帧图像，图 1(b) 为目标固定模板，图 1(c) 和图 1(d) 分别为选择的好坏模板(如图中红色实线框和蓝色虚线框框定的部分)。将模板表示为 $\mathbf{t}$ ，好的候选模板为 $\mathbf{y}_G$ ，坏的候选模板为 $\mathbf{y}_B$ ，可以看出，如果 $s(\mathbf{y}_G, \mathbf{t}) < s(\mathbf{y}_B, \mathbf{t})$ ，利用余弦相似度进行匹配，将会选择坏的模板。但如果采用局部余弦相似度，在满足 $s_L(\mathbf{y}_G, \mathbf{t}) < s_L(\mathbf{y}_B, \mathbf{t})$ 的情况下，会选择好的模板。因此，在处理部分遮挡的时候，局部余弦相似度比余弦相似度更有效。

为更加泛化地度量目标相似性，综合式(1)和式(2)可得：

$$s_{WL}(\mathbf{y}, \mathbf{t}) = \sum_i w_i s(\mathbf{y}_i, \mathbf{t}_i) = \sum_i w_i \frac{\langle \mathbf{y}_i, \mathbf{t}_i \rangle}{\|\mathbf{y}_i\| \|\mathbf{t}_i\|} \quad (3)$$

式中： w_i 为一个正的权值，对于第 i 个元素，且满足 $\sum_i w_i = 1$ ，可以看出，式(1)和式(2)为式(3)中权值 w_i 取不同值的特殊情况。

1.2 相似度优化权值的计算

根据以上分析，如何确定式(3)的权值 w_i 是计算的关键。在视觉跟踪过程中，获取当前帧的最优状态后，需要进行更多的正负样本的采集。基于目标位置的中心，以半径 α 进行搜索，可以将正样本集合表示为 $\Omega^+ = \{\mathbf{y} | \|c(\mathbf{y}) - c(\mathbf{y}^*)\| \leq \alpha\}$ ，同时在区域 $\Omega^- = \{\mathbf{y} | (\beta \leq \|c(\mathbf{y}) - c(\mathbf{y}^*)\| \leq \gamma)\}$ 进行随机的负样本采样，其中， $\alpha < \beta < \gamma$ ， β, γ 为区域上下限参数，具体的采样过程示意图见图 2。

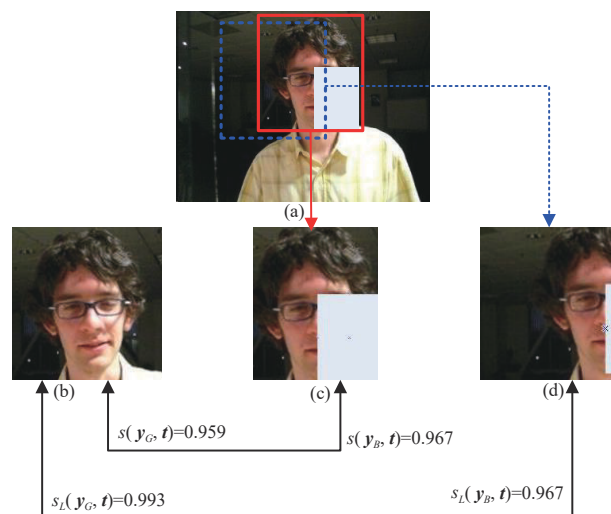


Fig.1 Example of good and bad candidate templates in template matching
图 1 模板匹配中好坏候选模板示例

为基于采集的正负样本进行权值 w_i 的计算, 定义目标函数:

$$J(\mathbf{w}) = \frac{1}{|\Omega^+|} \sum_{j \in \Omega^+} s_{\text{WL}}(\mathbf{t}, \mathbf{y}^j) - \frac{1}{|\Omega^-|} \sum_{j \in \Omega^-} s_{\text{WL}}(\mathbf{t}, \mathbf{y}^j) + \frac{\mu}{2} \sum_{i=1}^M (w_i - w'_i)^2 \quad (4)$$

式中: $\frac{1}{|\Omega^+|} \sum_{j \in \Omega^+} s_{\text{WL}}(\mathbf{t}, \mathbf{y}^j)$ 和 $\frac{1}{|\Omega^-|} \sum_{j \in \Omega^-} s_{\text{WL}}(\mathbf{t}, \mathbf{y}^j)$ 分别表示正负样本的平均权重局部余弦相似度; $\frac{\mu}{2} \sum_{i=1}^M (w_i - w'_i)^2$ 为正则化参量, 主要是为了避免模型的退化, 或是人为引入目标的先验信息(如视频帧的时间连续性), μ 为正则化系数; 参考向量 $\mathbf{w}' = [w'_1 \ w'_2 \ \cdots \ w'_M]^T$ 。

可优化式(5)计算判别性权值:

$$\begin{cases} \max J(\mathbf{w}) \\ \text{s.t. } \sum_{i=1}^M w_i = 1, \quad w_i \geq 0, \quad i = 1, 2, \dots, M \end{cases} \quad (5)$$

可等价表示为:

$$\begin{cases} \min G(\mathbf{w}) \\ \text{s.t. } \sum_{i=1}^M w_i = 1, \quad w_i \geq 0, \quad i = 1, 2, \dots, M \end{cases} \quad (6)$$

目标函数 $G(\mathbf{w})$ 为^[21]:

$$G(\mathbf{w}) = \sum_{i=1}^M w_i (S_i^- - S_i^+ + \mu w'_i) - \frac{\mu}{2} \sum_{i=1}^M w_i^2 \quad (7)$$

目标函数 $G(\mathbf{w})$ 的优化过程可以看成是在线性约束函数下的二次优化问题。其中:

$$\begin{cases} S_i^+ = \frac{1}{|\Omega^+|} \sum_{j \in \Omega^+} s(\mathbf{t}_i, \mathbf{y}_i^j) \\ S_i^- = \frac{1}{|\Omega^-|} \sum_{j \in \Omega^-} s(\mathbf{t}_i, \mathbf{y}_i^j) \end{cases} \quad (8)$$

从式(7)中可以看出, 如果 μ 非常大, $\mathbf{w}$ 的解将会很接近参考权值矢量 $\mathbf{w}'$, 如果 μ 非常小, $\mathbf{w}$ 的解将趋近于单一的局部解, 大幅降低跟踪的鲁棒性。当 $\mu = 0$ 时, 目标函数可以转化为:

$$G(\mathbf{w}) = \sum_{i=1}^M w_i (S_i^- - S_i^+) \quad (9)$$

进而可将式(7)的解表示为:

$$w_i = \begin{cases} 1, & (S_i^+ - S_i^-) > (S_j^+ - S_j^-), \forall i \neq j \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (10)$$

2 本文方法的跟踪实现

根据上文的分析, 本文联合马尔科夫模型和粒子滤波过程进行跟踪, 具体流程框图如图3所示。

2.1 观测模型

假设上一帧目标定位的权重矢量可表示为 $\mathbf{w}_{t-1} = [w_{t-1}^1 \ w_{t-1}^2 \ \cdots \ w_{t-1}^M]$, 为建立目标模型的似然函数, 假设连续两帧图像之间的矢量变化很小, 则可将观测似然函数表示为:

$$p(\mathbf{y}_j | \mathbf{x}_j) = \sum_{i=1}^M w_{t-1}^i (\mathbf{t}_i, \mathbf{y}_i^j) \quad (11)$$



Fig.2 Schematic diagram of positive and negative sample collection

图2 正负样本的采集示意图

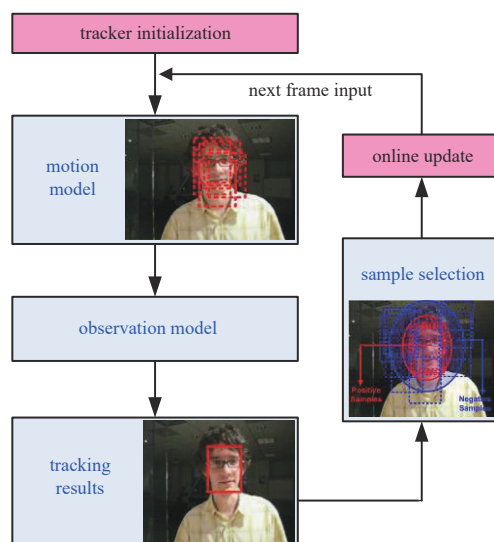


Fig.3 Flow chart of the tracking method in this paper

图3 本文跟踪方法的流程框图

式中 j 表示状态 $\mathbf{x}$ 的样本索引。

2.2 在线更新

本跟踪实现过程的在线更新主要包括目标模板的在线更新和判别性权值的在线更新两部分：

1) 目标模板在线更新。当前帧获取目标最好候选状态后，抽取图像块 $\mathbf{y}^* = [(\mathbf{y}_1^*)^T, (\mathbf{y}_2^*)^T, \dots, (\mathbf{y}_M^*)^T]^T$ 来更新目标模板 $\mathbf{t} = [\mathbf{t}_1^T, \mathbf{t}_2^T, \dots, \mathbf{t}_M^T]^T$ ，具体计算为：

$$\begin{cases} \mathbf{t}_i \leftarrow \eta \mathbf{t}_i + (1 - \eta) \mathbf{y}_i^*, s(\mathbf{t}_i, \mathbf{y}_i^*) \geq \varepsilon \\ \mathbf{t}_i \leftarrow \mathbf{t}_i, \text{ otherwise} \end{cases} \quad (12)$$

式中： ε 为经验阈值，根据多次仿真平均方法，设置 $\varepsilon = 0.85$ ； η 为模板更新率， $\eta = 0.95$ 。

2) 判别性权值在线更新。更新目标模板 $\mathbf{t}$ 后，可以进行正、负样本的收集，通过求解式(7)的优化问题来计算当前帧的判别性权值矢量 $\mathbf{w}_t$ 。为充分利用视频图像时间的连续性，采用上一帧权值矢量作为参考，即 $\mathbf{w}' = \mathbf{w}_{t-1}$ ，且权值初始化为 $\mathbf{w}_1 = 1/M$ ， $i = 1, 2, \dots, M$ 。

3 实验与结果分析

3.1 实验设置

为充分验证本文方法的性能，基于 Matlab R2015 Intel i7-3770 CPU (3.4 GHz) 32 GB 平台，进行实验测试分析。实验中对所有输入图像进行归一化处理，大小为 32×32 像素，块状分割大小为 4×4 像素，粒子采样个数为 300，正负样本设置为 30 和 100， $\alpha = 1, \beta = 5, \gamma = 10, \mu = 0.1$ 。为验证本文方法的有效性，进行了两部分仿真分析：首先，针对优化前后的余弦特征进行分析；其次，针对目前几种比较流行的跟踪方法进行对比分析。

3.2 余弦优化前后的跟踪性能分析

为分析优化前后的性能，该部分针对遮挡及平面旋转、平面缩放等复杂情况下的跟踪效果进行分析，如图 4 所示。从图 4(a) 中可以看出，单纯基于余弦特征进行目标跟踪的跟踪精确度明显低于优化后的余弦特征跟踪效果(红色方框为本文跟踪效果，黑色方框为传统余弦特征跟踪结果)。图 4(b) 中给出了不同特征的权值曲线，从图中也可以明显看出，改进后的局部余弦特征权值明显优于传统的余弦特征。从图 4(c) 中可以明显看出，传统余弦特征的权值预测概率最后贫化到 0，导致跟踪偏差较大，甚至失败，而优化后的权值预测更新概率一直保持较高水平。

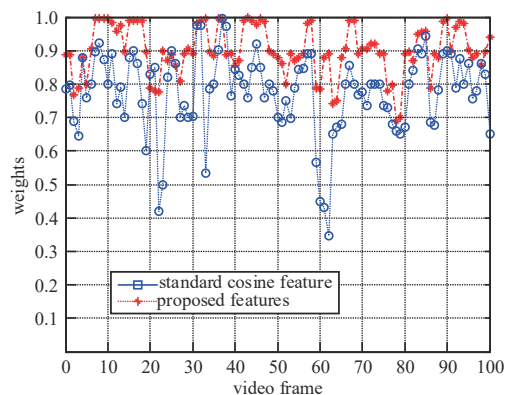
3.3 不同方法性能比较

由于当前多数方法采用多特征融合的方法增强算法的鲁棒性，本文仅利用单一特征作为观测量进行目标跟踪，多特征融合跟踪效果在本文中就不作分析。为了对比，将本文方法同现有性能比较优越的方法进行对比分析；为了公平，实验中全部采用作者公开的源码，没有进行任何的优化处理。

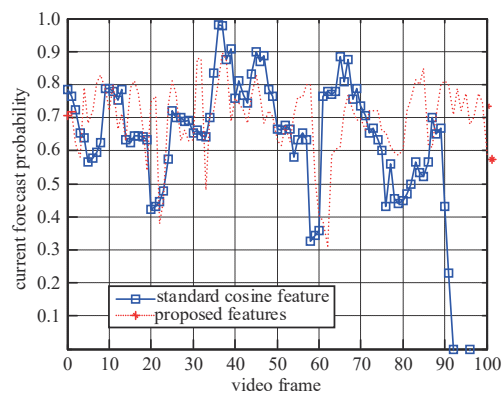
1) 光照变化和姿态改变。图 5 展示了在光照改变、尺寸变化和姿态改变情况下的跟踪结果。FragT 和 MIL 方法在处理尺寸改变情况下的效果较差，IVT 在多数情况下性能都较好，主要是由于应用了增量 PCA 算法。TLD 方法能够达到较精确的跟踪结果，因为该方法采用了重新初始化的方案。可以看出，本文方法在这些复杂背景下达到了很好的跟踪效果。



(a) occlusion and scaling



(b) variation curves of different characteristic weights



(c) probability curves of particle weight prediction

Fig.4 Comparison of tracking effects before and after cosine optimization

图4 余弦优化前后的跟踪效果比较

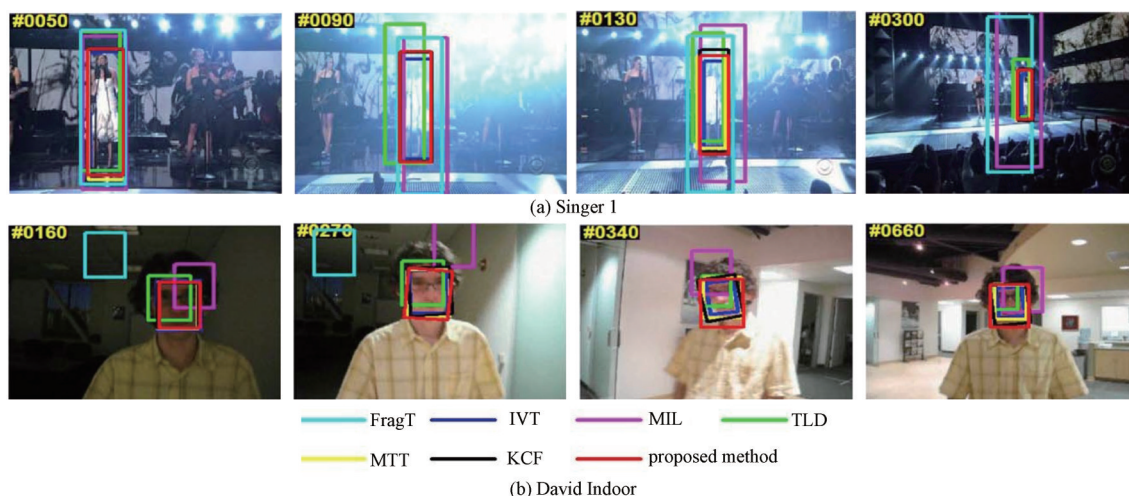


Fig.5 Tracking results under the condition of light change and attitude change

图5 光照变化和姿态改变情况下的跟踪结果

2) 快速运动和背景杂波。图6展示了在快速运动和背景杂波情况下的跟踪结果。在Car11序列中，IVT方法按照位置和尺寸的估计，也能够达到较好的精确度，但该方法不能够处理运动抖动问题(如，Deer)。MIL和TLD方法在背景杂波情况下容易产生漂移。这一点可以解释为其采用的矩形特征在前景和背景相似的情况下判别能力较差。可以看出本文方法优于其他几种方法。

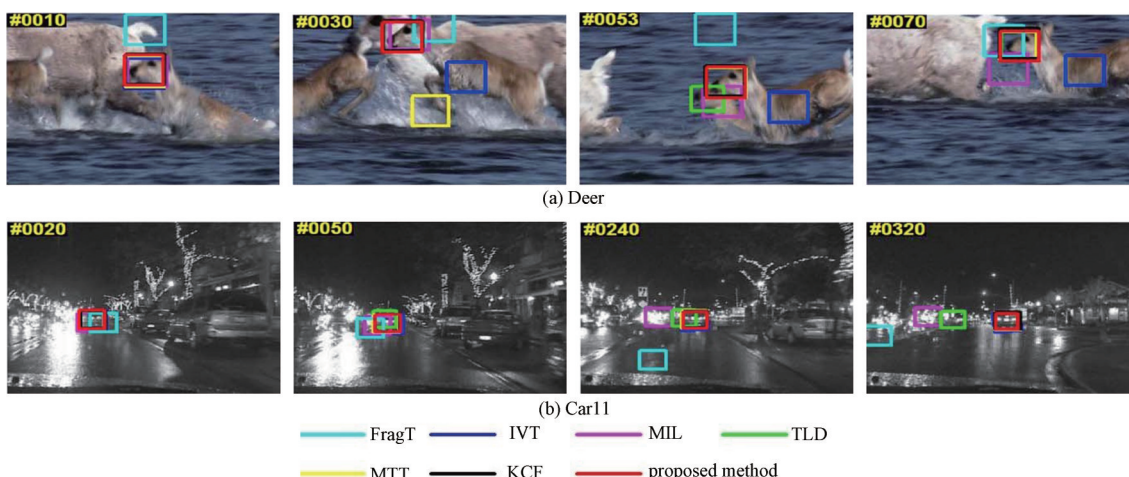


Fig.6 Tracking results under fast motion and background clutter

图6 快速运动和背景杂波情况下的跟踪结果

从前面2种复杂情况下的跟踪结果可以看出，本文方法很好地实现了目标跟踪，其主要原因是本文提出的3种优化：一是提出的余弦局部性相似度测量实现了脉冲噪声的有效抑制；二是判别性权重的引入有效增强了局部特征的判别能力，提升了算法区分目标和背景的判别能力；三是本文提出的目标在线更新方法能够有效改善模型的退化。

为进一步说明本文方法的跟踪精确度，采用重叠率(Overlap Rates, OR)和成功率(Success Rates, SR)来进一步度量各算法的性能。其中，OR的计算为^[22]：

$$OR = \frac{a(R_T \cap R_G)}{a(R_T \cup R_G)} \quad (13)$$

式中： R_T 和 R_G 分别为目标的跟踪框和真实框； $a(\cdot)$ 表示面积计算。虽然OR进一步提升了跟踪性能的度量精确度，但在手动标记过程中，真实面积会包含一定程度的噪声，因此，研究人员在此基础上又进一步提出了SR的度量标准。通过设置OR阈值进行成功率曲线的回执，本文中阈值设置为 $OR > 0.5$ ，即认为跟踪成功。表1和表2给出了不同算法的平均重叠率(Average Overlap Rates, AOR)和平均成功率(Average Success Rates, ASR)的计算结果，该值越大，跟踪精确度越高。AOR和ASR值(%)最好结果采用加粗斜体标注，从表中可以看出，本文方法性能明显优于其他几种方法。

表1 不同方法的平均重叠率(%)

Table1 Average overlap rates of different methods(%)

image sequence	FragT	IVT	MIL	TLD	MTT	KCF	proposed method
Singer1	34	66	34	41	32	78	85
DavidIndoor	90	69	23	50	53	69	78
Deer	8	22	21	41	60	62	73
Car11	9	81	17	38	58	81	75

表2 不同方法的平均成功率(%)

Table2 Average success rates of different methods(%)

image sequence	FragT	IVT	MIL	TLD	MTT	KCF	proposed method
Singer1	25	94	25	46	35	100	100
DavidIndoor	9	94	8	44	55	84	89
Deer	3	28	14	59	80	89	89
Car11	9	100	8	47	87	97	100

4 结论

针对复杂背景下计算机视觉跟踪问题,本文提出了一种基于相似度优化的目标跟踪方法,其主要创新点体现在以下三方面:a)提出了局部余弦相似度计算方法,能够有效抑制因部分遮挡以及光照变化等突变情况下引起的脉冲噪声,提升算法的稳定性;b)基于二次规划优化的方法实现了判别性权重的计算,有效增强了目标局部特征的判别能力,提升了算法对视频图像目标和背景的判别能力;c)提出了一种在线模型自适应更新方法,改善了模型漂移问题。最后,基于公共测试视频的不同复杂背景情况进行了详细的实验分析,充分验证了本文方法的优越性。

参考文献:

- [1] WANG Qiang, ZHANG Mengdan, XING Junliang, et al. Do not lose the details: reinforced representation learning for high performance visual tracking[C]// Proceedings of 2018 International Joint Conferences on Artificial Intelligence. Stockholm, Swedish:International Joint Conferences on Artificial Intelligence, 2018:985-991.
- [2] LI Bo, YAN Junjie, WU Wei, et al. High performance visual tracking with Siamese region proposal network[C]// Proceedings of 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Lake City, UT, USA: IEEE, 2018:8971-8980.
- [3] ZHU Zheng, WANG Qiang, LI Bo, et al. Distractor-aware Siamese networks for visual object tracking[C]// Proceedings of the 15th European Conference on Computer Vision. Munich, Germany: Springer, 2018:103-119.
- [4] 宋华军, 于玮, 王芮. 采用PSR和客观相似性的高置信度跟踪[J]. 光学精密工程, 2018, 26(12):3067-3078. (SONG Huajun, YU Wei, WANG Rui. High-confidence correlation tracking algorithm based on PSR and objective similarity[J]. Optics and Precision Engineering, 2018, 26(12):3067-3078.)
- [5] 李位星, 马维亮, 田卉, 等. 基于CNN的粒子滤波目标跟踪算法研究[J]. 北京理工大学学报, 2018, 38(12):1256-1262. (LI Weixing, MA Weiliang, TIAN Hui, et al. Particle filter for object tracking based on CNN feature[J]. Transactions of Beijing Institute of Technology, 2018, 38(12):1256-1262.)
- [6] 熊丹, 卢惠民, 肖军浩, 等. 具有尺度和旋转适应性的长时间目标跟踪[J]. 自动化学报, 2019, 45(2):289-304. (XIONG Dan, LIU Huimin, XIAO Junhao, et al. Robust long term object tracking with adaptive scale and rotation estimation[J]. Act Automatica Sinica, 2019, 45(2):289-304.)
- [7] 盘迪夫, 李耀通, 韩锐. 一种基于多相关滤波器组合的目标跟踪方法[J]. 湖南大学学报(自然科学版), 2019, 46(2):112-122. (PAN Difu, LI Yaotong, HAN Kun. A target tracking method based on multi-correlation filter combination[J]. Journal of Hunan University(Natural Science), 2019, 46(2):112-122.)
- [8] 王海军, 张圣燕. 自适应权值卷积特征的鲁棒目标跟踪算法[J]. 西安电子科技大学学报, 2019, 46(1):117-123. (WANG Haijun, ZHANG Shengyan. Robust object tracking via adaptive weight convolutional features[J]. Journal of Xidian University, 2019, 46(1):117-123.)
- [9] 胡秀华, 郭雷, 李晖晖. 一种利用物体性检测的目标跟踪算法[J]. 西安电子科技大学学报, 2017, 44(4):86-94. (HU Xiuhua, GUO Lei, LI Huihui. Object tracking algorithm using objectness detection[J]. Journal of Xidian University, 2017, 44(4):86-94.)
- [10] RUSSAKOVSKY O, DENG Jia, SU Hao, et al. ImageNet large scale visual recognition challenge[J]. International Journal of Computer Vision, 2015, 115(3):211-252.
- [11] REAL E, SHLENS J, MAZZOCCHI S, et al. YouTube bounding boxes: a large high-precision human-annotated data set for object detection in video[C]// Proceedings of 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Honolulu, HI, USA,

2017:7464–7473.

- [12] WU Yi, LIM J, YANG M H. Online object tracking: a benchmark[C]// Proceedings of 2013 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Portland, OR, USA, 2013:2411–2418.
- [13] KRISTAN M, MATAS J, LEONARDIS A, et al. The visual object tracking VOT2015 challenge results[J]. Proceedings of 2015 IEEE International Conference on Computer Vision Workshop. Santiago, Chile: IEEE, 2015:564–586.
- [14] SMEULDERS A W M, CHU D M, CUCCHIARA R, et al. Visual tracking: an experimental survey[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2014, 36(7):1442–1468.
- [15] 王海军, 葛红娟, 张圣燕. 在线低秩表示的目标跟踪算法[J]. 西安电子科技大学学报, 2016, 43(5):98–104. (WANG Haijun, GE Hongjuan, ZHANG Shengyan. Target tracking algorithm based on online low rank representation[J]. Journal of Xidian University, 2016, 43(5):98–104.)
- [16] 刘芳, 王洪娟, 黄光伟, 等. 基于自适应深度网络的无人机目标跟踪算法[J]. 航空学报, 2019, 40(3):322332–1–10. (LIU Fang, WANG Hongjuan, HUANG Guangwei, et al. Target tracking algorithm of UAV based on adaptive depth network[J]. Journal of Aeronautics, 2019, 40(3):322332–1–10.)
- [17] 胡韶华, 郑伟, 钱坤. 残差深度特征和漂移检测的核相关滤波跟踪[J]. 控制理论与应用, 2019, 36(4):613–621. (HU Shaohua, ZHENG Wei, QIAN Kun. Kernel correlation filter tracking for residual depth feature and drift detection[J]. Control Theory and Application, 2019, 36(4):613–621.)
- [18] 董超, 郑兵, 李彬, 等. 改进核相关滤波器的海上船只目标跟踪[J]. 光学精密工程, 2019, 27(4):911–921. (DONG Chao, ZHENG Bing, LI Bin, et al. Ship target tracking at sea with improved kernel correlation filter[J]. Optics Precision Engineering, 2019, 27(4):911–921.)
- [19] 熊昌镇, 卢颜, 闫佳庆. 融合上下文和重定位的加权相关滤波跟踪算法[J]. 光学学报, 2019, 39(4):278–286. (XIONG Changzhen, LU Yan, YAN Jiaqing. Weighted correlation filter tracking algorithm combining context and relocation[J]. Journal of Optics, 2019, 39(4):278–286.)
- [20] 刘波, 许廷发, 李相民, 等. 自适应上下文感知相关滤波跟踪[J]. 中国光学, 2019, 12(2):265–273. (LIU Bo, XU Tingfa, LI Xiangmin, et al. Adaptive context aware correlation filter tracking[J]. China Optics, 2019, 12(2):265–273.)
- [21] 高赞, 赵江珊, 罗久桓, 等. 采用响应图置信区自适应特征融合的相关滤波跟踪[J]. 光学精密工程, 2019, 27(5):1178–1187. (GAO Yun, ZHAO Jiangshan, LUO Jiuhuan, et al. Correlation filtering tracking using adaptive feature fusion in response map confidence region[J]. Optical Precision Engineering, 2019, 27(5):1178–1187.)
- [22] WU Yi, LIM J, YANG M H. Object tracking benchmark[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2015, 37(9):1834–1848.

作者简介:

李长江(1980–), 男, 硕士, 实验师, 主要研究方向为图像处理、大数据、网络工程. email: lvecn91@163.com.

肖文显(1975–), 男, 硕士, 副教授, 主要研究方向为算法优化、网络技术.

王俊阁(1989–), 男, 学士, 实验师, 主要研究方向为网络技术.