

一种目标响应自适应的通道可靠性跟踪算法

王 鹏^{①②③} 孙梦宇*^② 王海燕^④ 李晓艳^② 吕志刚^②

^①(西北工业大学航海学院 西安 710072)

^②(西安工业大学电子信息工程学院 西安 710021)

^③(海洋声学信息感知工业和信息化部重点实验室(西北工业大学) 西安 710072)

^④(陕西科技大学电子信息与人工智能学院 西安 710021)

摘 要: 为解决基于时空正则项的目标跟踪算法(STRCF)在目标短时遮挡时定位精度低和目标旋转时尺度估计不准确的问题, 该文提出了一种目标响应自适应的通道可靠性跟踪算法。该算法在目标模型训练时加入了目标响应正则项, 通过在求解过程中更新理想目标响应函数, 使得目标被短时遮挡后可重新跟踪目标; 加入通道可靠性评价各特征通道的可靠性, 提高了模型对目标的表达能力; 将目标图像转换至对数极坐标系下训练尺度滤波器, 提高在目标旋转时的尺度估计精度。实验结果表明, 该文所提算法较STRCF在平均中心位置误差中降低了28.54个像素, 在平均重叠率中提高了22.8%, 在OTB2015数据集下成功率曲线下面积较STRCF提高了1.5%。

关键词: 目标跟踪; 相关滤波; 目标响应自适应; 通道可靠性; 尺度滤波

中图分类号: TN911.73; TP391

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2020)08-1950-09

DOI: 10.11999/JEIT190569

An Object Tracking Algorithm with Channel Reliability and Target Response Adaptation

WANG Peng^{①②③} SUN Mengyu^② WANG Haiyan^④ LI Xiaoyan^② LÜ Zhigang^②

^①(School of Marine Science and Technology, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China)

^②(School of Electronic Information Engineering, Xi'an Technological University, Xi'an 710021, China)

^③(Key Laboratory of Ocean Acoustics and Sensing (Northwestern Polytechnical University), Ministry of Industry and Information Technology, Xi'an 710072, China)

^④(School of Electronic Information and Artificial Intelligence, Shaanxi University of Science and Technology, Xi'an 710021, China)

Abstract: In order to solve the problems of lower precision of target location in short-term occlusion and inaccurate of scale estimation of target in rotation by Spatial-Temporal Regularized Correlation Filters (STRCF), an object tracking algorithm with channel reliability and target response adaptation is proposed in this paper. In this algorithm, target response regularization is added to train target model. By updating the ideal target response function in the process of solving model, the target can be tracked again after being occluded for a short time. The reliability of each feature channel is evaluated by coefficient of channel reliability, which can improve the model's expression of the target. Scale filters can be trained in log-polar coordinates to improve the accuracy of scale estimation when target is rotating. The experimental results show that the proposed algorithm reduces 28.54 pixels in the average center position error and improves the average overlap rate by 22.8% compared with STRCF.

Key words: Object tracking; Correlation filter; Target response adaptation; Channel reliability; Scale correlation filter

收稿日期: 2019-07-29; 改回日期: 2020-03-25; 网络出版: 2020-04-03

*通信作者: 孙梦宇 1215200684@qq.com

基金项目: 国家自然科学基金(61271362), 国家重点研发计划(2016YFC1400200), 陕西省科技厅重点研发计划(2019GY-022、2019GY-066), 2019年西安市未央区科技计划项目(201923)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (61271362), The National Key Research and Development Project (2016YFC1400200), The Key Science and Technology Program of Shaanxi Province (2019GY-022, 2019GY-066), Weiyang District of Xi'an 2019 Science and Technology Program (201923)

1 引言

视觉目标跟踪是计算机视觉领域中的研究热点。一般而言,目标跟踪的任务是通过第1帧视频图像给出的目标位置以此在后续视频序列估计目标位置。其应用较为广泛,如机器人学^[1]、视频监控^[2]等方面均有应用,但在跟踪过程中也面临着较多的难题,如目标遮挡、旋转、尺度变化、形体变化等,均会对目标跟踪精度带来影响。

相关滤波算法由于其跟踪精度及速度上的优势成为了目标跟踪研究热点之一。2014年, Li 等人^[3]提出了多特征融合的尺度自适应跟踪器(Scale Adaptive Multiple Feature, SAMF),在求解位移的同时求解目标的最佳估计尺度,但在目标遮挡时易于跟踪失败。Danelljan 等人^[4]提出了颜色属性(Color Name, CN)的相关滤波跟踪器,将颜色属性首次应用至目标跟踪领域,并对其利用主成分分析法(Principal Component Analysis, PCA)进行降维,但在目标尺度变换和遮挡情况下效果不好;2015年, Danelljan 等人^[5]提出了空间正则项相关滤波跟踪器(Spatially Regularized Discriminative Correlation Filter, SRDCF),构建了空间正则项以此解决由循环样本带来的边界效应,但遮挡时模型会发生模型偏移;2016年,文献^[6]提出了目标响应自适应的相关滤波跟踪器(Target Response Adaptation for Correlation Filter Tracking, TRACFT),通过在模型训练时加入目标响应正则项,使得滤波器能够在目标完全遮挡后重新跟踪目标,但目标在大幅形变并不断移动的过程中跟踪效果不稳定;2018年, Wang 等人^[7]提出了多通道相关滤波器(Multi-Cue Correlation filters for robust visual Tracking, MCCT),通过训练不同特征下的滤波器,根据鲁棒性评价专家系统选择最合适的滤波器进行跟踪,但基础框架较为简单,边界效应等问题均未解决,为后续跟踪带来了一定的影响; Tang 等人^[8]提出了多核相关滤波跟踪器(high-speed tracking with Multi-Kernel Correlation Filters, MKCFup),指出多核滤波器由于无法将不同核函数设置不同权重,限制了跟踪的表现,通过在滤波器训练模型中加入上边界的限制,将其变换为有约束的问题进行求解,提高了算法性能,但由于图像块较小,对移动位移量较多的物体无法准确跟踪。Choi 等人^[9]提出了时空上下文深度压缩的高速跟踪算法(TRACKER based on Context-aware deep feature compression with multiple Auto-encoders, TRACA),将时空上下文的深度特征与相关滤波结合,达到了高速高精度的表现,但提升幅度较低;

Li 等人^[10]提出了基于时空正则项的跟踪器(Spatial-Temporal Regularized Correlation Filters, STRCF),在VOT2018比赛的内测视频序列排名第5。该算法在SRDCF的基础上加入了时间正则项,保证模型在时间上的连续性,提高了模型在遮挡时对目标的表达能力,但在严重或完全遮挡下无法准确跟踪目标,并且目标在旋转时尺度估计不准确。

针对上述问题,本文提出一种目标响应自适应的通道可靠性跟踪算法。通过在模型构建时加入了目标响应正则项,在求解过程中迭代更新理想目标响应函数,寻找最佳的响应函数中心位置,保证模型能够准确学习到目标信息;在目标定位阶段对各个特征通道进行可靠性评价,提升学习到的滤波器对目标的表达能力;在对数极坐标系下提取目标特征,训练尺度滤波器,对目标进行尺度估计,提高目标在旋转时的尺度估计效果。本文算法能够在目标短时严重遮挡、完全遮挡且目标旋转时准确跟踪目标。

2 一种空间-时间正则项相关滤波目标跟踪算法

假设从视频序列中提取到的样本为 x_t^d , $*_t$ 表示第 t 帧视频中的样本, $*^d$ 表示特征通道索引号,取值为 $d \in [1, 2, \dots, D]$, D 为特征通道的总数量。理想目标响应函数为 y ,则STRCF的滤波器系数可由式(1)求解

$$\arg \min_f \frac{1}{2} \left\| \sum_{d=1}^D x_t^d * f^d - y \right\|^2 + \frac{1}{2} \sum_{d=1}^D \|w \cdot f^d\|^2 + \frac{\mu}{2} \|f - f_{t-1}\|^2 \quad (1)$$

其中, f^d 表示第 d 个特征通道的滤波器系数, f_{t-1} 表示上一帧的滤波器系数, $\sum_{d=1}^D \|w \cdot f^d\|^2$ 为空间正则项, $\|f - f_{t-1}\|^2$ 为时间正则项, μ 为正则项系数。通过使用交替方向乘子法(Alternating Direction Method of Multipliers, ADMM)求解式(1),将其换划分为3个子问题为

$$\left. \begin{aligned} f^{(i+1)} &= \arg \min_f \left\{ \left\| \sum_{d=1}^D x_t^d * f^d - y \right\|^2 \right. \\ &\quad \left. + \gamma \|f - g + h\|^2 + \mu \|f - f_{t-1}\|^2 \right\} \\ g^{(i+1)} &= \arg \min_g \left\{ \sum_{d=1}^D \|w \cdot g^d\|^2 + \gamma \|f - g + h\|^2 \right\} \\ h^{(i+1)} &= h^{(i)} + f^{(i+1)} - g^{(i+1)} \end{aligned} \right\} \quad (2)$$

其中, $*^{(i+1)}$ 表示第 $i+1$ 次迭代, g 为引入的辅助变量且 $g = f$, γ 为惩罚系数。3个子问题均有闭合解,因此直接求解即可。

3 一种目标响应自适应的通道可靠性跟踪算法

基于STRCF算法, 本文提出一种目标响应自适应的通道可靠性跟踪算法(Channel Reliability correlation filter based on STRCF with Adaptive Target response, CRSTRCFAT)。算法共分为5个阶段:

(1) 目标特征提取: 根据目标位置提取梯度直方图(Histogram of Oriented Gradient, HOG)以及颜色属性作为样本, 共41维特征;

(2) 新模型求解: 构建目标响应自适应滤波器模型, 在模型训练过程中更新理想响应函数并迭代求解滤波器系数;

(3) 通道可靠性估计: 计算各个特征通道的响应图, 并进行可靠性评估;

(4) 目标位置估计: 计算最终响应图, 求解目标估计位置;

(5) 尺度滤波器训练及尺度估计: 提取尺度样本, 并转换至对数极坐标系下, 训练尺度滤波完成尺度估计。

跟踪算法流程如图1所示。

3.1 新模型构建及求解

由于跟踪过程中可能会出现目标遮挡等突发情况, 导致跟踪结果出现偏差, 并不能准确跟踪目标, 而在接下来的模型训练过程中由于理想响应函数均是以跟踪结果的中心位置为最大值定义的, 导致滤波器学习到错误的目标信息。因此本文在式(1)的基础上加入了目标响应正则项, 以此矫正跟踪结果, 如式(3)所示

$$\arg \min_{f,y} \frac{1}{2} \left\| \sum_{d=1}^D x_t^d * f^d - y_0 \right\|^2 + \frac{1}{2} \sum_{d=1}^D \|w \cdot f^d\|^2 + \frac{\mu}{2} \|f - f_{t-1}\|^2 + \frac{\lambda}{2} \|y - y_0\|^2 \quad (3)$$

其中, y_0 为以跟踪结果为中心的初始理想目标响应函数, $\|y - y_0\|^2$ 为目标响应正则项, λ 为目标响应正则项系数。

由于式(3)中需求解的变量不止1个, 因此将式(3)划分为两个问题分别对其求解

$$\left. \begin{aligned} f^{j+1} &= \arg \min_f \frac{1}{2} \left\| \sum_{d=1}^D x_t^d * f^d - y^j \right\|^2 \\ &+ \frac{1}{2} \sum_{d=1}^D \|w \cdot f^d\|^2 + \frac{\mu}{2} \|f - f_{t-1}\|^2 \\ y^{j+1} &= \arg \min_y \frac{1}{2} \left\| \sum_{d=1}^D x_t^d * f^d - y \right\|^2 \\ &+ \frac{\lambda}{2} \|y - y_0\|^2 \end{aligned} \right\} \quad (4)$$

式(4)中表示第 $j+1$ 次迭代。其中, 第1个式子可根据STRCF求解方式进行求解, 不同点在于理想响应函数在本文求解模型中是迭代更新的, 更新过程如式(4)中第2个式子所示。

第2个式子由于具有闭合解, 因此可以直接求解, 求解为

$$y^{j+1} = \frac{1}{1 + \lambda_2} (X * f^{j+1} + \lambda_2 y_0) \quad (5)$$

其中, $X = [x^1, x^2, \dots, x^D]$ 表示样本。通过将式(5)进行快速傅里叶变换(Fast Fourier Transform, FFT), 将其转换至频域对其进行快速的求解为

$$\hat{y}^{j+1} = \frac{1}{1 + \lambda_2} (\hat{X} \hat{f}^{j+1} + \lambda_2 \hat{y}_0) \quad (6)$$

在模型迭代求解的过程中, 通过对理想目标响应函数进行更新, 改变了原有理想目标响应函数以图像块中心位置为最大值的函数形状, 使得能够在最终的响应图中准确定位到遮挡后重新出现的目标, 如图2所示。

在图2中, 最上面为第120帧的图像, 目标从遮挡物后重新出现, 此时两种算法均未跟踪到目标; 中间为第121帧的跟踪结果, 左边为STRCF的跟踪结果, 右边为本文算法的跟踪结果; 最下面为第121帧的响应图可视化结果, 可以看到本文算法的响应图中目标所在位置的响应值最大, 因此能够准确跟踪目标, 而STRCF无法准确跟踪目标。

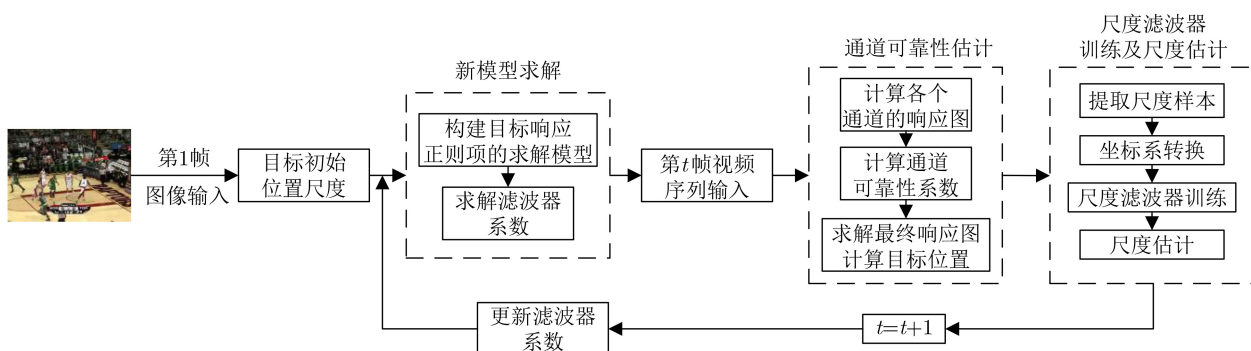


图1 本文算法流程

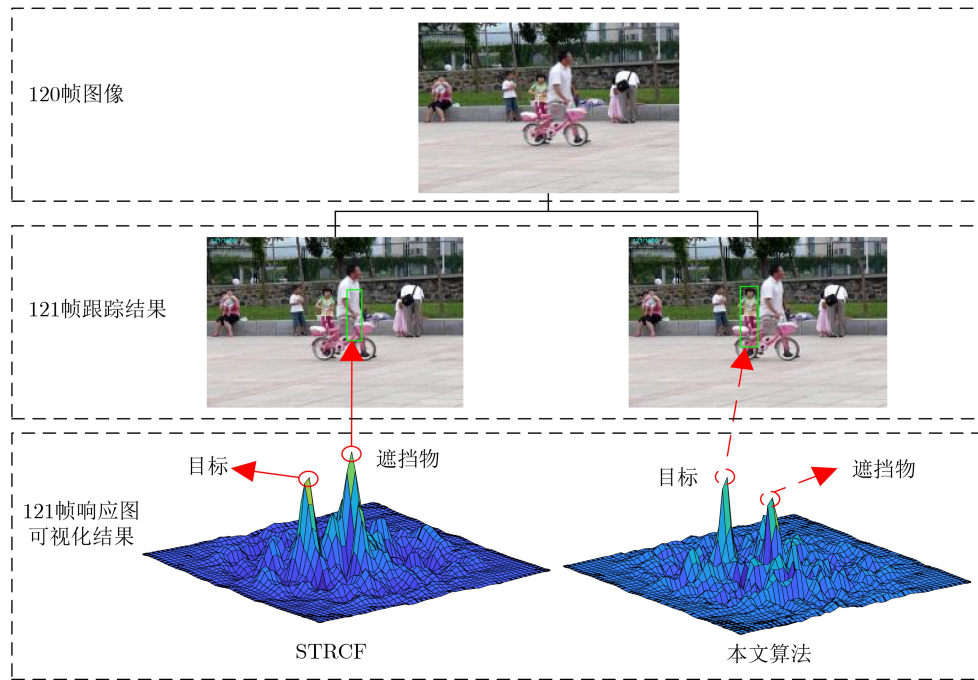


图 2 STRCF与本文算法所得的响应图对比

3.2 通道可靠性估计方法

为了表示模型对目标的表达能力，本文选择了两种通道可靠性系数对各个特征通道的响应图进行评价，分别是：

(1) 峰值旁瓣值(Peak to Sidelobe Ratio, PSR)

$$r_{\text{PSR}} = \frac{\max(X * f) - \mu(X * f)}{\sigma(X * f)} \quad (7)$$

其中， $\mu(X * f)$ 表示响应图的均值， $\sigma(X * f)$ 表示响应图的方差，此项指标已经在最小输出误差平方和(Minimum Output Sum of Squared Error, MOSSE)^[11]中证明能够有效反映特征通道响应图的可靠性。

(2) 次主峰与主峰比(the Ratio between the Second and First Main Peak, RSFMP)

$$r_{\text{RSFMP}} = 1 - \min(r_{\text{peak2}}/r_{\text{peak1}}, 0.5) \quad (8)$$

其中， r_{peak1} 和 r_{peak2} 分别表示响应图的主峰和次主峰峰值。此项指标已经在空间可靠性和通道可靠性的跟踪算法(Discriminative Correlation Filter with Channel and Spatial Reliability, CSR-DCF)^[12]中得到了验证，能够评测该特征通道响应图对跟踪目标的突出性。

因此，在求解滤波器系数后，利用滤波器系数计算不同特征通道的响应图，如式(9)所示

$$s^d = x^d * f^d \quad (9)$$

其中， s^d 为第 d 个特征通道的响应图。

利用式(7)和式(8)计算PSR以及RSFMP，并将其相乘作为此通道响应图的权重

$$r^d = r_{\text{PSR}}^d \cdot r_{\text{RSFMP}}^d \quad (10)$$

因此，最终的响应图可由式(11)计算获得

$$S = \sum_{d=1}^D r^d \cdot s^d \quad (11)$$

3.3 尺度滤波器训练及求解

由于目标的旋转对尺度估计带来了一定的影响，因此本文将样本转换至对数极坐标系下，样本在时域的旋转在对数极坐标系下转换为了平移，因此可以利用估计目标位移的方式在对数极坐标系下的计算平移量^[13]，并经过坐标系的变换将其转化为时域的尺度及旋转的变化量。

笛卡尔坐标系与对数极坐标系下的转换关系为

$$\left. \begin{aligned} s &= \lg \left(\sqrt{(x - x_0)^2 + (y - y_0)^2} \right) \\ \theta &= \cos^{-1} \left(\frac{\langle \vec{r}, (x - x_0, y - y_0) \rangle}{\|\vec{r}\| \sqrt{(x - x_0)^2 + (y - y_0)^2}} \right) \end{aligned} \right\} \quad (12)$$

其中， (x_0, y_0) 为对数极坐标系的极点在笛卡尔坐标系下的坐标， (x, y) 为目标点的笛卡尔坐标， \vec{r} 为对数极坐标系的轴方向， (s, θ) 为对数极坐标系下的坐标。

将样本转换至对数极坐标系后，对其进行FFT，并利用历史帧样本训练尺度滤波器为

$$\hat{f}_{\text{scale}} = \left(\sum_{j=1}^J \beta_j \hat{x}_{\text{scale}_j} \right)^H \otimes^{-1} \left| \sum_{j=1}^J \beta_j \hat{x}_{\text{scale}_j} \otimes \hat{x}_{\text{scale}} \right| \quad (13)$$

其中， \otimes^{-1} 表示元素级的除法， \hat{x}_{scale_j} 表示历史帧中

第 j 个尺度样本的频域形式, \hat{x}_{scale} 表示本帧尺度样本的频域形式。 β_j 为历史帧样本的权重, 由学习率进行更新确定。响应图计算的方式与位置滤波相同, 如式(14)所示

$$\hat{S}_{scale} = \hat{f}_{scale} \cdot \hat{x}_{scale} \quad (14)$$

将其进行逆傅里叶变换求解最大值位置, 将位置坐标转换至笛卡尔坐标系并获取时域的边界框坐标, 既获取目标估计尺度。

4 实验

为了证明本文所提算法的有效性, 在OTB2015^[14]中选取了5个视频序列进行测试, 视频序列名称及视频属性如表1所示。

测试实验环境Intel(R) Core(TM) i5-8400 CPU @3.20 GHz, 操作系统为 Windows 10 64 bit, 实验软件平台为 Matlab2018a, 实验均采用一次性测试(One Pass Evaluation, OPE)方式进行测试。为进一步体现本文所提算法的有效性, 选取了3种有代表性的相关滤波算法进行对比实验, 分别是结合自适应目标响应的多特征融合尺度核跟踪算法(A Scale Adaptive kernel correlation Filter tracker with feature integration with Adaptive Target response, SAMF-AT)^[6], SRDCF^[5], STRCF^[10]。本文从定量以及定性两方面进行对比。

4.1 定性对比

4个算法在5个测试视频序列的跟踪结果如图3所示。

在MountainBike序列中, 跟踪目标在运动过程中未被遮挡且伴随着旋转, 所有算法均能够成功跟踪目标, 但本文所提算法的尺度估计更为准确。

在Basketball序列中, 22帧时目标被部分遮挡, 4个算法均能够跟踪目标, 但本文算法和SRDCF跟踪结果更为准确; 105帧目标转身后, STRCF由于目标定位及尺度无法同时求解到最优, 在后续序列中虽然能够跟踪到目标, 但尺度估计错误; 180帧和547帧时, SAMF-AT目标定位出现了稍许的偏差。

在Panda序列中, 184帧时, SRDCF跟踪错

表1 视频序列名称及属性

视频序列名称	视频属性
MountainBike	旋转、背景干扰
Basketball	遮挡、旋转、光照变化、形变、背景干扰
Panda	遮挡、旋转、尺寸变化、形变、超出视野、低分辨率
Girl2	遮挡、旋转、尺寸变化、形变、快速移动
KiteSurf	遮挡、旋转、光照变化

误, 在后续序列中重新跟踪目标; 492帧, SAMF-AT跟踪错误, 而且SRDCF和STRCF较本文算法尺度估计较差; 609帧时, SRDCF再次跟踪失败, 且未在后续序列中重新跟踪目标; 957帧时, STRCF在目标多次旋转后, 由于目标位置及尺度无法同时满足最优解, 因此在后续序列中跟踪失败。

在Girl2序列中, 112帧时, 由于目标被完全遮挡, 全部算法均无法准确跟踪目标; 132帧时, 目标从遮挡物后完全出现, 仅有本算法能够重新跟踪目标; 在后续序列中, 当目标运动至SAMF-AT和STRCF跟踪出错的位置时能够重新跟踪目标, 但SAMF-AT的尺度估计较差, 无法准确表示目标的尺度。

在Kitesurf序列中, 38帧时, 目标被严重遮挡, 全部算法均能够跟踪目标; 48帧时, 目标重新出现, 仅有本文算法能够跟踪目标。

本文算法在上述情况均能够准确跟踪目标, 通过加入目标响应正则项在迭代求解的过程中更新理想目标响应函数, 利用可靠性系数作为各个特征通道响应图的权重, 在目标短时完全遮挡后能够准确跟踪目标; 将时域图像转换至对数极坐标系下, 可以较好的估计目标的旋转, 因此尺度估计更为准确, 保证算法能够在视频序列中准确跟踪目标。

4.2 定量分析

本文选取了中心位置误差、重叠率和成功率曲线下面积(Area Under Curve, AUC)3个指标评价跟踪结果。

(1) 中心位置误差和重叠率^[15]。中心位置误差计算公式为

$$D = \sqrt{\|O - O_t\|^2} \quad (15)$$

其中, D 表示中心位置误差, O 表示跟踪算法计算的目标中心位置, O_t 表示目标真实中心位置。5个序列的跟踪结果如图4所示。中心位置误差越小, 算法性能越好, 从图4中可以看出本文算法中心位置误差较小。

重叠率计算公式为

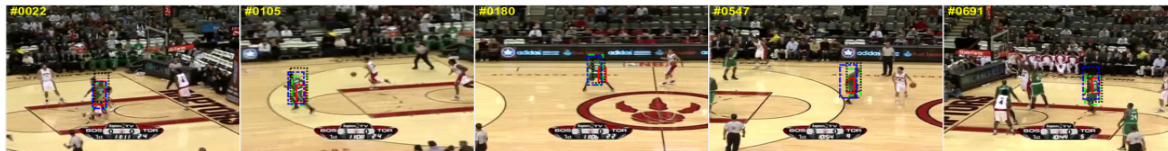
$$L = \frac{B_1 \cap B_0}{B_1 \cup B_0} \quad (16)$$

其中, L 表示重叠率, B_0 和 B_1 分别表示真实目标区域和算法估计目标区域, 重叠率越高, 算法性能越好。5个视频序列的测试结果如图5所示。

从图5可以看出, 本文算法重叠率较高。为更直观的对比4种算法的性能, 本文计算了4种算法在5个视频序列的平均重叠率及平均中心位置误差, 如表2所示。



(a) MountainBike序列跟踪结果图



(b) Basketball序列跟踪结果图



(c) Panda序列跟踪结果图



(d) Girl2序列跟踪结果图



(e) KiteSurf序列跟踪结果图

— STRCF -- 本文方法 -.- .SRDCF.... SAMF-AT

图3 4种算法在5个视频序列下的测试结果

可以看出本文算法在全部序列中平均重叠率最高, 在MountainBike序列中, 本文算法的平均中心位置误差略高于SAMF-AT和SRDCF, 在其余序列中平均中心位置误差均为最低。MountainBike序列中, 仅存在目标旋转的情况, 而由于时间正则项的原因, 所学习到的滤波器模型始终会保持与前一帧模型尽可能相似, 目标在旋转时上一帧中的特征会向一边旋转, 并出现之前目标未展现过的另一面特征, 从而导致定位时更加偏向于上一帧出现过的特征, 因此定位偏差变大, 但可以看出加入通道可靠性和目标响应正则项后本文算法较STRCF已经降低了0.44个像素。

在Basketball和Panda序列中, 目标多次大幅度的旋转, 可以看见本文采用对数极坐标系下的尺度滤波方式估计更为准确, 因此提升同样较为明显。在MountainBike序列中, 目标旋转幅度较小且旋转次数较少, 因此提升幅度较小, 较STRCF仅提升了3%, 但依然可以看出对数极坐标系下的尺度滤波方式估计更为准确。

从结果中可以看出, 本文算法在目标遮挡时性能最好, 在目标未遮挡且旋转时, 较STRCF算法性能也有略微的提升。本文算法通过目标响应正则项和通道可靠性能够在目标被遮挡后重新跟踪目标, 训练的滤波器能够准确表达跟踪目标; 在目标旋转时, 对数极坐标系下的尺度滤波器对目标的尺度估计更为准确。

(2) AUC^[15]。本文为了进一步展示算法的优越性, 对比了算法在OTB2015数据集中的表现, 并绘制了成功率曲线, 按照OTB2015数据集的评价指标AUC对算法进行排名, 成功率曲线如图6(a)所示。

可以看到本文算法获得了最大的AUC分数, 达到66.4%, 较第2名的STRCF提高了1.5%, 由于本文算法更加侧重于目标遮挡时的表现, 因此本文同样绘制了在全部50个遮挡视频序列测试得到的成功率曲线, 如图6(b)所示。可以看到本文算法较STRCF提升了2.3%, 相较于整体数据集测试结果而言提升幅度更大, 因此证明了本文算法对目标遮挡时定位精度和尺度变换不准确问题改进的有效性。

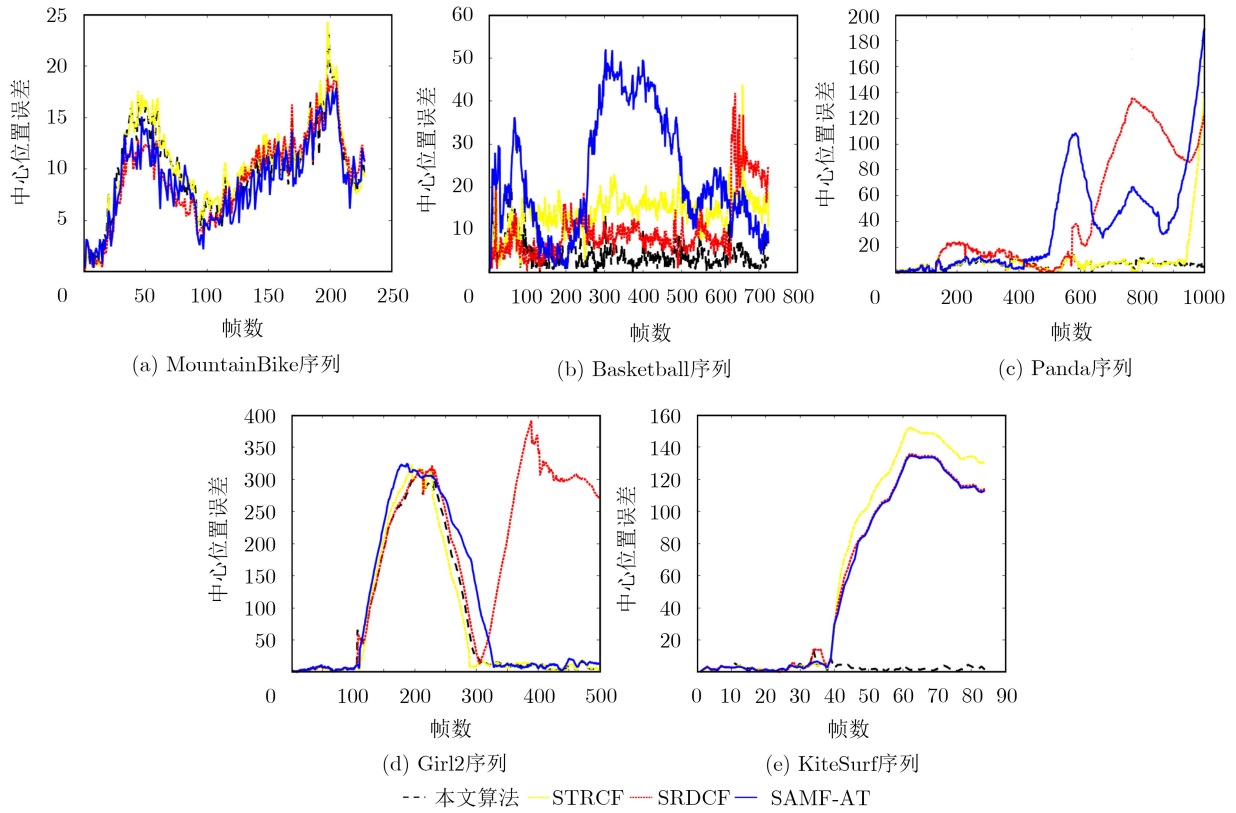


图4 5个视频序列中心位置误差跟踪结果图

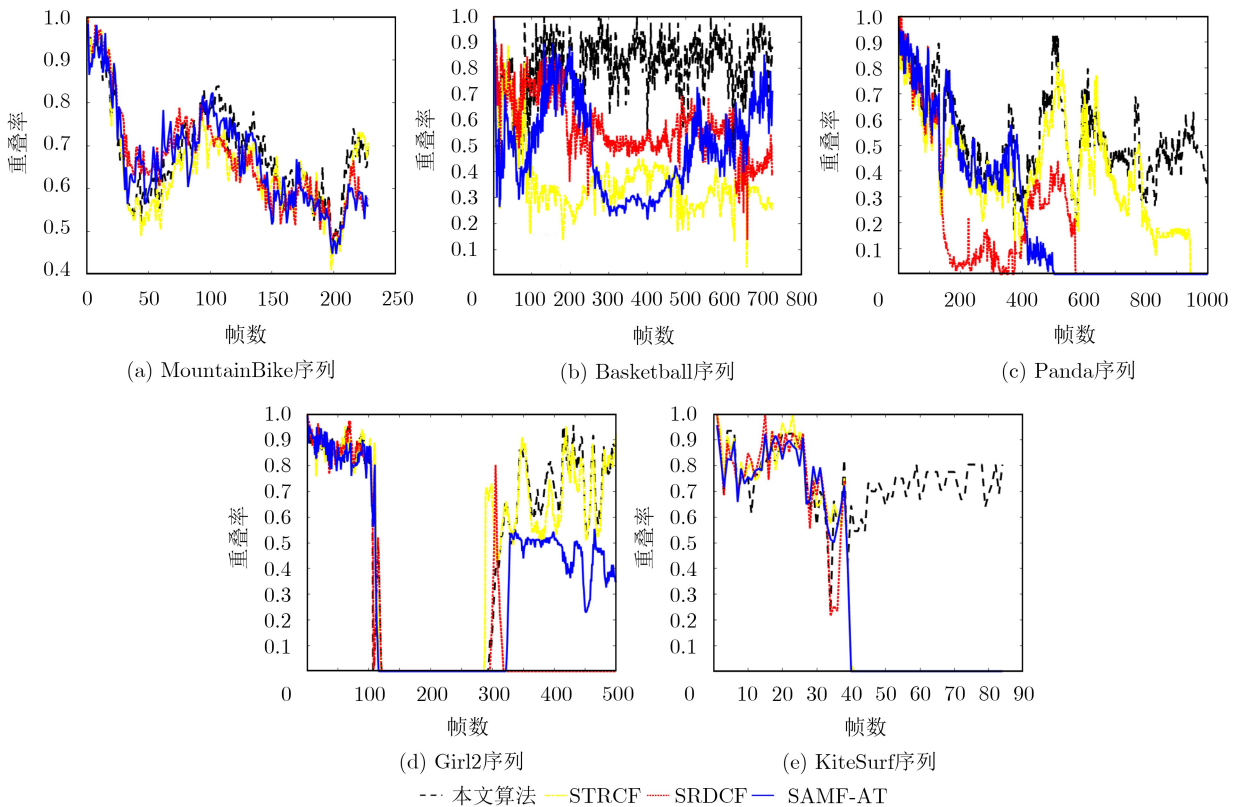
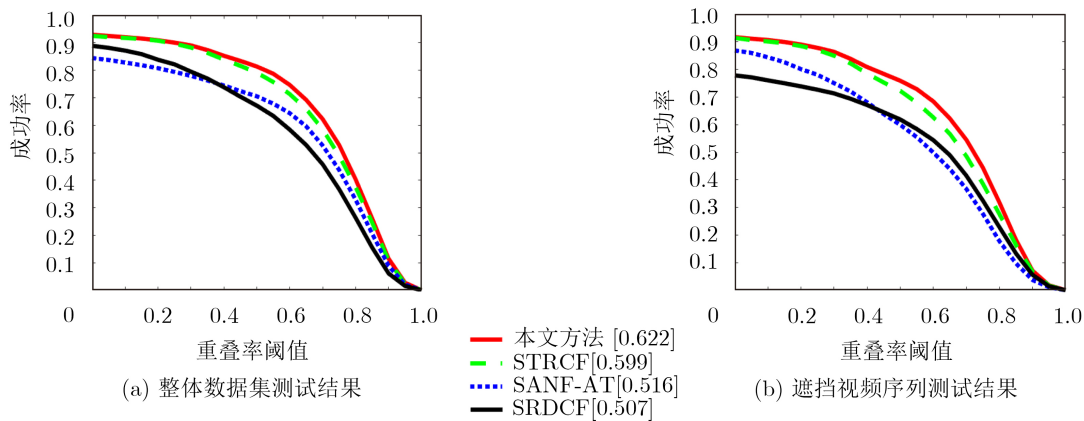


图5 5个视频序列重叠率结果图

表 2 平均中心位置误差(像素)/平均重叠率

算法名称	MountainBike	Basketball	Panda	Girl2	KiteSurf
SAMF-AT	8.85/0.67	22.91/0.49	36.15/0.23	99.65/0.35	58.09/0.35
SRDCF	9.30/0.67	10.08/0.57	45.06/0.17	182.33/0.21	59.18/0.35
STRCF	10.42/0.65	14.06/0.36	10.12/0.39	77.86/0.48	66.73/0.36
本文算法	9.98/0.68	6.30/0.75	7.00/0.51	10.51/0.70	2.70/0.74



5 结论

为解决STRCF在目标短时遮挡时定位精度低和目标旋转时尺度估计不准确的问题, 本文提出了一种目标响应自适应的通道可靠性跟踪算法。本文在构建模型训练公式时加入了目标响应正则项, 能够在目标遮挡后重新出现时使滤波器准确学习到跟踪目标; 在定位阶段, 利用通道可靠性评估各个特征通道响应图的可靠性, 提高目标在响应图中的显著性; 通过对数极坐标系下训练尺度滤波器, 提高了目标在旋转时尺度估计精度。实验结果表明, 本文算法在目标完全和严重遮挡时能够重新跟踪目标, 在目标旋转时尺度估计更为准确。

参 考 文 献

- [1] 王旭东, 王屹炜, 闫贺. 背景抑制直方图模型的连续自适应均值漂移跟踪算法[J]. 电子与信息学报, 2019, 41(6): 1480–1487. doi: [10.11999/JEIT180588](https://doi.org/10.11999/JEIT180588).
WANG Xudong, WANG Yiwei, and YAN He. Continuously adaptive mean-shift tracking algorithm with suppressed background histogram model[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2019, 41(6): 1480–1487. doi: [10.11999/JEIT180588](https://doi.org/10.11999/JEIT180588).
- [2] 黄立勤, 朱飘. 车载视频下改进的核相关滤波跟踪算法[J]. 电子与信息学报, 2018, 40(8): 1887–1894. doi: [10.11999/JEIT171109](https://doi.org/10.11999/JEIT171109).
HUANG Liqin and ZHU Piao. Improved kernel correlation filtering tracking for vehicle video[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2018, 40(8): 1887–1894. doi: [10.11999/JEIT171109](https://doi.org/10.11999/JEIT171109).
- [3] LI Yang and ZHU Jianke. A scale adaptive kernel correlation filter tracker with feature integration[C]. European Conference on Computer Vision, Zurich, Switzerland, 2014: 254–265. doi: [10.1007/978-3-319-16181-5_18](https://doi.org/10.1007/978-3-319-16181-5_18).
- [4] DANELLJAN M, KHAN F S, FELSBERG M, et al. Adaptive color attributes for real-time visual tracking[C]. 2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Columbus, USA, 2014: 1090–1097. doi: [10.1109/CVPR.2014.143](https://doi.org/10.1109/CVPR.2014.143).
- [5] DANELLJAN M, HÄGER G, KHAN F S, et al. Learning spatially regularized correlation filters for visual tracking[C]. 2015 International Conference on Computer Vision, Santiago, Chile, 2015: 4310–4318. doi: [10.1109/iccv.2015.490](https://doi.org/10.1109/iccv.2015.490).
- [6] BIBI A, MUELLER M, and GHANEM B. Target response adaptation for correlation filter tracking[C]. The 14th European Conference on Computer Vision, Amsterdam, The Netherlands, 2016: 419–433. doi: [10.1007/978-3-319-46466-4_25](https://doi.org/10.1007/978-3-319-46466-4_25).
- [7] WANG Ning, ZHOU Wengang, TIAN Qi, et al. Multi-cue correlation filters for robust visual tracking[C]. 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Salt Lake City, USA, 2018: 4844–4853. doi: [10.1109/CVPR.2018.00509](https://doi.org/10.1109/CVPR.2018.00509).
- [8] TANG Ming, YU Bin, ZHANG Fan, et al. High-speed

- tracking with multi-kernel correlation filters[C]. 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Salt Lake City, USA, 2018: 4874–4833. doi: [10.1109/CVPR.2018.00512](https://doi.org/10.1109/CVPR.2018.00512).
- [9] CHOI J, CHANG H J, FISCHER T, *et al.* Context-aware deep feature compression for high-speed visual tracking[C]. 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Salt Lake City, USA, 2018: 479–488. doi: [10.1109/CVPR.2018.00057](https://doi.org/10.1109/CVPR.2018.00057).
- [10] LI Feng, TIAN Cheng, ZUO Wangmeng, *et al.* Learning spatial-temporal regularized correlation filters for visual tracking[C]. 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Salt Lake City, USA, 2018: 4904–4913. doi: [10.1109/CVPR.2018.00515](https://doi.org/10.1109/CVPR.2018.00515).
- [11] BOLME D S, BEVERIDGE J R, DRAPER B A, *et al.* Visual object tracking using adaptive correlation filters[C]. 2010 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, San Francisco, USA, 2010: 2544–2550. doi: [10.1109/cvpr.2010.5539960](https://doi.org/10.1109/cvpr.2010.5539960).
- [12] LUKEŽIČ A, VOJÍŘ T, ZAJC L C, *et al.* Discriminative correlation filter tracker with channel and spatial reliability[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2018, 126(7): 671–688. doi: [10.1007/s11263-017-1061-3](https://doi.org/10.1007/s11263-017-1061-3).
- [13] LI Yang, ZHU Jianke, HOI S C H, *et al.* Robust estimation of similarity transformation for visual object tracking[J]. *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, 2019, 33(1): 8666–8673. doi: [10.1609/aaai.v33i01.33018666](https://doi.org/10.1609/aaai.v33i01.33018666).
- [14] WU Yi, LIM J, and YANG M H. Object tracking benchmark[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2015, 37(9): 1834–1848. doi: [10.1109/TPAMI.2014.2388226](https://doi.org/10.1109/TPAMI.2014.2388226).
- [15] WU Yi, LIM J, and YANG M H. Online object tracking: A benchmark[C]. 2013 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Portland, USA, 2013: 2411–2418. doi: [10.1109/CVPR.2013.312](https://doi.org/10.1109/CVPR.2013.312).
- 王 鹏: 男, 1978年生, 教授, 研究方向为机器视觉、模式识别、图像处理.
- 孙梦宇: 男, 1993年生, 硕士生, 研究方向为目标跟踪.
- 王海燕: 男, 1965年生, 教授, 研究方向为现代信号检测与现代信息处理.
- 李晓艳: 女, 1982年生, 讲师, 研究方向为目标检测、目标识别.
- 吕志刚: 男, 1978年生, 副教授, 研究方向为模式识别.

责任编辑: 余 蓉