

DOI: 10.7652/xjtuxb201906014

# 结合自适应特征选择和蕨类分类器的 相关滤波跟踪算法

廖加文<sup>1,2,3</sup>, 齐春<sup>1</sup>, 曹剑中<sup>2</sup>, 黄继江<sup>2</sup>

(1. 西安交通大学电子与信息工程学院, 710049, 西安; 2. 中国科学院西安光学精密机械研究所, 710119, 西安;  
3. 中国科学院大学, 100049, 北京)

**摘要:** 为解决基于核相关滤波架构的跟踪算法所采用的线性插值模型更新策略无法应对目标外观突变的问题,提出一种结合自适应特征选择和蕨类分类器的目标跟踪算法(DRDCF)。首先对提取的多层目标特征层进行主成分分析降维以抽取有用的特征层;其次,采用每帧均对模板固定更新的进取型滤波器结合满足门限条件才进行更新的保守型滤波器定位目标,将进取型滤波器用于预测目标的下一帧位置,将保守型滤波器用于计算进取型滤波器以及检测器产生的预测位置的可靠性;当进取型滤波器预测位置不可靠时,检测器产生预测位置,最后通过对比两者预测位置的可靠性择优确定目标最佳预测位置。实验结果表明,DRDCF 算法可以有效解决目标突变所造成的模型污染以及跟踪失败问题,在 OTB2015 数据集上精度及覆盖率两项指标相较于结合通道和空间约束的相关滤波算法分别提升了 2.78% 和 4.26%,达到前沿算法的效果。

**关键词:** 目标跟踪;相关滤波;自适应特征选择;检测器

**中图分类号:** TP391.41 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2019)06-0101-08

## Tracking Algorithm with Correlation Filtering Based on Combination of Adaptive Feature Representation and Fern Classifier

LIAO Jiawen<sup>1,2,3</sup>, QI Chun<sup>1</sup>, CAO Jianzhong<sup>2</sup>, HUANG Jijiang<sup>2</sup>

(1. School of Electronics and Information Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China;  
2. Xi'an Institute of Precision Optics and Machinery of CAS, Xi'an 710119, China;  
3. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

**Abstract:** A target tracking algorithm based on combination of adaptive feature representation and a fern classifier is proposed to solve the problem that the linear interpolation update strategy used in the tracking algorithms based on kernel correlation filter architecture cannot deal with sudden changes in target's appearance. Firstly, dimension reduction through principal component analysis is carried out for extracted feature layers of the target to obtain good feature layers. Secondly, the target location is determined by combination of the passive-aggressive filters, where the aggressive filter is updated with a fixed update rate in each frame and the passive filter is updated only when a threshold condition is met. The aggressive filter is used to predict the next frame position of the target, and the passive filter is used to calculate the reliability of the predicted position generated by the aggressive filter and detector. When the prediction of the aggressive filter is unreliable, the detector predicts a position of the target. The best prediction of

收稿日期: 2018-11-20。 作者简介: 廖加文(1986—),男,博士生;齐春(通信作者),男,教授,博士生导师。 基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61572395,61675161)。

网络出版时间: 2019-03-19

网络出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/61.1069.T.20190316.2205.002.html>

the target position is finally determined by comparing the reliability of both predicted positions. Experiment results show that the proposed method effectively addresses the model corruption and tracking failure caused by target mutation. Results on the OTB2015 dataset show that the proposed method significantly outperforms the discriminative correlation filter with channel and spatial reliability algorithm by 2.78% and 4.26% in precision and area under curve metrics, respectively.

**Keywords:** target tracking; correlation filter; adaptive feature selection; detector

无模型目标跟踪是指在给定初始位置和尺寸的情况下,跟踪算法能够持续定位序列中的任意跟踪目标。这类算法由于不需要预先采集大量训练样本以及对跟踪目标的普适性,近年来获得了很大的关注。跟踪的主要问题是目标外观的变化,例如遮挡、形变、出视场等,会对跟踪算法的性能有很大影响。

当目标出现严重遮挡或者显著形变时,算法的预测结果将会变得不太可靠,同时滤波器模型也将被污染。因此,跟踪结果的可靠性需要进行验证,因为它会影响到后续的模式更新。一些算法通过分块来提高滤波器模型对于形变和遮挡的鲁棒性<sup>[1-2]</sup>,有些算法着力解决跟踪过程中的特征鲁棒表达<sup>[3-4]</sup>或者是尺度变化<sup>[5]</sup>,有些算法通过缓存以往模板解决其中的遮挡问题<sup>[6]</sup>,当然也有一些算法通过充分利用背景信息以训练一个更加鲁棒的跟踪算法<sup>[7-8]</sup>,但是由于模型更新所引入的问题仍然存在。

跟踪的另一个问题是当遮挡、剧烈形变甚至出视场出现时,如何有效的矫正不可靠的预测结果,这就需要有一个有效的重新检测模型。然而,一些长时跟踪算法<sup>[9]</sup>仅仅避免了滤波器模型污染,而当目标丢失时这些算法却无法重新检测目标。有些算法引入检测模块,在判断跟踪丢失时通过撒粒子随机搜索的方式检测目标<sup>[10]</sup>,然而,这种方式有较大的盲目性,可能无法得到较优的结果。

为解决上述问题,本文提出一种结合自适应特征选择和蕨类分类器的相关滤波跟踪(DRDCF)算法。为了抵御形变以及局部遮挡的影响,首先,对目标特征进行自适应选择;其次,采用保守更新和进取更新两种更新策略训练两个滤波器模型,进取型滤波器采用固定插值因子在每一帧对模型进行更新,能够适应跟踪目标的动态变化,保守型滤波器则只有满足一定准则才进行滤波器更新,能够较稳定的保持跟踪目标的特性;最后,引入随机蕨类分类器作为检测器,当需要启动检测器时,由检测器在固定的区域采用固定大小的矩形框以滑窗形式检测搜索区域。实验结果表明,本文 DRDCF 算法可以有效解

决目标突变所造成的模型污染以及跟踪失败问题。

## 1 核相关滤波架构

本文采用核相关滤波(KCF)架构<sup>[11]</sup>,该架构通过训练样本 $(x_k, y_k)_{k=1,t}$ 学习到一系列的卷积滤波器 $h_t$ ,其中下标 $t$ 表示视频帧序号。假设每个样本的特征表达 $P_t$ 的尺寸为 $M \times N$ ,模块每个空间位置由 $d$ 维特征向量组成,标记 $P_t$ 的每层特征为 $P_t^{(l)}$ , $l \in \{1, \dots, d\}$ ,目标则是学习一个相关滤波器 $h_t$ ,该滤波器的每一层为 $h_t^{(l)}$ 。通过最小化期望的相关输出 $y$ 与相关响应的 $L^2$ 误差得到

$$h_t^{(l)} = \arg \min_{h_t^{(l)}} \left\| \sum_{l=1}^d p_t^{(l)} * h_t^{(l)} - y \right\|^2 + \lambda \sum_{l=1}^d \|h_t^{(l)}\|^2 \quad (1)$$

式中: $*$ 代表圆周卷积; $y$ 是个高斯型标签,它与 $h_t^{(l)}$ 有着相同的尺寸和维度; $\lambda$ 为正则化因子。式(1)是一个线性最小均方误差问题,通过转换到频域可以得到如下等式

$$H_t^{(l)} = \bar{Y} P_t^{(l)} / \left( \sum_{l=1}^d \bar{P}_t^{(l)} P_t^{(l)} + \lambda \right), l = 1, \dots, d \quad (2)$$

式中: $\bar{Y}$ 和 $\bar{P}_t^{(l)}$ 分别表示 $Y$ 和 $P_t^{(l)}$ 的共轭运算; $H_t^{(l)}$ 、 $P_t^{(l)}$ 以及 $Y$ 分别代表 $h_t^{(l)}$ 、 $p_t^{(l)}$ 以及 $y$ 的离散傅里叶变换(DFT)。式(2)的乘除运算均是逐点操作。

对于下一帧目标位置的预测,首先截取预测位置周围的一个图像块,然后提取特征层 $S_t$ ,最后对特征层在频域进行滤波得到频域的响应图谱

$$Y_t = \sum_{l=1}^d \bar{H}_{t-1}^{(l)} S_t^{(l)} \quad (3)$$

在不同位置的响应值可以通过以下离散傅里叶逆变换获得

$$y_t = f^{-1}(Y_t) \quad (4)$$

然后,寻找最大响应值位置,即可以得到下一帧中目标的偏移量预测值。

目标尺度估计通过学习一个一维的尺度滤波器来实现,训练样本以预测位置为中心截取不同尺寸

的图像块,所有不同尺寸的图像块统一插值回相同尺寸 $[W, H]$ ,然后提取目标特征表达 $\mathbf{S}_{s,t}$ 用于训练一维尺度滤波器 $\mathbf{H}_{s,t}^{(l)}$ 。尺度响应图 $\mathbf{y}_{s,t}$ 的离散傅里叶变换 $\mathbf{Y}_{s,t}$ 可以由下式得到

$$\mathbf{Y}_{s,t} = \sum_{l=1}^d \overline{\mathbf{H}_{s,t-1}^{(l)}} \mathbf{S}_{s,t}^{(l)} \quad (5)$$

通过寻找式(5)的傅里叶逆变换 $\mathbf{y}_{s,t}$ 的最大值,可以得到预测尺度值。

## 2 目标动态特征表示

不同的特征表达从不同视角反映了目标的特性,比如,方向梯度直方图(HOG)特征<sup>[12]</sup>能够比较好地刻画跟踪目标的纹理信息,而颜色名(CN)特征<sup>[13]</sup>则能够较好地反映跟踪目标的颜色信息。常规上,通过这些互补的特征进行组合表达,能够较鲁棒地表示跟踪目标,但是由于跟踪目标类型各不相同,即使同一个目标,随着跟踪的持续,目标会呈现出不同的特性。比如,图1a的跟踪目标——篮球运动员随着跟踪的持续,可能会出现被周边的其他白色服装的运动员所遮挡的情况,如果只是观察CN统计的颜色特征,有些层就会出现非常大的变化,而基于CN特征所预测的跟踪位置会严重偏离真实的跟踪目标,这样对于多特征组合表达的预测形式,此时的部分颜色特征对跟踪算法的性能没有提升作

用,反而降低了性能。图1演示了自适应特征选择对于跟踪目标位置的预测效果,可以直观地发现经过自适应特征选择处理后,不同特征层对于跟踪目标的预测位置较为准确,那些预测误差较大的特征层被比较好的过滤掉。通过自适应特征选择模块保留预测精度较高的特征表达层,摒弃掉预测误差较大的特征层,能够更加精确地预测跟踪目标的位置,提高跟踪性能。

在信号处理中,通常认为信号具有较大的方差,而噪声具有较小的方差。对于跟踪来说,大部分特征层能够较准确地预测跟踪目标的位置,而少部分特征层会出现较大误差,可以认为原始特征表达中预测精度较高的特征层为信号,而预测误差较大的特征层为噪声。通过降维摒弃方差较小的特征层,最好的 $d$ 维特征是将 $j$ 维样本点转换为 $d$ 维后,每一维上的样本方差都很大。考虑到目标特性的连续性,本文充分利用之前帧的信息,这里采用线性插值策略以得到比较稳定连续的原始特征表达 $\mathbf{O}_t$ ,即

$$\mathbf{O}_t = (1 - \theta)\mathbf{O}_{t-1} + \theta\mathbf{P}_t \quad (6)$$

式中: $\mathbf{P}_t$ 为跟踪目标在第 $t$ 帧中直接提取的原始特征表达; $\mathbf{O}_{t-1}$ 表示在第 $t-1$ 帧时的稳定原始特征表达; $\theta \in [0, 1]$ 为固定插值因子。利用特征表达 $\mathbf{O}_t$ 来生成投影矩阵 $\mathbf{\Omega}_t$ ,通过投影矩阵,可以把稳定原始特征表达从高维空间映射到相对低维子空间,排除掉部分预测误差较大的特征层。通过最小化目标特征表达 $\mathbf{O}_t$ 的重建误差 $\epsilon$ ,可以得到投影矩阵

$$\epsilon = \sum_{\alpha=1}^{MN} \|\mathbf{O}_t(\alpha) - \mathbf{\Omega}_t^T \mathbf{\Omega}_t \mathbf{O}_t(\alpha)\|^2 \quad (7)$$

$$\text{s. t. } \mathbf{\Omega}_t \mathbf{\Omega}_t^T = \mathbf{I}$$

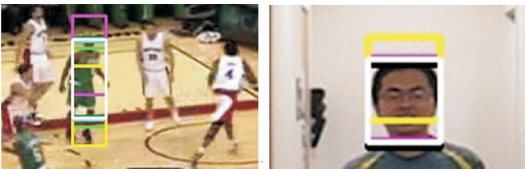
式中: $\alpha$ 表示对特征表达层每个空间位置进行遍历操作,此时每个空间位置 $\mathbf{O}_t(\alpha) \in \mathbf{R}^{N \times 1}$ ;  $\mathbf{I}$ 表示单位矩阵。对自相关矩阵 $\mathbf{C}_t$ 进行特征分解

$$\mathbf{C}_t = \sum_{\alpha=1}^{MN} \mathbf{O}_t(\alpha) \mathbf{O}_t^T(\alpha) \quad (8)$$

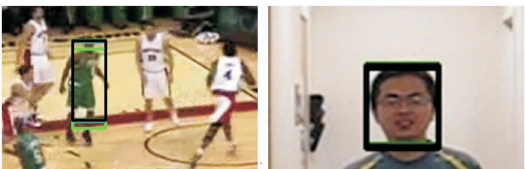
通过选择最大 $d$ 个特征值对应的特征向量即可得到该投影矩阵 $\mathbf{\Omega}_t$ 。然后,将稳定原始特征特征层 $\mathbf{O}_t$ 经过投影矩阵 $\mathbf{\Omega}_t$ 进行映射,得到的前 $d$ 个最大的特征值对应的特征向量就是最佳的 $d$ 维新特征,而且这 $d$ 维新特征之间正交。由于在跟踪过程中,稳定原始特征表达以插值形式固定引入每一帧的新信息,这样随着跟踪目标的变化,投影矩阵也在动态变化,因而动态地提取不同的特征表达层可以更鲁棒地表示跟踪目标。



(a)标定的篮球运动员位置 (b)标定的男孩头部位置



(c)原始各特征层预测的篮球运动员位置 (d)原始各特征层预测的男孩头部位置



(e)自适应特征选择处理后各层预测的篮球运动员位置 (f)自适应特征选择处理后各层预测的男孩头部位置

图1 自适应特征选择对跟踪目标位置预测的处理效果

### 3 跟踪目标突变判别及检测

首先介绍保守更新的滤波器  $\mathbf{I} \in \mathbf{R}^{M \times N \times i}$ , 它通过对样本进行矢量化然后圆周移位得到循环矩阵, 然后回归到一个高斯软标签, 最终得到系数矩阵即为滤波器参数。该滤波器判断当前预测位置图像块的最大响应值  $\gamma_{\max} \in \mathbf{R}$ , 只有当响应值大于设定阈值  $\eta \in \mathbf{R}$  时, 才把当前图像块作为训练样本进行保守滤波器模型更新, 否则滤波器模型保持不变更新后的滤波器表示如下

$$\mathbf{I}_{\text{new}} = \begin{cases} (1 - \theta)\mathbf{I}_{\text{old}} + \theta\mathbf{H}_i, & \gamma_{\max} > \eta \\ \mathbf{I}_{\text{old}}, & \text{其他} \end{cases} \quad (9)$$

式中:  $\mathbf{I}_{\text{new}}$  为引入当前样本信息做出更新后的滤波器;  $\mathbf{I}_{\text{old}}$  为没有引入当前样本信息的滤波器;  $\mathbf{H}_i$  表示由当前帧学习到的滤波器参数。这样可以更加稳定的保持跟踪目标的信息, 不受突变、遮挡等剧烈形变的影响。保守更新滤波器可以用来作为当前跟踪位置状态的衡量标准。

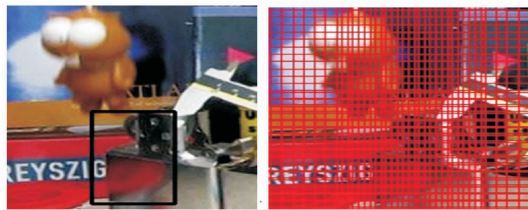
通过该保守滤波器对预测位置进行打分, 可以得到当前位置的分值  $\zeta_t^* \in \mathbf{R}$ 。预测位置图像特征与保守滤波器之间响应图的最大值反映了该位置为目标的后验条件概率, 本文选取该值作为该预测位置的分值, 即

$$\zeta_t^* = \arg \max f(\mathbf{p}_t | \mathbf{I}_{t-1}) \quad (10)$$

式中:  $\mathbf{p}_t$  为检测器检测的候选目标提取的特征;  $\mathbf{I}_{t-1}$  为  $t-1$  帧后的保守滤波器模型。  $\zeta_t^*$  构成了视频序列的响应曲线, 通过计算响应曲线的相对变化可以得到响应曲线下下降方向的突变位置, 这个位置用于检测突变的发生。标记当前帧分值为  $\zeta_t$ , 前一帧的分值为  $\zeta_{t-1}$ , 通过下式来判断目标是否发生突变

$$g_t = (\zeta_t - \zeta_{t-1}) / \zeta_t < \vartheta \quad (11)$$

式中:  $\vartheta \in \mathbf{R}$  为判断发生突变的阈值。如果发生突变, 则启动目标检测器, 对突变位置邻近区域进行跟踪目标的检测。目标(玩偶)丢失后检测器重新找回目标的效果如图 2 所示。由图 2 可见: 经过一段时间的严重遮挡后, 图 2a 中黑框为进取型滤波器对于跟踪目标位置的预测, 玩偶为跟踪目标, 由于模型更新, 该滤波器已经学习到背景信息导致预测位置出现错误; 图 2b 为检测器以滑窗形式搜索周围区域, 覆盖了目标重新出现后的区域, 丢失的目标能够重新被检测出来, 从而实现稳定的跟踪。检测器采用的是随机森林分类器, 该分类器在第一帧进行分类器初始化, 为了保持该分类器对于跟踪目标平滑变



(a) 进取型滤波器预测位置 (b) 检测器启动搜索

图 2 目标丢失后检测器的搜索效果

化的适应性, 分类器进行保守更新, 只有当响应值大于设定阈值时才进行分类器的更新。检测器在预设检测区域进行滑窗扫描搜索, 选择分值最大的图像位置为检测器预测位置。最终, 跟踪目标位置的确定仍然需要保守型滤波器对预测位置图像块进行打分, 通过对检测器预测位置与进取型滤波器预测位置所截取的图像块的分值大小进行跟踪位置确定, 确定法则如下式

$$\mathbf{P}_t^* = \begin{cases} \mathbf{P}_t^{\text{de}}, & \zeta_t^{\text{de}} > \delta \zeta_t^{\text{ir}} \\ \mathbf{P}_t^{\text{ir}}, & \text{其他} \end{cases} \quad (12)$$

式中:  $\mathbf{P}_t^{\text{de}}$  为检测器产生的候选目标位置;  $\mathbf{P}_t^{\text{ir}}$  为进取型滤波器产生的预测位置;  $\mathbf{P}_t^*$  为当前帧跟踪目标最终预测位置;  $\zeta_t^{\text{de}}$  为保守型滤波器对于检测器产生候选目标的打分;  $\zeta_t^{\text{ir}}$  为保守型滤波器对于进取型滤波器预测位置图像块的打分。  $\delta \in \mathbf{R}$  为倍率因子(本文设为 1.5)。

当突变发生后, 需要进行多次检测, 以解决遮挡以及剧烈形变带来的跟踪丢失问题。当候选目标区域打分值大于进取型滤波器最大响应值的  $\delta$  倍时, 认定该候选目标区域为最终目标, 放弃后续的检测流程, 否则就持续检测直到达到最大检测次数  $\mu \in \mathbf{R}$ 。检测采用每隔 5 帧进行一次, 用于提高跟踪算法的运算速率, 因为对于常规视频, 5 帧之间的时间间隔比较小, 因而目标的移动区域不会太大。

### 4 实验结果与分析

为了验证本文 DRDCF 算法的性能, 在 OTB-2015<sup>[14]</sup> 以及 Temple Color<sup>[15]</sup> 数据集上进行了综合实验, 从精度和覆盖率两个方面进行性能评估。运行环境为 MATLAB2017, 硬件配置为 3.6-GHz Intel I7-7700 CPU 和 8 GB RAM 的标准计算机。实验结果表明, 本文算法实现了高于 10 帧/s 的速率。

(1) 特征表达。本文采用 HOG 特征、CN 特征以及直方图特征组成组合特征, 其中, HOG 特征包括对灰度图像提取 8 维直方图信息以及对灰度图像

进行非参秩变换<sup>[16]</sup>后提取 8 维直方图信息,这两个灰度直方图信息提取直接采用的是 piotr 工具箱中的函数,其中 HOG 特征为 31 层,CN 为 10 层,区域直方图特征 16 层,彩色图像一共 57 层特征,黑白图像不提取 CN 特征,一共 47 层特征。

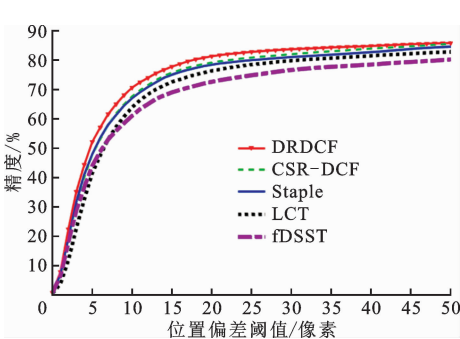
(2)参数设置。保守滤波器以及蕨类分类器的更新阈值设为  $\eta=0.4$ ,蕨类分类器的搜索范围为相关滤波器搜索尺寸的 1.2 倍,相关滤波器的参数设置与文献[17]相同。经过自适应特征选择模块处理后的跟踪目标的特征层数选择,如果是彩色目标  $i=30$ ,而如果是灰度跟踪目标  $i=27$ 。判断跟踪目标发生突变的阈值设为  $\vartheta=-0.13$ ,检测到突变后的最大目标检测次数设为  $\mu=9$ 。本文所设的参数在整个实验过程中保持不变。

4.1 与前沿跟踪算法的效果对比

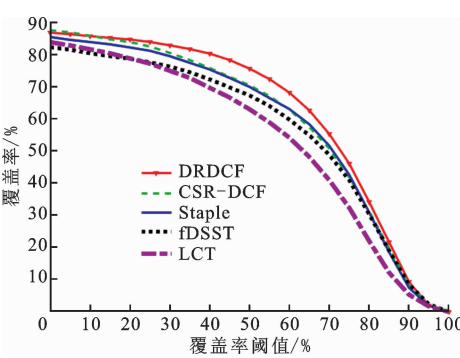
将本文提出的 DRDCF 算法与 4 种前沿跟踪算法 CSR-DCF<sup>[18]</sup>、Staple<sup>[19]</sup>、LCT<sup>[20]</sup> 及 fDSST<sup>[17]</sup> 算法进行了总体性能比较。图 3 为 5 种算法在数据集 OTB-2015 上的精度与覆盖率曲线,图例按照性能由好到差顺序排列。本文提出的算法取得了最好的效果,在跟踪精度以及覆盖率两项指标上分别达到了 81.2%和 61.1%。相较于 CSR-DCF(CVPR-17)算法,在精度与覆盖两项指标上分别提升了 2.78%和 4.26%。

4.2 基于属性的性能对比

验证本文跟踪算法对不同类型挑战的适应性。实验结果表明,在覆盖率指标上,本文算法在 OTB2015 标注的 11 种属性里有 9 项取得了最好效果,这 9 项属性分别是遮挡、出视场、形变、出平面旋转、亮度变化、尺度变化、运动模糊、平面内旋转以及背景干扰;在精度指标上,有 6 项取得了最好效果,这 6 项属性分别是遮挡、出视场、形变、运动模糊、出平面旋转和尺度变化。采用 5 种算法对 6 种属性的跟踪性能进行对比,结果如表 1 所示。由表 1 和图 3



(a)5 种算法的精度曲线



(b)5 种算法的覆盖率曲线

图 3 OTB2015 数据集上 5 种跟踪算法的跟踪效果

都可以看出,本文提出的 DRDCF 算法在精度以及覆盖率方面都取得了最好的效果,说明本文算法在应对目标挑战性变化方面具有出色的效果。

4.3 跟踪算法模型对比分析

该部分验证进取型滤波器对跟踪算法性能的影响。对本文提出的 DRDCF 算法进行了调整,排除了进取型滤波器,形成一种新的算法,命名为 DRDCF-Cons。图 4 展示了本文 DRDCF 和 DRDCF-Cons 算法在 OTB-2015 数据集上的精度和覆盖率两项指标对比,可以发现,去除进取型滤波器后,DRDCF-Cons 算法在精度和覆盖率两项指标上均有较大的下降。由于保守滤波器以及检测器均采用保守更新,倾向于保持目标特性的稳定,导致跟踪算

表 1 5 种算法的跟踪性能对比

| 属性    | 精度/%        |         |        |      |       | 覆盖率/%       |         |        |      |       |
|-------|-------------|---------|--------|------|-------|-------------|---------|--------|------|-------|
|       | DRDCF       | CSR-DCF | Staple | LCT  | fDSST | DRDCF       | CSR-DCF | Staple | LCT  | fDSST |
| 遮挡    | <b>75.4</b> | 72.2    | 72.7   | 68.3 | 63.7  | <b>56.8</b> | 54.9    | 54.4   | 47.8 | 49.0  |
| 形变    | <b>76.3</b> | 75.1    | 74.5   | 68.6 | 70.2  | <b>55.4</b> | 55.1    | 54.6   | 47.8 | 47.3  |
| 出视场   | <b>71.5</b> | 71.1    | 70.3   | 58.7 | 62.6  | <b>55.4</b> | 53.5    | 50.4   | 43.7 | 48.1  |
| 尺度变化  | <b>78.4</b> | 73.1    | 73.0   | 68.7 | 71.3  | <b>58.9</b> | 53.2    | 52.7   | 43.4 | 51.5  |
| 出平面旋转 | <b>77.7</b> | 73.1    | 73.7   | 74.7 | 66.7  | <b>57.4</b> | 53.5    | 53.4   | 50.6 | 50.6  |
| 运动模糊  | <b>79.6</b> | 78.9    | 72.6   | 67.8 | 71.8  | <b>62.9</b> | 62.6    | 56.3   | 51.7 | 56.8  |

注:黑体数据为最高数值。

法对于目标的动态变化适应性较差,DRDCF 算法通过进取型滤波器积极适应目标的动态变化,保守型滤波器和检测器都能够保持目标特性的稳定。通过第 3 节介绍的融合准则可知,DRDCF 算法既能够保持对目标的动态适应,又能保持目标的稳定特性,从而达到更好的跟踪效果。

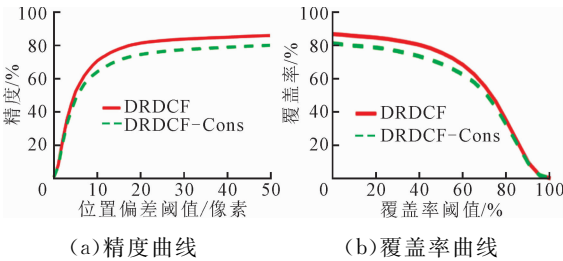


图 4 OTB2015 数据集上两种算法的精度与覆盖率曲线

4.4 Temple Color 数据集性能

在 Temple Color 数据集上对本文算法进行验证,与 4 种前沿滤波器 CSR-DCF<sup>[18]</sup>、RPT<sup>[19]</sup>、LCT<sup>[20]</sup>及 fDSST<sup>[17]</sup>算法进行了总体性能比较,实验结果如图 5 所示。为了公平起见,所有算法均选择 RGB 颜色特征。由图 5 可见:具有检测模块的长时跟踪 LCT 算法在覆盖率和精度指标上分别达到了 43.32%和 60.68%,而本文提出的算法在两项指标上达到了 48.65%和 64.97%,相较于 LCT 算法在两项指标上分别提升了 12.3%和 7.0%;本文算法在 Temple Color 数据集上取得了接近 CSR-DCF 算法的效果;本文算法的跟踪效果显著优于其他跟踪算法。

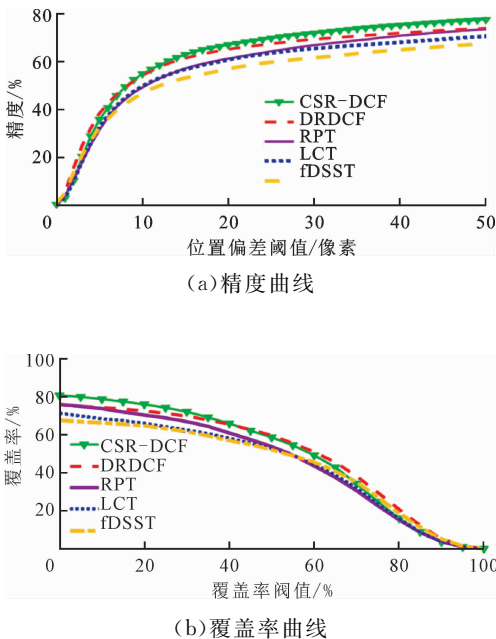
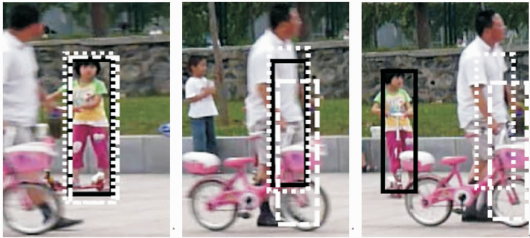


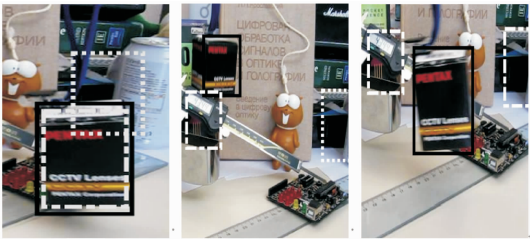
图 5 TempleColor 数据集上不同算法的跟踪效果

4.5 跟踪算法定性分析

将本文算法与其他 2 种跟踪算法 CSR-DCF<sup>[18]</sup>以及 LCT<sup>[20]</sup>进行性能对比,图 6~图 9 显示了 3 种算法在 4 个有较大目标突变场景的跟踪效果,为了便于观察,本文算法用黑色矩形框,CSR-DCF 用长短线白色虚框,LCT 用点状白色虚框。由图 6~图 9 可见:Girl2 以及 Box 序列中,本文算法能够在目标重新出现后找到目标,说明检测器对于这些异常情况处理很有必要;在 Dragonbaby 序列中目标出



(a)Girl2 遮挡前 (b)Girl2 遮挡中 (c)Girl2 遮挡后  
图 6 3 种算法在 Girl2 序列中的跟踪结果对比



(a)box 遮挡前 (b)box 出遮挡 (c)box 尺度变化  
图 7 3 种算法在 Box 序列中的跟踪结果对比



(a)Dragonbaby (b)旋转 (c)出平面旋转  
图 8 3 种算法在 DragonBaby 序列中的跟踪结果对比



(a)Sylvester 旋转 (b)旋转+光照变化 (c)旋转  
图 9 3 种算法在 Sylvester 序列中的跟踪结果对比

现平面旋转、遮挡等情况,本文算法能够比较准确地跟踪目标;在 Sylvester 序列目标呈现出平面旋转、光照变化,在目标形变时,受益于检测模块;本文算法和 LCT 均能够跟踪目标,但是当目标出现大的旋转变换时,只有本文算法能够稳定地跟踪目标;相较于对比的前沿跟踪算法,本文算法在应对遮挡和形变等突变场景时,能够较好地保持对目标的跟踪。

## 5 总结

(1)本文提出的跟踪算法有效解决了目标外观突变造成的跟踪失败,通过采用自适应特征选择,根据目标特性选择相应的特征分量,能够更鲁棒地表达目标特征。

(2)采用进取型和保守型两种滤波器模型更新策略,进取型滤波器用于实现对下一帧目标位置的预测,保守型滤波器用于对跟踪模块以及检测器产生的预测位置进行可靠性计算。

(3)当进取型滤波器预测位置不可靠时,检测器产生一系列候选块通过选择机制确定最优预测位置。本文提出的算法在 OTB-2015 以及 Temple Color 数据集上进行了综合验证,实验表明,本文算法能够有效减轻目标突变造成的跟踪丢失,在精度以及覆盖率两项指标上达到了前沿算法的效果。

## 参考文献:

- [1] SUN Xin, CHEUNG N M, YAO Hongxun, et al. Non-rigid object tracking via deformable patches using shape-preserved KCF and level sets [C]//16th IEEE International Conference on Computer Vision. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2017: 5496-5504.
- [2] SUN Xin, YAO Hongxun, ZHANG Shengping, et al. Non-rigid object contour tracking via a novel supervised level set model [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2015, 24(11): 3386-3399.
- [3] 初红霞, 谢忠玉, 王科俊. 一种结合颜色纹理直方图的改进型 Camshift 目标跟踪算法 [J]. 西安交通大学学报, 2018, 52(3): 145-152.  
CHU Hongxia, XIE Zhongyu, WANG Kejun. An improved camshift target tracking algorithm based on joint color texture histogram [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2018, 52(3): 145-152.
- [4] 杨源, 库涛, 查宇飞, 等. 快速多特征金字塔的尺度目标跟踪方法 [J]. 西安交通大学学报, 2016, 50(10): 49-56.  
YANG Yuan, KU Tao, ZHA Yufei, et al. Fast multi-feature pyramids for scale-adaptive object tracking [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2016, 50(10): 49-56.
- [5] 韩玉兰, 朱洪艳, 韩崇昭. 采用随机矩阵的多扩展目标滤波器 [J]. 西安交通大学学报, 2015, 49(7): 98-104.  
HAN Yulan, ZHU Hongyan, HAN Chongzhao. A multi-target filter based on random matrix [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2015, 49(7): 98-104.
- [6] DONG Xingping, SHEN Jianbing. Occlusion-aware real-time object tracking [J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2017, 19(4): 763-771.
- [7] GALOOGAHI H K, FAGG A, LUCEY S. Learning background-aware correlation filters for visual tracking [C]//16th IEEE International Conference on Computer Vision. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2017: 1144-1152.
- [8] MUELLER M, SMITH N, GHANEM B. Context-aware correlation filter tracking [C]//30th IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2017: 1387-1395.
- [9] DANELLJAN M, HAGER G, KHAN F S, et al. Adaptive decontamination of the training set: a unified formulation for discriminative visual tracking [C]//29th IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2016: 1430-1438.
- [10] WANG Ning, ZHOU Wengang, LI Houqiang. Reliable re-detection for long-term tracking [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2019, 29(3): 730-743.
- [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. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2010: 2544-2550.
- [12] DALAL N, TRIGGS B. Histograms of oriented gradients for human detection [C]//2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2005: 886-893.
- [13] DANELLJAN M, KHAN F S, FELSBERG M, et al. Adaptive color attributes for real-time visual tracking [C]//27th IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2014: 1090-1097.
- [14] WU Yi, LIM J W, YANG M H. Object tracking benchmark [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2015, 37(9): 1834-

- 1848.
- [15] LIANG Pengpeng, BLASCH E, LING Haibin. Encoding color information for visual tracking: algorithms and benchmark [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2015, 24(12): 5630-5644.
- [16] ZABIH R, WOODFILL J. Non-parametric local transforms for computing visual correspondence [M]//Lecture Notes in Computer Science: Vol 801. Berlin, Germany: Springer-Verlag, 1994: 151-158.
- [17] DANELLJAN M, HAGER G, KHAN F S, et al. Accurate scale estimation for robust visual tracking [C]//25th British Machine Vision Conference. Durham, UK: BMVA, 2014: 20145200381236.
- [18] LUKEZIC A, VOJIR T, CEHOVIN L. Discriminative correlation filter with channel and spatial reliability [C]//30th IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2017: 4847-4856.
- [19] BERTINETTO L, VALMADRE J, GOLODETZ S, et al. Staple: complementary learners for real-time tracking [C]//29th IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2016: 1401-1409.
- [20] MA Chao, YANG Xiaokang, ZHANG Chongyang, et al. Long-term correlation tracking [C]//2015 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2015: 5388-5396.

(编辑 刘杨)