

# 基于遮挡检测机制的 DDAT 目标跟踪算法

周维\*, 唐华龙\*\*, 李观德, 刘宇翔

湘潭大学信息工程学院, 湖南 湘潭 411105

**摘要** 针对机器视觉中目标跟踪出现的遮挡问题,在原有的 DAT(Distractor-Aware Tracking)算法框架上引入遮挡检测机制,提出了 DDAT(Detection-DAT)算法。该机制首先提取目标的颜色特征,通过颜色特征计算目标帧间的相似度,利用相似度的变化趋势及帧间差值阈值,判断目标在跟踪中是否出现遮挡;然后利用朴素贝叶斯分类器和最邻近分类器,得到后续帧中的目标框;最后再次通过相似度检测两个分类器得到的目标框是否为正确的目标框。为了验证算法的有效性,在具有遮挡属性的标准数据集视频序列上,与 DAT 算法以及其他的跟踪算法进行定性和定量的比较。

**关键词** 机器视觉; 目标跟踪; 遮挡检测; 颜色特征; 相似度趋势; 分类器

中图分类号 TP391 文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP57.241501

## DDAT Target Tracking Algorithm Based on Occlusion Detection Mechanism

Zhou Wei\*, Tang Hualong\*\*, Li Guande, Liu Yuxiang

School of Information Engineering, Xiangtan University, Xiangtan, Hunan 411105 China

**Abstract** Aimed at the occlusion problem of target tracking in machine vision, an occlusion detection mechanism is introduced based on the original Distractor-Aware Tracking (DAT) algorithm framework, and a Detection-DAT (DDAT) algorithm is proposed. First, this mechanism extracts color characteristics of the target, calculates similarities between the target frames through color characteristics, and uses the similarity trends and the threshold values of the differences between the frames to determine whether the target has been occluded during tracking. Second, Naive Bayes and nearest neighbor classifiers are adopted to obtain the target frame in subsequent frames. Finally, similarity is applied to detect whether the target frame obtained by the two classifiers is the correct target frame. To verify the effectiveness of the algorithm, qualitative and quantitative comparisons with the DAT algorithm and other tracking algorithms were performed on the standard data set video sequence with occlusion properties.

**Key words** machine vision; target tracking; occlusion detection; color characteristics; similarity trend; classifier

**OCIS codes** 150.1135; 100.3008; 100.4999

## 1 引言

随着最近几年智能化的兴起,计算机视觉越来越受到研究人员的关注。其中,目标跟踪是目前计算机视觉中很热门的研究方向之一,在军事、医学、体育、交通等领域发挥着重要的作用。

传统的目标跟踪算法可分为两类:判别式模型

和生成式模型。在 2019 年的会议上,Kart 等<sup>[1]</sup>提出的重构目标跟踪(OTR)算法是判别式模型的经典代表;Comaniciu 等<sup>[2]</sup>的均值漂移(Mean shift)是著名的生成式模型代表之一。当然,除了传统的跟踪算法外,还有最近几年兴起的基于深度学习的跟踪算法<sup>[3]</sup>,虽然准确率有大幅的提高,但也有着资源耗费过大的弊端。

收稿日期: 2020-04-07; 修回日期: 2020-04-27; 录用日期: 2020-05-06

基金项目: 国家自然科学基金青年科学基金(61602397)、湖南省物联网学会新华三基金项目(2018wlv001)

\* E-mail: zhou\_wei@xtu.edu.cn; \*\* E-mail: 270813887@qq.com

目标跟踪在场景应用中,会出现目标的遮挡、形变、旋转、光照变化、背景杂乱等一系列的干扰因素,从而导致目标跟踪失败。在这些干扰因素中,目标遮挡一直是一个富有挑战的问题。

针对目标跟踪中出现的遮挡问题,目前处理遮挡问题主要有以下三种方法。第一种:子块匹配法<sup>[4]</sup>。该方法通过部分遮挡时的局部特征进行匹配定位,能充分利用未遮挡部分的信息来进行目标定位,但对划分子块的大小及数量比较敏感。第二种:轨迹预测法<sup>[5]</sup>。该方法利用遮挡前目标的位置、速度、加速度等运动信息,预测目标下一帧会出现的位置,其优点是速度较快,但当目标本身或相机的抖动造成运动状态的改变时,目标运动不再满足线性或者高斯条件,故会出现预测偏差。第三种:检测法<sup>[6]</sup>。该方法通过引入检测机制,判断目标是否发生遮挡,检测目标出现的位置,其优点是有效地利用了目标模型的信息,有较强的抗干扰能力,对运动状态的改变有一定的鲁棒性。故本文选取第三种方法进行抗遮挡的研究。

文献[7]引入组合置信度方法进行遮挡检测,当进入遮挡后,算法利用未遮挡的局部信息,通过块均值漂移算法,获得目标位置。文献[8]通过在初始帧与最新帧中合并目标信息来抵抗遮挡,并自适应目标带来的形变。文献[9]在核相关滤波(KCF)算法上增加了角点检测和双向光流法,利用峰值旁瓣比和阈值判定是否发生遮挡,对下一帧中角点进行检测,并使用双向光流法确定目标位置。文献[10]将子块匹配与粒子滤波相结合,对不同程度的遮挡进行跟踪。文献[11]在子块检测中,对目标的状态转换进行建模,以减小小响应图中相关滤波器的输出噪声的影响。文献[12]利用H分量的反向投影方法,辨别目标发生的遮挡和形变。文献[13]利用集成循环结构核检测目标是否发生遮挡,并利用熵最小化准则从分类器中选择最佳的目标区域。

在2015年的计算机视觉与模式识别(CVPR)会议上,Possegger等<sup>[14]</sup>提出一种无模型统计颜色特征的跟踪算法,在跟踪过程中预先判断出与目标相似的干扰区域(DAT),将其与正确的目标区域加权结合,减少了传统颜色特征跟踪算法中经常出现的“漂移”现象。

针对DAT算法,一些研究人员对其进行了改进。文献[15]在DAT算法的基础上增加了方向梯度直方(HOG)特征,并将其与颜色(RGB)特征相融合,弥补了DAT算法的单一颜色特征的局限,采用

特征金字塔的方式,对目标的尺度变化进行了估计与更新。文献[16]利用局部敏感直方图计算光照不变的特征,解决了光照对DAT算法的影响。文献[17]引入了核相关滤波算法,把DAT算法与KCF算法各自优势相结合。文献[18]将相关滤波器与全卷积孪生(SiamFC)网络相结合,利用SiamFC的预训练网络获得较大的区域响应图,充分发挥了SiamFC中深层特征端到端的优势。但上述改进的文献中,DAT算法在目标出现遮挡干扰时均不能很好地判断遮挡的出现和结束,会导致出现跟踪失败的情况。针对DAT算法的不足,本文在此基础上进行改进。

## 2 DAT算法

DAT算法仅仅使用传统的颜色特征来对目标进行特征提取,提取过程简单。算法过程如下:

1) 基于初始帧选取目标框。利用基于贝叶斯定理的颜色直方图区分目标像素与背景像素,其中由贝叶斯公式计算的目标区域概率为

$$P(x \in O | O, S, b_x) \approx \frac{P(b_x | x \in O)P(x \in O)}{\sum_{\Omega \in (O, S)} P(b_x | x \in \Omega)P(x \in \Omega)}, \quad (1)$$

式中: $O'$ 为预测目标像素, $O$ 为已知目标像素; $S$ 为背景像素; $b_x$ 为颜色分量; $P(b_x | x \in O) \approx H_O^I(b_x)/|O|$ , $P(x \in O) \approx |O|/(|O| + |S|)$ , (1)式可简化为

$$P(x \in O | O, S, b_x) = \begin{cases} \frac{H_O^I(b_x)}{H_O^I(b_x) + H_S^I(b_x)}, & \text{if } I(x) \in I(O \cup S), \\ 0.5, & \text{otherwise} \end{cases}, \quad (2)$$

其中 $H_O^I(b_x)$ 表示在区域 $\Omega \in I$ 上直方图 $H$ 的第 $b$ 个颜色空间。

同理,将(2)式的周围区域换成干扰区域得到 $P(x \in O | O, D, b_x)$ ,由周围区域和干扰区域可得组合目标公式为

$$P(x \in O | b_x) = \lambda_p P(x \in O | O, D, b_x) + (1 - \lambda_p) P(x \in O | O, S, b_x), \quad (3)$$

其中 $\lambda_p$ 为预定义加权参数。

为了适应目标形变和场景光照的影响,目标模型需要进行更新,更新公式为

$$P_{1,t}(x \in O | b_x) = \eta P(x \in O | b_x) + (1 - \eta) P_{1,t-1}(x \in O | b_x), \quad (4)$$

其中  $\eta$  为学习率。

2) 在下一帧中通过检测目标, 获得感兴趣的目  
标位置  $\mathbf{O}_t^*$ , 表达式为

$$\mathbf{O}_t^* = \arg \max(s_v(\mathbf{O}_{t,i})s_d(\mathbf{O}_{t,i})), \quad (5)$$

其中  $s_v(\mathbf{O}_{t,i})$  与  $s_d(\mathbf{O}_{t,i})$  分别表示为组合目标投票  
得分和与前一帧的欧几里得距离。

### 3 遮挡检测的 DDAT 算法

DAT 算法是基于判别颜色模型进行目标跟踪,  
是一种非常有效的目标跟踪方法, 该算法有效地利  
用颜色特征, 将目标模型从背景中区分出来, 并预先  
将背景干扰区域进行抑制, 有效地处理了目标区域  
与周围区域相似的问题。但当目标运动到遮挡位置  
时, 目标对象已被部分或完全遮挡, 无法再提供有效  
的目标模型信息, 不能再进行准确跟踪, 出现了“漂  
移”现象。因此在原 DAT 算法的框架上, 引入遮挡  
检测机制, 提出 DDAT 算法。

#### 3.1 遮挡检测机制框架

由于目标跟踪中需要使用目标框对每一帧的目  
标位置进行定位, 当目标遇到遮挡干扰时, 目标框会  
被定位到遮挡物上, 造成目标模型的丢失, 故需要引  
入一个机制, 判断遮挡发生的时刻与结束的时刻, 并  
且在结束后, 当目标重现时能够再次定位出跟踪对  
象的位置。

遮挡检测机制首先利用帧间目标框内相似度,  
通过相似度的变化趋势, 判定目标是否出现了遮挡;  
然后利用朴素贝叶斯分类器选取目标可能出现的候

选框位置, 再利用最近邻分类器定位出最终的目标  
区域, 最后再次利用相似度来判定两组分类器是否  
重定位成功。

针对 DAT 算法的分析, 在原有算法的基础  
上, 引入遮挡检测机制, 即 DDAT 算法, 其步骤  
如下:

Step1: 在目标初始框内提取颜色特征, 建立相  
似度模型;

Step2: 利用 DAT 算法定位下一帧目标位置;

Step3: 对跟踪框的目标建立相似度模型, 比较  
两帧间的相似度;

Step4: 当连续三帧的相似度下降, 且下降使得  
首帧与末帧差值超过阈值时, 判定为目标发生了遮  
挡, 跟踪失败, 启动分类器, 否则跳转到 Step9;

Step5: 对遮挡前一帧的视频序列进行分类训  
练, 提取正负样本;

Step6: 通过朴素贝叶斯分类器选出得分前 50  
的目标候选框;

Step7: 在 50 个候选框中, 通过最邻近分类器选  
出最终的目标框;

Step8: 在最终的目标框中, 提取颜色特征, 与遮  
挡前一帧的目标框进行比较, 若相似度大于阈值, 则  
认为寻找到最终的目标, 否则运行到下一帧视频序  
列, 继续寻找正确目标框。

Step9: 若为最后一帧, 结束跟踪, 否则跳转到  
Step2。

DDAT 算法的流程图如图 1 所示。

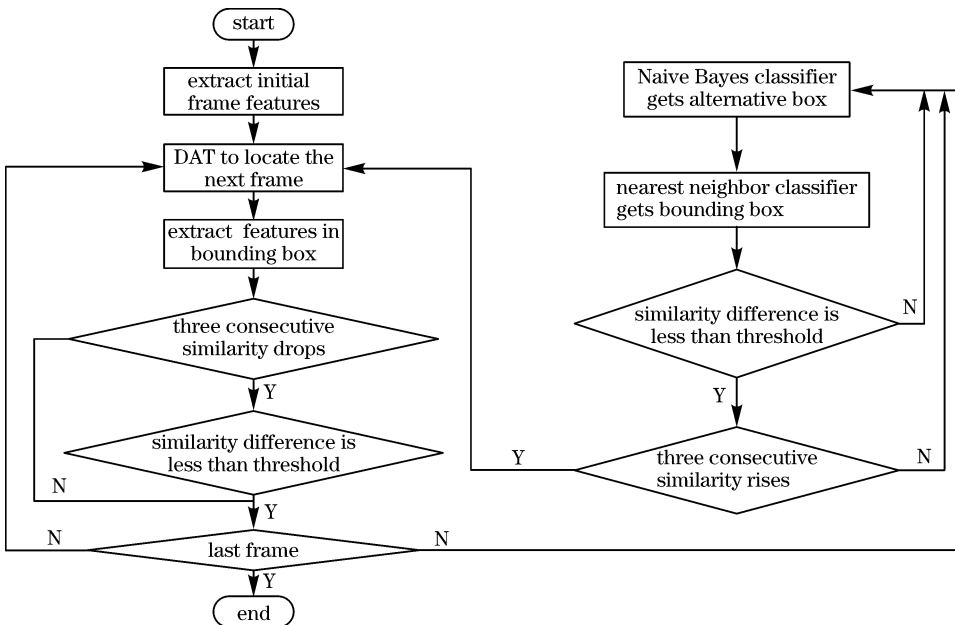


图 1 DDAT 算法流程图

Fig. 1 Flowchart of DDAT algorithm

### 3.2 相似度模型的建立

对目标进行相似度模型的建立,是为了比较当前帧跟踪框目标与正确目标的相似性。建立过程是将像素值域分成  $b$  等分区间,每个特征值与一个区间形成映射,根据特征值概率,建立相似度模型。若  $y_0$  为目标中心,  $\{x_i\}$  为目标区域 RGB 三通道像素集合,那么目标颜色特征的相似度模型公式为

$$p_u = C \sum_{i=1}^n k \left( \left| \frac{y_0 - x_i}{h} \right|^2 \right) \delta [b(x_i) - u], \quad (6)$$

式中:  $k$  为核函数轮廓函数,用于对像素权重的赋值;  $h$  是核函数宽度;  $\delta[\cdot]$  是判断  $x_i$  是否属于区间  $u$ ,是取 1 否则取 0;  $C$  为归一化系数。类似地,计算得到下一帧的相似度模型  $q_u$ 。

### 3.3 相似度的定义

根据建立的相似度模型,计算两个目标之间的相似程度。DDAT 算法采用 Bhattacharyya 系数统计帧间目标模型像素分布概率,将样本重合率作为相似度的度量,其定义为

$$\rho = \sum_u \sqrt{p_u q_u}, \quad (7)$$

式中:  $p_u$  和  $q_u$  为两帧的目标相似度模型;相似度范围  $\rho \in [0, 1]$ ,  $\rho$  值越大表示模型相似程度越高,反之越小。

### 3.4 相似度差值

在以往的文献中,通常将相似度  $\rho$  小于某一阈值时判定为目标发生遮挡,这一方法仅仅依靠某一帧判断目标是否发生遮挡,过于敏感,容易出现误判。由于遮挡的过程具有渐变特性,DDAT 算法提出:当连续 3 帧的相似度  $\rho$  出现下降,并且下降使得首帧和末帧的差值小于阈值时,判定此时出现了遮挡干扰。定义相似度差值  $d$  为

$$d = \rho_{n+3} - \rho_n, \quad (8)$$

其中  $n$  为视频帧数。

### 3.5 分类器

文献[19]提出朴素贝叶斯分类器和最邻近分类器的组合检测方法。先利用朴素贝叶斯分类器得到 50 个较类似、重合率较高的候选目标区域,然后再通过最邻近分类器对这 50 个待分类的候选目标区域进行分类,得到最终的目标区域。

对遮挡前一帧进行分类训练,取和目标框交并比 (IOU) 大于等于 0.8 的跟踪框为正样本,小于 0.8 的为负样本。假设特征元素之间相互独立,构建朴素贝叶斯分类器为

$$H(\mathbf{x}) = 1b \left( \frac{\prod_{i=1}^n P(x_i | y=1) P(y=1)}{\prod_{i=1}^n P(x_i | y=0) P(y=0)} \right) = \sum_{i=1}^n 1b \left( \frac{P(x_i | y=1)}{P(x_i | y=0)} \right), \quad (9)$$

其中  $\mathbf{x} = \{x_1, x_2, x_3, \dots, x_n\}$  为遮挡前一帧时,目标对象的特征向量,并且假设先验概率  $P(y=1) = P(y=0)$ 。

从上述的朴素贝叶斯分类器得到待选的目标框,再利用最邻近分类器选择最接近目标的跟踪框。

## 4 实验及结果分析

为了验证算法的性能效果,本研究在目标跟踪的标准数据集 OTB<sup>[20]</sup> (Object Tracking Benchmark) 上选取了具有遮挡属性的视频序列进行定性的对比实验。并利用 OPE (One-Pass Evaluation) 和 SRE (Spatial Robustness Evaluation) 两组精确度和成功率指标对算法进行定量比较。

### 4.1 实验环境和数据集

#### 4.1.1 实验环境

处理器:英特尔酷睿 i5-5200U; CPU 主频: 2.20 GHz; 内存: 4.00 GB; 操作系统: 64 位 Windows 10; 编程软件: MATLAB R2017b。

#### 4.1.2 数据集

选取 OTB 标准数据集。OTB 中一共有 98 个不同的视频序列,包括 100 个测试场景。数据集包含 11 种干扰属性,分别为:光照变化 (IV),尺度变化 (SV),遮挡 (OCC),形变 (DEF),运动模糊 (MB),快速运动 (FM),平面内旋转 (IPR),平面外旋转 (OPR),完全消失 (OV),背景相似 (BC),低分辨率 (LR)。每一组视频序列包含一种或多种干扰属性。

在 OTB 数据集中选取具有遮挡属性的视频序列,将 DDAT 算法与 DAT 算法、基于 DAT 改进的 DATHOG<sup>[15]</sup>、基于粒子滤波抗遮挡的 PSTC<sup>[21]</sup> 及基于傅里叶的 DFT、基于相关滤波的 CSK、基于主成分分析的 IVT、利用上下文信息的 CXT、基于稀疏表示的 ASLA、L1APG 共 9 种经典算法进行比较实验,并针对视频序列进行定性分析和定量分析。

### 4.2 实验参数

在实验过程中,DDAT 算法中的各个参数设置如下:在原始的 DAT 算法中  $\lambda_p = 0.5$ ,  $\eta = 0.1$ 。相似度模型的建立中,核函数选取 Epannechnikov

函数:

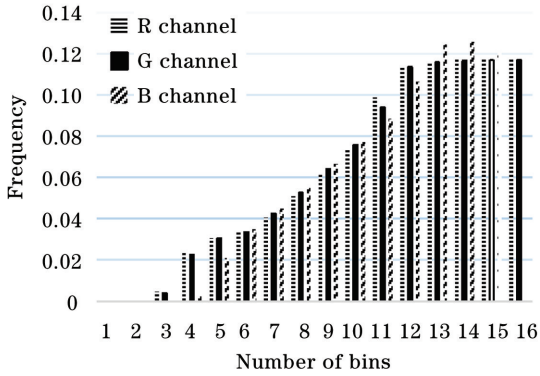
$$k_E(x) = \begin{cases} c(1 - |x|^2), & |x| \leq 1 \\ 0, & |x| > 1 \end{cases}$$

其中  $c=2/\pi$ ; 相似度差值的阈值  $d=0.016$ 。在其他的对比算法中, 参数选用文献中的默认参数, 并在实验过程中保持不变。

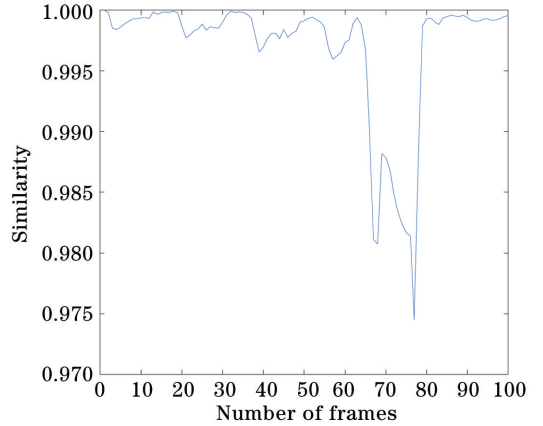
### 4.3 定性比较

#### 4.3.1 纵向分析

为了较直观地对比改进效果, 选取两组具有遮挡属性的视频序列, 对 DDAT 算法与 DAT 算法及 DATHOG 算法进行了纵向的定性比较, 各序列的数据及效果如图 2 和图 3 所示。



(a)



(b)

— DDAT    - - - DAT    - - - DATHOG



(c)

— bounding box



(d)

图 2 Jogging 序列实验结果。(a)初始帧目标模型;(b)相似度曲线;(c)遮挡过程;(d)遮挡检测

Fig. 2 Jogging sequence experiment results. (a) Initial frame target model; (b) similarity curve; (c) occlusion process; (d) occlusion detection

图 2 是 OTB 数据集中的 Jogging 序列, 该序列描述了两名慢跑的女子经过柱子时发生的目标遮挡

现象。该序列有两个测试场景, 本次实验选取褐色上衣的女子为目标跟踪对象。图 2(a)是提取的

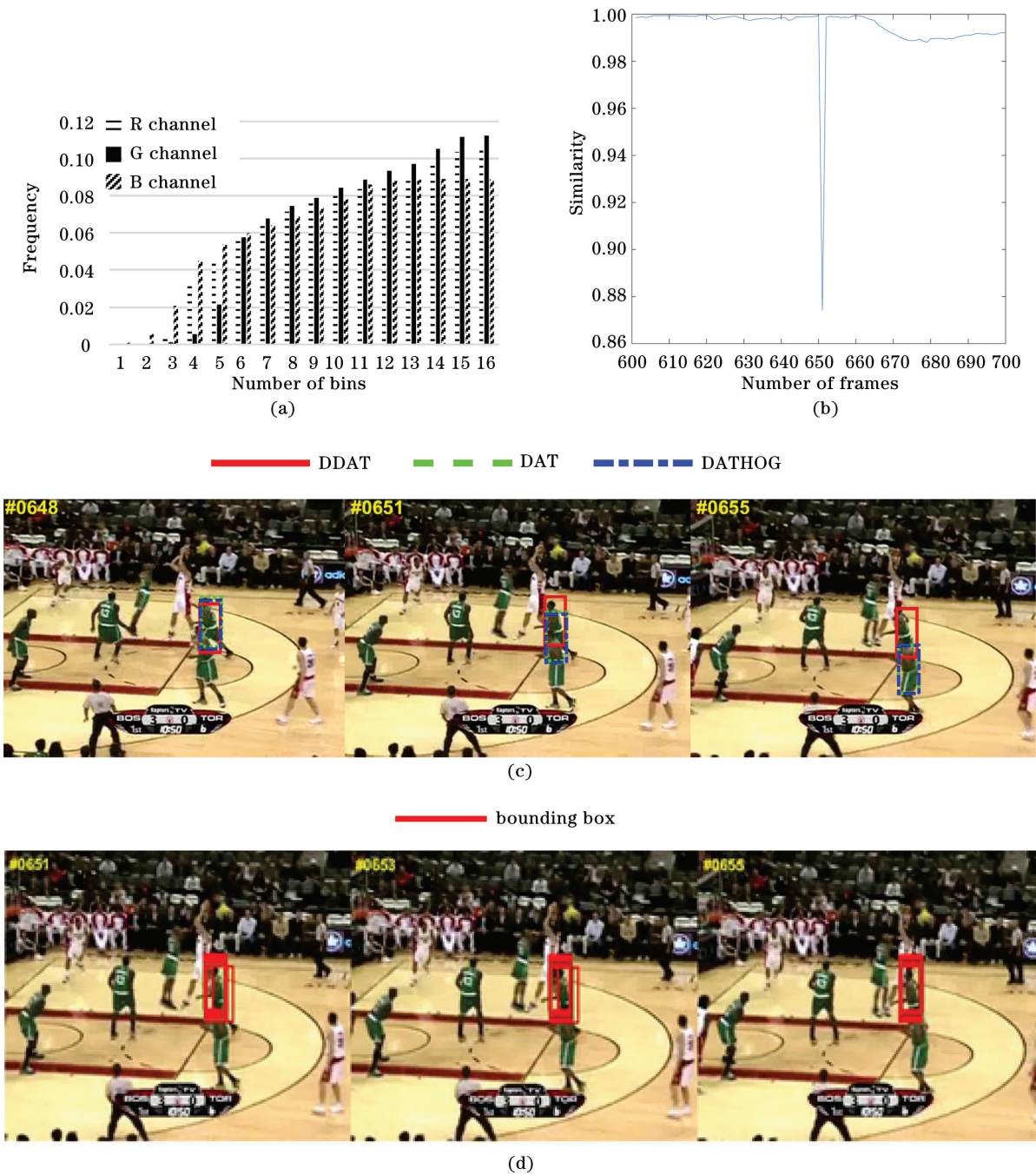


图 3 Basketball 序列实验结果。(a)初始帧目标模型；(b)相似度曲线；(c)遮挡过程；(d)遮挡检测

Fig. 3 Basketball sequence experiment results. (a) Initial frame target model; (b) similarity curve; (c) occlusion process; (d) occlusion detection

Jogging 序列初始帧目标模型。图 2(b)是 Jogging 序列的相似度曲线,从图 2(b)中可以看出,在第 62 帧到第 65 帧时,相似度出现了连续三帧下降,并且第 62 帧与第 65 帧差值超过了给定阈值,由此可以判断在第 62 帧时,目标进入了遮挡,此时启动遮挡检测机制。从图 2(c)可以看出,当视频帧运行到第 62 帧时,目标开始被遮挡,相似度开始出现连续下降,当视频序列运行到第 65 帧时,目标完全被遮

挡。图 2(d)是 DDAT 算法在目标出现遮挡后的检测示意图,在第 65 帧到第 82 帧的遮挡过程中,通过朴素贝叶斯分类器得到了候选区域目标框,然后根据最近邻分类器确定了最终的目标跟踪框。当视频序列运行到第 82 帧时,由于遮挡的过程具有对称性,当目标重新出现时,相似度的差值又超过了设定阈值,再利用该帧目标模型与遮挡前一帧作比较,判定此时的目标重定位正确。从图 2(b)的相似度可

以看出,遮挡帧数与视频序列出现的遮挡帧数基本保持一致,故此机制是行之有效的。

图 2(c)显示,在第 82 帧时,遮挡结束,目标重新出现在视野中,DAT 算法依然停留在遮挡物上,出现了跟踪失败的现象,DATHOG 算法由于在遮挡时丢失了目标模型,也无法准确跟踪目标对象,而 DDAT 算法通过检测器能准确地找到遮挡结束后目标出现的位置。

类似地,图 3 是 OTB 数据集中的 Basketball 序列。该序列描述的是一名篮球运动员在参与进攻时与其他队友的遮挡现象。图 3(a)是 Basketball 初始帧目标模型,视频序列前 647 帧未出现遮挡现象,DAT 算法与 DDAT 算法保持一致,DATHOG 算法也能利用融合的特征完成跟踪任务。但当视频序列运行到第 648 帧时,从图 3(b)可以看出,相似度开始出现下滑,并与 3 帧后的差值超过了设定阈值,判定跟踪目标开始进入遮挡。从图 3(c)可以看出,当视频序列运行到第 651 帧时,继续保持遮挡,DAT 算法出现“漂移”,DATHOG 算法虽然引入了 HOG 特征,弥补了颜色特征的不足,但因遮挡物与跟踪目标的融合特征也具有相似性,同样跟踪目标“漂移”到了遮挡物上,而 DDAT 算法由于相似度差值下降,在遮挡出现的时机利用分类器重新选取了目标跟踪框,故能继续有效地对目标对象进行跟踪。图 3(d)是 DDAT 算法在遮挡后检测的示意图,从图中可以看出,DDAT 算法在第 651 到第 655 帧遮挡过程中,利用朴素贝叶斯分类器得到了较为准确的候选框,并未受到遮挡物的影响而出现“漂移”现象。当视频序列运行到第 655 帧时,遮挡结束,DAT 与 DATHOG 算法的跟踪目标均“漂移”到遮挡物上,并在后续帧中持续对遮挡物进行跟踪,出现了错判,而加入遮挡检测机制的 DDAT 算法未受到遮挡物的影响,完成了对正确目标的跟踪。

#### 4.3.2 横向分析

为了验证遮挡检测机制的性能,与同样具有抗遮挡的 PSTC 算法进行了横向的定性比较实验。PSTC 算法是一种融合了粒子滤波的时空上下文跟踪算法,它可对遮挡后的运动轨迹进行预测。

图 4 中选取了部分具有遮挡属性的序列,定性地对 DDAT 算法、DAT 算法、具有抗遮挡的 PSTC 算法进行横向比较。

图 4(a)是 subway 序列的实验截图。当第 42 帧出现遮挡干扰时,由于仅有短暂的遮挡,PSTC 算法的检测机制过于敏感,错误地将跟踪目标“漂移”到

遮挡物上,并在后续帧中远离跟踪目标;DAT 算法与 DDAT 算法能有效地对目标进行正确跟踪。

图 4(b)是 Bird2 序列的实验截图。在发生了部分遮挡时,DAT 算法对周围遮挡干扰物有较好的抗干扰能力,能较准确地跟踪目标;DDAT 算法继承了 DAT 算法的这一优点,并通过检测器与分类器有效地校正目标区域;PSTC 算法虽在后续帧中及时预测出了目标的运动轨迹,但在遮挡时刻出现了一定的“漂移”。

图 4(c)是 walking2 序列的实验截图。当遮挡物完全遮挡目标时,DAT 算法出现了跟踪失败的情况,且在后续帧中错误未被纠正;因为目标运动具有规律性,PSTC 算法可有效地预测出运动轨迹,没有受到遮挡物的影响;DDAT 算法虽然能判断出遮挡出现的时刻,并对目标重现时作出检测,但由于遮挡前后目标尺度发生了形变,检测效果欠佳。

图 4(d)是 KiteSurf 序列的实验截图。当运行到第 34 帧时,目标被字母所遮挡。由于目标的运动无规律,PSTC 算法无法有效地预测出遮挡后目标运动的轨迹,DAT 算法也因遮挡出现了跟踪失败的情况;DDAT 算法则准确地完成了跟踪任务。

图 4(e)是 bolt 序列的实验截图。该序列的运动轨迹虽然有规律,但由于目标与背景相似,干扰了跟踪的判断,在第 30 帧时 PSTC 算法就已“漂移”到与目标相似的对象上;而 DDAT 算法有效地继承了 DAT 算法对相似物的抗干扰能力,完成了后续的跟踪。

#### 4.4 定量比较

在 OTB 标准数据集上,本研究采用精确度与成功率两个指标与 4.1 节中提到的 9 种算法在具有遮挡属性的视频序列上进行比较。精确度指标是定义目标位置(bounding box)中心点与真实位置(groundtruth)中心点的距离小于给定阈值帧数占所有帧数的百分比。成功率指标先定义重合率得分(overlap score 简称 OS,  $F_{OS}$ ),然后计算 bounding box(记为  $a$ )与 groundtruth(记为  $b$ )的重合区域交并比。重合率得分定义为

$$F_{OS} = |a \cap b| / |a \cup b|。 \quad (10)$$

成功率是指 OS 大于给定阈值帧数占所有帧数的百分比。

图 5(a)是 OPE 的精确度指标,可以看出加入遮挡检测机制的 DDAT 算法与 DAT 算法相比提升了 0.173,和 DATHOG、PSTC 算法比分别提升了 0.016 和 0.097,与其他经典算法比也有一定程度的提高。

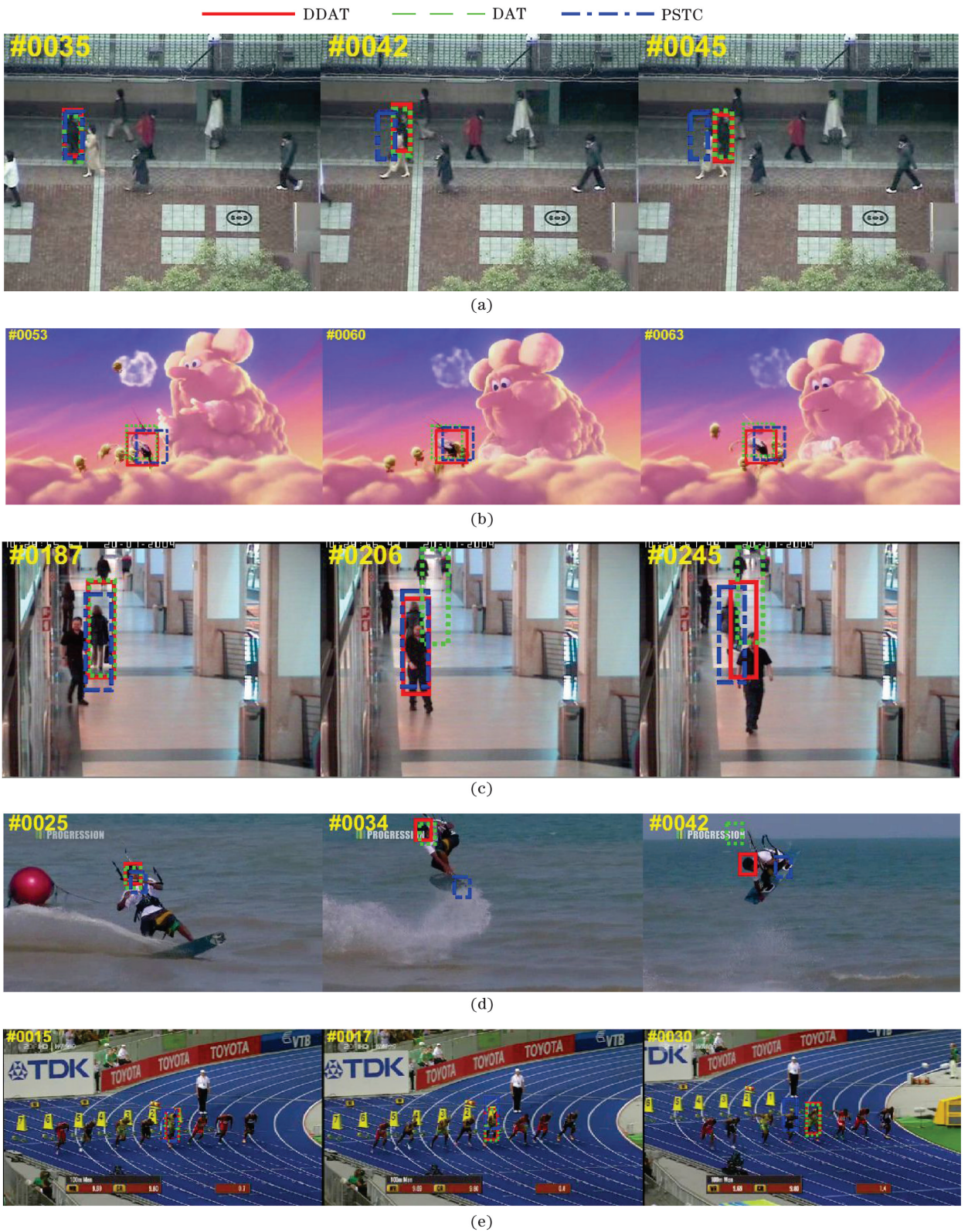


图 4 部分遮挡序列实验结果。(a)subway 序列；(b)Bird2 序列；(c)walking2 序列；(d) KiteSurf 序列；(e) bolt 序列  
 Fig. 4 Partial occlusion sequence experiment results. (a) Subway sequence; (b) Bird2 sequence; (c) walking2 sequence; (d) KiteSurf sequence; (e) bolt sequence

图 5 (b) 是 OPE 的成功率指标,可以看出 DDAT 算法较 DAT 算法比提高了 0.091,与 DATHOG、PSTC 算法分别提高了 0.025 与 0.209,与其他算法比较也有明显的优势。



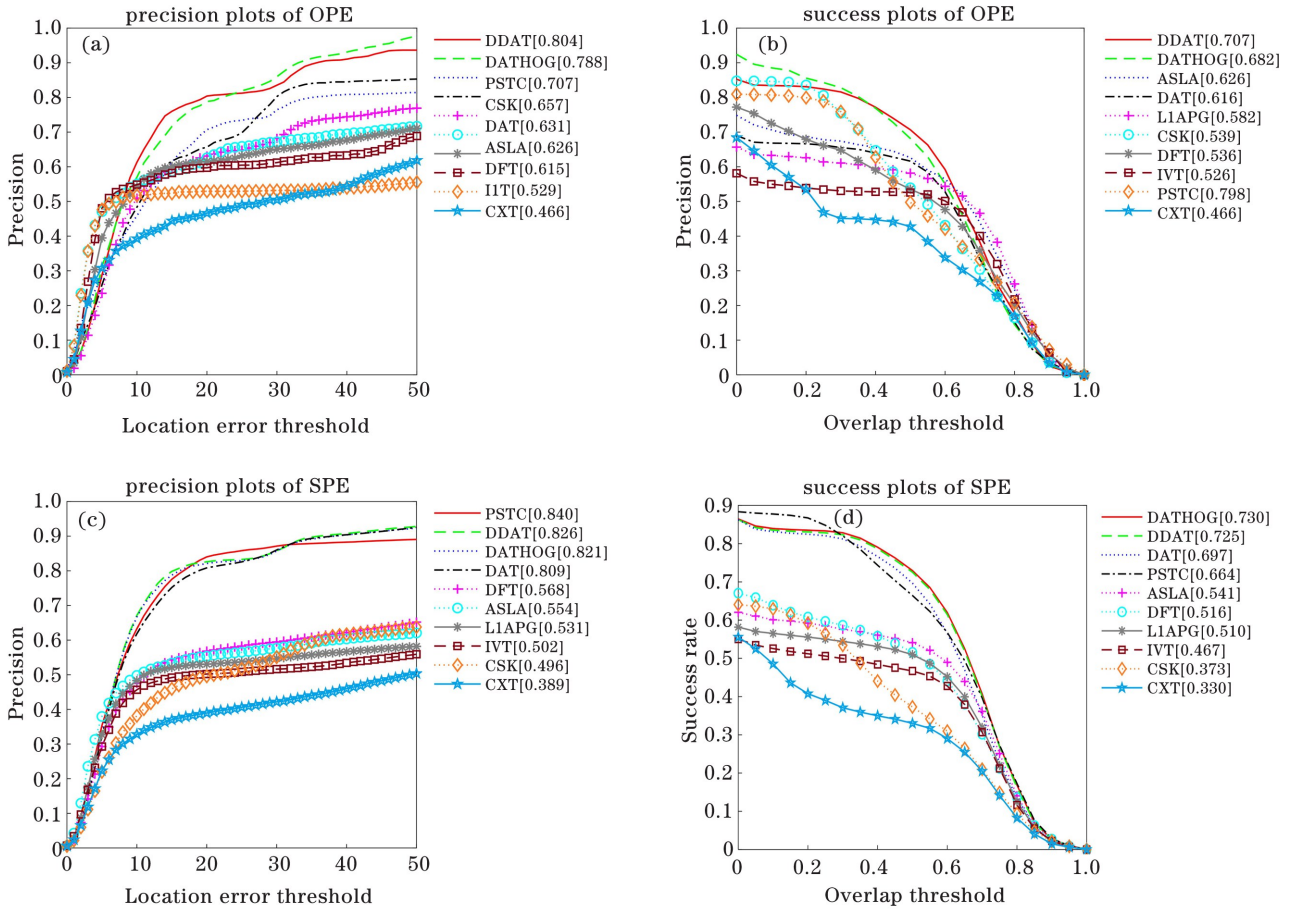


图 5 定量结果。(a) OPE 精确度；(b) OPE 成功率；(c) SRE 精确度；(d) SRE 成功率

Fig. 5 Quantitative results. (a) OPE precision; (b) OPE success rate; (c) SRE precision; (d) SRE success rate

为了验证算法的鲁棒性,OTB 数据集还给出了 SRE 指标。SRE 是指根据真实位置的平移和尺度的扩大/缩小来标定目标位置,其中平移大小为目标大小的 10%,尺度区间为真实大小的 80%~120%,每次增加 10%,最后取平均值作为空间鲁棒性的指标。

图 5(c)和图 5(d)分别是 SRE 的精确度指标和成功率指标。可以看出 DDAT 算法优于大部分算法,但由于未考虑遮挡后目标出现的形变问题,对目标尺度的更新未进行准确分析,SRE 的精确度略低于 PSTC 算法,成功率仅次于 DATHOG 算法。

## 5 结 论

针对目标跟踪遮挡问题进行研究与改进,实验结果表明,具有遮挡检测的目标跟踪算法——DDAT 算法相对 DAT 算法,在出现遮挡干扰时有显著的改进。DDAT 算法通过特征相似度差值的比较,对目标是否开始被遮挡进行判定,当遮挡过程中,利用朴素贝叶斯分类器和最邻近分类器寻找目

标位置,再将定位的目标特征的相似度作比较,判断是否是正确的目标对象。

在 OTB 标准数据集具有遮挡属性的视频序列帧上,通过定性与定量的比较,证明本文算法相对原算法有明显的改进。纵向比较时,与 DATHOG 算法相比,基于遮挡检测机制的 DDAT 算法能处理好遮挡问题;横向比较时,与 PSTC 算法相比,引入遮挡检测机制的方法在效果上优于对轨迹预测的方法。通过定量分析,也能看出 DDAT 算法在精确度与鲁棒性上有良好的提升效果。

但遮挡只是目标跟踪里的一个干扰因素,对于其他的干扰属性,如:当遮挡结束后目标重现时,目标尺度发生的变化没有考虑,没有对跟踪框进行适当的缩放。当目标发生形变、模糊等干扰因素时,无法用分类器及时得到干扰后的目标区域。这些在本文算法中均未考虑,今后将对此不足加以改进。

## 参 考 文 献

[1] Kart U, Lukezic A, Kristan M, et al. Object

- tracking by reconstruction with view-specific discriminative correlation filters[EB/OL]. (2018-11-28) [2020-03-27]. <https://arxiv.org/abs/1811.10863>.
- [2] Comaniciu D, Meer P. Mean shift: a robust approach toward feature space analysis[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(5): 603-619.
- [3] Li B, Yan J, Wu W, et al. High performance visual tracking with Siamese region proposal network[C]//2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), June 18-23, 2018, Salt Lake City, UT, USA. New York: IEEE Press, 2018: 8971-8980.
- [4] Wang D, Lu H, Yang M H. Online object tracking with sparse prototypes [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2013, 22(1): 314-325.
- [5] Hua Y, Alahari K, Schmid C. Occlusion and motion reasoning for long-term tracking[C]// Fleet D, Pajdla T, Schiele B, et al. Computer Vision-ECCV 2014. Cham: Springer, 2014, 8694: 172-187.
- [6] Wang K Y, Chen Z G, Fu Y. Target anti-occlusion algorithm based on correlation filter [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2019, 56(3): 030401.  
王凯宇, 陈志国, 傅毅. 基于相关滤波器的目标抗遮挡算法 [J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(3): 030401.
- [7] Yang J F, Zhang J P. Long time target tracking based on kernel correlation filtering [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2019, 56(2): 021502.  
杨剑锋, 张建鹏. 基于核相关滤波的长时间目标跟踪 [J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(2): 021502.
- [8] Bai Y C, Tang M. Robust tracking via weakly supervised ranking SVM[C]//2012 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 16-21, 2012, Providence, RI, USA. New York: IEEE Press, 2012: 1854-1861.
- [9] Mao Z C, Chen H D. Long-term object tracking algorithm based on kernelized correlation filter [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2019, 56(1): 010702.  
茅正冲, 陈海东. 基于核相关滤波的长期目标跟踪算法 [J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(1): 010702.
- [10] Liu W J, Dong S H, Qu H C. Anti-occlusion visual tracking algorithm based on spatio-temporal context learning [J]. Journal of Image and Graphics, 2016, 21(8): 1057-1067.
- 刘万军, 董帅含, 曲海成. 时空上下文抗遮挡视觉跟踪 [J]. 中国图象图形学报, 2016, 21(8): 1057-1067.
- [11] Liu C H, Huynh D Q, Reynolds M. Toward occlusion handling in visual tracking via probabilistic finite state machines [J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2020, 50(4): 1726-1738.
- [12] Zhang Y C, Xu H L. Fragments tracking under occluded target [J]. Journal of Image and Graphics, 2014, 19(1): 92-100.  
张彦超, 许宏丽. 遮挡目标的分片跟踪处理 [J]. 中国图象图形学报, 2014, 19(1): 92-100.
- [13] Dong X, Shen J, Yu D, et al. Occlusion-aware real-time object tracking [J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2017, 19(4): 763-771.
- [14] Possegger H, Mauthner T, Bischof H. In defense of color-based model-free tracking [C] // 2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), June 7-12, 2015, Boston, MA, USA. New York: IEEE Press, 2015: 2113-2120.
- [15] Li S S, Zhao G P, Wang J Y. Distractor-aware object tracking based on multi-feature fusion and scale-adaption [J]. Acta Optica Sinica, 2017, 37(5): 0515005.  
李双双, 赵高鹏, 王建宇. 基于特征融合和尺度自适应的干扰感知目标跟踪 [J]. 光学学报, 2017, 37(5): 0515005.
- [16] Mi X R, Cao J F. Robust target tracking based on locality sensitive histogram [J]. Computer Engineering and Design, 2018, 39(11): 3526-3530, 3548.  
米向荣, 曹建芳. 基于局部敏感直方图的鲁棒目标跟踪 [J]. 计算机工程与设计, 2018, 39(11): 3526-3530, 3548.
- [17] Liang X L, Lai R, Bi L Z. Parallel tracker for visual object tracking [C] // 2018 Chinese Control and Decision Conference (CCDC), June 9-11, 2018, Shenyang, China. New York: IEEE Press, 2018: 5676-5681.
- [18] Kuai Y, Wen G, Li D. When correlation filters meet fully-convolutional Siamese networks for distractor-aware tracking [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2020, 30(2): 509-519.
- [19] Chu J, Zhu T, Miao J, et al. Target tracking based on occlusion detection and spatio-temporal context information [J]. Pattern Recognition and Artificial

- Intelligence, 2017, 30(8): 718-727.
- 储珺, 朱陶, 缪君, 等. 基于遮挡检测和时空上下文信息的目标跟踪算法 [J]. 模式识别与人工智能, 2017, 30(8): 718-727.
- [20] Wu Y, Lim J, Yang M H. Object tracking benchmark[J] IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2015, 37(9): 1834-1848.
- [21] Li L, Liu K, Li L. Spatial-temporal context tracking algorithm based on target detection [J]. Computer Engineering, 2018, 44(9): 263-268, 273.
- 李珑, 刘凯, 李玲. 基于目标检测的时空上下文跟踪算法 [J]. 计算机工程, 2018, 44(9): 263-268, 273.