

控制与决策

Control and Decision

尺度自适应的多特征融合相关滤波目标跟踪算法

赵浩光, 孟磊, 耿欢, 杨旭, 尚洋

引用本文:

赵浩光, 孟, 耿欢, 等. 尺度自适应的多特征融合相关滤波目标跟踪算法[J]. *控制与决策*, 2021, 36(2): 429–435.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0445>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

抗遮挡与尺度自适应的改进KCF跟踪算法

Improved KCF tracking algorithm based on anti-occlusion and scale transformation

控制与决策. 2021, 36(2): 457–462 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0394>

Anchor-free的尺度自适应行人检测算法

Anchor-free scale adaptive pedestrian detection algorithm

控制与决策. 2021, 36(2): 295–302 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0124>

四旋翼无人机抗干扰轨迹跟踪控制

Anti-interference trajectory tracking control of quadrotor UAV

控制与决策. 2021, 36(2): 379–386 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0875>

复杂背景下全景视频运动小目标检测算法

Panoramic video motion small target detection algorithm in complex background

控制与决策. 2021, 36(1): 249–256 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0686>

基于稀疏度阶数优化的杂波密度估计算法

A clutter density estimation algorithm by optimized sparsity order

控制与决策. 2020, 35(12): 2923–2930 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0429>

尺度自适应的多特征融合相关滤波目标跟踪算法

赵浩光^{1,2†}, 孟 磊³, 耿 欢², 杨 旭³, 尚 洋^{1,4}

(1. 国防科技大学 空天科学学院, 长沙 410073; 2. 中国航空工业集团公司 沈阳飞机设计研究所, 沈阳 110035; 3. 东北大学 信息科学与工程学院, 沈阳 110004; 4. 图像测量与视觉导航湖南省重点实验室, 长沙 410073)

摘要: 目标跟踪一直以来都是计算机视觉领域中的关键问题,核相关滤波算法(KCF)可避免在时域中进行目标跟踪,通过傅里叶变换将时域的计算转换到频域中进行,可大量简化计算,不但提高了跟踪速度,而且在跟踪精度上也有很大的提升. 针对复杂条件下的目标跟踪问题,在确保算法实时性的前提下,在KCF的基础上对其特征、尺度以及模型更新机制进行3处改进:提出一种多特征融合算法,针对每种特征在不同环境下的优势,将其进行融合;提出一种分类树形尺度自适应的算法,通过树形搜索方式对目标尺度的大小进行判断,找到最佳响应位置;提出一种自适应模型更新策略的算法. 实验结果表明,在公开数据集OTB-2013中算法整体的跟踪精确度达到87.4%,成功率也达到67.1%,可很好地实现复杂条件的目标跟踪,综合性能在已公开发表的跟踪算法中排名第2. 尤其是在尺度变化、目标遮挡和图像模糊情况下,所提出算法的跟踪精确度和成功率排名第1.

关键词: 目标跟踪; 相关滤波; 尺度自适应; 特征融合

中图分类号: TP391

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2019.0445

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



引用格式: 赵浩光,孟磊,耿欢,等. 尺度自适应的多特征融合相关滤波目标跟踪算法[J]. 控制与决策, 2021, 36(2): 429-435.

Scale adaptation and multi-feature fusion correlation filtering object tracking algorithm

ZHAO Hao-guang^{1,2†}, MENG Lu³, GENG Huan², YANG Xu³, SHANG Yang^{1,4}

(1. College of Aerospace Science and Engineering, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China; 2. Shenyang Aircraft Design and Research Institute, Aviation Industry Corporation of China Co., Ltd., Shenyang 110035, China; 3. College of Information Science and Engineering, Northeastern University, Shenyang 110004, China; 4. Hunan Provincial Key Laboratory of Image Measurement and Vision Navigation, Changsha 410073, China)

Abstract: Object tracking has always been a key issue in the field of computer vision. The kernel correlation filtering (KCF) transforms the calculation from the time domain into the frequency domain by Fourier transform, which greatly simplifies the calculation, not only improves the tracking speed, but also greatly improves the tracking accuracy. This article addresses the problem of object tracking under complex conditions. On the premise of ensuring the real-time performance of the algorithm, the features, scales and model updating mechanism are improved on the basis of KCF: This paper proposes an multi-feature fusion algorithm in order to combine all the advantages from different features; This paper proposes an adaptive algorithm of classification tree scale, which can judge the size of target scale and find the position of optimal response; This paper proposes an algorithm of adaptive model updating strategy. The experimental results show that, the public dataset OTB-2013, the average tracking accuracy and the average success rate of the proposed method are 87.4% and 67.1% respectively, which means that it can track the target under complex conditions very well. The comprehensive performance of the proposed algorithm ranks second among the published tracking algorithms. Especially in the case of scale change, target occlusion and image blurring, the tracking accuracy and success rate of the proposed algorithm rank first.

Keywords: object tracking; correlation filtering; scale adaptation; feature fusion

收稿日期: 2019-04-10; 修回日期: 2019-09-23.

基金项目: 国家自然科学基金项目(61973058, 62073061); 中央高校基本科研基金项目(N2004020).

责任编辑: 程龙.

†通讯作者. E-mail: laserradar@126.com.

0 引言

目标跟踪算法起源于20世纪中期,由于受计算机硬件条件的限制,只能对静态图像进行处理,早期的目标跟踪算法主要有两种思路:1)算法依赖于目标外观模型.通过对目标外观模型进行建模,然后在之后的帧中找到目标,例如光流法.2)算法不依赖于目标外观模型.选定目标建立目标模型,然后在视频中搜索找到目标模型,例如Meanshift.

2014年~2018年这4年中,目标跟踪进展飞速,主要由于MOSSE算法^[1]将通信领域的相关滤波(衡量两个信号的相似程度)引入到了目标跟踪中.在相关滤波方法用于目标跟踪之前,所有的跟踪算法都是在时域上进行处理.基于相关滤波的目标跟踪方法将计算转换到频域,利用循环矩阵可以对角化的性质,大大减少了运算量,提高了运算速度.一些基于相关滤波的跟踪算法CSK(circulant structure tracking)^[2]、核相关滤波(KCF)^[3]、BACF(background-aware correlation filters)^[4]、SAMF(scale adaptive multiple feature)^[5]等也随之产生,速度可以达到数百帧每秒,可以广泛地应用于实时跟踪系统中.其中不乏一些跟踪性能优良的跟踪器,诸如SAMF、DSST在VOT 2013^[6]竞赛中取得了优异成绩.

目标跟踪方法的改进,主要可以分成两个方向:1)与相关滤波相结合,包括SRDCF(spatially regularized discriminative correlation filters)算法^[7]、C-COT(continuous convolution operator tracker)算法^[8]、ECO(efficient convolution operators)算法^[9]、UPDT(unveiling power deep tracking)算法^[10]等;2)基于网络结构的改进,包括SiamFC(fully-convolutional siamese networks)^[11]、SiamRPN++(siamese region proposal network)算法^[12]、DLT(deep learning tracker)算法^[13]等.但是,在复杂条件下对运动目标实现实时、稳定地跟踪仍存在很大的挑战,面临的挑战主要如下^[14]:形态变化、尺度变化、遮挡与消失、图像模糊.本文在KCF方法的基础上,针对尺度变化、图像模糊和目标遮挡问题对原有KCF算法进行改进,提高相关滤波目标跟踪算法的准确性和鲁棒性.

1 目标跟踪算法

本文的目标跟踪算法是对传统KCF算法^[3]的一种改进.在KCF中,将目标跟踪问题的求解转化为一个分类问题(图像中的目标和背景).这个分类问题的求解应用了岭回归方法,所得的分类器中包含了矩阵的逆运算,其运算量复杂,严重影响跟踪系统的实时性.KCF在分类器的计算中引入了循环矩阵,巧妙

地规避了矩阵的逆运算,大大减少了分类器的运算量.高斯核函数的引入可以将非线性问题转化为高维空间中的线性问题,使得算法更具有一般性.

1.1 算法整体流程

图1给出了本文算法的整体流程,其步骤如下:1)采用多特征融合的特征提取方法,将手工特征HOG、CN、Gray以及深度特征CNN四个特征进行融合,得到融合后的特征;2)将融合后的特征代入到KCF中,计算多尺度的响应,在这里,针对跟踪过程中目标尺度的变化,采用一种分类树形搜索方法找到目标的最佳尺度;3)为了避免错误帧的更新导致跟踪失败,采用一种多峰值置信度方法,对满足要求的图像才能进行模型的更新;4)确定目标区域和每一个像素的相似度,从而确定目标位置的坐标.

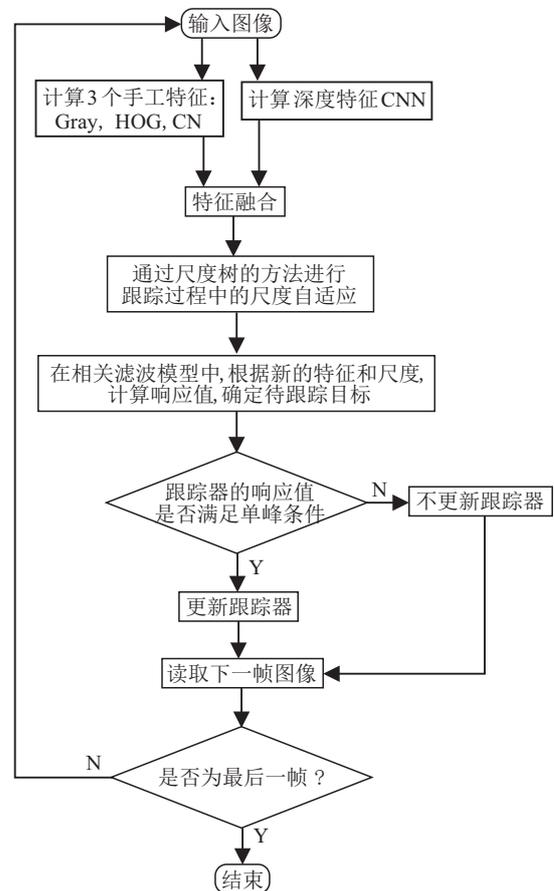


图1 本文算法整体流程

1.2 多特征融合

传统的目标跟踪算法大多使用单一的特征,使得跟踪器在面对各类复杂情况无法进行准确地跟踪,例如:HOG特征在目标背景颜色干扰、背景混乱复杂等情况下都具有一定的鲁棒性,但是图像模糊时,其适应性差;CN对于运动模糊、图像低分辨率、光照强度变化等跟踪效果好,但是对于相似颜色的干扰表现性能较差;Gray特征由于计算复杂度低,运算速度快,导

致其在各类条件下都无法实现准确地跟踪; CNN特征由于使用了复杂的卷积神经网络提取特征, 其跟踪精度更高, 但是实时性差. 因此, 选择合适的特征进行融合至关重要.

常见的特征融合策略一般包括两种, 分别是串行特征融合和并行特征融合. 在进行串行特征融合时, 设 $S(A$ 维)和 $T(B$ 维)分别是定义在同一空间上的两种特征, 其中 A, B 分别是两种特征的维度, 则进行串行特征融合之后特征的维度是 $A+B$ 维. 在大多数情况下, 串行特征融合能够取得很好的效果, 但是这样计算会带来很多问题: 1) 进行串行之后可能将原有微弱的噪声进行放大; 2) 当特征维度过多时, 算法的复杂度高, 处理所需时间长; 3) 当一种跟踪算法性能差时, 会影响到其他跟踪算法^[15-16]. 在进行并行特征融合时, 在 S 和 T 中选择一个维度高的特征作为融合后特征的维度, 并将维数较低的补零直到二者维度相同. 这样做有很多好处: 1) 并没有大幅度提高特征的维度, 计算量少; 2) 能够有效避免跟踪过程中的一些噪声.

针对单一特征存在的缺点, 本文提出一种先串行后并行的多特征融合算法, 将手工特征(HOG、CN、Gray)和深度特征进行融合, 具体步骤为:

1) 进行手工特征的提取, 其中Gray特征的通道数为1, HOG特征的通道数为31, CN特征的通道数为10;

2) 将这3个手工特征的通道数进行串行融合, 得到42个通道的特征;

3) 将这42个通道的特征图进行对应像素相加, 得到一个单通道的手工特征图;

4) 使用ImageNet-vgg-2048^[17]网络进行深度特征提取, 本文选取第1个卷积层输出的特征图作为CNN深度特征, 选择第1个卷积层是因为文献[18]指出, 更深的卷积层会造成图像分辨率的下降, 从而造成跟踪的准确性下降;

5) 将得到的各个深度特征图进行对应像素相加, 得到一个单通道的深度特征图;

6) 将手工特征图和深度特征图调整成同一个尺寸, 再进行对应像素相加, 从而得到最终的融合特征.

1.3 尺度自适应

尺度自适应是目标跟踪中一种常见的问题. 若目标跟踪算法中没有尺度自适应模型, 则在跟踪过程中会面临这样的问题: 当目标区域变大时, 跟踪框不能将目标区域完全包含在内, 这会导致目标信

息缺失; 当目标区域变小时, 跟踪框内不仅包含目标还有除目标外其他的物体, 这会导致跟踪框内包含许多的干扰信息^[16]. 这两种情况都会导致跟踪的失败. 因此研究人员针对尺度变化这一问题提出了一些改进方案, 大体上分为基于尺度池的方法、分块方法和基于特征点3类. 其中最为经典的是基于尺度池的方法. 尺度池方法就是将原有的目标框进行不同尺度的放大和缩小, 计算变化后的目标, 选择响应值最大的作为跟踪目标框, 从而达到尺度自适应追踪. SAMF^[5]算法求解了7个滤波器, 将原有尺度扩展为7个大小不同的区域, 选择响应值最大的尺度作为跟踪的目标; 而DSST(discriminative scale space tracker)^[19]算法将尺度和位置分别独立进行计算, 先确定目标的中心位置, 然后在其基础上进行33种尺度的变换, 更好地提高跟踪的精度, 但是这样做会使算法的计算量大大提升, 影响算法的实时性.

受到分类树方法原理的启发, 本文提出一种基于树形结构尺度自适应的目标跟踪方法, 其原理示意图如图2所示.

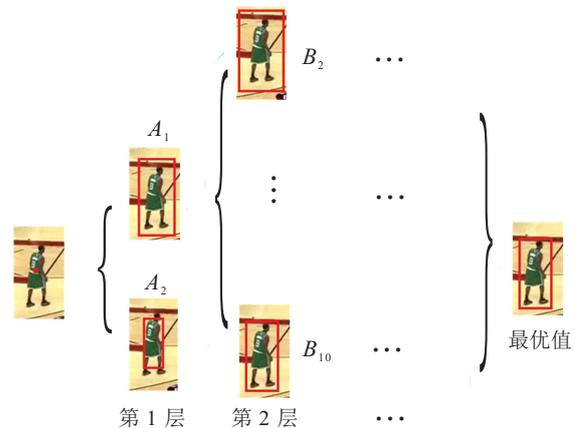


图2 尺度树原理

本文算法也借鉴了DSST算法的思想, 分别进行位置和尺度的滤波, 分两步进行计算:

1) 进行位置滤波器的计算, 确定目标的位置中心坐标;

2) 在其基础上进行树形尺度估计.

树形尺度估计具体操作如下: 首先, 通过第1层确定目标是放大还是缩小, 从而确定最大响应值的寻找方向. 若 A_1 响应值大于 A_2 的响应值, 则说明在当前帧中目标是放大的; 若 A_1 响应值小于 A_2 的响应值, 则说明在当前帧中目标是缩小的. 然后, 在所确定的分支内, 用尺度池的方法求解10个尺度滤波器的大小, 放大分支内的10个尺度因子, 分别为1.011,

1.012, 1.013, 1.014, 1.015, 1.016, 1.017, 1.018, 1.019, 1.0110, 缩小分支内的10个尺度因子,分别为 1.01^{-1} , 1.01^{-2} , 1.01^{-3} , 1.01^{-4} , 1.01^{-5} , 1.01^{-6} , 1.01^{-7} , 1.01^{-8} , 1.01^{-9} , 1.01^{-10} . 为了确保跟踪过程中,目标的尺度确实发生变化,而不是受到某一帧的目标检测结果的影响,本文每隔3帧对目标检测的结果进行一次记录,若连续10次都出现待跟踪目标的尺度发生放大或缩小,则可以确认待跟踪目标的尺度发生了改变,并使用分类树形尺度自适应算法进行尺度的放缩.

本文中每个分支进行10个尺度的比较,因此在每一帧更新中共需要进行12次运算. 相比于SAMF算法,本文所提尺度树算法的尺度因子覆盖范围更大,能够提高跟踪算法的精度;相比于DSST算法,本文提出的尺度树算法能减少无用的运算21次,能够提高跟踪算法的速度.

1.4 多峰值约束的模型更新策略

在目标跟踪算法中,除了特征提取和尺度估计外^[20-22],模型的更新机制也是一个重要的部分. 在跟踪过程中目标所处的环境在不断变化,在这一过程中会导致目标或多或少也发生变化. 将每一帧跟踪的结果作为目标样本对分类器进行更新,这样不仅能够使模型适应目标的形态变化,而且随着跟踪时间的增大,样本的数量大大增加,训练的分类器性能更加优异. 早期的目标跟踪算法使用模型更新的手段有3种:1) 只对初始帧进行更新,这样做的目的是保证目标模板不会受到干扰,然而当目标在运动过程中发生形变或姿态变化时,这种做法无法自适应目标的变化或导致跟踪精度下降;2) 只对跟踪过程中每帧的结果进行更新,忽略历史帧的影响,因为在每一帧跟踪的过程中前一帧是最有效的表达,所以只选用前一帧进行更新,然而当目标发生遮挡时,这种做法很可能使跟踪结果漂移在遮挡物上从而导致跟踪失败;3) 对每一帧的结果都进行更新,这样保证每一帧的结果都对模型有所贡献. 本文采用第3种更新方法并进行改进.

传统的目标跟踪算法在每一帧结束都会对目标进行更新,然而却没有考虑到跟踪结果是否精准的问题. 具体表现为:当跟踪目标发生尺度变化、发生形变或被其他物体遮挡时,跟踪模型需要尽快学习目标的变化特点;当背景复杂时,如出现遮挡、目标消失在视野、光照变化以及背景杂乱等情况,如果分类器将跟踪结果更新,则会学习得到大量的干扰信息,造成后续帧中跟踪的失败.

在跟踪过程中,如果没有干扰并且在跟踪准确的情况下,跟踪器的响应值大多表现为单一明显的峰值,而在有干扰的情况下,会出现多个峰值(如图3所示),出现这种情况的原因是:当识别框内的图像内容与待识别目标的特征比较符合时,跟踪器会得到比较好的识别结果,体现在响应结果上就是单峰;然而,当识别框内的图像内容由于遮挡、光照、形变等原因,导致与待识别目标的特征不符合的时候,跟踪器无法得到好的识别结果,体现在响应结果上就是多个峰,且峰值相近,LMCF(large margin tracker with circulant feature)算法^[23]也提及了类似的结论. 大多数现有的跟踪器在每帧更新跟踪模型,而不考虑检测是否准确. 实际上,一旦在当前帧中检测到目标不准确、严重遮挡或完全丢失,则可能导致跟踪出现错误.

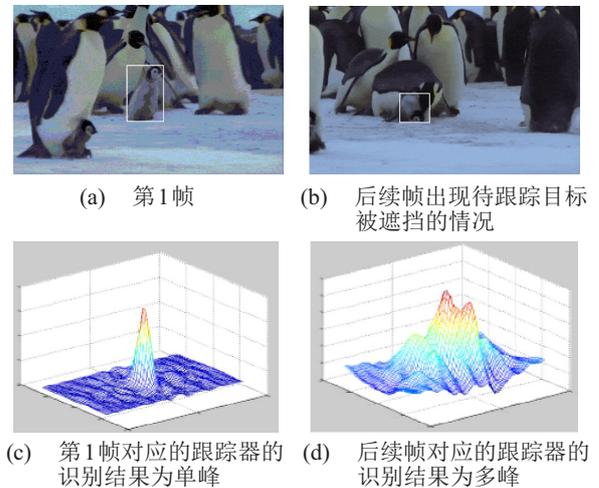


图3 跟踪器对跟踪目标的识别结果

鉴于此,本文提出,只有当检测到的结果具有单峰时,才会进行模型更新. 首先分析目标跟踪的结果来判断是否有必要进行模型的更新. 因为响应值中峰值的大小能够反映出目标跟踪过程是成功的还是失败的,所以:当所检测的目标和初始帧中的目标极为相似时,响应图会出现单一的峰值,表示目标跟踪成功;当所检测的目标与初始帧目标差异较大时,就不会出现明显的单一峰值,而是出现多个大小相似的峰值,这表示目标跟踪失败. 下面通过峰值旁瓣比(PSR)判断是否对目标模板进行更新:

$$\text{PSR} = \frac{|F_{\max} - F_{\min}|^2}{\text{mean}\left(\sum_{i,j} (F_{i,j} - F_{\min})^2\right)}. \quad (1)$$

其中: F_{\max} 表示图像响应的最大峰值, F_{\min} 表示图像响应的最小峰值. 当PSR的值大于给定的阈值 δ 时,才进行目标模板的更新,否则不进行模板更新. 本文选取 $\delta = 50$.

当算法达到更新的要求时,需要通过判断确定学习率的大小,本文的判断机制如下:若当前帧计算的PSR值 β 大于历史帧的平均值 θ ,则赋予较大的学习率 $\eta = 0.03$;若当前帧计算的PSR值小于历史帧的平均值,则赋予较小的学习率 $\eta = 0.01$.

$$\theta = \sum_{i=2}^n \frac{1}{n} \text{PSR}_i. \quad (2)$$

2 实验

首先,介绍实验中所使用的公开数据集OTB-2013以及评估指标;然后,在公开数据集上将本文算法与其他算法进行定量比较,分析其整体跟踪准确性、成功率,以及在11种复杂条件下的跟踪性能;最后,定性分析算法跟踪成功及失败的原因.

2.1 数据集及评估指标

本文算法代码由软件MatlabR2017a编写实现.实验平台中,显卡是NVIDIA Quadro 600;处理器是Intel(R) Xeon(R) CPU, 2.53 Ghz;操作系统环境是Ubuntu 16.04和Windows 7双系统.

为了对所有的跟踪算法的准确性进行统一比较,本文使用公开数据集OTB-2013,该数据集由50个视频序列组成,其中包含了11种目标跟踪过程中可能出现的复杂情况,分别是:光照变化、尺度变化、目标遮挡、形变、运动模糊、快速运动、平面内翻转、平面外翻转、消失在视野、背景杂乱、低分辨率.为了比较各个算法的性能,本文使用两种指标进行度量.

第1种指标是精确度(precision),即:在所选定的视频序列中,跟踪算法得到的跟踪位置与标准位置的差值小于某一特定阈值的帧数占所有帧数的比例.

$$\text{precision} = \frac{\sum_{i=1}^N f}{N}. \quad (3)$$

$$f = \begin{cases} 1, & \text{CLE} \leq d; \\ 0, & \text{CLE} > d. \end{cases} \quad (4)$$

$$\text{CLE} = \text{dis}(p_1, p_2). \quad (5)$$

其中: N 表示一个视频序列中的帧数,CLE(center location error)表示一帧中的中心位置误差, d 表示一个特定阈值, $\text{dis}(\cdot)$ 表示两点之间的欧氏距离, p_1 表示被跟踪目标的中心, p_2 表示实际目标中心.

第2种是成功率(success rate),即:在当前帧中,跟踪框和标准框的重叠部分的面积与二者总面积的比值为OR(overlap rate).若VOR超过特定的阈值,则认为跟踪成功.success rate是指计算跟踪成功视频所占

总视频的比例.公式为

$$\text{success rate} = \frac{\sum_{i=1}^N g}{N}. \quad (6)$$

$$g = \begin{cases} 1, & k \geq d; \\ 0, & k < d. \end{cases} \quad (7)$$

$$\text{VOR} = \frac{\text{Area}(B_T \cap B_G)}{\text{Area}(B_T \cup B_G)}. \quad (8)$$

其中: N 表示一个视频序列中的帧数, d 表示一个特定阈值, g 表示某一帧是否跟踪成功, B_T 表示当前帧的跟踪区域, B_G 表示标准的目标区域, \cap 表示两者重叠区域, \cup 表示两者总的覆盖区域.这两个指标的排名依据是曲线下的面积越大,表示对应算法的效果越好.

2.2 定量实验

在本节中,将本文算法our(包含多特征融合、尺度自适应、多峰值约束的模型更新策略3个改进)、our-1(仅包含多特征融合)、our-2(包含尺度自适应和多峰值约束的模型更新策略)与目前跟踪效果领先的几种相关滤波目标跟踪算法进行比较,包括:BACF(back ground-aware correlation filters)、SRDCF(spatially regularized discriminative correlation fileers)、C-COT、STAPLE(sum of template and pixel-wise learner)、SAMF(scale adaptive multiple feature)、DSST、MOSSE(minimum output sum of squared error)、KCF、Struck(structured output racking with kernels)、TLD(tracking learning detection).所有算法的整体精确度与成功率的对比结果分别如图4和图5所示.

在2.1节给出的软、硬件实验条件下,本文跟踪算法的平均耗时为0.32秒/帧.本文算法our在跟踪精确度上位于所有算法的第2位,在跟踪成功率上位于所有算法的第1位.本文算法our在跟踪精确度上达到87.4%,成功率达到67.1%.相比于MOSSE算

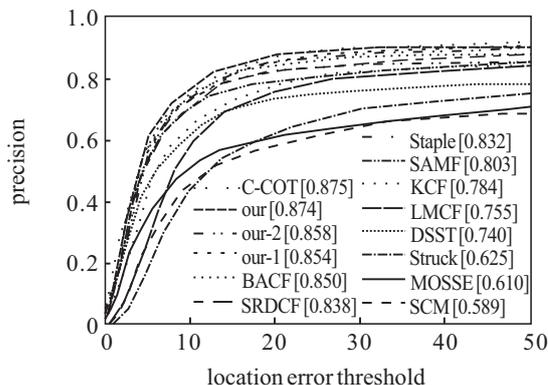


图4 精确度对比

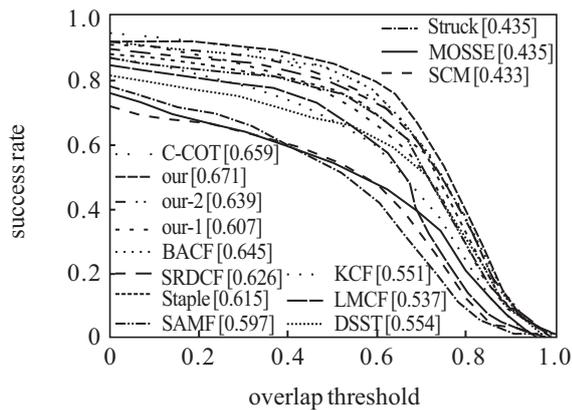


图5 成功率对比

法,跟踪精确度提高了26.4%,成功率提高了21.4%;相比于KCF算法,精确度提高了9.0%,成功率提高了12.0%,具有非常大幅度的提高;相比于早期的机器学习算法VTD(visual tracking decomposition)、TLD等,本文方法在跟踪精度和成功率上都提高了接近30%。对于基于尺度改进的SAMF和DSST算法,跟踪精度和成功率也有较大幅度的提升。值得指出的是C-COT算法作为VOT2016的第1名,在本实验中精确度排名第1、成功率排名第2,C-COT使用了彩色图像特征和VGG-Net(visual geometry group network)深度特征融合、尺度池、空间域连续卷积来改进传统的KCF模型,其思路与本文算法也有相似的地方。

本文算法our、our-2、our-1在图4的精确度对比中分列第2、3、4位,这说明本文提出的3个改进措施在跟踪精确度方面比传统的KCF跟踪模型都有较大的提升效果;our、our-2、our-1在图5的成功率对比中分列第1、4、7位,说明若仅仅在多特征融合或尺度自适应方面进行改进,则在跟踪的成功率方面提升效果有限。而在本文3个算法our、our-2、our-1的对比中,也可以看出,将3个改进都包括在内的our算法,其精确度和成功率都要高于其他两个,这说明全方位地提高跟踪算法的效果和性能,需要从特征、尺度、模型更新等多个角度着手。

3 结论

本文基于相关滤波算法,针对目标跟踪算法面临的运动目标尺度变化、遮挡、消失以及图像模糊等问题,提出了相应的改进算法,包括:使用了Gray、HOG、CN以及CNN的多特征融合算法,将融合后的结果作为最终跟踪中使用的特征;采用分类树形结构对尺度变化的大小进行精确估计,找到最佳响应的位置,用最少的计算实现目标尺度的自适应;采用多峰值检测理论判断当前帧是否需要更新。这些改进使得本文算法在跟踪精确度上达到了87.4%,成功率

也达到了67.1%,能够很好地实现复杂情况下的目标跟踪。

参考文献(References)

- [1] Bolme D S, Beveridge J R, Draper B A, et al. Visual object tracking using adaptive correlation filters[C]. IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. San Francisco: IEEE, 2010: 2544-2550.
- [2] Henriques J F, Rui C, Martins P, et al. Exploiting the circulant structure of tracking-by-detection with kernels[C]. European Conference on Computer Vision. Florence: IEEE, 2012: 702-715.
- [3] Joao F, Henriques, Rui Caseiro, et al. High-speed tracking with kernelized correlation filters[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2014, 37(3): 583-596.
- [4] Galoogahi H K, Fagg A, Lucey S. Learning background-aware correlation filters for visual tracking[C]. IEEE International Conference on Computer Vision. Venice: IEEE, 2017: 1144-1152.
- [5] Li Y, Zhu J. A scale adaptive kernel correlation filter tracker with feature integration[C]. European Conference on Computer Vision. Zurich: IEEE, 2014: 254-265.
- [6] Kristan M, Pflugfelder R, Matas J, et al. The visual object tracking VOT2013 challenge results[C]. International Conference on Computer Vision. Sydney: IEEE, 2016: 564-586.
- [7] Danelljan M, Häger G, Khan F S, et al. Learning spatially regularized correlation filters for visual tracking[C]. Proceedings of 2015 IEEE International Conference on Computer Vision. Santiago: IEEE, 2015: 4310-4318.
- [8] Danelljan M, Robinson A, Khan F S, et al. Beyond correlation filters: Learning continuous convolution operators for visual tracking[C]. European Conference on Computer Vision. Amsterdam: IEEE, 2016: 472-488.
- [9] Danelljan M, Bhat G, Khan F S, et al. Action-decision networks for visual tracking with deep reinforcement learning[C]. Proceedings of the 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Honolulu: IEEE, 2017: 6931-6939.
- [10] Goutam Bhat, Joakim Johander, Martin Danelljan. Unveiling the power of deep tracking[C]. European Conference on Computer Vision. Munich: IEEE, 2018: 493-509.
- [11] Bertinetto L, Valmadre J, Henriques J F, et al. Fully-convolutional siamese networks for object tracking[C]. European Conference on Computer Vision. Munich: IEEE, 2016: 850-865.
- [12] Bo Li, Wei Wu, Qiang Wang. SiamRPN++: Evolution

- of siamese visual tracking with very deep networks[C]. Proceeding of 2019 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Long Beach: IEEE, 2019: 4277-4286.
- [13] Wang N, Yeung D Y. Learning a deep compact image representation for visual tracking[C]. International Conference on Neural Information Processing Systems. New York: ACM, 2013: 809-817.
- [14] Gong H, Sim J, Likhachev M, et al. Multi-hypothesis motion planning for visual object tracking[C]. 2011 International Conference on Computer Vision. Barcelona: IEEE, 2011: 619-626.
- [15] 周梦姣. 基于多特征融合的目标跟踪算法[D]. 西安: 西安电子科技大学物理与光电工程学院, 2017: 1-25. (Zhou M J. Object tracking algorithm based on multi-feature fusion[D]. Xi'an: School of Physics and Optoelectronic Engineering, Xidian University, 2017: 1-25.)
- [16] 杨毅. 基于相关性滤波的鲁棒视觉目标跟踪算法研究[D]. 武汉: 华中科技大学计算机科学与技术学院, 2016: 1-35. (Yang Y. Research on robust visual object tracking algorithm based on correlation filter[D]. Wuhan: School of Computer Science & Technology, Huazhong University of Science and Technology, 2016: 1-35.)
- [17] Goodfellow I J, Pouget A J, Mirza M. Generative adversarial nets[C]. Proceedings of the 27th International Conference on Neural Information Processing Systems. Montreal: Aom, 2014: 2672-2680.
- [18] Martin Danelljan, Gustav Häger, Fahad Shahbaz Khan. Convolutional features for correlation filter based visual tracking[C]. IEEE International Conference on Computer Vision Workshop (ICCVW). Santiago: IEEE, 2015: 621-629.
- [19] Danelljan M, Häger G, Fahad Shahbaz Khan, et al. Accurate scale estimation for robust visual tracking[C]. British Machine Vision Conference. Nottingham: British Machine Vision Association, 2014: 1-11.
- [20] 熊昌镇, 车满强, 王润玲, 等. 融合峰旁比和帧间均值自适应模型更新的视觉跟踪[J]. 光子学报, 2018, 47(9): 215-226. (Xiong C Z, Che M Q, Wang R L, et al. Adaptive model update via fusing peak-to-sidelobe ratio and mean frame difference for visual tracking[J]. Acta Photonica Sinica, 2018, 47(9): 215-226.
- [21] Cheng Y H, Wang J. A motion image detection method based on the inter-frame difference method[J]. Applied Mechanics & Materials, 2014, 49(7): 1283-1286.
- [22] Yang W, Shen Z, Li Z. Application of difference method to dim point target detection in infrared images[C]. Proceedings of SPIE The International Society for Optical Engineering. Dayton: IEEE, 1994: 133-136.
- [23] Mengmeng Wang, Yong Liu, Zeyi Huang. Large margin object tracking with circulant feature maps[C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Honolulu: IEEE, 2017: 4800-4808.

作者简介

赵浩光(1980—), 男, 高级工程师, 从事图像处理等研究, E-mail: laserradar@126.com;

孟磊(1982—), 男, 副教授, 博士, 从事人工智能等研究, E-mail: menglu@ise.neu.edu.cn;

耿欢(1979—), 女, 高级工程师, 博士, 从事图像处理等研究, E-mail: 1024871826@qq.com;

杨旭(1993—), 男, 硕士, 从事图像处理的研究, E-mail: 1813044749@qq.com;

尚洋(1977—), 男, 研究员, 博士, 从事图像策略、模式识别的研究, E-mail: shangyang1977@nudt.edu.cn.

(责任编辑: 闫妍)