

实时高置信度更新补充学习跟踪

范蓉蓉 樊佳庆 刘青山

(南京信息工程大学江苏省大数据分析技术重点实验室 南京 211800)

摘要 为解决补充学习跟踪算法(Staple)在目标被部分遮挡时存在的跟踪失败问题,文中提出了一种简单而有效的高置信度补充学习跟踪算法(High-confidence update Complementary Learner Tracker, HCLT)。首先,输入当前帧,得到标准相关滤波分类器的检测响应值;然后,计算相关滤波响应的置信度,若计算结果大于阈值则当前帧更新滤波器,否则停止更新;接着,计算出持续不更新的帧数,如果有连续 10 帧不更新,则强制更新;最后,通过融合颜色补充学习器的响应,得到总的响应结果,其中,响应中最大值的位置即为跟踪结果。将所提算法与补充学习跟踪(Correlation Filter Net tracker, Staple)、端到端表示跟踪(CFNet)、注意力相关滤波网络跟踪(Attentional Correlation Filter Network tracker, ACFN)和对冲深度跟踪(Hedged Deep Tracking, HDT)等先进算法进行实验对比。在 OTB100 和 VOT2016 数据集上的结果表明,所提算法在成功率和预期覆盖率方面分别超过基准补充学习跟踪算法(Staple)1.0 个百分点和 0.4 个百分点。另外,在严重遮挡和剧烈光照变化的视频集上的良好表现也充分说明了所提算法在处理表现剧烈变化的情况时很有效。

关键词 相关滤波,颜色直方图,补充学习跟踪,遮挡检测,目标跟踪

中图分类号 TP391 文献标识码 A DOI 10.11896/j.issn.1002-137X.2019.03.020

Real-time High-confidence Update Complementary Learner Tracking

FAN Rong-rong FAN Jia-qing LIU Qing-shan

(Jiangsu Key Laboratory of Big Data Analysis Technology, Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing 211800, China)

Abstract To address the issue that the complementary learner tracking algorithm (Staple) cannot perform well when the target suffers from severe occlusions, a high-confidence update complementary learner tracker (HCLT) was proposed. Firstly, at the input frame, a standard correlation filter is employed to calculate the correlation filter (CF) response. Secondly, the confidence value based on the CF response is calculated and the update of the correlation filter is stopped when the current confidence value exceeds the mean confidence value. Then, if the number of the continuous no-updated frames comes up to ten, the tracker will be forced to update the filter. Finally, the final response is obtained by combining the CF response with the color response, and the location of maximum response is the tracking result. Experiment results show that compared with several state-of-the-art trackers including complementary learner(Staple), end-to-end representation correlation filter net tracker(CFNet), attentional correlation filter network tracker(ACFN) and hedged deep tracking(HDT), the proposed algorithm is the best in terms of success rate, outperforming the baseline tracker Staple by 1.0 percentage points and 0.4 percentage points interms of success rate and expected average overlap (EAO) on OTB100 dataset and VOT2016 dataset, respectively. Besides, the performance on heavy occlusion and severe illumination variation sequences demonstrates the effectiveness of proposed tracker when handling drastic appearance variations.

Keywords Correlation filter, Color histogram, Complementary learner tracking, Occlusion detection, Visual tracking

1 引言

目标跟踪是计算机视觉领域的核心问题之一,在人机交互、视频监控、增强现实等领域被广泛应用。尽管在过去的几十年,该领域已经取得了很大进步^[1-4],但由于存在光照变化、几何形变、局部遮挡、背景混乱、快速运动等干扰,对任意目标

的跟踪仍然是一项极具挑战性的任务。

近年来,基于相关滤波的跟踪算法因其有效性和快速性,引起了广泛的关注。Bolme 等首次将相关滤波引入跟踪领域,并提出自适应相关滤波跟踪算法(Minimum Output Sum of Squared Error, MOSSE)^[1]。Henriques 等提出了核化相关滤波算法(Kernelized Correlation Filter, KCF)^[2],该算法只利

收稿日期:2018-07-12 返修日期:2018-09-26 本文受江苏省研究生科研创新计划(KYCX17_0903)资助。

范蓉蓉(1993-),女,硕士生,主要研究方向为计算机视觉、图像处理,E-mail:frr007@nuist.edu.cn;樊佳庆(1994-),男,硕士生,主要研究方向为目标跟踪、计算机视觉;刘青山(1975-),男,博士生导师,CCF 高级会员,主要研究方向为计算机视觉、模式识别,E-mail:qslu@nuist.edu.cn(通信作者)。

用简单的梯度直方图 (Histogram of Oriented Gradient, HOG) 特征便取得了不错的跟踪效果, 并且达到了远超实时的跟踪速度。Liu 等把基于部件的跟踪策略引入相关滤波跟踪中, 以维持目标物体的结构, 所提出的 SCF (Structural Correlation Filter)^[3] 算法对运动的目标具有非常好的跟踪效果。最近, Bertinetto 等提出了利用描述目标全局的颜色特征和描述目标局部的 HOG 特征进行互相补充学习的跟踪器 (Complementary Learner Tracker, Staple)^[4], 取得了较好的实时跟踪效果。在 Staple 的基础上, Mueller 等融合了全局上下文信息, 并重新建模得到一个封闭解, 提出的 STAPLE_CA^[5] 也取得了很好的效果。不同于传统相关滤波中只利用一小块背景信息的做法, Galoogahi 等利用全部的背景信息来训练一个更可靠的实时分类器 (Background-Aware Correlation Filters, BACF)^[6]。Zhang 等依靠不同特征之间的相互依赖性, 联合学习相关滤波器, 最后利用相关滤波和粒子滤波各自的优势取得了鲁棒的跟踪结果^[7-8]。

但是, 上述方法在更新滤波器时并没有考虑当前帧结果

的可靠性, 即使在模型被污染得很严重的情况下也会更新。比如, 在严重遮挡等表现剧烈变化的情况下, 不可靠的响应结果将严重影响训练出来的滤波器, 当错误积累到一定程度后, 将导致跟踪失败, 即出现目标漂移问题。

针对上述问题, 为了使得在遮挡等发生时 CF (Correlation Filters) 模型不被污染, 文中在实时补充学习跟踪 (Staple) 的基础上加入了高置信度检测步骤, 提出了高置信更新补充学习跟踪算法 (HCLT), 算法原理如图 1 所示。其中, CF 表示相关滤波器, CH 表示颜色直方图, HOG 表示梯度方向直方图。首先, 根据标准相关滤波分类器得到相关滤波响应值。然后, 计算相关滤波响应的峰旁比 (Peak-to-Sidelobe Ratio, PSR) 作为响应置信度。若该置信度大于平均阈值, 则当前帧继续更新相关滤波器; 如果置信度小于平均阈值, 则停止更新滤波器。接着, 计算出持续不更新的帧数, 如果有连续 10 帧不更新, 则强制更新。最后, 通过融合颜色补充学习器的响应得到总响应。其中, 响应中最大值的位置即为跟踪结果。

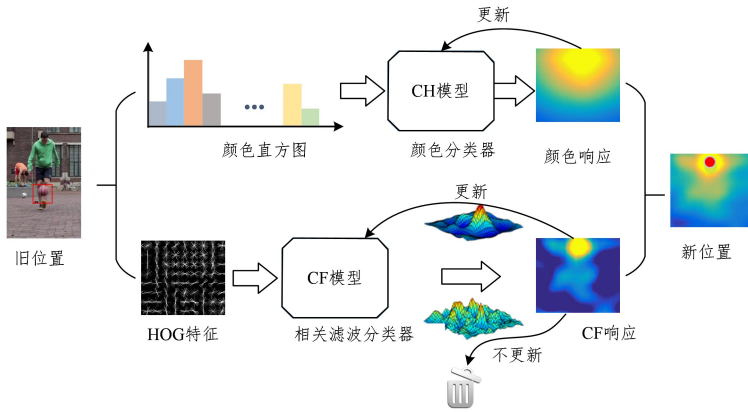


图 1 HCLT 算法原理图

Fig. 1 Principle of HCLT algorithm

2 实时高置信度更新补充学习跟踪算法

本文所提跟踪算法由高置信度更新的相关滤波模块和颜色直方图补充学习模块组成, 最后将两者的响应结果进行线性加权组合, 得到的最大响应值的位置即为跟踪结果。

2.1 相关滤波分类器

本文利用标准的相关滤波框架, 训练出一个岭回归分类器。其目标是找到一个函数 $f(z) = w^T z$, 使得在循环样本 $\{x_i\}$ 上的检测结果和回归目标 $\{y_i\}$ 之间的平方误差最小, 即:

$$\min_w \sum_i (f(x_i) - y_i)^2 + \lambda \|w\|_2^2 \quad (1)$$

基于岭回归的相关推导可直接得到系数矩阵的闭式解 $w = (X^T X + \lambda I)^{-1} X^T y$ 。其中, X 表示所有循环样本组成的矩阵, y 表示标签矩阵。进一步地, 利用离散傅立叶变换可以快速计算出系数矩阵:

$$\begin{aligned} (X^T X + \lambda I)w &= X^T y \\ (\hat{x}^* \odot \hat{x} + \lambda) \hat{w} &= \hat{x}^* \odot \hat{y} \\ \hat{w} &= \frac{\hat{x}^* \odot \hat{y}}{(\hat{x}^* \odot \hat{x} + \lambda)} \end{aligned} \quad (2)$$

其中, $\hat{\cdot}$ 表示离散傅立叶变换, $*$ 表示共轭操作, \odot 表示元素

级的乘法, 除法表示元素级的除。

检测时, 当输入新的帧图片 z 时, 其检测结果为 $r = w^T z$, 利用离散傅立叶变换可将其简化为:

$$r = F^{-1} (\hat{w} \odot \hat{z}) \quad (3)$$

其中, F^{-1} 表示离散傅立叶逆变换, 同上, $\hat{\cdot}$ 和 \odot 分别表示离散傅立叶变换和点乘。

在使用多通道特征如 HOG 特征时, 与 KCF^[2] 一样, 本文在检测时直接将多层特征在通道方向上求和, 即:

$$r_{CF} = F^{-1} (\sum_c \hat{w}_c \odot \hat{z}_c) \quad (4)$$

其中, 下标 c 是特征层。

2.2 高置信度更新策略

本文引入一种高置信度更新策略, 对于 CF 响应值 r_{CF} , 计算其置信度得分为:

$$s = \frac{r_{CF} - \mu_{CF}}{\sigma_{CF}} \quad (5)$$

其中, r_{CF} 是根据式 (4) 得到的相关滤波总响应, μ_{CF} 是 r_{CF} 中所有元素的均值, σ_{CF} 是其标准差。可以观察到, 当响应 r_{CF} 的峰值相对于周边较强时, 置信度得分会变高; 反之会降低。根据置信得分的上述性质设定一个阈值, 这个阈值 t 每帧都在发

生变化,第 n 帧的阈值 t^n 可以这样设计:

$$t^n = \rho \cdot \frac{\sum_{i=1}^{n-1} s^i}{n-1} \quad (6)$$

其中, s^i 是第 i 帧的置信度得分, ρ 是固定的阈值比例参数。得到当前帧阈值 t^n 之后,若当前帧的置信度 s^n 大于当前帧阈值,即判断当前帧的响应结果可信,随即使用当前帧的跟踪结果来更新相关滤波器;反之,不更新。式(6)表示当前帧的阈值是之前 $n-1$ 帧的置信得分 s 的平均值,每一帧的 s 值由式(5)计算得出。

进一步地,当出现不更新的帧时,开始对不更新的帧计数,直到连续不更新数达 10 帧时,开始强制更新,这样就防止了过久的不更新导致跟踪器不能自适应目标表现变化的问题。

2.3 颜色直方图分类器

为了找到一个判别能力较强的颜色分类器,本文使用一种特殊形式的特征表示。其中 $e_i = [0, 0, \dots, 0, 1, 0, \dots, 0]^T$, 表示第 i 个元素为 1, 其余为 0。序号 $k[u]$ 通过 $k[u] = \text{floor}(u/(255/\text{bins})) + 1$ 得到, 其中 $u \in \mathbb{R}^3$ 是 RGB 像素, bins 是直方图柱的数量。

之后,本文在目标区域 $\Omega_o \subset \mathbb{R}^2$ 和背景区域 $\Omega_b \subset \mathbb{R}^2$ 上使用一个线性回归目标函数:

$$\epsilon(\beta) = \frac{1}{|\Omega_o|} \sum_{u \in \Omega_o} (\beta^T \psi[u] - 1)^2 + \frac{1}{|\Omega_b|} \sum_{u \in \Omega_b} (\beta^T \psi[u] - 0)^2 \quad (7)$$

其中, β 是系数向量。

再将特征表示 $\psi[u] = e_{k[u]}$ 代入目标函数,即可求得目标函数的闭式解:

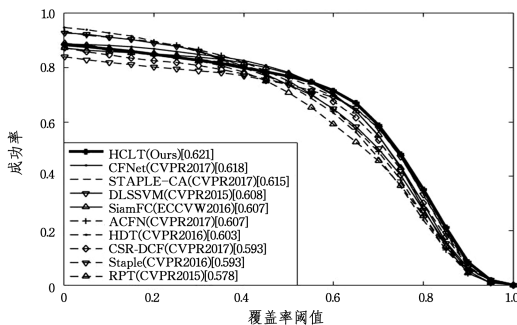
$$\tilde{\beta}^i = \frac{N^i(\Omega_o)}{N^i(\Omega_o) + \frac{|\Omega_o|}{|\Omega_b|} N^i(\Omega_b)} \quad (8)$$

其中, $N^i(\Omega_a) = \{u \in \Omega_a | k[u] = i\}$, $a \in \{o, b\}$ 。为了自适应目标的表现变化,类似于相关滤波分类器,本文使用一种简单的在线更新策略来更新分类器系数。

$$\beta^t = (1 - \eta_{ch}) \beta^{t-1} + \eta_{ch} \tilde{\beta}^t \quad (9)$$

其中, $\tilde{\beta}^t$ 是利用当前 t 帧的跟踪结果计算出来的分类器系数, η_{ch} 是颜色直方图分类器的学习率。

检测阶段,在 $t+1$ 帧时,输入图片之后,就能得到它在像素点 u 处的颜色直方图响应,即 $r_{ch} = \beta^{tT} \psi[u]$ 。



(a) OTB50上的成功率

2.4 相关滤波响应和颜色响应融合

得到稳定性加权的相关滤波响应 r_{CF} 和颜色直方图响应 r_{ch} 之后,本文采用一种线性加权的结合方式得到最终的响应 $r = \eta r_{ch} + (1 - \eta) r_{CF}$, 其中 η 是融合系数, r 中最大值的位置就是跟踪结果。

3 实验与分析

本节首先介绍实验实现的细节,然后详细分析本文设计的跟踪算法 HCLT 与当前先进的跟踪算法在 OTB^[9] 和 VOT^[10] 测试集上的性能对比实验结果。

3.1 实验设置

在相关滤波部分,本文使用简单的 HOG 特征并设置其单元尺寸为 4×4 , 更新时的学习率设置为 $\eta_{cf} = 0.01$ 。在颜色直方图方面,颜色直方图的柱子数量设定为 32, 颜色分类器更新时的学习率为 0.04。另外,设置融合因子 $\eta = 0.5$, 阈值比例参数 $\rho = 0.3$ 。本实验在一台内存为 16 GB 和 CPU 为 Intel i7-4790 的计算机上进行,编程环境为 MATLAB 2015a。

3.2 评估方法

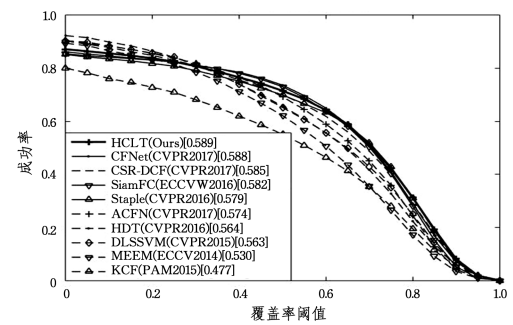
本实验采用了典型的评价指标即成功率作为 OTB 上的评估标准。成功率是指覆盖率大于某个阈值的帧占该视频所有帧的百分比,这个阈值在 $0 \sim 1$ 之间变化。覆盖率得分定义为 $S = \frac{|G \cap T|}{|G \cup T|}$, 其中 G 表示真实边界框, T 表示跟踪结果框。跟踪结果的得分高于阈值 t 时,则认为跟踪成功,并且阈值 t 在 $0 \sim 1$ 之间变化。最终,用曲线下的面积 (Area Under Curve, AUC) 为待评估的跟踪器排名^[10]。

本文使用期望的覆盖率曲线 (Expected Average Overlap, EAO) 作为 VOT2016 上的评估标准来评估跟踪算法,越在右上角的表示跟踪效果越好,评价细节请参见文献^[10]。

3.3 定量分析

3.3.1 OTB上的评估

图 2 展示了在 OTB 的 100 个视频上测试的 12 种先进跟踪算法(本文的跟踪方法 HCLT、层空间可靠性跟踪器 CSR-DCF^[11]、对冲深度跟踪 HDT^[12]、上下文感知相关跟踪 STAPLE_CA^[5]、孪生全连接网络跟踪 SiamFC^[13]、端到端表示跟踪 CFNet^[14]、注意力相关滤波网络跟踪 ACFN^[15]、块可靠性跟踪 RPT^[16]、对偶线性结构化 SVM 跟踪 DLSSVM^[17]、补充学习跟踪 Staple^[4]、核化相关滤波 KCF^[2]、熵最小化跟踪 MEEM^[18]) 的成功率。



(b) OTB100上的成功率

图 2 OTB上的评估

Fig. 2 Evaluation on OTB

结果表明,本文提出的 HCLT 方法在 OTB50 成功率上获得了最高的 62.1% 的 AUC 得分,而在 OTB100 成功率上也获得了 58.9% 的得分,分别超过了基准方法 Staple 2.8 个百分点和 1.0 个百分点,证明了本文提出的高置信度更新策略的有效性。此外,由于本文只使用了简单的 HOG 特征,在精度上无法与使用深度卷积特征的 HDT 相比,但是在精度上也超过了其余大部分使用 HOG 特征的先进跟踪算法,证明了所提 HCLT 算法已经达到了先进跟踪算法的标准。

OTB 数据集上的目标图像易受到 11 种因素的干扰,包括光照变化、尺度变化、遮挡、形变、运动模糊、快速运动、超出视线、背景混乱、平面内旋转、平面外旋转和低像素。

表 1 列出了在 OTB50 上 10 种跟踪算法在 11 种属性下的 AUC 得分和平均处理速度,前 3 位得分以加粗字体表示。从表 1 中可以看出,HCLT 在目标物体遭受部分遮挡和剧烈光照变化这两个属性下的表现较好,得到了最高分和次高分;但是,在运动模糊和快速移动属性下,其表现不如 HDT,这主要是因为 HDT 使用了深度卷积特征,而本文使用的简单特征无法在运动模糊和快速移动时很好地描述物体的表现信息,最终导致跟踪效果不理想。总之,本文的 HCLT 在大部分属性上都取得了前三位的得分,尤其是在平均速度上达到了 26 帧/s(fps),满足实时跟踪的要求,能更好地应用于实际工程中。

表 1 各跟踪算法在各属性下的 AUC 得分和平均速度对比

Table 1 Comparison of AUC score and average speed for different tracking algorithms under different attributes

属性	HDT	DLSSVM	ACFN	STAPLE_CA	RPT	SiamFC	CFNet	CSR-DCF	Staple	HCLT
光照变化	55.7	56.4	55.7	60.1	55.9	53.3	54.2	57.0	56.1	59.9
尺度变化	52.3	53.1	59.2	57.7	53.8	59.9	61.5	52.8	54.5	59.7
遮挡	60.3	59.2	60.4	59.1	53.3	59.6	57.5	57.1	58.5	61.0
形变	62.7	65.5	63.2	64.4	53.7	54.1	54.2	62.5	60.7	61.5
运动模糊	61.4	54.5	52.1	56.2	57.6	51.6	52.3	55.2	52.6	57.5
快速运动	57.4	53.3	52.7	55.3	56.1	54.4	55.4	53.3	50.1	55.7
超出视线	56.9	51.2	62.4	50.3	57.6	63.5	47.8	56.4	51.8	62.1
背景混乱	61.0	58.3	54.6	59.6	61.4	54.6	56.2	55.9	55.7	59.9
平面内旋转	58.0	58.0	56.5	58.5	56.9	57.0	58.8	55.4	57.6	58.1
平面外旋转	58.4	59.1	60.0	59.6	55.5	58.9	58.3	58.1	56.9	59.4
低像素	55.1	41.8	35.2	42.7	36.3	49.9	54.2	34.2	39.5	41.0
平均速度	1	5	13	35	4	2	5	14	52	26

3.3.2 VOT2016 上的评估

将 HCLT 与 VOT2016 数据集上的先进跟踪算法进行了对比。图 3 展示了 71 种跟踪算法的期望精度排名,HCLT 的

得分为 0.299(EAO),排名第 5。根据 VOT2016 的报告^[10],先进跟踪算法的临界 EAO 值为 0.251,因此本文提出的跟踪算法属于先进算法。

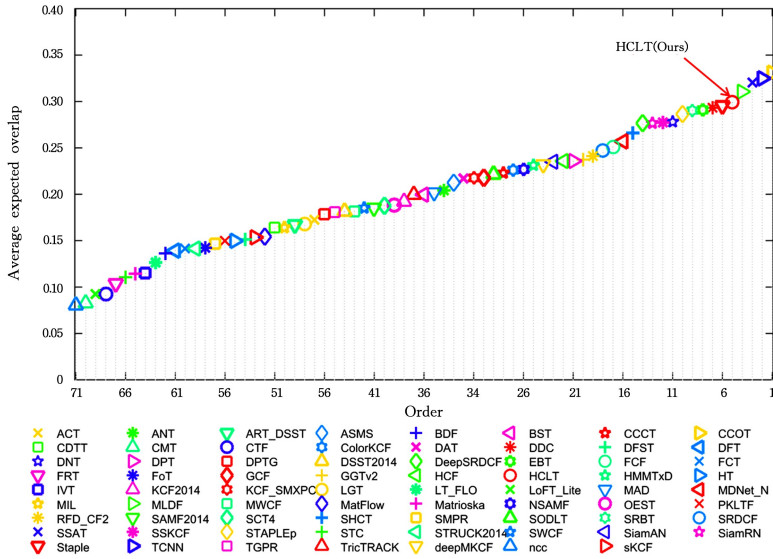


图 3 VOT2016 上的评估

Fig. 3 Evaluation on VOT2016

3.4 定性分析

图 4 展示了一部分具有代表性的视频序列跟踪结果。在重度遮挡(如 basketball, girl, lemming, faceoccl, david3, soccer 和 coke)和剧烈光照变化(如 trellis, soccer 和 singer2)的视频序列上,HCLT 的表现明显优于其他先进跟踪算法,这主要归因于 HCLT 的高置信度更新机制。在严重遮挡的情况下,

置信度得分低于阈值,因此将这一帧学到的滤波器视作无效滤波器,在下一帧中也不再使用。随着时间的累积,避免了跟踪中常见的目标漂移现象。另外,从图 4 中也能看出,HCLT 在难度极大的视频序列(如 soccer 和 singer2)上即使目标遭受了严重的遮挡和运动模糊影响,也能准确地估计出目标位置,说明了所提方法在极具挑战性的跟踪场景中比其他先进

的跟踪器更可靠;而在形变和低像素下,DLSSVM和HDT因为分别利用了基于交叉核的特征表示和基于卷积神经网络的深度特征,其表现优于其他方法。

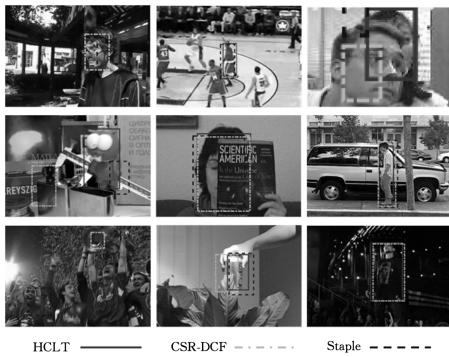


图4 具有代表性的跟踪结果示例

Fig. 4 Typical example trace results

结束语 本文在原补充学习跟踪算法(Staple)的基础上加入了自适应的高置信度检验机制,提出了一种高置信度更新补充学习跟踪器(HCLT)。改进后的跟踪方法能根据当前帧跟踪结果的稳定性自动判断是否在下一帧的滤波器中保存当前帧的信息,因此,所提方法能较好地解决部分遮挡和剧烈光照变化等引起的目标漂移问题,在跟踪标准测试集OTB100和VOT2016上也取得了较好的结果,甚至优于一些使用深度学习特征的跟踪器。但是,本方法对运动模糊、低分辨率像素等其他常见问题的处理不太理想,后续将针对运动模糊、低分辨率视频等问题再进行改进。

参考文献

- [1] BOLME D S, BEVERIDGE J R, DRAPER B A, et al. Visual object tracking using adaptive correlation filters[C]//2010 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). IEEE, 2010: 2544-2550.
- [2] HENRIQUES J F, CASEIRO R, MARTINS P, et al. High-speed tracking with kernelized correlation filters[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2015, 37(3): 583-596.
- [3] LIU S, ZHANG T, CAO X, et al. Structural correlation filter for robust visual tracking[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2016: 4312-4320.
- [4] BERTINETTO L, VALMADRE J, GOLODETZ S, et al. Staple: Complementary learners for real-time tracking[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2016: 1401-1409.
- [5] MUELLER M, SMITH N, GHANEM B. Context-aware correlation filter tracking[C]//Proc. IEEE Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit. (CVPR). IEEE, 2017: 1396-1404.
- [6] GALOOGAHI H K, FAGG A, LUCEY S. Learning back-ground-aware correlation filters for visual tracking[C]//Proceedings of the 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Honolulu, HI, USA, 2017: 21-26.
- [7] ZHANG T, XU C, YANG M H. Multi-task correlation particle filter for robust object tracking[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2017.
- [8] ZHANG T, LIU S, XU C, et al. Correlation particle filter for visual tracking[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2018, 27(6): 2676-2687.
- [9] WU Y, LIM J, YANG M H. Online object tracking: A benchmark[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2013: 2411-2418.
- [10] KRISTAN M, PFLUGFELDER R, LEONARDIS A, et al. The visual object tracking vot2013 challenge results[C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision Workshops. IEEE, 2013: 98-111.
- [11] LUKEZIC A, VOJIR T, ZAJC L C, et al. Discriminative Correlation Filter with Channel and Spatial Reliability[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE Computer Society, 2017: 4847-4856.
- [12] QI Y, ZHANG S, QIN L, et al. Hedged deep tracking[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE(2016): 4303-4311.
- [13] BERTINETTO L, VALMADRE J, HENRIQUES J F, et al. Fully-Convolutional Siamese Networks for Object Tracking[C]//European Conference on Computer Vision. Cham: Springer, 2016: 850-865.
- [14] VALMADRE J, BERTINETTO L, HENRIQUES J, et al. End-to-End Representation Learning for Correlation Filter Based Tracking[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE Computer Society, 2017: 5000-5008.
- [15] CHOI J, CHANG H J, YUN S, et al. Attentional Correlation Filter Network for Adaptive Visual Tracking[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE Computer Society, 2017: 4828-4837.
- [16] LI Y, ZHU J, HOI S C H. Reliable patch trackers: Robust visual tracking by exploiting reliable patches[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2015: 353-361.
- [17] NING J, YANG J, JIANG S, et al. Object tracking via dual linear structured SVM and explicit feature map[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2016: 4266-4274.
- [18] ZHANG J, MA S, SCLAROFF S. MEEM: robust tracking via multiple experts using entropy minimization[C]//European Conference on Computer Vision. Cham: Springer, 2014: 188-203.