



DOI: 10.12086/oe.2020.190510

自适应多滤波器的高效卷积算子目标跟踪算法

李国友, 张凤煦*, 纪执安

燕山大学工业计算机控制工程河北省重点实验室, 河北 秦皇岛 066004



摘要: 针对单一滤波器难以适应复杂变化的目标跟踪环境的问题, 本文在高效卷积算子目标跟踪算法的基础上, 提出了自适应多滤波器的目标跟踪算法。该算法使用时空正则化滤波器、一致性检验滤波器和高效卷积算子算法中的相关滤波器分别与目标特征进行卷积, 得到三个滤波检测得分。其中, 时空正则化滤波器是通过将时间正则化引入相关滤波损失函数而得到; 一致性检验滤波器是通过反向定位前几帧目标, 比较反向与正向定位坐标的误差, 只有误差小于阈值时才更新滤波器; 选择峰值旁瓣比最大滤波检测得分, 估计目标的位置。使用 OTB-2015 数据集和 UAV123 数据集对改进算法进行测试, 实验结果表明, 本文算法能够更好地适应跟踪过程中的复杂变化的环境, 具有较高的精度和鲁棒性。

关键词: 目标跟踪; 滤波器; 时空正则化; 一致性检验; 高效卷积算子

中图分类号: TP391.4

文献标志码: A

引用格式: 李国友, 张凤煦, 纪执安. 自适应多滤波器的高效卷积算子目标跟踪算法[J]. 光电工程, 2020, 47(7): 190510

Adaptive multi-filter tracker based on efficient convolution operator

Li Guoyou, Zhang Fengxv*, Ji Zhian

Key Laboratory of Industrial Computer Control Engineering, Yanshan University, Qinhuangdao, Hebei 066004, China

Abstract: With the problem of difficulty that a single filter to adapt to various complex changes in the tracking process, an adaptive multi-filter target tracking algorithm based on the efficient convolution operators for tracking is proposed. Spatial-temporal regularized filter, the consistency check filter and the correlation filter in the efficient convolution operator tracker, convolve with target features respectively, which obtains three detection scores. The training method of spatial-temporal regularized filter is to introduce temporal regularization into loss function. The consistency check filter is a filter that uses current filter to track the target of previous several frames and updates only when the error of forward and backward position is less than the threshold. Target position is estimated by the best filter detection score with the peak-to-side ratio is maximum. The improved algorithm is tested with the OTB-2015 dataset and UAV123 dataset. The experimental results show that the proposed algorithm can better adapt to the complex environment in tracking process, which has high precision and robustness.

Keywords: target tracking; filter; spatial-temporal regularized; consistency check; efficient convolution operators

Citation: Li G Y, Zhang F X, Ji Z A. Adaptive multi-filter tracker based on efficient convolution operator[J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2020, 47(7): 190510

收稿日期: 2019-08-31; 收到修改稿日期: 2019-12-27

基金项目: 河北省高等学校科学技术研究青年基金项目(2011139); 河北省自然科学基金项目(F2012203111)

作者简介: 李国友(1972-), 男, 博士, 教授, 主要从事机器视觉和图像处理算法的设计。E-mail: lgyysu@163.com

通信作者: 张凤煦(1994-), 男, 硕士研究生, 主要从事运动目标的检测与跟踪的研究。E-mail: 1097089954@qq.com

版权所有©2020 中国科学院光电技术研究所

1 引言

目标跟踪广泛应用于视频监控、导弹制导、人机交互、人工智能、智能交通等领域,是计算机视觉研究中的重要分支^[1-2]。目标跟踪是根据给定的目标位置和尺寸,在视频序列中估计出每一帧目标的位置和尺寸。目标追踪过程中存在着遮挡、光照变化、目标旋转、目标快速移动和背景杂乱等干扰因素,这些干扰因素影响目标跟踪精度^[3],从而难以实现对任意模型的跟踪。

目标跟踪算法主要可以分为生成式^[4]和判别式^[5]两种,生成式跟踪算法是在图像区域进行搜索,在图像区找出与目标外观模型最相似的区域作为目标,算法复杂度较大^[6]。判别式跟踪算法将目标跟踪问题转化为二元分类问题,将目标从背景中分离出来,算法复杂度低,速度较快^[7]。

近年来,相关滤波器引入到判别式跟踪算法的框架中,使目标跟踪的精度进一步提高。Bolme 等^[8]提出最小输出平方误差和相关滤波跟踪算法(minimum output sum of squared error, MOSSE)。Henriques 等人^[9]在 CSK(circulant structure with kernels)算法中,使用循环矩阵结构在频域上做分析,将矩阵的运算转化为向量的点积,提高了运算速度。由于 CSK 使用的灰度特征受光照影响较大,Henriques 等^[10]提出采用梯度方向直方图特征(histogram of oriented gradient, HOG)的 KCF 算法,提高了滤波器对目标的跟踪效果。Danelljan 等^[11]针对 KCF 算法中的边界效应问题,在 SRDCF (spatially regularized discriminative correlation filters)算法中在空间域上对滤波器进行正则化,有效地抑制了背景区域的响应。之后在连续卷积算子算法(continuous convolution operators for tracking, C-COT)^[12]中使用隐式插值模型,将 DCF(discriminative correlation filters)^[13]中的单分辨率特征映射转换为连续空间域的多分辨率特征映射,使跟踪精度进一步提高。Danelljan 等^[14]提出的高效卷积算子目标跟踪算法(efficient convolution operators, ECO),在特征提取上对连续卷积算子算法进行了简化,降低了算法计算复杂度,并使用高斯混合模型简化了训练集,优化了模型更新策略。Li 等^[15]将时间正则化引入 SRDCF 算法^[11]中,改善了遮挡和大幅形变情况下滤波器过度更新的情况。

尽管目前的目标跟踪算法取得了很好的跟踪效果,但是现存的跟踪算法主要使用单个滤波器对目标

进行跟踪。在实际目标跟踪过程中,目标的姿态各异,所处的环境复杂多变,单一滤波器难以应对视频序列的复杂变化。当目标发生巨大形变或遮挡时,如果单一滤波器过度更新,将会造成滤波器对新样本的过拟合;如果单一的滤波器积累了过多的噪声信息,将会难以准确地确定目标位置,使跟踪精度下降。随着深度特征引入目标追踪领域^[16],滤波器对目标的识别能力有所增强,但运算量过大,算法实时性不高。

针对单一滤波器难以适应目标跟踪过程中复杂变化的环境的问题,本文采用多个滤波器对目标进行跟踪^[17]。根据视频序列相邻帧变化不会很大的原理,引入时间正则化^[15],训练时空正则化滤波器。对于追踪过程中出现的遮挡等各种噪声问题,引入一致性检验对序列目标进行反向定位,根据前后定位误差的大小,对滤波器进行选择更新,得到一致性检验滤波器。然后利用时空正则化滤波器、一致性检验滤波器和 ECO 算法中的相关滤波器分别对目标特征进行卷积,得到三个滤波检测得分。最后根据三个滤波器滤波检测得分的峰值旁瓣比(peak-to-side ratio, PSR)的大小,选择最佳滤波检测得分确定的目标位置。采用 OTB-2015 数据集^[18]和 UAV123 数据集^[19]评估本文算法的性能,实验结果表明,改进的算法具有更高的精度和鲁棒性。

2 ECO 跟踪算法

ECO 算法^[14]提出了因式分解卷积操作,减少模型中参数的维数,并且使用高斯混合模型(GMM)来生成不同的模型组件,将相似的模型归为一类,防止了目标出现过拟合,同时降低模型更新频率,提高了运算效率,避免了模型的漂移问题。

2.1 分解卷积算子

在 M 个训练样本 $\{x_j\}_1^M \subset \mathcal{X}$ 中,每个通道 d 的特征层 $x_j^d \in \mathbb{R}^{N_d}$ 具有独立的分辨率。其中,样本空间 \mathcal{X} 表示为 $\mathbb{R}^{N_1} \times \dots \times \mathbb{R}^{N_D}$, N_d 为 x_j^d 中空间样本的个数。使用插值模型 J_d ,将特征映射转移到连续空间域 $t \in [0, T)$ 。

$$J_d\{x_d\}(t) = \sum_{n=0}^{N_d-1} x_d[n] b_d \left(t - \frac{T}{N_d} n \right), \quad (1)$$

式中: b_d 是一个周期为 $T > 0$ 的插值核, $J_d\{x_d\}$ 是插值特征层,为连续周期函数。当 $J\{x\}(t) \in \mathbb{R}^{N_D}$ 时, $J\{x\}$ 表示整个插值特性映射。

ECO 使用一组贡献大的 $C(C < D)$ 个基础滤波器

$f^{(1)}, \dots, f^{(c)}$, 替代 C-COT 中为每个特征通道单独训练的滤波器 $f^{(1)}, \dots, f^{(d)}$, 因式卷积算子如下:

$$S_{pf}\{x\} = \mathbf{P}\mathbf{f} * J\{x\} = \sum_{d=1}^D P_{d,c} f^{(c)} * J_d\{x_d\} = \mathbf{f} * \mathbf{P}^T J\{x\}, \quad (2)$$

式中: \mathbf{P} 为 $D \times C$ 的系数矩阵, \mathbf{P}^T 相当于线性降维算子, $\sum_{d=1}^D P_{d,c} f^{(c)}$ 是特征层为 C 的滤波器的线性组合, $P_{d,c}$ 是对 $f^{(c)}$ 进行滤波的学习系数。分解卷积算子的优势在于可以使用不同的方式联合训练滤波器 f 和矩阵 \mathbf{P} 。

为了简化符号, 使用 $\hat{z}^d[k] = X^d[k] \hat{b}_d[k]$ 表示插值特性图的傅里叶系数 $z = J\{x\}$ 。损失函数在傅里叶定义域中表示为

$$E(\mathbf{f}, \mathbf{P}) = \left\| \hat{z}^T \mathbf{P}\hat{\mathbf{f}} - \hat{y} \right\|_{L^2}^2 + \sum_{c=1}^C \left\| \hat{w} * \hat{f}^{(c)} \right\|_{L^2}^2 + \lambda \left\| \mathbf{P} \right\|_{\mathbb{F}}^2, \quad (3)$$

式中: 加入 \mathbf{P} 的弗罗比尼乌斯(Frobenius)范数进行正则化, 其中 λ 为正则化系数。

采用高斯-牛顿和共轭梯度法对二次子问题进行优化。当前双线性近似项 $\hat{z}^T \mathbf{P}\hat{\mathbf{f}}$ 的估计 $(\hat{f}_i, \mathbf{P}_i)$ 为

$$\begin{aligned} \hat{z}^T (\mathbf{P}_i + \Delta \mathbf{P}) (\hat{f}_i + \Delta \hat{f}) &\approx \hat{z}^T \mathbf{P}_i \hat{f}_{i,\Delta} + \hat{z}^T \Delta \mathbf{P} \hat{f}_i \\ &= \hat{z}^T \mathbf{P}_i \hat{f}_{i,\Delta} + (\hat{f}_i \otimes \hat{z})^T \text{vec}(\Delta \mathbf{P}), \end{aligned} \quad (4)$$

式中: $\hat{f}_{i,\Delta} = \hat{f} + \Delta \hat{f}$, 使用克罗内克积 \otimes 获得向量化的矩阵 $\Delta \mathbf{P}$ 。

将一阶近似式(4)代入式(3)中, 得到第 i 次迭代处的高斯-牛顿子问题:

$$\begin{aligned} \tilde{E}(\hat{f}_{i,\Delta}, \Delta \mathbf{P}) &= \left\| \hat{z}^T \mathbf{P}_i \hat{f}_{i,\Delta} + (\hat{f}_i \otimes \hat{z})^T \text{vec}(\Delta \mathbf{P}) - \hat{y} \right\|_{L^2}^2 \\ &+ \sum_{c=1}^C \left\| \hat{w} * \hat{f}_{i,\Delta}^{(c)} \right\|_{L^2}^2 + \lambda \left\| \mathbf{P}_i + \Delta \mathbf{P} \right\|_{\mathbb{F}}^2. \end{aligned} \quad (5)$$

采用共轭梯度法优化每个高斯牛顿子问题来获得新的滤波器矩阵 $\hat{f}_{i,\Delta}^*$ 和增量矩阵 $\Delta \mathbf{P}^*$, 滤波器和矩阵估计被更新为 $\hat{f}_{i+1} = \hat{f}_{i,\Delta}^*$ 和 $\mathbf{P}_{i+1} = \mathbf{P}_i + \Delta \mathbf{P}^*$ 。

2.2 生成样本空间模型

由于在每一帧中收集一个新样本会导致样本的冗余, 因此使用样本集的概率生成模型, 将不同的目标进行分类。在给定样本特征映射 x 的联合概率分布 $p(x, y)$ 和相应的期望输出分数 y 的情况下, 找到使期望的相关误差最小的滤波器, 得到目标函数为

$$E(\mathbf{f}) = \mathbb{E} \left\{ \left\| S_f\{x\} - y \right\|_{L^2}^2 \right\} + \sum_{c=1}^C \left\| w f^{(c)} \right\|_{L^2}^2, \quad (6)$$

式中: 期望 \mathbb{E} 是对联合样本分布 $p(x, y)$ 求值。原始损失函数是通过估计样本分布为 $p(x, y) = \sum_{j=1}^M \alpha_j \delta_{x_j, y_j}(x, y)$ 的特殊情况得到的, δ_{x_j, y_j} 为训练样本的狄拉克脉冲符号。

假设目标在图像区域的中心, 并且所有的 $y = y_0$, 样本分布可以映像为 $p(x, y) = p(x) \delta_{y_0}(y)$, 采用高斯混合模型使 $p(x) = \sum_{l=1}^L \pi_l N(x; \mu_l; \mathbf{I})$, 其中, L 为高斯组件 $N(x; \mu_l; \mathbf{I})$ 的数量, π_l 是组件 L 的权重, $\mu_l \in X$ 是组件的均值, 协方差矩阵为单位矩阵 \mathbf{I} 。

给定一个新样本 x_j , 初始化一个新的组件 $\pi_m = \eta$ 和 $\mu_m = x_j$, η 为学习速率。当组件的数量超过极限 L 时, 丢弃权重 π_l 低于阈值的组件。如果所有组件权重均高于阈值, 将两个最接近的分量 k 和 l 合并成一个分量 n 。

$$\pi_n = \pi_k + \pi_l, \quad \mu_n = \frac{\pi_k \mu_k + \pi_l \mu_l}{\pi_k + \pi_l}. \quad (7)$$

使用高斯均值 μ_l 和先验权重 π_l 代替 x_j 和 α_j , 期望损失函数式(6)近似为

$$E(\mathbf{f}) = \sum_{l=1}^L \pi_l \left\| S_f(\mu) - y_0 \right\|_{L^2}^2 + \sum_{c=1}^C \left\| w f^{(c)} \right\|_{L^2}^2. \quad (8)$$

利用样本空间模型, 将样本数量从 M 减少到 $L=M/8$, 提高了运算效率和跟踪性能。

2.3 ECO 算法基本流程

在给定的初始目标区域提取目标的颜色特征(CN)和梯度方向直方图特征(HOG), 引入余弦窗解决边界效应。对目标特征进行卷积后, 将特征映射转移到连续空间域 $t \in [0, T)$, 同时使用主成份分析方法(PCA)构造初始投影矩阵 \mathbf{P}_0 。利用初始投影矩阵对插值后的特征进行降维, 提取目标模型中的能量较高的信息。将降维后的目标特征加入样本空间模型, 利用高斯牛顿法求解出新的投影矩阵 \mathbf{P} 和滤波器模型 f , 完成 ECO 算法的初始化。在跟踪过程中, 使用投影矩阵与目标颜色特征和梯度方向直方图特征相乘, 降低特征维度。然后对降维后的目标特征进行加余弦窗、傅里叶变换、插值等处理。将处理后的目标特征与滤波器进行卷积得到滤波检测得分, 并将特征加入样本空间模型。

最后使用牛顿法对滤波响应得分函数进行优化, 得到目标的估计位置, 并进行下一帧目标的跟踪。每隔 N_s 帧使用共轭梯度法对滤波器进行更新, 投影矩阵 \mathbf{P} 在以后每一帧中保持不变。ECO 算法的初始化及具体流程如图 1 所示。

3 自适应多滤波器算法

本文训练时空正则化滤波器、一致性检验滤波器和 ECO 算法中的相关滤波器。其中, 时空正则化滤波器能够很好地适应目标外观的巨大变化, 一致性检验

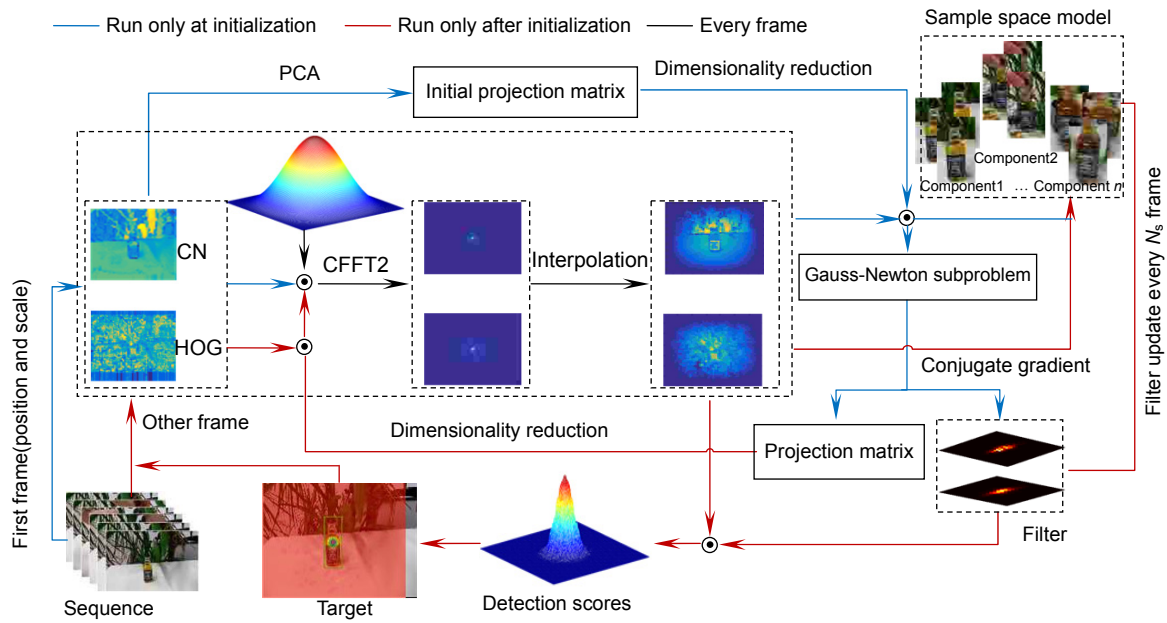


图 1 ECO 算法流程图
Fig. 1 Algorithm flow chart of ECO

滤波器能够防止滤波器更新过程中引入过多的噪声信息,而 ECO 算法中的相关滤波器包含了最全面的目标特征信息。当目标发生大幅形变时,时空正则化滤波器具有较好的跟踪效果;当目标及背景杂乱噪声较多时,一致性检验滤波器具有较高的鲁棒性;当跟踪环境相对平稳,干扰较少时,ECO 算法中的相关滤波器能够准确地确定目标位置。

3.1 时空正则化滤波器

当出现一个新的样本实例时,首先对目标搜索区域进行特征提取,得出样本的标签,然后根据新实例标签更新滤波器。一般情况连续相邻帧的目标变化不大,新的滤波器与之前的滤波器具有一定的相似性,同时新的滤波器也需要尽可能多地体现出新样本的特征,以保证能够正确地识别新目标。STRCF (spatial-temporal regularized correlation filters)算法^[15]中的损失函数加入了时间正则化,防止了滤波器对新样本的过拟合,在目标遮挡和大幅形变情况下准确率和鲁棒性都表现良好。在不同环境中自适应地调整滤波器,能够更好地适应目标跟踪过程中的各种环境。

本文算法使用的时空正则化滤波器,能够在目标发生较大的外观变化时,提高目标跟踪的鲁棒性。设时空正则化滤波器为 f_T , $f_{T,t-1}$ 表示上一帧的时空正则化滤波器,引入时间正则化 $\|f_T - f_{T,t-1}\|^2$,得到时空正则化的损失函数为

$$E(f) = \|z^T P f_T - y_j\|_{L^2}^2 + \sum_{c=1}^C \|w \cdot f_T^{(c)}\|_{L^2}^2 + \beta \|f_T - f_{T,t-1}\|^2, \quad (9)$$

其中: β 为正则化系数。首先引入辅助变量 g 和步长参数 γ , 并且令 $g = f_T$, $z^T P = z_p$, 使用交替方向乘子最小化公式(9)得到全局最优解,式(9)的增广拉格朗日形式表示为

$$L(w, g, s) = \|z_p f_T - y\|^2 + \sum_{c=1}^C (f_T^{(c)} - g^{(c)})^T s^{(c)} + \sum_{c=1}^C \|w \cdot g^{(c)}\|^2 + \gamma \sum_{c=1}^C \|f_T^{(c)} - g^{(c)}\|^2 + \beta \|f_T - f_{T,t-1}\|^2, \quad (10)$$

式中: s 为拉格朗日乘数, β 为惩罚因子,引入辅助变量 $h = s/\gamma$, 则可化简为

$$L(w, g, h) = \|z_p f_T - y\|^2 + \sum_{c=1}^C \|w \cdot g^{(c)}\|^2 + \gamma \sum_{c=1}^C \|f_T^{(c)} - g^{(c)} + h^{(c)}\|^2 + \beta \|f_T - f_{T,t-1}\|^2. \quad (11)$$

因此损失函数的最优解可以转化为采用交替方向乘子算法交替求解以下子问题:

$$\begin{cases} f_T^{(i+1)} = \arg \min \|z_p f_T - y\|^2 + \gamma \|f_T - g + h\|^2 + \beta \|f_T - f_{T,t-1}\|^2 \\ g^{(i+1)} = \arg \min \sum_{c=1}^C \|w \cdot g^{(c)}\|^2 + \gamma \|f_T - g + h\|^2 \\ h^{(i+1)} = h^{(i)} + f_T^{(i+1)} - g^{(i+1)} \end{cases}. \quad (12)$$

使用 Parseval 定理,则 $f_T^{(i+1)}$ 的子问题可以在傅里

叶域表示为

$$\arg \min \left\| \hat{z}_p \hat{f}_T - \hat{y} \right\|^2 + \gamma \left\| \hat{f}_T - \hat{g} + \hat{h} \right\|^2 + \beta \left\| \hat{f}_T - \hat{f}_{T,t-1} \right\|^2 \quad (13)$$

在式(13)中,第 j 个元素的标签 \hat{y} ,只取决于第 j 个元素在所有 C 通道内的滤波器 f_T 和样本 \hat{z}_p ,用 $v_j(\hat{f}_T) \in \mathbb{R}^C$ 表示由 f_T 沿所有 C 通道的第 j 个元素组成的向量。

$$\arg \min \left\| v_j(\hat{z}_p) v_j(\hat{f}_T) - \hat{y} \right\|^2 + \beta \left\| v_j(\hat{f}_T) - v_j(\hat{f}_{T,t-1}) \right\|^2 + \gamma \left\| v_j(\hat{f}_T) - v_j(\hat{g}) + v_j(\hat{h}) \right\|^2 \quad (14)$$

对式(14)进行求导,得到 $v_j(\hat{f}_T)$ 的封闭解为

$$v_j(\hat{f}_T) = (v_j(\hat{z}_p) v_j(\hat{z}_p)^T + (\beta + \gamma) I)^{-1} Q \quad (15)$$

$$Q = v_j(\hat{z}_p) \hat{y} + \gamma (v_j(\hat{g}) - v_j(\hat{h})) + \beta v_j(\hat{f}_{T,t-1}) \quad (16)$$

\hat{f}_T 进行傅里叶反变换得到损失函数的最优解 f_T 。对 $v_j(\hat{f}_T)$ 进行化简得到:

$$v_j(\hat{f}_T) = \frac{1}{\beta + \gamma} \left(I - \frac{v_j(\hat{z}_p) v_j(\hat{z}_p)^T}{\beta + \gamma + v_j(\hat{z}_p)^T v_j(\hat{z}_p)} \right) Q \quad (17)$$

对于子问题 $g^{(i+1)}$,由于 g 的每个元素都可以独立计算,从而可以计算出 g 的闭式解。 g 的解和步长参数 γ 的更新方式为

$$\begin{cases} \gamma^{(i+1)} = \min(\gamma^{\max}, \rho \gamma^{(i)}) \\ g = (W^T W + \gamma I)^{-1} (\gamma f_T + \gamma h) \end{cases} \quad (18)$$

式中: γ^{\max} 为 γ 的最大值, ρ 为尺度因子。

时空正则化滤波器能够更好地适应目标外观的变化。目标外观变化不大时,滤波器的更新程度较小,当目标外观剧烈变化时,滤波器更新程度较大,以适应目标的外观。 $Var = \|f - f_{t-1}\|^2$ 表示滤波器的变化程度,以 Shaking 序列为例,当目标外观变化较大时, Var 出现峰值,目标变化较小时,滤波器的变化程度较小,如图 2 所示。

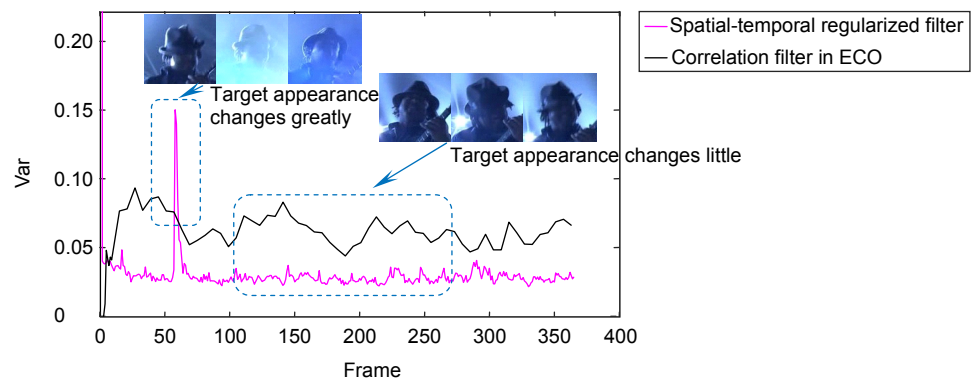


图 2 时空正则化滤波器的随帧变化

Fig. 2 Variation of spatial-temporal regularized filter against frames

3.2 一致性检验滤波器模型

在目标跟踪过程中,由于目标遮挡、光照变化、运动模糊等干扰因素,如果对滤波器进行持续的更新,会引入大量的噪声信息,导致模型的漂移或目标的丢失。因此采用前后一致性误差来检验视频序列的某一阶段内是否存在严重干扰因素,决定是否更新一致性阶段滤波器^[17]。在长度为 n 帧视频序列中, $p_i = (x_i, y_i)$ 表示在序列的第 i 帧目标中心的坐标。在目标跟踪过程中使用一致性检验滤波器 f_C 对目标进行定位跟踪,得到目标的轨迹坐标为 $P_F^T = \{p_{t-\tau}, p_{t-\tau+1}, \dots, p_t\}$ 。为了验证在给定视频序列中生成的轨迹 P_F^T 的可靠性,使用一致性检验滤波器 f_C 从第 t 帧向后跟踪到第 $t-\tau$ 帧,得到轨迹坐标 $P_B^T = \{\hat{p}_{t-\tau}, \hat{p}_{t-\tau+1}, \dots, \hat{p}_t\}$ 。将前向轨迹中坐标位置 $p_{t-\tau}$ 与对应的帧后向轨迹中的坐标位置 $\hat{p}_{t-\tau}$ 的距离作为误差:

$$D_{\text{error}} = \|p_{t-\tau} - \hat{p}_{t-\tau}\| \quad (19)$$

如果在 $t-\tau$ 到 t 帧序列中存在严重干扰,一致性距离误差 D_{error} 较大,当在 $t-\tau$ 到 t 帧序列中存在较少干扰时 D_{error} 较小。本文中令 $\tau = 2N_s$,即在两次滤波器更新过程中进行一次一致性检验。当 $D_{\text{error}} \leq \theta$ 时,一致性检验滤波器进行更新,当 $D_{\text{error}} > \theta$ 时,暂停本次滤波器的更新,其中 θ 为距离误差阈值。一致性检验滤波器的训练流程如图 3 所示。

表 1 为 Gril2 序列部分帧前向与后向定位目标的坐标,可以看出在第 122 帧左右,前后向距离误差较大。在距离误差大于误差阈值 θ 时,在该滤波器更新的周期内出现遮挡或其它噪声,此时暂停一致性检验滤波器的更新,防止噪声的引入。图 4 展示了该序列的前后向距离误差,当目标出现遮挡等噪声时,距离误差大于阈值。

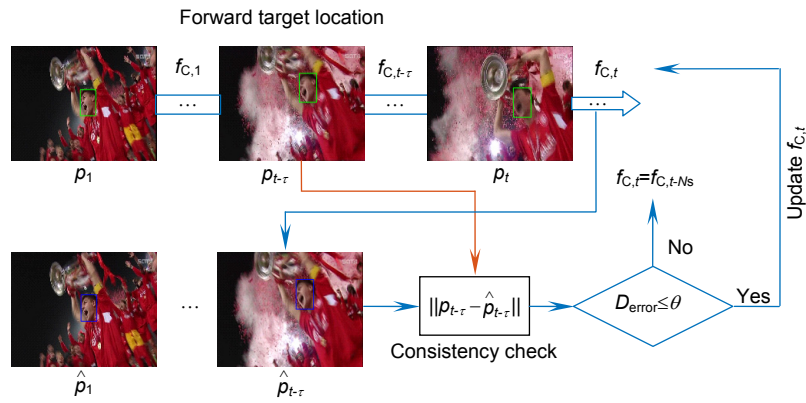


图3 一致性检验滤波器训练流程

Fig. 3 Consistency check filter training process

表1 前向与后向目标轨迹坐标

Table 1 Direction and backward target trajectory coordinates

Frame	Backward trace		Forward trace		Error
	x	y	x	y	
120	371	251	370	251	1.39
121	374	250	378	251	4.41
122	303	227	384	252	83.93
123	310	227	389	252	82.56
124	312	227	310	227	1.89
125	313	226	312	227	1.01
126	294	226	310	226	15.63
127	296	227	311	226	15.55
128	295	227	311	227	15.40
129	295	228	296	226	1.40
130	294	228	295	227	1.77

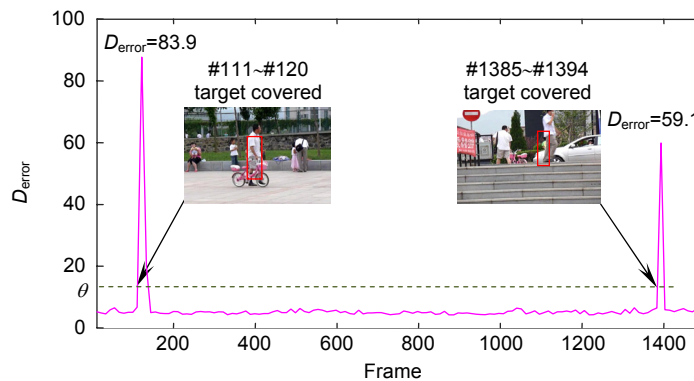


图4 前后向距离误差

Fig. 4 Forward and backward distance error

3.3 最优滤波器模型选择

在目标跟踪过程中，根据时空正则化的滤波器模型、一致性检验滤波器模型和 ECO 算法中的相关滤波器模型所对应的滤波器 f_T 、 f_C 和 f_0 。三个滤波器分别与目标特征进行卷积，得到滤波检测得分：

$$S_{f_i}\{x\} = f_i * P^T J\{x\}, \quad (20)$$

式中： i 表示集合 $\{T, C, 0\}$ 中的任意元素，三个滤波器所对应的滤波检测得分分别为 $S_{f_T}\{x\}$ 、 $S_{f_C}\{x\}$ 和 $S_{f_0}\{x\}$ 。

滤波检测得分的理想状态为单峰值的高斯分布，

并且峰值明显。当跟踪精度不高时，滤波检测得分会出现多个峰值，并且最大响应位置不明显。根据不同滤波器滤波检测得分的峰旁比，选择效果最佳的响应得分作为对下一帧目标位置的可靠估计。第 $t+1$ 帧峰旁比定义为

$$P_{i,t+1}^{sr} = \frac{\max(S_{f_i}\{x_{t+1}\}) - \mu_{t+1}}{\sigma_{t+1}}, \quad (21)$$

式中： $S_{f_i}\{x_{t+1}\}$ 为在第 $t+1$ 帧滤波器 f_i 与目标特征进行卷积所得的滤波检测得分， $P_{i,t+1}^{sr}$ 为 $S_{f_i}\{x_{t+1}\}$ 的峰旁比， μ_{t+1} 和 σ_{t+1} 分别表示 $S_{f_i}\{x_{t+1}\}$ 的均值和标准差。

图 5 展示了目标跟踪精度与峰旁比的关系，其中图 5(a) 为 ECO 算法在 OTB-2015 数据集的平均中心位置误差(center location error, CLE)与平均峰旁比的二次拟合曲线。可以看出当峰旁比的值越大时，中心像素误差越小，目标跟踪的精度越高。图 5(b) 为部分帧的滤波检测得分、峰旁比和跟踪结果。可见峰旁比的值越大，目标估计位置越接近真实位置。

根据滤波检测得分的峰旁比越大目标跟踪精度越高的原理，对于一般视频序列中，使用时空正则化滤

波器、一致性检验滤波器和 ECO 算法中的相关滤波器分别对第 $t+1$ 帧的目标特征进行卷积，得到三个滤波响应得分，选择峰旁比最大的滤波检测得分估计目标的位置。当两个滤波检测得分的峰旁比相等且为最大时，选择峰旁比的一阶差分最小的滤波检测得分；当三个滤波检测得分峰旁比相等时，使用 ECO 算法中的滤波检测得分确定目标位置。本文算法多滤波器的最佳滤波检测得分 $S_f^*\{x\}$ 决策模型为

$$\begin{cases} \arg \max_{S_{f_i}\{x\}} (P_{T,t+1}^{sr}, P_{C,t+1}^{sr}, P_{0,t+1}^{sr}), \max(P_{i,t+1}^{sr}) \neq P_{\alpha,t+1}^{sr} \neq P_{\beta,t+1}^{sr} \\ \arg \max_{S_{f_i}\{x\}} \left(\frac{\Delta P_{i,t+1}^{sr}}{P_{i,t}^{sr}}, \frac{\Delta P_{\alpha,t+1}^{sr}}{P_{\alpha,t}^{sr}} \right), \max(P_{i,t+1}^{sr}) = P_{\alpha,t+1}^{sr} \neq P_{\beta,t+1}^{sr}, \\ S_{f_0}\{x\}, \max(P_{i,t+1}^{sr}) = P_{\alpha,t+1}^{sr} = P_{\beta,t+1}^{sr} \end{cases} \quad (22)$$

式中： α 和 β 表示集合{T, C, 0}中除 i 之外的另外两个元素， $\Delta P_{i,t+1}^{sr} = P_{i,t+1}^{sr} - P_{i,t}^{sr}$ 这滤波响应峰旁比的一阶差分。

图 6 为 Skating2 序列在跟踪过程中不同滤波检测得分的峰旁比。可以看出在整个序列中三个滤波检测得分的峰旁比是不断变化的。当目标外观多变时，时

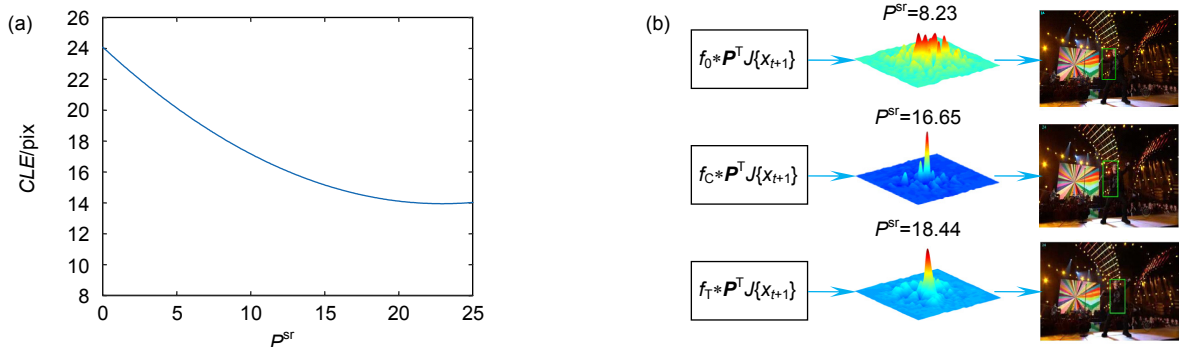


图 5 目标跟踪精度与峰旁比的关系。

(a) 峰旁比与跟踪精度关系曲线; (b) 部分帧的滤波检测得分、峰旁比和跟踪结果

Fig. 5 The relationship between target tracking accuracy and P^{sr} .

(a) Relation curve between P^{sr} and tracking accuracy; (b) Detection scores, P^{sr} and tracking results of some frames

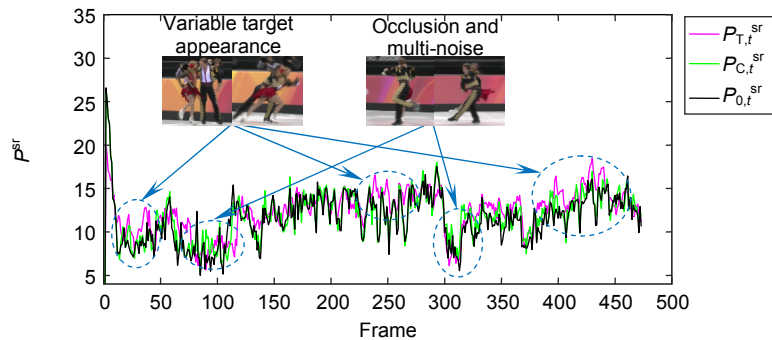


图 6 不同滤波检测得分峰旁比

Fig. 6 P^{sr} of different filter detection score

空正则化滤波器的检测得分峰旁比较高,当目标出现遮挡或多噪声时,一致性检验滤波器的检测得分峰旁比较高。因此使用峰旁比较高的滤波波检测得分估计目标位置。

在本文算法中,利用时空正则化滤波器、一致性检验滤波器和 ECO 算法中的相关滤波器同时对目标特征进行卷积,得到三个滤波检测得分。利用式(22)的多滤波器决策模型,选择最优的滤波检测得分。根据最优的滤波检测得分,估计目标的所在位置。自适应多滤波器的目标跟踪算法具体流程如图 7 所示。

4 实验结果与分析

4.1 实验环境与方法

本实验的硬件环境为:Inter(R) Core(TM) i5-4460 (3.2 GHz)的 CPU,内存为 8 GB,Windows10 专业版 64 位操作系统的台式机,使用了 Matlab2016b 作为软件平台。本文算法的实验参数为:时间正则化系数 $\beta=15$,初始步长参数 $\gamma^{(0)}=10$,最大步长参数 $\gamma^{\max}=100$,尺度因子 $\rho=1.2$ 。一致性检验距离误差阈值 $\theta=8$,一致性阶段滤波器向后跟踪的帧数 $\tau=10$,其它参数与 ECO 算法保持一致,在本文实验中所有参数保持不变。

对于本文实验结果,采用中心位置误差(CLE,用 E_{CLE} 表示)和重叠率(overlapping ratio ,OR ,用 R_{OR} 表示)两种方法进行评价:

$$E_{CLE} = \sqrt{(x_t^p - x_G)^2 + (y_t^p - y_G)^2} \quad (23)$$

$$R_{OR} = \frac{area(R_t \cap R_t')}{area(R_t \cup R_t')} \quad (24)$$

其中: (x_t^p, y_t^p) 为第 t 帧跟踪目标的中心位置坐标, (x_G, y_G) 为当前帧跟踪目标的实际中心位置坐标。 R_t 为 t 帧的跟踪结果所覆盖区域, R_t' 为 t 帧的实际位置标注区域, \cap 表示区域的重叠, \cup 表示区域的合并。

在 OTB-2015 中的得出精确度图(precision plot)和成功率图(success plot)两种评价标准。精确度是指跟踪目标中心位置和目标真实位置的误差小于 20 pixel 的跟踪序列所占的百分比;成功率为跟踪目标与真实目标的重叠率大于阈值 0.5 的帧数占跟踪序列中所有帧数的百分比。

本实验使用一次通过评估方法(one-pass evaluation, OPE)的精确度图和成功率图评估改进后算法的性能。在 OTB-2015 数据集^[25]中自带的算法和 ECO^[19]、fDSST(fast discriminative scale space tracker)^[27]、KCF^[15]、STRCF^[20]、HCF (Hierarchical convolutional features)^[28]、MEEN (multiple experts using entropy minimization)^[29]、Staple(sum of template and pixel-wise learners)^[30]、LCT(long-term correlation tracking)^[31]等主流的跟踪算法进行性能比较,在 UAV123 数据集^[26]上采用 ECO^[19]、DSST、fDSST^[27]、KCF^[15]、STRCF^[20]、HCF^[28]、Staple^[30]、LCT^[31]、LEDS (large-displacement tracking vis estimation of similarity)^[32]与本文算法作对比。在精度图和成功率图上只显示排名靠前的 10 种跟踪算法的结果,以便于观察。

4.2 定量分析

图 8 是排名前 10 种算法在 OTB-2015 序列集上的总精确度图和成功率图,改进的算法的精确度为

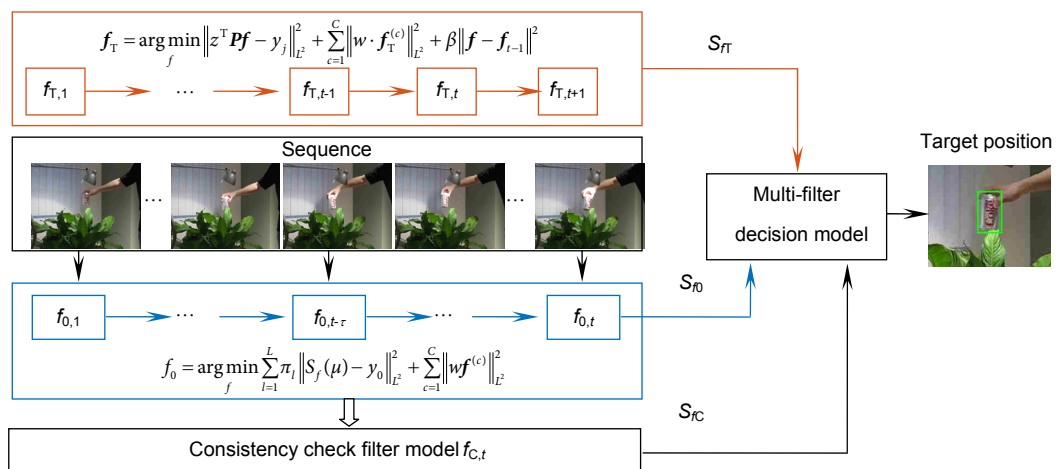


图 7 多滤波器目标跟踪算法流程图

Fig. 7 Multi-filter target tracking algorithm flow chart

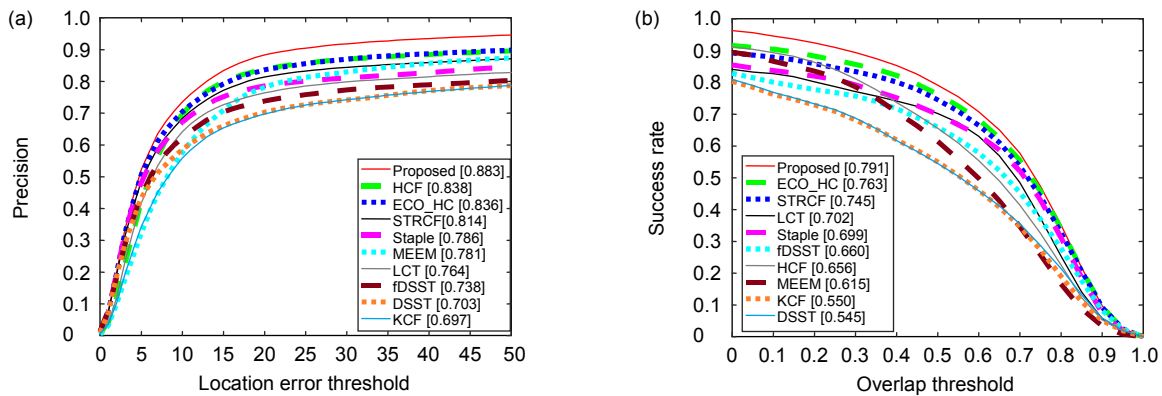


图 8 OTB2015 评估 OPE 精确度图和成功率图

Fig. 8 Accuracy and success chart of OPE evaluated by OTB2015

88.3%，比 ECO 算法提高了 4.7%。改进的算法成功率为 79.1%，比原始的 ECO 算法提高了 2.8%。改进的算法精度和成功率均排名第一。

在 OTB-2015 数据集中的测试视频的跟踪难点主要包括：光照变化(IV)、尺度变化(SV)、平面内旋转(IPR)、平面外旋转(OPR)、遮挡(OCC)、形变(DEF)、

运动模糊(MB)、快速运动(FM)、相似背景干扰(BC)、出视野(OV)、低分辨率(LR)等。为了验证改进算法在各种跟踪难点下的鲁棒性，在这 11 种不同的跟踪情况下，得出改进后的算法和 5 种对比算法的精度和成功率如表 2 和表 3 所示。

由表 2 可以看出，改进的算法在 11 种不同跟踪情

表 2 不同情况下跟踪算法的精度

Table 2 Accuracy of tracking algorithm in different cases

Tracker	STRCF	ECO	HCF	Staple	LCT	fDSST	Proposed
IV	0.776	0.787	0.808	0.758	0.714	0.73	0.856
OPR	0.815	0.828	0.804	0.756	0.739	0.751	0.878
SV	0.759	0.769	0.776	0.714	0.642	0.663	0.831
OCC	0.813	0.846	0.819	0.765	0.711	0.695	0.898
DEF	0.821	0.812	0.817	0.76	0.768	0.733	0.871
MB	0.755	0.768	0.805	0.735	0.704	0.701	0.824
FM	0.778	0.754	0.832	0.748	0.717	0.675	0.824
IPR	0.772	0.784	0.792	0.736	0.712	0.674	0.845
OV	0.759	0.736	0.676	0.69	0.59	0.576	0.786
BC	0.783	0.809	0.83	0.731	0.696	0.724	0.870
LR	0.772	0.758	0.797	0.591	0.501	0.599	0.767

表 3 不同情况下跟踪算法的成功率

Table 3 Success of tracking algorithm in different cases

Tracker	STRCF	ECO	HCF	Staple	LCT	fDSST	Proposed
IV	0.738	0.752	0.604	0.699	0.685	0.658	0.802
OPR	0.728	0.735	0.587	0.645	0.656	0.65	0.762
SV	0.697	0.703	0.544	0.632	0.583	0.574	0.732
OCC	0.729	0.753	0.632	0.673	0.629	0.617	0.778
DEF	0.798	0.783	0.692	0.717	0.757	0.708	0.819
MB	0.72	0.725	0.649	0.653	0.665	0.649	0.743
FM	0.684	0.661	0.659	0.642	0.627	0.603	0.690
IPR	0.686	0.695	0.616	0.645	0.65	0.586	0.727
OV	0.712	0.658	0.543	0.566	0.531	0.559	0.669
BC	0.731	0.761	0.701	0.672	0.665	0.66	0.818
LR	0.688	0.664	0.421	0.46	0.407	0.468	0.637

况下,有9种情况精度排名为第一,只有在低分辨率和快速移动情况下精度排名第二,且比原始的ECO算法有所提高。表3中的不同算法的成功率可知,本文改进的算法在不同跟踪情况下的成功率均排名较高,且有9种情况下排名第一。因此改进的算法具有较高的精度和鲁棒性,能够很好地应对复杂场景和目标多变的情况下的目标跟踪问题。

表4为本文算法与精度和成功率排名靠前的8种算法的平均重叠率、中心位置误差和速度比较结果。改进的算法与原ECO算法相比较,平均重叠率提高了3%,中心位置误差提高了9 pixels。改进的算法在OTB-2015数据集上的平均速度为30.5 f/s,能够满足算法实时性要求。因此,本文采用的多滤波器跟踪算法,能够更好地适应目标跟踪过程中的复杂变化,提高了跟踪的准确性,使算法具有更高的鲁棒性。

为进一步验证改进算法的准确性,本文在UAV123数据集上继续对改进算法的精度和成功率进行评估,如图9所示。通过对比试验,本文改进的算法在精度和成功率上均排名第一。相比ECO算法,精度和成功率均有所提高。

4.3 定性分析

在OTB-2015数据集中选取的具有代表性的视频序列的跟踪数据,如图10所示。其中包含光照变化、

运动模糊、尺度变化、快速移动、相似目标干扰等各种复杂变化。本节使用ECO、MEEM、STRCF、HCF、Staple、fDSST等精度较高算法在不同场景中跟踪过程中定性地对分析目标跟踪算法的精确性和鲁棒性。

Twinnings序列中,要跟踪的目标是手里的书。在149帧目标由近变远,尺度发生变化,MEEM、HCF的算法没有很好地适应目标尺度变化。在第240帧,目标因发生旋转导致外观巨大变化,到331帧后,当目标再次发生尺度变化时,ECO算法的尺度和位置发生偏移。Biker序列中在63帧~94帧时目标快速移到另一条轨道,此时发生运动模糊、快速移动等干扰因素,在目标发生转向时,STRCF算法发生漂移。到第94帧目标完全跳向右边轨道后,只有本文算法和ECO算法定位到目标位置,且本文算法的精度最高。因此,本文算法能够在目标外观发生巨大形变和运动模糊的情况下准确地跟踪目标。

在Skating2-2序列中,目标是双人滑冰中的男性,序列中存在目标快速移动和相似目标干扰等问题。第13帧时,ECO算法发生短暂漂移,由于50帧前时目标发生遮挡除本文算法外的其它算法精度有所下降,经过目标的多次遮挡和旋转,到第454帧,只有本文算法准确定位到目标位置。因此本文算法能够在快速移动和相似目标干扰情况下保持较高的精度。

表4 8种算法平均重叠率、中心位置误差和速度

Table 4 Overlapping ratio, center location error and speed of 8 tracking algorithms

Tracker	ECO	fDSST	Staple	KCF	STRCF	LCT	HCF	Proposed
OR	0.64	0.55	0.59	0.48	0.65	0.57	0.56	0.67
CLE/(pixel)	24.2	47.4	30.8	44.6	20.5	66.3	22.5	15.2
f/s	50.4	94.3	67.7	249.6	18.2	21.1	3.2	30.5

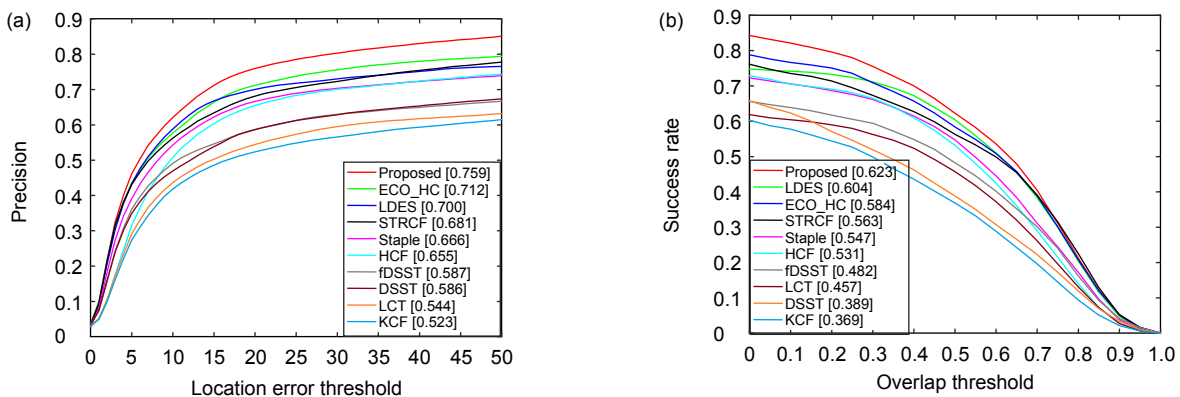


图9 UAV123评估OPE精确度图和成功率图

Fig. 9 Accuracy and success chart of OPE evaluated by UAV123

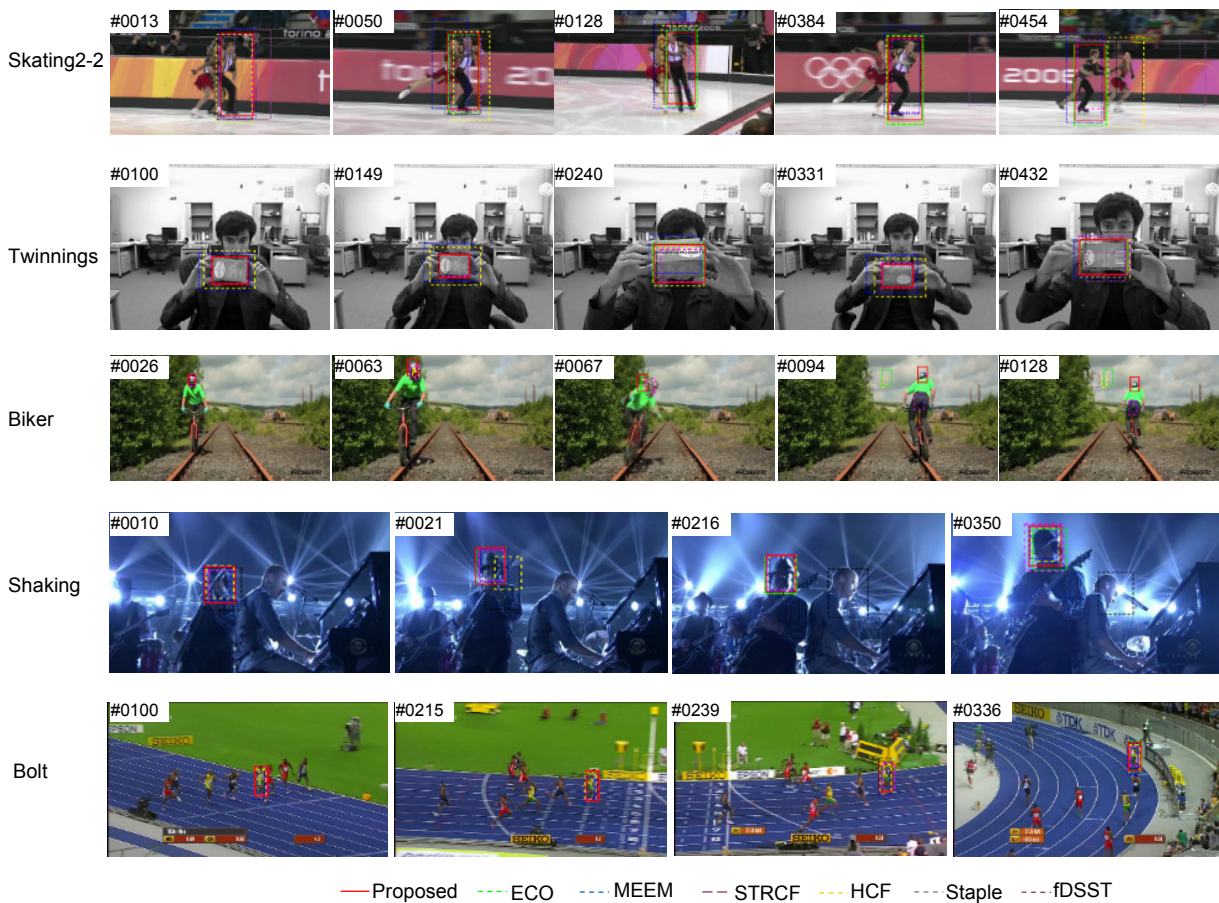


图 10 数据集上部分测试视频上的跟踪结果
Fig. 10 Tracking results on test video in sequence set

Shaking 序列中的目标手拿小提琴的乐队成员的脸存在严重的光照变化。在第 10 帧 7 种算法都能定位目标位置,由于灯光干扰和目标的移动到 21 帧 Staple 和 HCF 发生漂移;到 216 帧,Staple 定位到其它相似目标位置,ECO 和 STRCF 尺度准确性下降,本文算法精确定位目标位置。Bolt 序列中的目标是在跑道上比赛的右数第四个运动员,其中存在多个相似目标。第 100 帧 Staple 算法的尺度估计精度下降,到 239 帧由于目标的快速移动,追踪精度均有所下降,本文算法能够保持高精度定位目标位置。因此,改进算法在相似目标干扰和目标快速移动情况下具有较强的鲁棒性。

5 结 论

本文在高效卷积算子目标跟踪算法的框架上,针对单一滤波器难以适应各种环境下目标跟踪的问题,提出自适应多滤波器的目标跟踪算法。本文训练了时空正则化滤波器、一致性检验滤波器和 ECO 算法中的

相关滤波器。其中,时空正则化滤波器改善了滤波器过度更新的情况,一致性检验滤波器减少了在滤波器更新过程中引入的噪声信息,ECO 算法中的相关滤波器保留了最全面的目标及背景特征信息。使用三个滤波器同时对目标特征进行卷积,得到三个滤波检测得分。对不同滤波器的滤波检测得分的峰旁比进行比较,选择出最佳的滤波检测得分。根据最佳的滤波检测得分,估计目标的位置。本文在 OTB-2015 和 UAV123 数据集上评估改进算法的性能,通过定性和定量的分析,本文算法在复杂环境下的跟踪精度和成功率相对于传统 ECO 算法均有所提高。因此改进的算法能更好地适应目标追踪过程中环境的复杂变化,具有较高的精度和鲁棒性。

参考文献

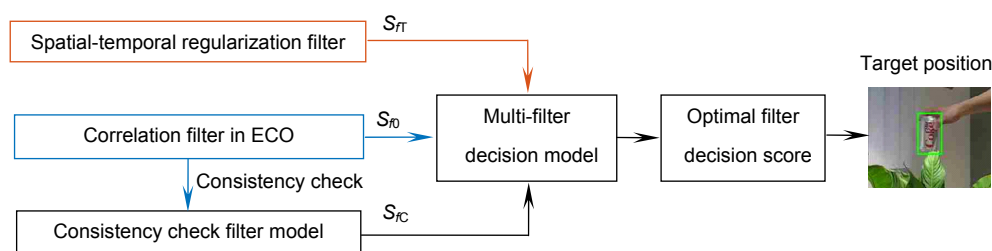
- [1] Lu H C, Li P X, Wang D. Visual object tracking: a survey[J]. *Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 2018, 31(1): 61-76.
卢湖川, 李佩霞, 王栋. 目标跟踪算法综述[J]. 模式识别与人工

- 智能, 2018, **31**(1): 61–76.
- [2] Fan X S, Xu Z Y, Zhang J L. Dim small target tracking based on improved particle filter[J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2018, **45**(8): 170569.
樊香所, 徐智勇, 张建林. 改进粒子滤波的弱小目标跟踪[J]. *光电工程*, 2018, **45**(8): 170569.
- [3] 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.
- [4] Ross D A, Lim J, Lin R S, et al. Incremental learning for robust visual tracking[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2008, **77**(1–3): 125–141.
- [5] Babenko B, Yang M H, Belongie S. Robust object tracking with online multiple instance learning[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2011, **33**(8): 1619–1632.
- [6] Zhu W Q, Liu Y, Bian L, et al. Survey on object tracking method based on generative model[J]. *Microprocessors*, 2017, **38**(1): 41–47.
朱文青, 刘艳, 卞乐, 等. 基于生成式模型的目标跟踪方法综述[J]. *微处理机*, 2017, **38**(1): 41–47.
- [7] Ge B Y, Zuo X Z, Hu Y J. Review of visual object tracking technology[J]. *Journal of Image and Graphics*, 2018, **23**(8): 1091–1107.
葛宝义, 左宪章, 胡永江. 视觉目标跟踪方法研究综述[J]. *中国图象图形学报*, 2018, **23**(8): 1091–1107.
- [8] 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, CA, USA, 2010.
- [9] Henriques J F, Caseiro R, Martins P, et al. Exploiting the circulant structure of tracking-by-detection with kernels[C]//European Conference on Computer Vision, Berlin, Heidelberg, 2012: 702–715.
- [10] 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.
- [11] Danelljan M, Häger G, Khan F S, et al. Learning spatially regularized correlation filters for visual tracking[C]//2015 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), Santiago, Chile, 2015: 4310–4318.
- [12] Danelljan M, Robinson A, Khan F S, et al. Beyond correlation filters: learning continuous convolution operators for visual tracking[C]//Computer Vision–ECCV 2016, Cham, 2016: 472–488.
- [13] Lukežič A, Vojír T, Zajc L C, et al. Discriminative correlation filter with channel and spatial reliability[C]//2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Honolulu, HI, USA, 2017: 4847–4856.
- [14] Danelljan M, Bhat G, Khan F S, et al. ECO: Efficient convolution operators for tracking[C]//2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Honolulu, HI, USA, 2017: 6638–6646.
- [15] Li F, Tian C, Zuo W M, 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, UT, USA, 2018: 4904–4913.
- [16] Hu S, Shao Y M, Sun X. Review of object tracking based on convolutional neural networks[J]. *High Technology Letters*, 2018, **28**(3): 207–213.
胡硕, 赵银妹, 孙翔. 基于卷积神经网络的目标跟踪算法综述[J]. *高技术通讯*, 2018, **28**(3): 207–213.
- [17] Sun H, Li J, Du B, et al. Correlation filtering target tracking based on online multi-lifespan learning[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2017, **45**(10): 2337–2342.
孙航, 李晶, 杜博, 等. 基于多阶段学习的相关滤波目标跟踪[J]. *电子学报*, 2017, **45**(10): 2337–2342.
- [18] Wu Y, Lim J, Yang M H. Object tracking benchmark[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2015, **37**(9): 1834–1848.
- [19] Mueller M, Smith N, Ghanem B. A benchmark and simulator for UAV tracking[C]//Computer Vision–ECCV 2016, Cham, 2016: 445–461.
- [20] Danelljan M, Häger G, Khan F S, et al. Discriminative scale space tracking[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2017, **39**(8): 1561–1575.
- [21] Ma C, Huang J B, Yang X K, et al. Hierarchical convolutional features for visual tracking[C]//2015 IEEE international Conference on Computer Vision (ICCV), Santiago, Chile, 2015: 3074–3082.
- [22] Zhang J M, Ma S G, Sclaroff S. MEEM: robust tracking via multiple experts using entropy minimization[C]//2014 European Conference on Computer Vision, Berlin, 2014: 188–203.
- [23] Bertinetto L, Valmadre J, Golodetz S, et al. Staple: Complementary learners for real-time tracking[C]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Las Vegas, NV, USA, 2016: 1401–1409.
- [24] Ma C, Yang X K, Zhang C Y, et al. Long-term correlation tracking[C]//2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Boston, MA, USA, 2015: 5388–5396.
- [25] Li Y, Zhu J K, Hoi S C H, et al. Robust estimation of similarity transformation for visual object tracking[Z]. arXiv: 1712.05231[cs.CV], 2017.

Adaptive multi-filter tracker based on efficient convolution operator

Li Guoyou, Zhang Fengxv*, Ji Zhian

Key Laboratory of Industrial Computer Control Engineering, Yanshan University, Qinhuangdao, Hebei 066004, China



Multifilter decision flow chart

Overview: In the actual target tracking process, the shape and posture of the target are different, and the environment in tracking is complex and changeable. It is difficult for a single filter to cope with the complex changes of the video sequence and tracking environment. To solve this problem, based on the efficient convolution operators for tracking algorithm, a multi-filter target tracking algorithm which can adapt to more complex environments is proposed. The algorithm trains two more filters of spatial-temporal regularization filter and consistency checking filter than the efficient convolution operators for tracking algorithm. The spatial-temporal regularization filter is obtained by introducing the temporal regularization into the loss function of correlation filtering. Spatial-temporal regularization filter can well adapt to the huge changes in the appearance of the target, so it can adapt to the environment that targets variable. The training method of consistency check filter is: firstly, the current filter is used to locate the target that has been tracked forward, and then the errors between the reverse location coordinate and the forward location coordinate are compared. When the error is less than the threshold, the consistency check filter is updated, but not be updated when the distance error is greater than the threshold. The consistency check filter reduces the noise information introduced in the filter update process, so it can be used in the case of more background clutter and noise. The correlation filter in the efficient convolution operators for tracking algorithm retains the most comprehensive target and background feature information, so it is suitable for relatively stable tracking environment with less interference. Spatial-temporal regularization filter, consistency check filter and correlation filter in efficient convolution operators for tracking are convolved with target features respectively, and three filter detection scores are obtained. The filter detection score obeys the Gaussian distribution. The higher the peak to side ratio of detection score, the higher the target tracking accuracy. The position of the target is estimated by the best filter detection score with the peak to side ratio is more than the other filter detection score. The improved algorithm is evaluated on the OTB-2015 data set and UAV123 data set. Through qualitative and quantitative analysis, the experimental results show that the improved algorithm can better adapt to the complex changing environment in the tracking process, and its accuracy and success are improved, which is superior to most existing tracking algorithms.

Citation: Li G Y, Zhang F X, Ji Z A. Adaptive multi-filter tracker based on efficient convolution operator[J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2020, 47(7): 190510

Supported by Youth Fund for Science and Technology Research in Colleges (2011139), and Universities of Hebei Province and Natural Science Foundation of Hebei Province (F2012203111)

* E-mail: 1097089954@qq.com