



智能系统学报

CAAI TRANSACTIONS ON INTELLIGENT SYSTEMS

相关滤波的运动目标抗遮挡再跟踪技术

戴煜彤, 陈志国, 傅毅

引用本文:

戴煜彤, 陈志国, 傅毅. 相关滤波的运动目标抗遮挡再跟踪技术[J]. 智能系统学报, 2021, 16(4): 630–640.

DAI Yutong, CHEN Zhiguo, FU Yi. Anti-occlusion retracking technology for a moving target based on correlation filtering[J]. *CAAI Transactions on Intelligent Systems*, 2021, 16(4): 630–640.

在线阅读 View online: <https://dx.doi.org/10.11992/tis.202005027>

您可能感兴趣的其他文章

基于特征融合及自适应模型更新的相关滤波目标跟踪算法

Correlation filter target tracking algorithm based on feature fusion and adaptive model updating
智能系统学报. 2020, 15(4): 714–721 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201803036>

采用相关滤波的水下海参目标跟踪

Underwater sea cucumber target tracking algorithm based on correlation filtering
智能系统学报. 2019, 14(3): 525–532 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201711037>

一种基于Multi-Egocentric视频运动轨迹重建的多目标跟踪算法

A multi-object tracking algorithm based on trajectory reconstruction on multi-egocentric video
智能系统学报. 2019, 14(2): 246–253 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201709003>

一种自适应模板更新的判别式KCF跟踪方法

Adaptive template update of discriminant KCF for visual tracking
智能系统学报. 2019, 14(1): 121–126 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201806038>

联合加权重构轨迹与直方图熵的异常行为检测

Abnormal behavior detection of joint weighted reconstruction trajectory and histogram entropy
智能系统学报. 2018, 13(6): 1015–1026 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201706070>

高斯核函数卷积神经网络跟踪算法

Convolutional neural network tracking algorithm accelerated by Gaussian kernel function
智能系统学报. 2018, 13(3): 388–394 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201612040>

微信公众平台



关注微信公众号, 获取更多资讯信息

DOI: 10.11992/tis.202005027

网络出版地址: <https://kns.cnki.net/kcms/detail/23.1538.TP.20210412.1132.004.html>

相关滤波的运动目标抗遮挡再跟踪技术

戴煜彤¹, 陈志国¹, 傅毅²

(1. 江南大学 人工智能与计算机学院, 江苏 无锡 214122; 2. 无锡环境科学与工程研究中心, 江苏 无锡 214153)

摘要: 针对相关滤波在抗遮挡方面效果不佳的问题, 本文在 ECO_HC(efficient convolution operators handcraft) 的基础上提出了一种多特征融合的抗遮挡相关滤波算法。在相关滤波算法的框架下, 将目标 ULBP(uniform local binary pattern) 纹理特征和目标 HOG(histogram of oriented gradients) 特征进行线性加权融合; 在模型建立与更新阶段通过高斯掩码函数缓解循环移位造成的边界效应; 通过计算目标最大响应值的峰值均值比来判断目标状态, 并将卡尔曼算法作为目标被遮挡后重定位策略。实验结果显示, 在 16 个视频序列上, 该文算法的平均精确度达到 87.3%, 成功率达到 76.5%, 相比基线算法, 分别提升了 27.7% 和 23.7%。

关键词: 目标跟踪; 相关滤波; 特征融合; ULBP; 高斯掩码; 参数峰值均值比; 卡尔曼预测; 抗遮挡

中图分类号: TP391.41 **文献标志码:** A **文章编号:** 1673-4785(2021)04-0630-11

中文引用格式: 戴煜彤, 陈志国, 傅毅. 相关滤波的运动目标抗遮挡再跟踪技术 [J]. 智能系统学报, 2021, 16(4): 630-640.

英文引用格式: DAI Yutong, CHEN Zhiguo, FU Yi. Anti-occlusion retracking technology for a moving target based on correlation filtering[J]. CAAI transactions on intelligent systems, 2021, 16(4): 630-640.

Anti-occlusion retracking technology for a moving target based on correlation filtering

DAI Yutong¹, CHEN Zhiguo¹, FU Yi²

(1. School of Artificial Intelligence and Computer, Jiangnan University, Wuxi 214122, China; 2. Wuxi Research Center of Environmental Science and Engineering, Wuxi 214153, China)

Abstract: To address the poor anti-occlusion effect of correlation filtering, this paper proposes an anti-occlusion correlation filtering algorithm by means of multifeature fusion based on efficient convolution operators handcraft. First, based on the framework of correlation filtering, a method of linearly weighted fusion is adopted to deal with the target uniform local binary pattern texture feature and the target histogram of oriented gradients feature. Second, the Gaussian mask function is used during the model establishment and update phase to ease the boundary effect caused by cyclic shift. Lastly, the target state is judged by calculating the peak-to-average ratio of the target maximum response value, and the Kalman algorithm is utilized as the relocation strategy after the target is blocked. Experimental results show that the average accuracy of the proposed algorithm reaches 87.3%, and the success rate reaches 76.5% on 16 test sequences, which are 27.7% and 23.7% higher than those of the baseline algorithm, respectively.

Keywords: object tracking; correlation filter; multi-feature fusion; ULBP; Gaussian mask; peak-to-average ratio; Kalman prediction; anti-occlusion

收稿日期: 2010-05-21. 网络出版日期: 2021-04-12.

基金项目: 江苏省高等学校自然科学研究面上项目 (17KJB520039); 江苏省“333 高层次人才培养工程科研项目”(BRA2018147); 江苏省高校“青蓝工程”项目 (2020 年).

通信作者: 陈志国. E-mail: 427533@qq.com.

目标跟踪^[1]近年来因其横跨视频监控、无人驾驶、无人飞行器、医学图像分析、空中预警等诸多领域而迅速成为计算机视觉研究的热点之一。目标跟踪的主流方法目前正由生成类方法逐渐转向判别式方法, 其中基于相关滤波的目标跟踪算

法发展尤为快速^[2]。

相关滤波算法由 Bolm 等提出的最小输出误差平方和^[3](minimum output sum of squared error, MOSSE)引入目标跟踪领域。Henriques 等采用了 HOG 特征和循环移位采样方式,提出了核相关滤波器^[4](kernelized correlation filter, KCF)跟踪算法,大大提高了跟踪算法的准确率。Martin Danelljan 等在 MOSSE 的基础上增加了一个尺度滤波器用以应对尺度变换的情况,提出了 DSST (discriminative scale space tracking) 算法^[5]。循环移位策略的应用使得基于相关滤波的目标跟踪算法会受到边缘效应的影响, Martin Danelljan 提出的 SRDCF^[6](spatially regularized discriminant correlation filter)采用空间正则化惩罚系数取得了一定的效果。之后, Danelljan 在 2016 年提出了 C-COT^[7](continuous convolution operators for visual tracking)算法,通过差值函数,将不同分辨率的特征图映射到连续的空间域上,计算机效率却降低了。随后, Danelljan 于 2017 年在 CVPR 上提出了 ECO^[8](efficient convolution operators),该算法分为手工特征算法 (efficient convolution operators handcraft, ECO_HC) 和卷积特征算法两个版本。ECO 使用高效卷积操作融合多个特征获取特征图,从模型的大小、训练集的更新策略以及模型更新的频率 3 个方面对 C-COT 改进,极大地提高了算法的时间与空间效率。2018 年, Li 等^[9]在 CVPR 上发表了 Siam-RPN (siamese-region proposal network) 网络架构算法。为了解决 Siam-RPN 网络架构算法在使用训练好的深层网络时出现的跟踪算法精度下降问题, Li 等^[10]在 2019 年 CVPR 上又提出了 Siam-RPN++ 算法。Fan 等^[11]为了解决大的尺度问题,在 CVPR 2019 上提出了多级 tracking 网络 LaSOT (large-scale single object tracking) 算法。

本文针对 ECO_HC 在遮挡方面的不足提出了多特征融合的抗遮挡相关滤波跟踪算法。将 FHOG 特征和 ULBP 特征进行自适应加权融合,实现了对目标更精确地定位。再利用高斯掩码函数过滤掉一部分负样本,用以解决循环移位造成的边界效应,缓解模型漂移的情况。最后,根据最大响应值计算的峰值均值比判断目标是否被遮挡,若目标处于正常跟踪状态,则修正卡尔曼滤波器预测的跟踪目标坐标;若目标处于被遮挡状态,则启动目标重定位策略,使用卡尔曼算法预测得出目标位置,并停止模型更新,回溯到之前模型未被污染的状态。

1 ECO_HC 跟踪基本原理

相关滤波器^[12-18]的核心是通过当前帧和前序帧训练的滤波器判定跟踪目标在下一帧的位置。ECO_HC 算法首先在第一帧中选定跟踪目标,获取其在图片帧中的实际位置及其他特征信息用以初始化训练跟踪器,后续帧中根据跟踪器中预测的位置对其周围进行采样点响应,取最高响应值的位置为跟踪的目标所在位置,并对跟踪器进行更新。相关滤波是根据前序帧训练的模型去预测跟踪目标下一帧的位置,当跟踪目标发生剧烈变化,比如产生形变或者遮挡时,模型就会学习到错误的信息,受到污染,导致后续帧容易跟踪失败。此外,相关滤波采用了循环移位来丰富样本,这就导致在训练的图像块中,只有万分之一的图像块是真实的样本,因此,解决边界效应对提高模型的准确度有着至关重要的作用。

1.1 相关滤波

相关滤波的核心思想如下:若滤波器为 h , 输入的图像为 f , 对二者做相关运算求得响应值 g :

$$g = f \otimes h \quad (1)$$

响应值 g 越大,则 f 和 h 的相关度越高。当输出的响应值取最大值时,该响应值对应的位置即为当前跟踪目标的位置。为了提高计算速度,可将式 (1) 利用快速傅里叶变换转至频域计算:

$$\mathcal{F}(g) = \mathcal{F}(f \otimes h) = \mathcal{F}(f) \odot \mathcal{F}(h)^* \quad (2)$$

式中: $(*)$ 表示共轭,上述公式可简化为

$$G = F \odot H^* \quad (3)$$

对于每一个样本图像 f_i 都存在与其对应的 g_i , 则式 (3) 可变换为

$$H_i^* = \frac{G_i}{F_i} \quad (4)$$

H^* 的更新公式为

$$H^* = \frac{\sum_i F_i \odot G_i^*}{\sum_i F_i \odot F_i^*} \quad (5)$$

最后,对式 (5) 进行傅里叶逆变换即可求得滤波器 h 。

1.2 因式分解的卷积操作

ECO_HC 是在 C-COT 算法的基础上进行改进的, C-COT 通过学习一个含有 M 个训练样本的集合 $\{x_j\}_1^M \subset \chi$ 获得一个卷积滤波器,其中每一个通道 d 的特征层 $x_j^d \in \mathbf{R}^{N_d}$ 都有独立的分辨率 N_d 。通过引入运算符 J_d 给出的插值模型,将特征通过插值操作转至连续空间域 $t(t \in [0, T])$:

$$J_d\{x^d\}(t) = \sum_{n=0}^{N_d-1} x^d[n] b_d\left(t - \frac{T}{N_d}n\right) \quad (6)$$

式中: b_d 是周期为 $T(T>0)$ 的插值内核, 所得插值特征层 $J_d\{x^d\}$ 是一个连续的周期为 T 的函数。在 C-COT 中, 使用 $J_d\{x\}$ 表示整个插值特征图, 将其与训练的一个连续的周期为 T 的多通道卷积滤波器 $f=(f^1, f^2, \dots, f^D)$ 进行相关运算, 得到的响应分数 $S_f\{x\}$ 为

$$S_f\{x\} = f * J\{x\} = \sum_{d=1}^D f^d * J_d\{x^d\} \quad (7)$$

C-COT 对于每个维度的特征都训练了一个对应的滤波器, 但是其中很多滤波器的贡献不大。因此, ECO_HC 在特征提取的阶段使用了原来特征的子集, 对于 D 维特征, ECO_HC 选取了其中贡献较大的 C 个滤波器 ($C<D$)。 P 是一个 $D \times C$ 的矩阵, 则求得的新的检测函数为

$$S_{pf}\{x\} = P f * J\{x\} = \sum_{c,d} p_{d,c} f^c * J_d\{x^d\} = f * P^T J\{x\} \quad (8)$$

式中: P 为 $D \times C$ 的系数矩阵; P^T 为线性降维算子; $\sum_{c,d} p_{d,c} f^c$ 是特征层为 c 的滤波器的线性组合; $p_{d,c}$ 为滤波器的学习系数。

1.3 生成样本空间模型

ECO_HC 更改了训练集的样本更新策略, 用高斯混合模型 (gaussian mixture model, GMM) 生成不同的分量, 每个分量是一组相似度较高的样本, 分量之间差异较大。GMM 的建模如下:

$$p(x) = \sum_{i=1}^L \pi_i \mathcal{N}(x; \mu_i; I) \quad (9)$$

式中: L 是高斯分量 $\mathcal{N}(x; \mu_i; I)$ 的数量; π_i 是高斯分量的先验权重; μ_i 是高斯分量的平均值; 单位矩阵 I 是协方差矩阵。起初, 每一个新样本 x_j 都初始化一个新的分量 m :

$$\pi_m = \gamma, \mu_m = x_j \quad (10)$$

γ 为学习速率, 当分量个数超过设定好的上限 L 时, 如果有一组分量的权重 π_l 小于设定的阈值, 则丢弃该分量; 否则, 将两个最相似的分量 k 与 l 合并为一个公共分量 n :

$$\pi_n = \pi_k + \pi_l, \mu_n = \frac{\pi_k \mu_k + \pi_l \mu_l}{\pi_k + \pi_l} \quad (11)$$

对于 $\|\mu_k - \mu_l\|$, 即两组之间的距离是在傅里叶域使用帕斯瓦尔定理进行计算的。

2 再定位基本原理

本文算法是基于 ECO_HC 实现的目标遮挡后的再定位技术^[19-20]。首先, 将 FHOG 特征和 ULBP 特征进行自适应加权融合; 其次, 加入高斯形状的掩码函数解决边缘效应, 并保留更多的背景信息, 减少模型漂移; 最后, 本算法根据每一帧获

取的峰值响应值计算参数峰值均值比 (peak-to-average ration, PAR), 使用 PAR 对目标是否被遮挡进行判断。若 PAR 大于一个固定的阈值, 说明目标此时处于正常跟踪状态, 根据 ECO_HC 算法预测的目标位置, 修正 Kalman 算法预测的目标位置, 并更新滤波器模型; 若 PAR 小于一个固定的阈值, 则说明目标处于遮挡或失踪状态, 此时采取目标再定位机制, 使用 Kalman 滤波器预测出当前目标的位置, 并回溯到之前未被污染模型来更新模型。

2.1 ULBP 特征提取

本文使用 ULBP 提取的特征来加强 FHOG 提取的特征。ULBP 算法是对 LBP(local binary pattern) 算法的一种改进, 是单维度的特征表述, LBP 描述的是图像局部纹理特征。LBP 算子是对样本中的每个像素点, 选取其为中心的 3×3 邻域, 在该邻域内, 将其周围的 8 个像素值与之比较, 大于该像素点的值置 1, 否则置 0, 然后按照顺时针方向组合即可产生 8 位二进制数, 即 2^8 种模式。但是, 过多的二进制模式对于纹理的表达是不利的, 过于复杂且较大的信息量, 对快速提取目标特征信息是不利的, 因此需要的是尽可能少且具有代表性的一些目标特征。因此本文采取了 uniform LBP(ULBP), 其核心思想是对 LBP 进行降维, 绝大多数 LBP 模式只包含两次从 1 到 0 或者从 0 到 1 的跳变, 并将最多有两次跳变的归为一个等价模式类, 其余的归为混合模式类, 通过这样改进, 3×3 的邻域的二进制模式就由 2^8 模式减少为 58 种, 并且不会丢失任何信息, 也能减少高频噪声的影响。

在 FHOG 提取得到的一个 31 通道的梯度直方图 M_1 的基础上, 用 ULBP 得到的一维特征 M_{ULBP} 与 M_1 的每个通道进行线性加权融合, 得到特征图 M_2 。通过大量实验, 融合系数 λ 取值为 0.01:

$$M_2 = M_1 + \lambda \cdot M_{ULBP} \quad (12)$$

2.2 高斯掩码函数

本文在模型更新时采用高斯掩码函数, 对跟踪目标的中心取较大的系数, 边缘取较小的系数, 保留一定的背景信息, 缓解边缘不连续性造成的影响, 以提高模型的准确性。

二维高斯函数将正态分布应用于图像处理中, 随着中心点到边缘的距离增大, 取得的加权平均值越小。若 (u, v) 表示像素点坐标, 则二维高斯函数的定义为

$$F(u, v) = -\frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{u^2+v^2}{2\sigma^2}} \quad (13)$$

因为目标中心位置的样本信息比边界位置上

的信息更加重要,所以本文对高斯函数做了相应的改进,使得函数由中心点随着目标框的形状呈椭圆形向图像边缘发散,结合掩码函数,对图像边缘不连续性的地方至0,其余地方至改进过后的高斯函数值。然后将此构造好的掩码矩阵左乘循环移位样本,得以增加真实训练的样本比例,得到的函数如图1(d)所示。定义如下:

$$G(u,v) = \begin{cases} \frac{u^2}{\left(\frac{w}{2}\right)^2} + \frac{v^2}{\left(\frac{h}{2}\right)^2} \\ e^{-\frac{2\sigma^2}{\left(\frac{w}{2}\right)^2 + \left(\frac{h}{2}\right)^2}}, & |u| \leq \frac{W-w}{2}, |v| \leq \frac{H-h}{2} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (14)$$

式中:假设原始样本的长宽分别为 W 与 H , 则 w 与 h 分别为目标框的长与宽,则只有在 $\frac{W-w}{2} - \frac{w}{2} \leq |u| \leq \frac{W-w}{2} + \frac{w}{2}$ 与 $\frac{H-h}{2} - \frac{h}{2} \leq |v| \leq \frac{H-h}{2} + \frac{h}{2}$ 时,会发生边缘不连续性的情况,如图1(b)所示。参数 σ 控制函数径向作用范围,即控制样本权重衰减的速度。本文将二维高斯函数分解成两个一维的高斯函数,先从水平方向对图像进行卷积操作,将所得结果再对竖直方向进行操作,提高了算法的效率。图1(b)和图1(c)对比看出,加了高斯掩码函数之后,边界效应得到了有效的缓解。

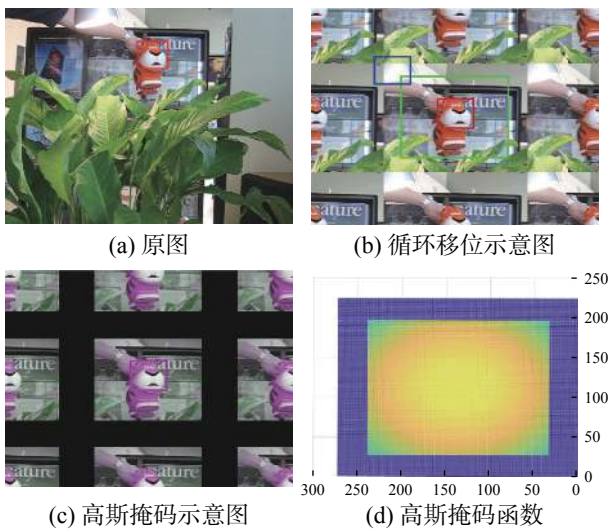


图1 高斯掩码示意

Fig. 1 Illustration of the mask

2.3 参数峰值均值比

本文在模型更新时使用参数峰值均值比 (peak to-average-ratio, PAR) 来判断当前目标是否处于遮挡状态。ECO 主要采用连续空间域中的卷积算子对训练样本进行隐式差值,通过对一组卷积滤波器来产生目标的连续域置信度图,该图中的最高响应值即为目标位置。而当目标处于遮挡状态的时候,置信度图则会由一个很高峰值变

为多个不明显的峰值状态,为了解决目标此状态下容易跟踪失败的问题,本算法引入再跟踪机制。由 PAR 判断跟踪目标在当前帧中的状态,若 PAR 不小于阈值 θ ,说明目标处于正常跟踪状态;而当 PAR 小于阈值 θ ,说明目标处于遮挡状态,开始执行再跟踪机制。PAR 的定义为

$$\text{PAR} = \frac{\max(f(i))}{\frac{1}{q} \sum_{n=i-q}^{i-1} \max(f(n))} \quad (15)$$

式中: $\max(f(i))$ 表示第 i 帧的最大响应值; PAR 即为跟踪目标在 i 帧的最大响应值与前 q 帧的最大响应值均值的比值,本文 q 的值为 20。通过大量实验,阈值 θ 取值为 0.55。

当跟踪目标处于正常跟踪状态时, PAR 的值处于一种相对稳定的波动状态而当目标处于遮挡状态时, $\max(f(i))$ 会突然变小,因而 PAR 的值也会随之变小,见图2。因此, PAR 可以判断目标目前的跟踪状态。

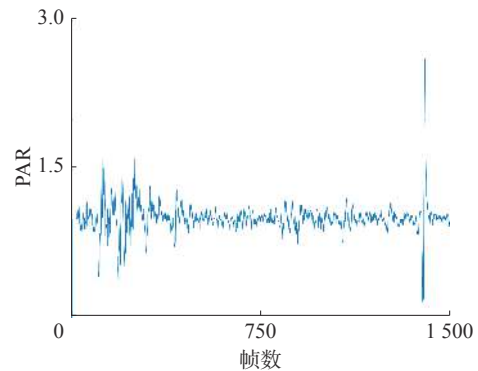


图2 视频序列 Girlmov 的 PAR 时刻值

Fig. 2 PAR time value of Girlmov

2.4 目标重定位

卡尔曼滤波^[21]结合前序帧与当前帧可递推地推测下一帧跟踪目标的位置,从而预测出目标被遮挡后在图片中的位置。若 PAR 小于阈值 θ ,则目标被遮挡,此时启动目标重定位机制,将卡尔曼滤波器预测的目标位置传给核相关滤波器,并回溯至之前未被污染的模型去更新模型;若 PAR 大于阈值 θ ,则使用 ECO 算法中目标的位置修正卡尔曼滤波预测的目标位置。为了提高计算效率,将目标中心点的横纵坐标分两步更新。假设 r_i 是系统噪声, v_i 是观测噪声,皆服从高斯分布,则根据式(16)、(17)构造第 i 帧的横坐标 u_i 状态预测方程和系统的观测方程:

$$u_i = A_i u_{i-1} + r_i + B_i s_i \quad (16)$$

$$z_i = \text{pos}_i + v_i \quad (17)$$

式中: \hat{u}_i 为预测的第 i 帧目标中心点横坐标; s_i 为

第 i 帧的系统控制量; z_i 为第 i 帧的观测向量。 A 为状态转移矩阵, B 为控制输入矩阵。

$$\hat{u}_i^- = A_i \cdot u_{i-1} + B_i s_i \quad (18)$$

$$C_i^- = A_i C_{i-1} A_i' + Q_i \quad (19)$$

式 (18) 和式 (19) 是状态预测方程和误差协方差预测方程。上述两个方程中 C_i^- 是根据前一帧中的噪声协方差矩阵递推计算出的第 i 帧的预测的误差。 Q 为协方差矩阵。

$$K_i = \frac{C_i N_i'}{N_i C_i N_i' + R_i} \quad (20)$$

$$\hat{u}_i = \hat{u}_i^- + K_i(z_i - N_i \hat{u}_{i-1}) \quad (21)$$

$$C_i = C_i^- - K_i N_i C_i^- \quad (22)$$

式 (20)~(22) 是状态更新方程, 其中 K 是卡尔曼增益矩阵, C 是卡尔曼增益矩阵的误差值, N 是修正后的状态转移矩阵, R 为修正后的协方差矩阵。式 (21) 是修正过后的目标中心点的横坐标值。目标中心点纵坐标的预测和更新与横坐标一致, 如若启动重定位机制, 则将卡尔曼滤波器预测的位置传回原滤波器, 并停止模型更新。

本文改进算法的具体流程如图 3 所示。

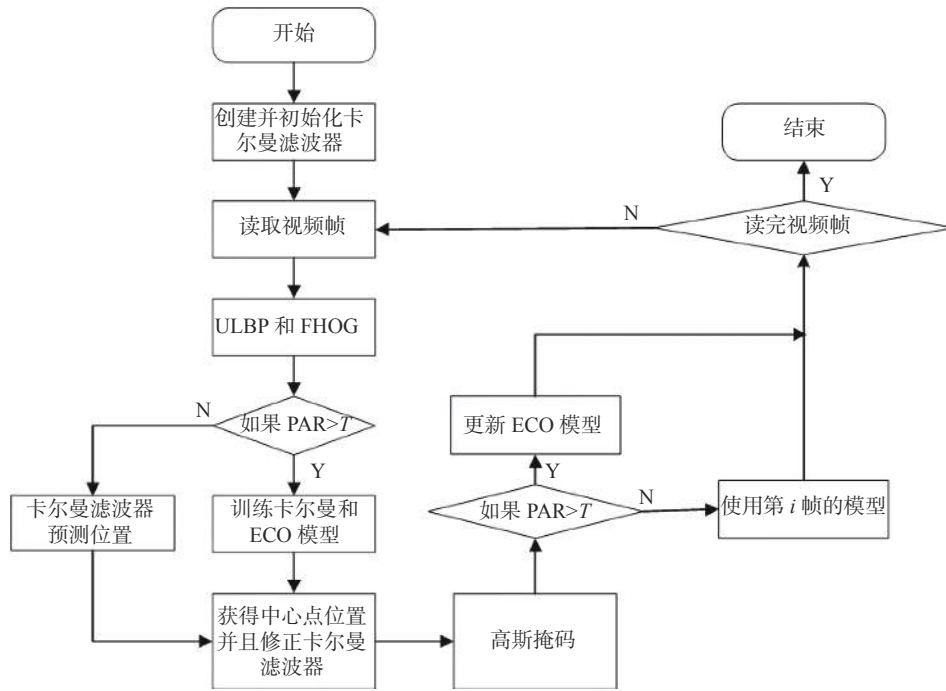


图 3 算法整体流程图

Fig. 3 Algorithm overall flow char

3 实验结果及分析

3.1 实验环境及参数

本算法的测试平台为 Matlab2018b, 所有实验均在 Intel(R) Core(TM) i5-8250U CPU with NVIDIA GeForce MX150 2G, 主频 1.6 GHz, 8 GB 内存配置的 windows10 64bit PC 系统上完成的。本文算法仍保留 ECO_HC 算法的基本参数, 并在所有测试视频上保持一致, 高斯标签带宽 σ 的值为 0.0625, 学习率为 0.009, 存储的最大训练样本的数量为 30。

3.2 性能评估方法

为了验证本算法对抗遮挡问题的有效性, 本文选用了数据集 Temple Color 128 中 16 个不同程度遮挡的视频进行测试, 16 个视频分别为 Airport_ce、Busstation_ce1、Coke、Face_ce2、Girlmov、Motorbike_ce、Soccer、Suitcase_ce、Surf_ce3、Tiger2、Busstation_ce1、Jogging2、Kite_ce2、Mat-

rix、Basketball、Boat_ce2。除了与 ECO_HC^[8] 进行对比之外, 本文还选取了 DSST^[5]、KCF^[4]、SRDCF^[6]、STRCF^[22]、LDES^[23] 和 SAMF^[24] 进行比较。本文分别从精确度、成功率、覆盖率和中心误差对算法进行分析。精确度 $DP = m/N$ (distance precision, DP), 成功率 $SR = S_n/N$ (success rate, SR), 中心误差 $CLE = \sqrt{(x_i - x_{i0})^2 + (y_i - y_{i0})^2}$ (center location error, CLE)。

$$\text{score} = \text{area}(R_i \cap R_{gt}) / \text{area}(R_i \cup R_{gt})$$

为跟踪目标覆盖率, R_i 为跟踪得到的目标窗口, R_{gt} 为真实目标窗口, area 是区域面积。 S_n 为成功的次数, 当 $\text{score} > 0.5$ 时, S_n 加 1。 (x_i, y_i) 是第 i 帧滤波器得到的目标中心位置, (x_{i0}, y_{i0}) 是目标在第 i 帧的真实中心位置。 N 是视频帧总数。

3.3 抗遮挡实验结果

3.3.1 本文算法与基线 ECO_HC 算法比较

首先将本算法与 ECO_HC 算法在 16 组有不

同程度遮挡问题的视频上针对抗遮挡问题进行对比实验,以验证本文算法的有效性。表1中显示了本文算法与ECO_HC在精确度和成功率两个评价指标上的测试结果,可以看出本文算法性能较好。在这10个视频集中,本文算法的平均精确度为87.3%,成功率为76.5%,相比基线算法ECO_HC,分别提升了27.7%和23.7%。由此可见,本文改进后的算法产生了积极的作用。

表1 在视频集上的精确度和成功率
Table 1 Precision and success rate on the videos

视频集	DP		SR	
	ECO_HC	本文算法	ECO_HC	本文算法
Airport_ce	0.459	0.946	0.466	0.953
Busstation_ce2	0.110	1.000	0.099	0.989
Coke	0.911	0.921	0.526	0.615
Face_ce2	0.622	0.831	0.480	0.791
Girilmov	0.073	0.997	0.068	0.850
Motorbike_ce	0.347	0.806	0.350	0.863
Soccer	0.232	0.801	0.212	0.327
Suitcase_ce	0.397	0.967	0.397	0.929
Surf_ce3	0.491	0.581	0.541	0.634
Tiger2	0.912	0.907	0.663	0.688
Busstation_ce1	0.899	1.000	0.911	0.962
Jogging2	0.997	1.000	0.993	0.997
Kite_ce2	1.000	1.000	0.962	0.889
Matrix	0.310	0.410	0.200	0.210
Basketball	0.983	0.990	0.946	0.956
Boat_ce2	0.786	0.816	0.626	0.595
AVERAGE	0.596	0.873	0.528	0.765

3.3.2 抗遮挡性能的定性分析

本实验选用DSST^[5]、ECO_HC^[8]、KCF^[4]、SRDCF^[6]、STRCF^[22]、LDES^[23]、SAMF^[24]共7种跟踪算

法进行性能对比,测评结果如图4所示。在视频序列Airport_ce上,目标受到颜色相同的干扰物遮挡时,DSST、SRDCF、ECO_HC随着遮挡物发生了偏移,例如第80帧、90帧、100帧。在视频序列Busstation_ce1上,第60帧显示的是目标处于较长时间的全遮挡后的位置,只有本文的算法跟上了目标,而其余的7种算法均丢失了跟踪目标。在视频序列Girilmov中,目标发生完全遮挡后,其他几种算法都随着遮挡物发生了漂移,例如第110帧、第120帧、第130帧、第140帧。在视频序列Motorbike_ce中,当目标发生遮挡又重新出现之后,本文算法跟踪准确,而其他算法发生了不同程度的偏移。在视频序列Suitcase_ce中,目标的尺度较小,而遮挡物的尺度较大,遮挡情况比较严重,本文算法较准确地预测出了行李箱的位置,ECO_HC与SRDCF发生了严重的漂移,其余算法则停留在目标被遮挡前的位置,例如第170帧。综合这5个测试视频中的跟踪效果,可见本文算法较好地预测了目标被遮挡后的位置,并且较好地学习了背景信息,优化了模型污染造成的漂移问题,而其他7种算法在处理遮挡问题上效果不佳,本文算法的效果较好。

图5显示了本文算法与其他7种在视频序列上的精确度。在受部分遮挡的视频序列Coke、Tiger2中,除了KCF和DSST外,其他几种算法效果差不多。而当目标遮挡情况严重一点时,比如Soccer和Face_ce2中,LDES、SAMF、ECO_HC的精度些许偏低。但是当目标处于一段时间的完全遮挡,比如视频序列Airport_ce和Busstation_ce1,本文算法的重定位机制以及改进的模型更新算法起到了有效的作用。

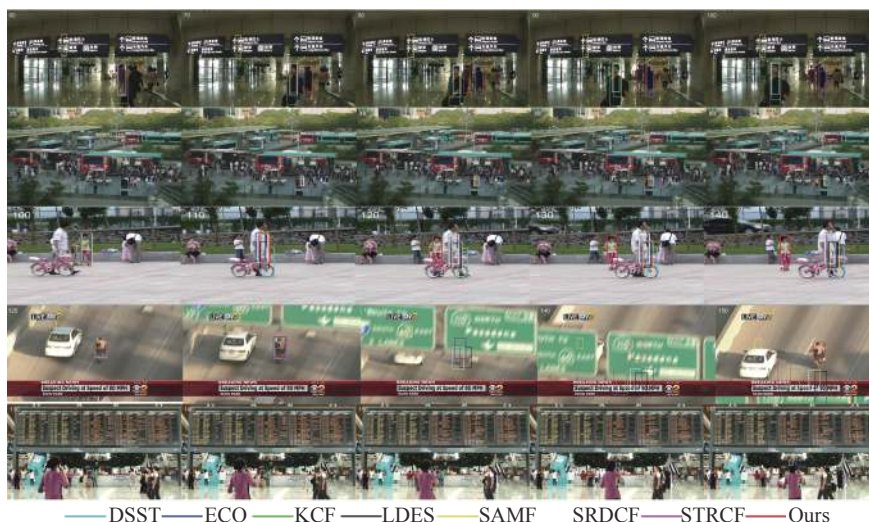


图4 目标遮挡部分效果

Fig. 4 Part of target occlusion results

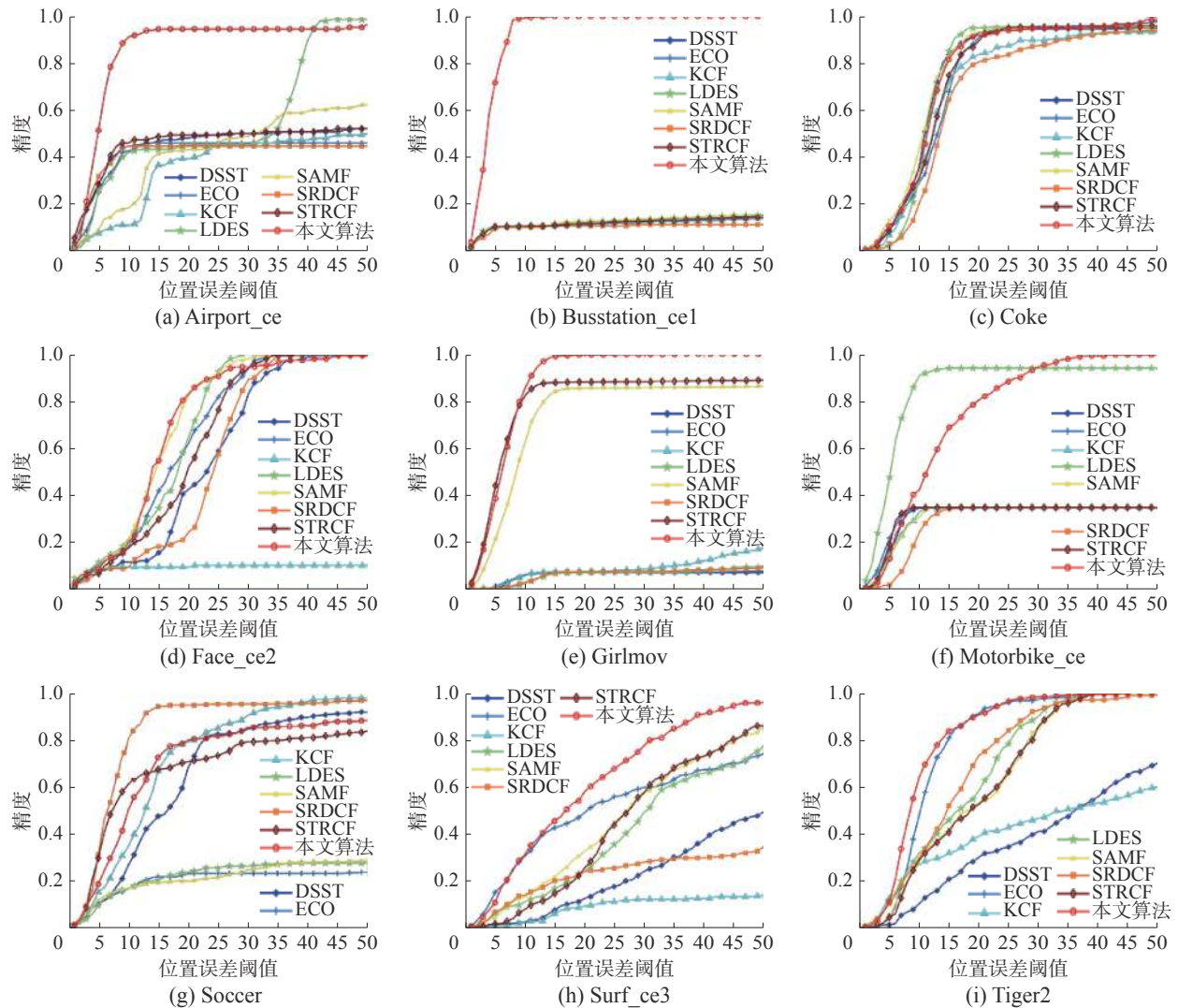


图5 不同算法在不同视频集上的精确度图

Fig. 5 Distance precision diagram of different trackers on different videos

表2展示了几种算法在这几个视频序列上的跟踪结果。本文提出的算法在Coke、Tiger2这几个发生较轻微遮挡的视频序列中,精确度与其他算法仅相差0.1%与0.05%,均高于90.7%,而STRCF在这两个视频序列上的结果仅为89.7%

和52.6%。在余下几个遮挡严重的视频序列中,KCF算法基本都没有跟上目标,SAMF和STRCF效果好些,精确度分别为60.9%和63.2%,ECO_HC算法的精确度也达到了59.6%,本文算法的优势较为明显,平均精确度能达到87.3%。

表2 不同算法在视频序列上的结果

Table 2 Results of the videos via different methods

视频序列	DSST	ECO_HC	KCF	SRDCF	LDES	SAMF	STRCF	本文算法
Airport_ce	0.480	0.459	0.392	0.446	0.453	0.432	0.493	0.946
Busstation_cel	0.118	0.110	0.113	0.105	0.124	0.124	0.113	1.000
Coke	0.931	0.911	0.838	0.808	0.952	0.935	0.897	0.921
Face_ce2	0.426	0.622	0.095	0.243	0.649	0.824	0.520	0.831
Girlmov	0.071	0.073	0.075	0.074	0.071	0.857	0.881	0.997
Motorbike_ce	0.347	0.347	0.347	0.347	0.940	0.347	0.347	0.806
Soccer	0.684	0.232	0.793	0.949	0.240	0.202	0.709	0.801
Suitcase_ce	0.821	0.397	0.815	0.799	0.799	0.810	0.391	0.967

续表 2

视频序列	DSST	ECO_HC	KCF	SRDCF	LDES	SAMF	STRCF	本文算法
Surf_ce3	0.125	0.491	0.093	0.240	0.240	0.326	0.254	0.581
Tiger2	0.301	0.912	0.390	0.734	0.584	0.532	0.526	0.907
Busstation_ce2	0.944	0.899	0.997	1.000	0.997	0.246	0.992	1.000
Jogging2	0.186	0.997	0.163	0.993	0.958	1.000	1.000	1.000
Kite_ce2	1.000	1.000	0.594	0.989	1.000	1.000	1.000	1.000
Matrix	0.180	0.310	0.170	0.370	0.370	0.370	0.280	0.410
Basketball	0.823	0.983	0.923	0.321	0.977	0.988	0.971	0.990
Boat_ce2	0.745	0.786	0.745	0.655	0.706	0.748	0.740	0.816
AVERAGE	0.511	0.596	0.472	0.567	0.629	0.609	0.632	0.873

表 3 显示了中心误差位置这一评价指标的测试结果, 由于存在部分视频序列跟丢的情况, 因此 7 种算法的表现不是很好。DSST、ECO_HC、KCF、SRDCF、LDES 的平均中心误差都超过了

40。SAMF 与 STRCF 的中心位置误差较小, 分别为 30.10 和 32.78。本文算法的中心误差远小于其他几种算法, 平均中心误差为 8.71, 说明本文算法的表现较好。

表 3 不同算法在视频序列上的中心误差值

Table 3 Center location error of the videos via different methods

视频序列	DSST	ECO_HC	KCF	SRDCF	LDES	SAMF	STRCF	本文算法
Airport_ce	46.90	19.40	54.19	19.47	11.58	16.86	46.58	6.78
Busstation_cel	145.39	177.80	176.57	212.76	166.74	166.48	173.49	3.48
Coke	9.89	11.93	10.93	12.32	9.76	10.13	11.38	10.45
Face_ce2	18.37	13.87	107.51	16.95	11.72	11.72	15.92	12.44
Girilmov	252.51	203.07	105.52	201.68	219.06	67.03	53.58	6.26
Motorbike_ce	62.70	97.96	71.05	81.42	17.18	69.49	68.78	8.95
Soccer	18.79	77.26	13.73	7.74	109.13	41.92	16.93	16.25
Suitcase_ce	5.16	23.30	5.58	8.01	9.18	5.63	27.85	3.78
Surf_ce3	37.63	19.09	103.37	79.28	79.28	26.19	26.29	16.27
Tiger2	27.69	9.90	27.43	11.13	13.28	13.28	13.27	8.16
Busstation_ce2	3.59	4.05	4.09	28.65	4.25	3.86	4.30	3.87
Jogging2	82.10	3.49	83.36	6.74	6.87	3.58	3.32	2.64
Kite_ce2	2.42	2.71	10.98	5.25	3.23	3.02	2.51	2.61
Matrix	34.70	48.22	37.32	27.23	29.59	25.89	39.11	24.70
Basketball	11.99	6.10	11.21	16.65	7.22	7.82	11.42	5.97
Boat_ce2	9.44	8.85	9.02	12.73	11.32	8.76	9.81	6.71
AVERAGE	48.08	45.44	51.99	46.75	44.34	30.10	32.78	8.71

表 4 显示了 8 种算法在这 16 个视频序列上的成功率情况, ECO_HC、KCF、SAMF 跟丢的情况出现的较多, 成功率偏低, 分别为 0.528、0.450 和 0.507。SRDCF 与 STRCF 这两个算法对模型污染有较好的效果, 在目标被遮挡的情况下表现的效果稍好, 平均成功率分别为 0.589 和 0.541。LDES 在这 7 种算法中表现较好, 平均成功率达到 63.6%。而本文算法的成功率 76.5%, 较基线方法 ECO_HC 优势明显。因此, 本文算法的

抗遮挡性能表现良好。

由于视频序列 Matrix 只有 100 帧, 所以在绘制图 6 的平均中心误差和平均覆盖率评价曲线时, 截取了 16 个视频序列的前 100 帧进行对比。图中红色曲线为本文算法的效果曲线, 虽然本算法在覆盖率这一评价指标的前 50 帧效果一般, 但总体效果优势明显, 对 ECO_HC 算法的改进成效不错。由上可知, 本文改进的算法相较基线算法在抗遮挡方面有较强的鲁棒性。

表4 不同算法在视频序列上的成功率
Table 4 Success rate of the videos via different methods

视频序列	DSST	ECO_HC	KCF	SRDCF	LDES	SAMF	STRCF	本文算法
Airport_ce	0.480	0.466	0.426	0.446	0.608	0.000	0.486	0.953
Busstation_ce1	0.102	0.099	0.105	0.105	0.102	0.102	0.102	0.989
Coke	0.832	0.526	0.729	0.643	0.952	0.818	0.722	0.615
Face_ce2	0.527	0.480	0.101	0.757	0.939	0.878	0.669	0.791
Girilmov	0.069	0.068	0.074	0.074	0.072	0.744	0.723	0.850
Motorbike_ce	0.347	0.350	0.347	0.347	0.940	0.000	0.347	0.863
Soccer	0.388	0.212	0.390	0.582	0.189	0.163	0.612	0.327
Suitcase_ce	0.690	0.397	0.804	0.766	0.783	0.793	0.391	0.929
Surf_ce3	0.154	0.541	0.104	0.409	0.283	0.000	0.194	0.634
Tiger2	0.296	0.663	0.364	0.953	0.553	0.501	0.490	0.688
Busstation_ce2	0.922	0.911	0.873	0.992	0.959	0.238	0.924	0.962
Jogging2	0.182	0.993	0.160	0.993	0.958	1.000	0.997	0.997
Kite_ce2	0.681	0.962	0.553	0.948	0.840	0.927	0.986	0.889
Matrix	0.180	0.200	0.130	0.370	0.340	0.320	0.280	0.210
Basketball	0.698	0.946	0.901	0.412	0.963	0.956	0.101	0.956
Boat_ce2	0.655	0.626	0.449	0.621	0.692	0.672	0.626	0.595
AVERAGE	0.450	0.528	0.407	0.589	0.636	0.507	0.541	0.765

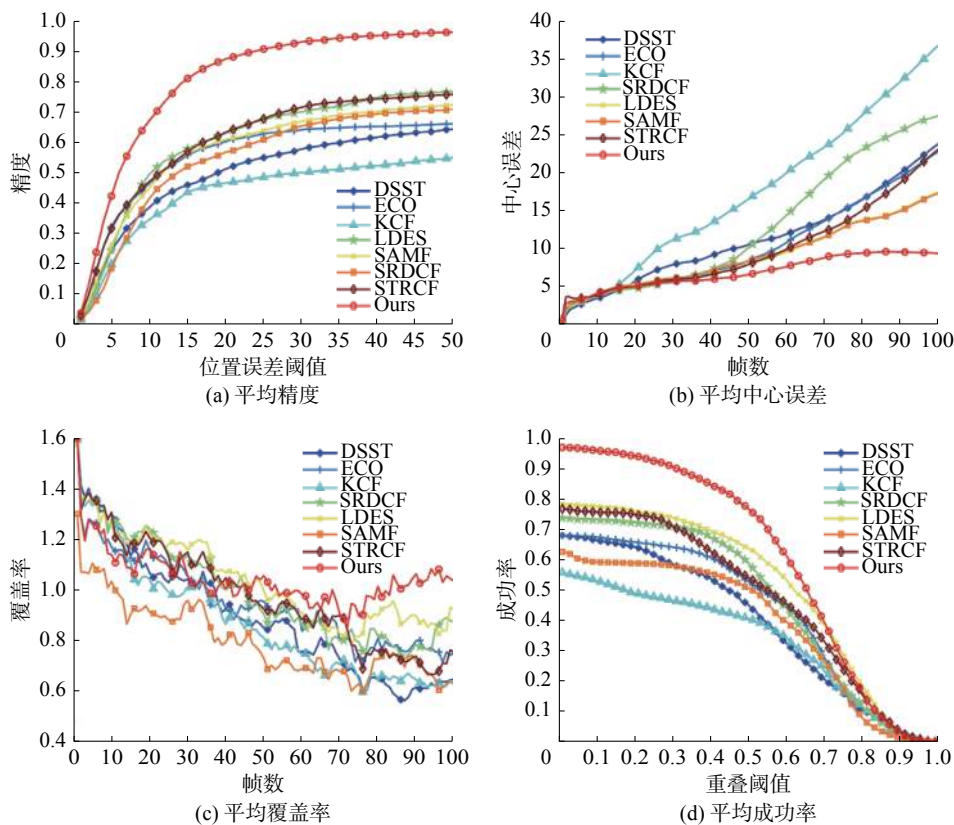


图6 16个视频序列上的平均精确度、平均中心误差、平均覆盖率和平均成功率

Fig. 6 Average distance precision, average center location error, average cover rate and average success rate on 16 videos

4 结束语

本文针对 ECO_HC 算法容易被遮挡以及遮挡后模型污染等情况干扰而导致算法效果不佳的问题,提出了一种融合 ULBP 特征的目标重定位机制相关滤波算法,有效地解决了由于遮挡因素带来的模型漂移问题,提高了算法跟踪的精度。在视频序列集上的结果显示,本文算法在覆盖率、跟踪成功率、中心误差等评价指标下较其他算法性能较好,具有较强的鲁棒性。本文算法在面对目标发生快速移动时表现效果较差,因此对目标行动轨迹的预测仍需进一步的改进与研究。

参考文献:

- [1] 吴小俊,徐天阳,须文波.基于相关滤波的视频目标跟踪算法综述[J].指挥信息系统与技术,2017,8(3):1-5.
WU Xiaojun, XU Tianyang, XU Wenbo. Review of target tracking algorithms in video based on correlation filter[J]. Command information system and technology, 2017, 8(3): 1-5.
- [2] 张微,康宝生.相关滤波目标跟踪进展综述[J].中国图象图形学报,2017,22(8):1017-1033.
ZHANG Wei, KANG Baosheng. Recent advances in correlation filter-based object tracking: a review[J]. Journal of image and graphics, 2017, 22(8): 1017-1033.
- [3] BOLME D S, BEVERIDGE J R, DRAPER B A, et al. Visual object tracking using adaptive correlation filters[C]//Proceedings of 2010 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. San Francisco, CA, USA: IEEE, 2010: 2544-2550.
- [4] 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.
- [5] DANELLJAN M, HÄGER G, KHAN F S, et al. Accurate scale estimation for robust visual tracking[C]//British Machine Vision Conference. Nottingham, UK: BMVA Press, 2014.
- [6] DANELLJAN M, HÄGER G, SHAHBAZ KHAN F, et al. Learning spatially regularized correlation filters for visual tracking[C]//Proceedings of 2015 IEEE International Conference on Computer Vision. Santiago, Chile: IEEE, 2015: 4310-4318.
- [7] DANELLJAN M, ROBINSON A, KHAN F S, et al. Beyond correlation filters: learning continuous convolution operators for visual tracking[C]//Proceedings of the 14th European Conference on Computer Vision. Amsterdam, The Netherlands: Springer, 2016: 472-488.
- [8] DANELLJAN M, BHAT G, SHAHBAZ KHAN F, et al. ECO: efficient convolution operators for tracking[C]//Proceedings of 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Honolulu, HI, USA: IEEE, 2017: 6638-6646.
- [9] LI Bo, YAN Junjie, WU Wei, et al. High performance visual tracking with Siamese region proposal network[C]//Proceedings of 2018 IEEE/CVF Computer Vision and Pattern Recognition. Salt Lake City, UT, USA: IEEE, 2018: 6638-6646.
- [10] LI Bo, WU Wei, WANG Qiang, et al. SiamRPN++: evolution of Siamese visual tracking with very deep networks[C]//Proceedings of 2019 Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Long Beach, CA, USA: IEEE, 2019.
- [11] FAN Heng, LIN Liting, YANG Fan, et al. LaSOT: a high-quality benchmark for large-scale single object tracking[C]//Proceedings of 2019 IEEE/CVF Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Long Beach, CA, USA: IEEE, 2019.
- [12] HENRIQUES J F, CASEIRO R, MARTINS P, et al. Exploiting the Circulant structure of tracking by detection with kernels[C]//Proceedings of the 12th European Conference on Computer Vision. Florence, Italy: Springer, 2012: 702-715.
- [13] 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.
- [14] MEI Xue, LING Haibin. Robust visual tracking and vehicle classification via sparse representation[J]. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 2011, 33(11): 2259-2272.
- [15] GRABNER H, GRABNER M, BISCHOF M. Real-time tracking via on-line boosting[C]//Proceedings of 2006 British Machine Vision Conference. Edinburgh, UK: BMVC, 2006: 47-56.
- [16] DANELLJAN M, SHAHBAZ KHAN F, FELSBERG M, et al. Adaptive color attributes for real-time visual tracking[C]//Proceedings of 2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Columbus, OH, USA: IEEE, 2014: 1090-1097.
- [17] BERTINETTO L, VALMADRE J, GOLODETZ S, et al. Staple: complementary learners for real-time tracking[C]//Proceedings of 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Las Vegas, NV, USA: IEEE, 2016: 1401-1409.

- [18] VALMADRE J, BERTINETTO L, HENRIQUES J, et al. End-to-end representation learning for correlation filter based tracking[C]//Proceedings of 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Honolulu, HI, USA: IEEE, 2017: 2805–2813.
- [19] 包晓安, 詹秀娟, 王强, 等. 基于 KCF 和 SIFT 特征的抗遮挡目标跟踪算法 [J]. 计算机测量与控制, 2018, 26(5): 148–152.
BAO Xiaolan, ZHAN Xiujuan, WANG QIANG, et al. Anti occlusion target tracking algorithm based on KCF and SIFT feature[J]. Computer measurement and control, 2018, 26(5): 148–152.
- [20] 闫河, 张杨, 杨晓龙, 等. 一种抗遮挡核相关滤波目标跟踪算法 [J]. 光电子·激光, 2018, 29(6): 647–652.
YAN He, ZHANG Yang, YANG Xiaolong, et al. A kernelized correlaton filters with occlusion handling[J]. Journal of optoelectronics·laser, 2018, 29(6): 647–652.
- [21] FARAGHER R. Understanding the basis of the Kalman filter via a simple and intuitive derivation [Lecture Notes][J]. [IEEE signal processing magazine](#), 2012, 29(5): 128–132.
- [22] LI Feng, TIAN Cheng, ZUO Wangmeng, et al. Learning spatial-temporal regularized correlation filters for visual tracking[C]//Proceedings of 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Salt Lake City, UT, USA: IEEE, 2018: 4904–4913.
- [23] LI Yang, ZHU Jianke, HOI S C H, et al. Robust estimation of similarity transformation for visual object tracking[C]//Proceedings of the 3rd AAAI Conference on Artificial Intelligence, AAAI 2019, The 31st Innovative Applications of Artificial Intelligence Conference, IAAI 2019, The 9th AAAI Symposium on Educational Advances in Artificial Intelligence, EAAI 2019. Honolulu, Hawaii, USA: AAAI, 2019: 8666–8673.
- [24] LI Yang, ZHU Jianke. A scale adaptive kernel correlation filter tracker with feature integration[C]//Proceedings of 2014 European Conference on Computer Vision. Zurich, Switzerland: Springer, 2014: 254–265.

作者简介:



戴煜彤, 硕士研究生, 主要研究方向为人工智能与模式识别。



陈志国, 副教授, IEEE 会员, 主要研究方向为人工智能、计算机智能控制。参与申报国家科技支撑计划 1 项、863 项目 1 项, 参与教育部科学重大研究项目 1 项、973 军工子项目 1 项, 承担企业研究项目 50 余项, 获得中国轻工业联合会科技进步奖二等奖 1 项、中国轻工业联合会科技进步奖三等奖 1 项、无锡市科技进步奖三等奖 1 项。发表学术论文 20 余篇。



傅毅, 副教授, 主要研究方向为智能优化算法、生物信息。主持国家自然科学基金青年基金项目 1 项、江苏省自然科学基金项目 1 项, 参与国家自然科学基金青年基金项目 1 项、江苏省环境监测科研基金项目 1 项。发表学术论文 30 余篇。