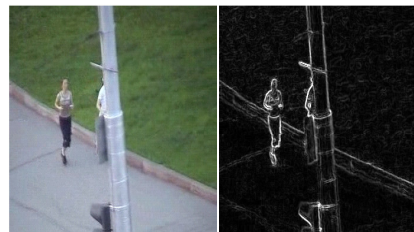




DOI: 10.12086/oe.2020.190279

基于核滤波器实时运动目标的抗遮挡再跟踪

汤学猛¹, 陈志国^{1*}, 傅毅^{1,2}¹江南大学物联网工程学院, 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: 相关滤波算法是通过模板与检测目标的相似性来确定目标位置, 自从将相关滤波概念用于目标跟踪起便一直受到广泛的关注, 而核相关滤波算法的提出更是将这一理念推到了一个新的高度。核相关滤波算法以其高速度、高精度以及高鲁棒性的特点迅速成为研究热点, 但核相关滤波算法在抗遮挡性能上有着严重的缺陷。本文针对核相关滤波在抗遮挡性能上的缺陷对此算法进行改进, 提出了一种融合 Sobel 边缘二元模式算法的改进 KCF 算法, 通过 Sobel 边缘二元模式算法加权融合目标特征, 然后计算目标的峰值响应强度旁瓣值比检测目标是否丢失, 最后将 Kalman 算法作为目标遮挡后搜索目标的策略。结果显示, 本文方法不仅对抗遮挡有较好的鲁棒性, 而且能够满足实时要求, 准确地对目标进行再跟踪。

关键词: KCF; 特征融合; 旁瓣值比; Kalman 预测**中图分类号:** TP391.41**文献标志码:** A**引用格式:** 汤学猛, 陈志国, 傅毅. 基于核滤波器实时运动目标的抗遮挡再跟踪[J]. 光电工程, 2020, 47(1): 190279

Anti-occlusion and re-tracking of real-time moving target based on kernelized correlation filter

Tang Xuemeng¹, Chen Zhiguo^{1*}, Fu Yi^{1,2}¹School of Internet of Things Engineering, Jiangnan University, Wuxi, Jiangsu 214122, China;²Wuxi Research Center of Environmental Science and Engineering, Wuxi, Jiangsu 214153, China

Abstract: The correlation filtering algorithm determines the target position by the similarity between the template and the detection target. Since the related filtering concept is used for target tracking, it has been widely concerned, and the proposal of the kernelized correlation filter is to push this concept to a new height. The kernelized correlation filter has become a research hotspot with its high speed, high precision and high robustness. However, the kernelized correlation filter has serious defects in anti-blocking performance. In this paper, the algorithm for the anti-occlusion performance of kernelized correlation filter is improved. An improved KCF algorithm based on Sobel edge binary mode algorithm is proposed. The Sobel edge binary mode algorithm is used to weight the fusion target feature. The target's peak response intensity sidelobe value is more than the detection target is lost. Finally, the Kalman algorithm

收稿日期: 2019-02-05; 收到修改稿日期: 2019-08-06

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61502203); 江苏省自然科学基金资助项目(BK20150122); 江苏省高等学校自然科学研究面上资助项目(17KJB520039); 江苏省“333高层次人才培养工程”科研项目(BRA2018147)

作者简介: 汤学猛(1994-), 男, 硕士研究生, 主要从事人工智能与模式识别的研究。E-mail: 915577151@qq.com

通信作者: 陈志国(1978-), 男, 副教授, 主要从事人工智能, 计算机智能控制的研究。E-mail: 427533@qq.com

版权所有©2020 中国科学院光电技术研究所

is used as the target occlusion strategy. The results show that the proposed method not only has better robustness against occlusion, but also satisfy the real-time requirements and can accurately re-tracks the target.

Keywords: KCF; feature fusion; side lobe ratio; Kalman prediction

Citation: Tang X M, Chen Z G, Fu Y. Anti-occlusion and re-tracking of real-time moving target based on kernelized correlation filter[J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2020, 47(1): 190279

1 引言

目标跟踪是当前学术界一直深入探讨的课题,其应用相当宽泛,横跨监控、运动分析、医疗图像、行为识别、监控及人机交互等诸多方面。尽管经过数十年的探索改进,速度与精度上已取得重大的突破,遗憾的是在匹配移动目标上依然道阻且长。环境变化,目标尺度变化、采光问题、视频的清晰度、跟踪目标被遮挡等影响因素一直是横亘在准确度上的难关,截至目前依然没有一种方法能够完善解决上述问题^[1]。现在研究目标跟踪主要算法有:循环结构(circulant structure of tracking-by-detection with kernels, CSK)跟踪算法^[2]、Meanshift 算法^[3]、粒子滤波跟踪算法^[4]、DSST(discriminative scale space tracking)算法^[5]、最小输出平方误差核(minimum output sum of squared error, MOSSE)跟踪算法^[6]等。

鉴于上述学习跟踪方法复杂度过大,近年来计算简单、精度高、速度快的相关滤波器受到关注。很多专家在目标跟踪方面应用相关滤波器技术。王晔等^[7]基于循环矩阵结构跟踪算法只适用于跟踪尺度固定不变的目标,提出了一种基于分块的尺度自适应 CSK 刚体目标跟踪算法。Henriques 等^[8]用梯度方向直方图(histogram of oriented gradients, HOG)特征,提出了核相关滤波器(kernelized correlation filters, KCF)跟踪器。Danelljan 等^[9]在 KCF 基础上提出了自适应颜色属性(color name, CN)视觉跟踪。但是由于多通道运算量较大,主成分分析(principal components analysis, PCA)降低维度,从 11 个通道中选出 2 个主要的通道进行处理,提高了跟踪精确度。上述方法在某些情形确实能够适用且效果良好,但是当目标受到严重遮挡时却存在很大局限性,不能达到预期效果。Danelljan 等^[10]在判别相关滤波器(discriminative correlation filters, DCF)基础上提出了空间正规化(spatially regularized discriminative correlation filters, SRDCF),使用 Gauss-Seidel 函数求解滤波器。Bertinetto 等^[11]于 2016 年在 CVPR 上发表了使用 HOG-KCF+Color-KCF 目标跟踪的 Staple(sum of template and pixel-wise learners)算法。随

着深度学习的发展,研究人员能够更好地提取跟踪目标的信息。Valmadre 等^[12]在目标跟踪中使用 End-to-end 模型。Danelljan 等^[13]在 CVPR 上发表了有效卷积算子跟踪的 ECO(efficient convolution operators)算法。包晓安等^[14]利用 SIFT(scale-invariant feature transform)特征检测重定位再次出现的目标,对于遮挡视频的处理取得了一定成果。闫河等^[11]提出融合 LBP(local binary pattern)与 HOG 特征来提高跟踪遮挡的准确率。Bertinetto 等^[15]将 HOG 特征和颜色特征结合,在算法精度方面有了很大改善。Li 等^[16]通过对 DCF 强制执行空间惩罚来解决边界系数和引入时间正则化,以复杂性增加为代价,提出了空间时间正则化相关滤波器(spatially-temporal regularization correlation filter, STRCF)。Li 等^[17]在基于传统相关滤波器上,提出了一种新的鲁棒的相似变换估计大位移(large displacement tracking visestimation of similarity, LDES)跟踪算法。Xu 等^[18]在 DCF 的基础上利用时间一致性来设计低维判别流形空间,提出了 LADCF(learning adaptive discriminative correlation filters)算法。在 2018 年, Li 等^[19]在 CVPR 上发表了 SiamRPN(Siamese region proposal network)网络架构算法。为了解决 SiamRPN 网络架构算法需要使用训练好的深层网络从而导致跟踪算法精度下降的问题, Li 等^[20]于 2019 年 CVPR 上又提出了 SiamRPN++ 算法。单倩文等^[21]为了提高算法速度,提出快速检测和识别算法。Fan 等^[22]为了解决大尺度问题,在 CVPR2019 上提出了多级跟踪网络 LaSOT(large-scale single object tracking)算法。

本文将 Sobel 算子检测与 FHOG(fast histogram of oriented gradients)直方图相融合,对目标特征加强了 FHOG 边缘检测,使跟踪的目标信息更加明显。为了对目标遮挡后的 Kalman 预测算法进行准确判断,在跟踪过程中用 KCF 算法得到的目标位置修正 Kalman 算法,从而得到的目标位置。在保证目标信息可靠性的基础上,提出了 SPKCF 算法,能过自适应目标响应峰值旁瓣值比(SPSR),结合 Kalman 算法,根据目标丢失前的状态预测目标下一帧可能出现的位置。

2 KCF 跟踪基本原理

KCF 跟踪算法首先在第一帧选定被跟踪的目标，读取目标位置的信息来训练跟踪器。使用该跟踪器对下一帧目标预测位置附近进行采样点响应，响应点最强的位置就是目标存在的位置。

设训练样本集 (x_i, y_i) ，线性回归函数 $f(x_i) = w^T x_i$ ， w 为权重系数，样本训练过程实际上是一个岭回归问题，通过正则化最小二乘法，解得：

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

训练目的是为了寻找一组权值 w ，由式(1)得：

$$w = (X^H X + \lambda I)^{-1} X^H y \quad (2)$$

其中： $X = (x_1, x_2, x_3, \dots, x_n)^T$ ， $X^H = (X^*)^T$ ， X^* 是 X 的共轭， λ 为正则化系数。原本空间通过核函数将 $\varphi(x_i)$ 输入映射到希尔伯特特征空间中， $w = \sum \alpha_i \varphi(x_i)$ ，则分类器的响应值为 $f(z) = w^T \varphi(z)$ 。基于核函数的岭回归问题(KRLS)可表示为

$$\alpha = (K + \lambda I)^{-1} y \quad (3)$$

其中： α 为 α_i 所组成的向量， y 为 y_i 所组成的向量， I 为单位矩阵， K 为 $N \times N$ 核矩阵，满足 $K_{ij} = k(x_i, y_j)$ ，因此将寻找 w 最优的问题转化为寻找最优 α 的问题。

为了简化符号，将专注于单通道一维信号。通过循环移位算子来建模该向量的一维平移，循环移位算子是置换矩阵：

$$P = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & \dots & 1 \\ 1 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 1 & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & \ddots & \ddots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \quad (4)$$

乘积 $P_x = (x_n, x_1, x_2, x_3, \dots, x_{n-1})^T$ 将 x 移动一个元素，建立一个小的平移。由于循环特性，每 n 个周期得到相同信号 x ，可获得全套移位信号 $\{P^u x | u = 0, \dots, n-1\}$ 。所有循环矩阵都通过离散傅里叶变换(DFT)对角化：

$$X = F \text{diag}(\hat{x}) F^H \quad (5)$$

式中： F 为与 x 无关常量矩阵， F^H 是 F 共轭转置， $\text{diag}()$ 是获得二维矩阵的对角矩阵函数， \hat{x} 为生成向量 x 的离散傅里叶变换，下文用“ \wedge ”来表示一个向量的傅里叶变换。由文献[8]可知，循环矩阵 $C(x)$ 在傅里叶空间具有对角性质，核矩阵 K 可以得出：

$$K = C(k^{xx}) = F \text{diag}(\hat{k}^{xx}) F^H \quad (6)$$

其中： k^{xx} 表示和矩阵 K^{xx} 的第一行，其意义为模板矩阵 x 与其循环矩阵的自相关，由式(6)，将 $X^H X$ 带入式(2)中，再将两边同乘 F^H ，共轭转置为 $w = F^{-1}(w)$ 。为了解决矩阵求逆运算量大的问题，把循环矩阵进行傅里叶对角化，将矩阵求逆转化为向量点积运算。这样就将解 w 最优的问题变为解最优 α 的问题：

$$\hat{\alpha} = \hat{y} / (\hat{k}^{xx} + \lambda) \quad (7)$$

离散傅里叶变换之后可表示为

$$\hat{f}(z) = (\hat{k}^{zz}) \cdot \hat{\alpha} \quad (8)$$

其中： \hat{y} 为向量 y 的离散傅里叶变换， λ 为系数， $\hat{\alpha}$ 为向量 α 的离散傅里叶变换。可以看出，在所有位置处评估函数 $f(z)$ 被视为对核值 k^{zz} 的空间滤波操作。

3 再跟踪基本原理

本文算法是在 KCF 的基础上引进再跟踪机制，从而实现目标丢失后的再跟踪。

3.1 Sobel-FHOG

Sobel 算子主要用于边缘检测，利用快速卷积函数对边缘快速提取，对像素的位置做加权，以降低边缘模糊程度。Sobel 算子与 FHOG 相融合，加强了 FHOG 对目标特征提取，使目标轮廓更加清晰。Sobel 算子由水平和垂直两个方向算子组成，实际上是对图像进行卷积，根据像素点上下、左右邻点灰度加权差在边缘处达到极值来检测边缘，对噪声具有平滑作用，以提供精确的边缘方向信息。将其用于加强 FHOG，对目标特征提取有很好的效果，本文使用 Sobel 与 FHOG 相融合的方式。如图 1 所示，从图上可以明显看出，Sobel-FHOG 提取特征比 FHOG 提取特征效果更好。

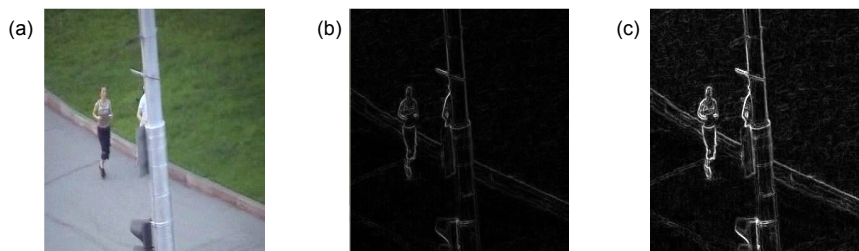


图 1 (a) 原图；(b) FHOG；(c) Sobel-FHOG

Fig. 1 (a) Original image; (b) FHOG; (c) Sobel-FHOG

3.2 自适应峰值响应强度旁瓣值比(Adaptive target response peak sidelobe ratio, SPSR)

峰值响应强度旁瓣值比(PSR, 用 R_{PSR} 表示)用来判断检测目标是否在当前帧的检测框中。KCF 跟踪目标是把当前帧与滤波模板作用后响应最大的位置作为目标位置, 而每次进行滤波的位置是上一帧目标所在位置。当目标遮挡造成跟踪失败, 引入目标再跟踪机制, 即目标 PSR 小于阈值 T 时才开始运行。PSR 的定义为

$$R_{PSR} = (g_{max} - \mu) / \sigma, \quad (9)$$

其中: g_{max} 为响应最大值, μ 为除了响应峰值附近均值, σ 为除响应峰值附近的值方差, g_{max} 就是之前 $f(z)$ 元素值。由于在每个视频中检测框的大小不一样, 本文 SPSR 是对 PSR 中 μ 、 σ 提出改进, μ 为除了响应峰值附近($r \times c$)的均值, σ 为除响应峰值附近($r \times c$)值的方差, r 、 c 为根据目标的大小变化而变化。

如图 2(a)视频 Jogging 和图 2(b)视频 Rom105 上, 跟踪目标没有被遮挡时, SPSR 在一个值上波动。当跟踪目标被遮挡物遮挡时, SPSR 值出现急速下降, 当目标再出现时, SPSR 又以一个值上下波动。

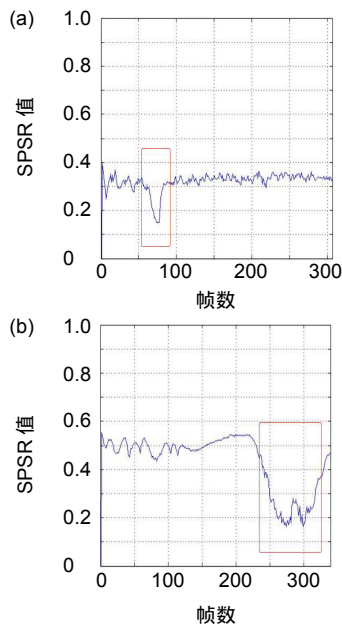


图 2 SPSR 时刻值。(a) Jogging; (b) Rom105
Fig. 2 SPSR time value. (a) Jogging; (b) Rom105

3.3 再跟踪机制

为了保证 Kalman 算法对遮挡后跟踪目标信息可靠性, 跟踪过程中使用 KCF 算法修正每次 Kalman 算法得到的目标位置:

$$\begin{cases} x = kx + (1-k) \cdot p_2 \\ y = ky + (1-k) \cdot p_1 \end{cases}. \quad (10)$$

由于跟踪视频质量不同会导致经验阈值 T 也有所不同, 若视频质量较差, T 一般取 0.1 左右; 若视频质量一般, T 一般取 0.25 左右; 若视频质量较好, T 一般取 0.36 左右。当 SPSR 小于阈值 T 时, 再跟踪机制失效, 根据之前目标的状态信息, 用 Kalman 滤波器进行目标预测^[23], 然后把目标位置信息传给核相关滤波器, 用前几帧没有丢失的模板信息更新核滤波器。当 SPSR 大于 T 值, 继续用核相关滤波进行目标跟踪。

在跟踪前初始化 Kalman 滤波器, 当开始跟踪前 10 帧时, 用核滤波器得到的目标信息来更新 Kalman 滤波器。Kalman 滤波算法中, 为了降低计算复杂性, 分别在 X 、 Y 方向更新。 X 方向时间更新为

$$X = A \cdot X_e + W + \frac{K(p_1 - p_2)}{m}, \quad (11)$$

$$P_p = A \cdot P_e \cdot A' + Q, \quad (12)$$

其中: X 为预测位置的值, P_p 为上一次的误差方差和过程噪声的预测新的误差。 W 为预测系统噪声; Q 为协方差矩阵。状态更新:

$$Z = p + V, \quad (13)$$

$$K = \frac{P_p \cdot H'}{H \cdot P_p \cdot H' + R}, \quad (14)$$

$$X_e = X + K(Z - H \cdot X), \quad (15)$$

$$P_e = P_p - K \cdot H \cdot P_p, \quad (16)$$

其中: K 为卡尔曼增益矩阵, X_e 为修正当前目标位置的值, P_e 为增益矩阵方差的误差, V 为测量噪声, R 为协方差矩阵。当 SPSR 小于 T 值时, 进行 Kalman 预测, 将式(11)、式(15)更改为

$$X = A \cdot X_e + W + \frac{p_1 - p_2}{m}, \quad (17)$$

$$X_e = X. \quad (18)$$

在 Y 方向的更新与 X 方向一样。 X 、 Y 方向得出的值取整赋给 p , 然后把位置信息返还给 KCF 滤波器。

3.4 再跟踪的算法流程

本文先用方向梯度直方图(FHOG)与 Sobel 边缘二元模式算法加权融合目标特征, 核滤波计算每一帧的目标的峰值自适应响应强度(SPSR)^[24], 并对 SPSR 进行判断。当 SPSR 大于 T 时, 此时再进行 Kalman 滤波训练, 用 KCF 算法预测的坐标选取跟踪窗口, 提取中心点位置附近的目标信息, 并修正 Kalman 算法得到的目标位置, 直接更新滤波器模型; 否则, 直接进行 Kalman 预测, 得出的坐标直接返还给 KCF 滤波器, 并使用前第 10 帧的模型更新这一帧的模型。本文改进方法在抗遮挡方面有着很好的效果。其算法流程:

输入：视频中的某一帧。

输出：当前帧目标的位置。

While(视频序列读取未结束)：

1) 求出目标的 Sobel-FHOG 特征 ;Sobel-FHOG= m Sobel+ n FHOG ；

2) 训练图像补丁：回归目标，高斯型，并得到测试图片补丁；

3) 分别训练 Kalman 模型和 KCF 模型；

4) 计算目标块响应得分，并根据式(9)计算目标的峰值响应强度旁瓣值比(SPSR)；

5) If SPSR>阈值 T

5.1) 根据式(11)~式(16)更新 Kalman 模型，根据式(10)更新目标位置 p ；

5.2) 根据式(6)~式(8)更新 KCF 模型；

Else

5.1) 根据式(12)~式(14)、式(16)~式(18)预测目标位置 p 并更新 Kalman 模型；

5.2) 用前第 10 帧 KCF 模型更新当前帧 KCF 模型；

End

End While

图 3 给出了本文改进 KCF 再跟踪算法整体流程。

4 实验结果分析

4.1 实验环境及参数

为了验证本文 SPKCF 算法的有效性，在 6 个视频上进行综合测评，并与目前比较先进的跟踪算法如 DSST^[5]、ECO、KCF^[11]、LDES、SRDCF^[10]、SAMF(scale adaptive with multiple features tracker)^[25]、STRCF 进行对比。测试平台为 Matlab2018b，实验均在 Intel(R) Core(TM) i5-7400 CPU with NVIDIA GTX 1050 4G，主频 3.0 GHz，16 G 内存配置的 Windows10 64 bit PC 系统上完成。本算法的基本参数与 KCF 相同，且在所有视频序列上保持一致，高斯核标准差 σ 为 0.5，正则化

系数 λ 为 0.0001，学习因子 η 为 0.02。

4.2 性能评估方法

针对本文所提 SPKCF 算法对抗遮挡问题的鲁棒性，本文选用 OTB 数据集中 6 组有着不同程度遮挡的数据集进行测试，测试视频分别是 Coke、Girl、Jogging、Rom105、Subway 和 Tiger2。本文分别从准确度，成功覆盖率和速度方面分析。

准确度 $D_p = m / N$ (distance precision, D_p)，成功覆盖率 $S_R = S_n / N$ (success rate, S_R)，中心误差 $E_{CLE} = \sqrt{(x_t - x_{t_0})^2 + (y_t - y_{t_0})^2}$ (center location error, E_{CLE})，速度 $V = N / t_{toc}$ (velocity, V)。跟踪目标重叠率 $O_{score} = area(R_t \cap R_{gt}) / area(R_t \cup R_{gt})$ 。其中： R_t 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 为成功次数。当 $O_{score} > 0.5$ 时， S_n 加 1。 (x_t, y_t) 是第 t 帧滤波器得到的目标中心位置， (x_{t_0}, y_{t_0}) 是目标在第 t 帧的真实中心位置， N 是视频帧总数， t_{toc} 为跟踪算法跑完这个视频所需要的时间。

4.3 抗遮挡实验结果

4.3.1 SPKCF 与 KCF 对比

首先将 SPKCF 算法与 KCF 在 6 组遮挡视频上进行抗遮挡对比，以验证算法的有效性。图 4 显示了 SPKCF 与 KCF 在各个视频上的时刻覆盖结果。从图 4 可知，SPKCF 在重叠方面优于 KCF，在全遮挡 Jogging、rom105 和 Tiger2 视频中，SPKCF 时刻重叠率基本都在 0.7 以上，而 KCF 遇见遮挡导致跟踪目标丢失时，时刻重叠率为 0，中心位置与手工标注的准确中心位置之间平均欧氏距离超过了 20 像素点。从而得知，在遮挡方面 SPKCF 比 KCF 具有鲁棒性。

4.3.2 抗遮挡性能对比

图 5 显示了目标遇见遮挡时部分的跟踪结果(红色框是 SPKCF，蓝绿色是 DSST，蓝色框是 ECO，绿色框是 KCF，黑色框是 LDES，黄色框是 SAMF，紫红

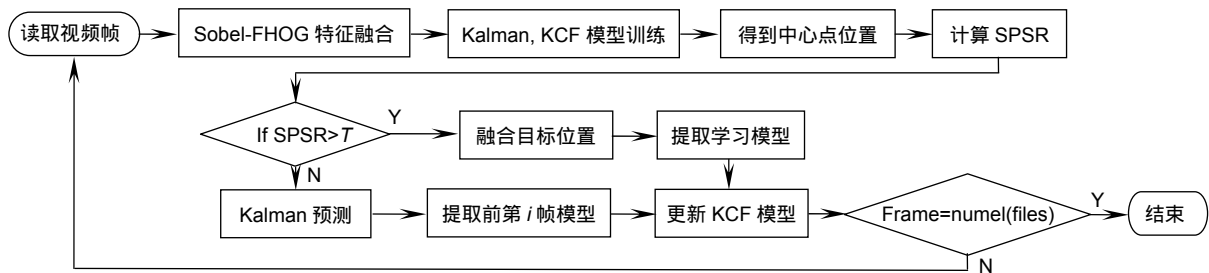


图 3 算法整体流程图

Fig. 3 Algorithm overall flow char

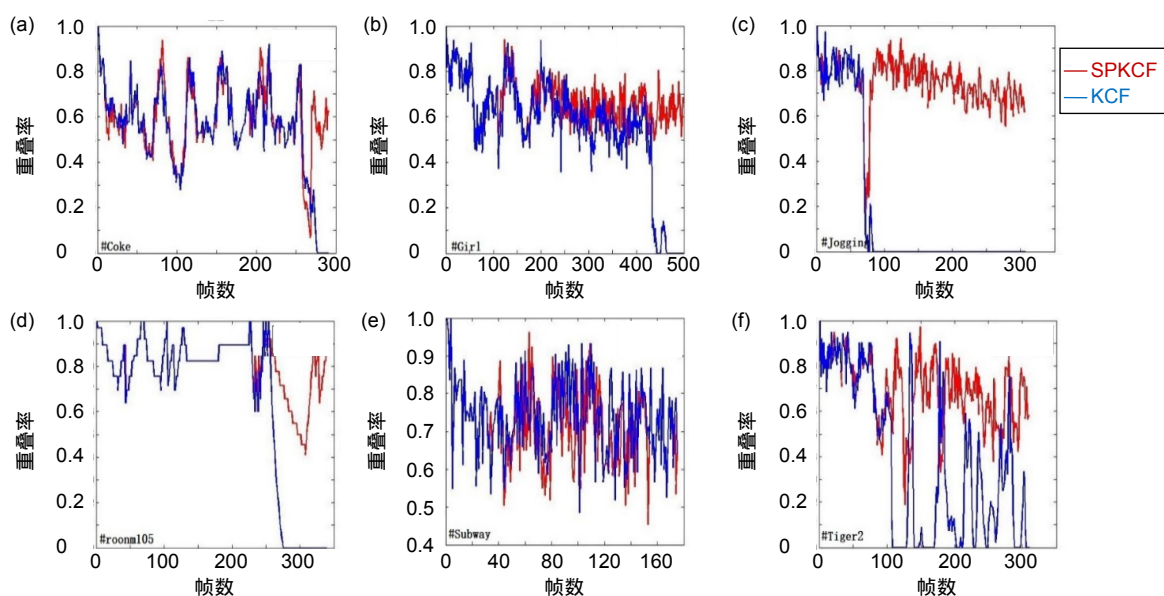


图 4 KCF 与 SPKCF 在视频上与真实位置重叠情况(红线是 SPKCF, 蓝线是 KCF)

Fig. 4 KCF and SPKCF overlap with the real position on the video (the red line is SPKCF and the blue line is KCF)

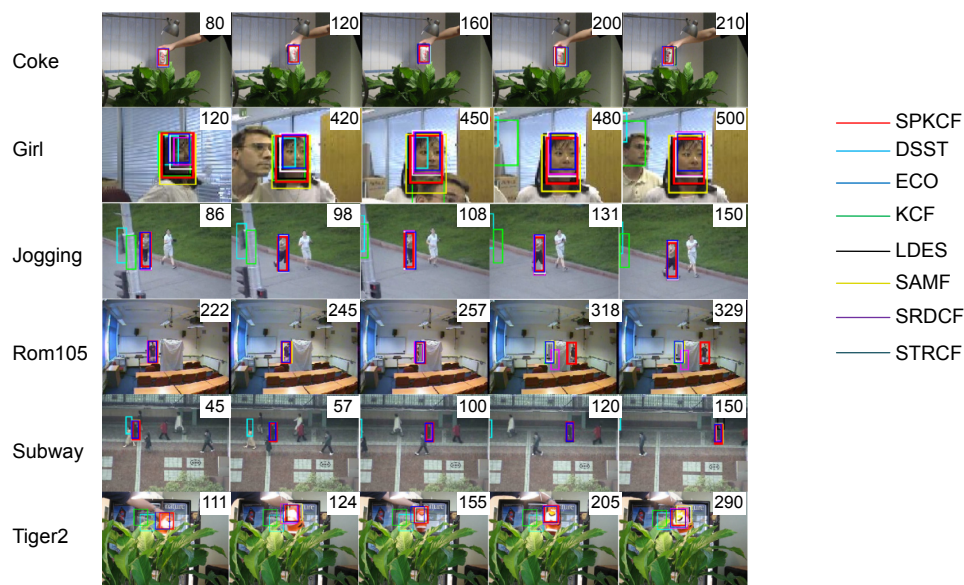


图 5 目标遮挡部分结果

Fig. 5 Part of target occlusion results

色框是 SRDCF, 白色框(用水绿色表示)是 STRCF)。在 Coke 数据集上, KCF、SRDCF 和 STRCF 在目标遇见遮挡时会产生偏移, 例如第 200 帧、第 210 帧。在 Girl 数据集上, 目标受到相似的干扰物遮挡, DSST 和 KCF 出现目标跟丢了, SRDCF 出现了跟踪偏移, 例如第 450 帧、第 480 帧、第 500 帧。在 Jogging 数据集中, 在被灯杆遮挡之后, 8 种算法中, DSST、KCF 算法出现了目标跟丢的情况, 例如第 86 帧、第 98 帧、第 108 帧、第 131 帧和第 150 帧。在 Rom105 数据集中, 跟踪目标经历了长时间遮挡, 只有 SPKCF 算法能正确跟踪目

标, 例如第 318 帧和第 329 帧, 而其它 7 种算法都出现了目标丢失。在 Subway 数据集中, DSST 和 LDES 在跟踪过程中, 由于跟踪目标较小, 受到背景干扰比较多, 导致了跟踪效果不佳。在 Tiger2 数据集中, 目标经历了遮挡和尺度稍微变化, 只有 SPKCF、SRDCF 和 STRCF 跟踪的效果比较好, 例如第 124 帧、第 205 帧和第 290 帧。在受到不同程度遮挡的数据集上, 本文算法很好地处理遮挡后跟踪, 而其它 7 种算法都受到不同程度的影响, 导致跟踪效果没有达到预期, 图 6 显示了 8 种算法在数据集上的精确度图。

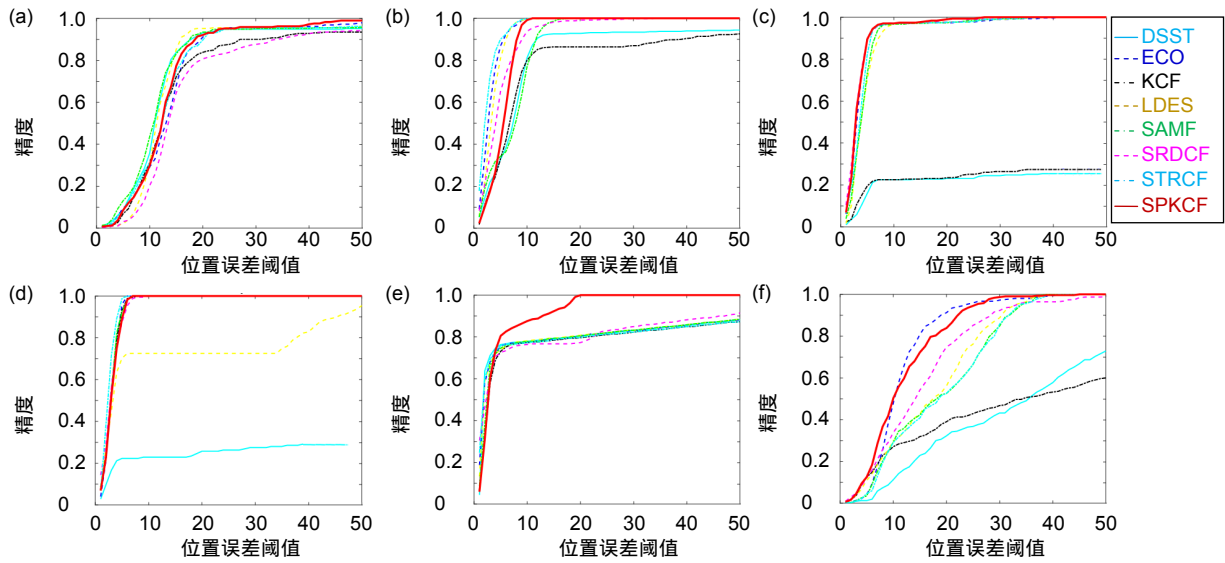


图6 算法在不同视频集上的精确度图。(a) Coke; (b) Girl; (c) Jogging; (d) Subway; (e) Rom105; (f) Tiger2

Fig. 6 Accuracy diagram of tracker on different videos. (a) Coke; (b) Girl; (c) Jogging; (d) Subway; (e) Rom105; (f) Tiger2

表1 列出几种算法在抗遮挡方面的结果。在受遮挡不严重的视频集 Coke、Girl 和 Subway 上, SPKCF 在视频集 Girl 和 Subway 上的精确度能达到 100%(以 20 pixels 为标准)。而 DSST 和 LDES 在 Subway 上的精确度分别为 25.7%, 72.6%。在视频 Jogging、Rom105 和 Tiger2 上, 跟踪的目标受到遮挡的情况稍微严重一点, DSST 和 KCF 就跟不上目标了, LDES、SAMF 和 STRCF 跟踪效果差不多。ECO、SRDCF 和 SPKCF 跟踪效果较好。从抗遮挡整体情况上来说, DSST 和 KCF 跟踪效果一般, LDES、SAMF、SRDCF 和 STRCF 效果还行, 精确度分别能达到 84.1%, 87.3%, 88.2% 和 86.7%。ECO 和 SPKCF 精确度超过 90%, ECO 的精确度是 93.2%, 而 SPKCF 能达到 95.8%。

表2 是 8 种算法在测试视频上的成功覆盖情况。DSST、ECO 和 KCF 成功覆盖率都低于 0.8, 分别是 0.501、0.754 和 0.655。DSST 跟丢目标的情况相对比较

多, 成功覆盖率偏低。LDES、SAMF、SRDCF 和 STRCF 的成功覆盖率都超过了 0.8, 分别是 0.845、0.829、0.817 和 0.802。其中, LDES 由于只有部分跟丢, 效果相对 SAMF、SRDCF 和 STRCF 要稍微好点。而本文的 SPKCF 的成功覆盖率达到 0.898, 远远好于 KCF 0.655 的成功覆盖率, 并且明显好于其它算法。因此, 本文的改进方法在抗遮挡方面有很好的效果。

表3 是算法在测试视频上的平均中心误差。DSST 和 KCF 超过了 30, ECO、LDES、SAMF、SRDCF 和 STRDCF 超过了 7, 分别是 7.88, 10.60, 9.54, 9.55 和 8.98。SPKCF 为 6.55, 远小于 KCF 的 30.02, 说明本文算法跟踪效果比较好。

LDES、SAMF、SRDCF 和 STRCF 在遮挡方面实验效果相对不错, 然而在跟踪速度方面表现得很一般。由表4 可知, SPKCF 在速度上比 LDES、SAMF、SRDCF 和 STRCF 有明显的优势。LDES 平均跟踪速度只有每秒 19.17 帧, 达不到实时要求最基本的速度。SAMF

表1 在视频集上的结果

Table 1 Results of the videos

	DSST	ECO	KCF	LDES	SAMF	SRDCF	STRCF	SPKCF
Coke	0.931	0.911	0.838	0.952	0.935	0.808	0.897	0.921
Girl	0.928	1	0.864	1	1	0.992	1	1
Subway	0.257	1	1	0.726	1	1	1	1
Jogging	0.231	0.974	0.235	0.977	0.974	0.977	0.977	0.99
Rom105	0.805	0.805	0.796	0.808	0.805	0.767	0.797	1
Tiger2	0.323	0.900	0.39	0.584	0.526	0.748	0.533	0.839
Average	0.579	0.932	0.687	0.841	0.873	0.882	0.867	0.958

表 2 算法在测试视频上的覆盖情况

Table 2 Coverage of the algorithm on the test video

	DSST	ECO	KCF	LDES	SAMF	SRDCF	STRCF	SPKCF
Coke	0.832	0.526	0.722	0.952	0.818	0.636	0.722	0.773
Girl	0.306	0.774	0.756	0.980	0.904	0.776	0.940	0.960
Jogging	0.225	0.958	0.225	0.971	0.967	0.971	0.971	0.971
Rom105	0.773	0.773	0.767	0.761	0.773	0.761	0.764	0.956
Subway	0.223	1.000	0.994	0.726	0.989	0.994	1.000	0.994
Tiger2	0.319	0.723	0.400	0.574	0.532	0.945	0.497	0.861
Average	0.501	0.754	0.655	0.845	0.829	0.817	0.802	0.898

表 3 算法在测试视频上的平均中心误差

Table 3 The average center error of the algorithm on the test video

	DSST	ECO	KCF	LDES	SAMF	SRDCF	STRCF	SPKCF
Average	55.24	7.88	30.02	10.60	9.54	9.55	8.98	6.55

表 4 平均跟踪速度

Table 4 Mean velocity

(f/s)

	Coke	Girl	Jogging	Rom105	Subway	Tiger2	Average
DSST	28.9	72.5	37.4	69.4	95.4	22.7	54.38
ECO	38.8	59.8	41.41	51.42	56.04	39.42	47.82
KCF	219.82	361.91	330.08	432.95	476.72	184.22	334.28
LDES	9.05	31.38	15.99	25.49	24.39	8.74	19.17
SAMF	11.53	48.14	26.71	32.83	35.15	10.8	27.53
SRDCF	5.24	9.32	5.45	8.35	12.49	4.98	7.64
STRCF	14.17	16.1	14.98	16.41	25.9	14.71	17.05
SPKCF	83.5	143.16	119.47	151.45	175.56	66.14	123.21

检测速度平均是每秒 27.53 帧，最低是每秒 10.8 帧。SRDCF 检测速度的帧数都在每秒 13 帧以下，基本上在每秒 7 帧左右，无法达到在线跟踪的要求。STRCF 和 LDES 的检测速度基本上相同，每秒 17.05 帧。ECO 跟踪速度与相比上面的几种算法相比，快了很多，能达到每秒 47.82 帧。而 SPKCF 在速度方面表现依旧很好，大约是 ECO 跟踪速度的 3 倍。

图 7 是 8 种算法在测试视频上整体的精确度图。从图上可知，SPKCF 在抗遮挡方面有着很好的鲁棒性。本文改进的算法在抗遮挡方面有着明显的提升，并且也符合了在线跟踪的速度要求，在阈值误差为 20 px 时的精确度达到 95.8%。

跟踪，应用 Sobel 边缘检测算法与 FHOG 相融合，检测目标所在位置，并计算响应值旁瓣值比(SPSR)，再根据 SPSR 与阈值进行判断，进而基于此判定 Kalman

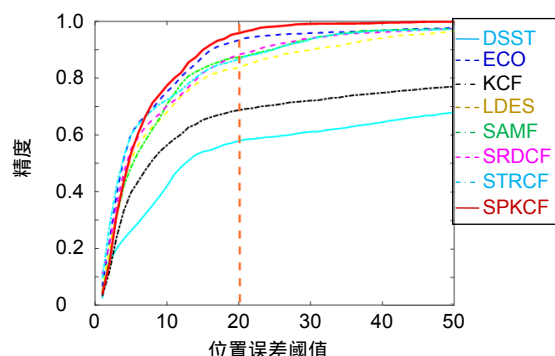


图 7 六个视频集上的平均精确度图
Fig. 7 Average accuracy on six videos

5 结论

本文针对核相关滤波实时运动目标进行抗遮挡再

预测的必要性。实验结果充分说明,较之其它现有方法,核相关滤波方法的改进在解决核相关滤波器抗遮挡问题上有着显著的进步,其在检测速度上也有着不错的表现。但是也应该看到,实验存在不足,还是有可以改进地方。本文加入了改进方法,导致检测速度会比 KCF 检测速度慢了一点,这方面仍然需要进一步研究。

参考文献

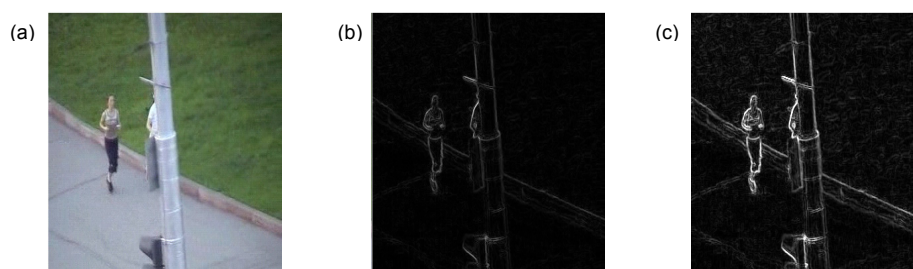
- [1] Wu X J, Xu T Y, Xu W B. Review of target tracking algorithms in video based on correlation filter[J]. *Command Information System and Technology*, 2017, **8**(3): 1–5.
吴小俊,徐天阳,须文波.基于相关滤波的视频目标跟踪算法综述[J].*指挥信息系统与技术*,2017,**8**(3):1–5.
- [2] Henriques J F, Caseiro R, Martins P, et al. Exploiting the circulant structure of tracking-by-detection with kernels[C]// *Proceedings of the 12th European Conference on Computer Vision*, 2012: 702–715.
- [3] 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.
- [4] Mei X, Ling H B. Robust visual tracking and vehicle classification via sparse representation[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2011, **33**(11): 2259–2272.
- [5] Danelljan M, Häger G, Khan F S, et al. Accurate scale estimation for robust visual tracking[C]// *Proceedings of the British Machine Vision Conference*, 2014.
- [6] Grabner H, Grabner M, Bischof H. Real-time tracking via on-line boosting[C]// *Proceedings of the British Machine Vision Conference*, 2006, **1**: 47–56.
- [7] Wang W, Wang C P, Fu Q, et al. Patch-based scale adaptive CSK tracking method[J]. *Electronics Optics & Control*, 2017, **24**(2): 25–29.
王隲,王春平,付强,等.基于分块的尺度自适应CSK跟踪算法[J].*电光与控制*,2017,**24**(2):25–29.
- [8] 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.
- [9] Danelljan M, Khan F S, Felsberg M, et al. Adaptive color attributes for real-time visual tracking[C]// *Proceedings of 2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2014: 1090–1097.
- [10] 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*, 2015: 4310–4318.
- [11] 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*, 2016: 1401–1409.
- [12] 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*, 2017: 5000–5008.
- [13] Danelljan M, Bhat G, Khan F S, et al. Eco: efficient convolution operators for tracking[C]// *Proceedings of 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2017: 6931–6939.
- [14] Bao X A, Zhan X J, Wang Q, et al. Anti occlusion target tracking algorithm based on KCF and SIFT feature[J]. *Computer Measurement & Control*, 2018, **26**(5): 148–152.
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.
- [15] Yan H, Zhang Y, Yang X L, et al. A kernelized correlation filters with occlusion handling[J]. *Journal of Optoelectronics-Laser*, 2018, **29**(6): 647–652.
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.
- [16] Li F, Tian C, Zuo W M, et al. Learning spatial-temporal regularized correlation filters for visual tracking[C]// *Proceedings of 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2018: 4904–4913.
- [17] Li Y, Zhu J K, Hoi S C H, et al. Robust estimation of similarity transformation for visual object tracking[C]// *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, 2019, **33**: 8666–8673.
- [18] Xu T Y, Feng Z H, Wu X J, et al. Learning adaptive discriminative correlation filters via temporal consistency preserving spatial feature selection for robust visual tracking[C]// *Proceedings of 2019 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2019.
- [19] Li B, Yan J J, Wu W, et al. High performance visual tracking with Siamese region proposal network[C]// *Proceedings of 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2018: 8971–8980.
- [20] Li B, Wu W, Wang Q, et al. SiamRPN++: evolution of Siamese visual tracking with very deep networks[C]// *Proceedings of 2018 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2018.
- [21] Shan Q W, Zheng X B, He X H, et al. Fast object detection and recognition algorithm based on improved multi-scale feature maps[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2019, **56**(2): 55–62.
单倩文,郑新波,何小海,等.基于改进多尺度特征图的目标快速检测与识别算法[J].*激光与光电子学进展*,2019,**56**(2):55–62.
- [22] Fan H, Lin L T, Yang F, et al. LaSOT: a high-quality benchmark for large-scale single object tracking[C]// *Proceedings of 2019 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2019.
- [23] 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.
- [24] 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*, 2010: 2544–2550.
- [25] Li Y, Zhu J K. A scale adaptive kernel correlation filter tracker with feature integration[C]// *Computer Vision-ECCV 2014 Workshops*, 2014: 254–265.

Anti-occlusion and re-tracking of real-time moving target based on kernelized correlation filter

Tang Xuemeng¹, Chen Zhiguo^{1*}, Fu Yi^{1,2}

¹School of Internet of Things Engineering, Jiangnan University, Wuxi, Jiangsu 214122, China;

²Wuxi Research Center of Environmental Science and Engineering, Wuxi, Jiangsu 214153, China



(a) Original image; (b) FHO; (c) Sobel-FHO

Overview: Target tracking is a topic that has been discussed in depth in current academic community. Its application is quite broad, spanning monitoring, motion analysis, medical imaging, behavior recognition, monitoring and human-computer interaction. When the tracking target is occluded, the accuracy of the current algorithm is not high. Therefore, the research of target tracking algorithm is still an important topic in the field of computer vision. The kernelized correlation filter is one of the most effective methods in the target tracking algorithm. It has become a research hotspot with its high speed, high precision and high robustness. More and more experts and scholars are committed to optimizing the existing features, so that the improved algorithm can achieve good experimental results. The kernelized correlation filter mainly uses the histogram of oriented gradient (HOG) in feature extraction, and determines the target position by the similarity between the template and the detection target. However, the inherent nature of the gradient makes the histogram of oriented gradient of the target very sensitive to noise and the target cannot be tracked by using this algorithm when the target is occluded. In order to overcome these shortcomings of the algorithm, this paper proposes an improved kernelized correlation filter that combines the Sobel edge binary mode algorithm. Firstly, the Sobel edge binary mode algorithm and the histogram of oriented gradient are used to weight the fusion target feature, and the HOG edge detection is enhanced for the target feature, which makes the tracking target information more obvious. Secondly, in order to make the Kalman prediction algorithm can accurately judge the target after it is occluded, the target position obtained by the kernelized correlation filter in the unoccluded tracking process is continuously merged with the target position obtained by the Kalman algorithm. Finally, the target's peak response intensity sidelobe ratio is calculated, and the detection target is judged whether it is lost. Combined with the Kalman algorithm, the position of the next frame of the target can be predicted according to the state before the target is lost. In this paper, six sets of occlusion test videos are selected on the public database visual tracker benchmark for experiments. In order to verify the effectiveness of the proposed algorithm, the authors use Matlab2018b programming, and select DSST, ECO, KCF, LDES, SRDCF, SAMF and STRCF as a comparison algorithm, which has good performance. The final experimental results show that the proposed method improves the accuracy of the algorithm when the target is occluded.

Citation: Tang X M, Chen Z G, Fu Y. Anti-occlusion and re-tracking of real-time moving target based on kernelized correlation filter[J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2020, 47(1): 190279

Supported by National Natural Science Foundation of China (61502203), Natural Science Foundation of Jiangsu Province (BK20150122), Natural Science Research Project of Jiangsu Higher Education Institutions (17KJB520039), and Scientific Research Project of "333 High-level Talent Cultivation Project" in Jiangsu Province (BRA2018147)

* E-mail: 427533@qq.com