

DOI: 10.11830/ISSN.1000-5013.201608031



# 抗遮挡的相关滤波目标跟踪算法

顾培婷<sup>1,2</sup>, 黄德天<sup>1,3</sup>, 黄炜钦<sup>1</sup>, 柳培忠<sup>4</sup>

- (1. 华侨大学 工学院, 福建 泉州 362021;  
2. 泉州师范学院 数学与计算机科学学院, 福建 泉州 362000;  
3. 华侨大学 机电及自动化学院, 福建 厦门 361021;  
4. 厦门大学 信息与通信工程博士后流动站, 福建 厦门 361005)

**摘要:** 针对传统的核相关滤波目标跟踪算法遮挡判断失败的问题, 提出一种抗遮挡的核相关滤波目标跟踪算法. 首先, 在核相关滤波器框架上根据最小二乘分类器获得目标位置. 然后, 引入一个多尺度滤波器, 并通过计算滤波器的响应最大值进行尺度预测. 最后, 在目标模型更新方面, 根据目标位置置信图峰值尖锐度的差异性, 正确更新模型. 实验结果表明: 文中算法的平均位置误差为 6.18 px, 在阈值为 20 px 时, 平均距离精度为 97.68%, 平均帧率为 30.8 帧  $\cdot$  s<sup>-1</sup>; 其能在复杂背景下有效地解决目标尺度变化、完全遮挡等问题, 具有更高的鲁棒性和精确性.

**关键词:** 目标跟踪; 核相关滤波器; 多尺度滤波器; 目标模型更新

中图分类号: TP 391      文献标志码: A      文章编号: 1000-5013(2018)04-0611-07

## Anti-Occlusion Object Tracking Algorithm Based on Kernelized Correlation Filters

GU Peiting<sup>1,2</sup>, HUANG Detian<sup>1,3</sup>,  
HUANG Weiqin<sup>1</sup>, LIU Peizhong<sup>4</sup>

- (1. College of Engineering, Huaqiao University, Quanzhou 362021, China;  
2. College of Mathematics and Computer Science, Quanzhou Normal University, Quanzhou 362000, China;  
3. College of Mechanical Engineering and Automation, Huaqiao University, Xiamen 361021, China;  
4. Postdoctoral Research Station of Information and Communication Engineering,  
Xiamen University, Xiamen 361005, China)

**Abstract:** In order to solve the problem of wrong judgment of occlusion based on traditional kernelized correlation filters object tracking algorithm. An anti-occlusion object tracking algorithm based on kernelized correlation filters is proposed. Firstly, based on the framework of kernelized correlation filters, the object position is obtained by the regularized least-squares classifiers. Secondly, a multi-scale filter is introduced and scale estimation is obtained through calculating the maximum value response of the multi-scale filter. Finally, in terms of the target model updating, according to the difference of target position confidence map peak sharpness, the model can correctly updated. The experimental results demonstrate that the median center location error of the proposed algorithm is 6.18 px, the average distance precision is 97.68% when the threshold is set 20 px, and the average tracking speed is 30.8 frames  $\cdot$  s<sup>-1</sup>. The proposed algorithm can not only effectively solve target

scale changes, complete occlusion and other issues in the complex background, but also has higher tracking robustness and accuracy.

**Keywords:** target tracking; kernelized correlation filters; multi-scale filter; target model update

目前, 尽管出现了很多鲁棒性好的目标跟踪算法, 但仍面临一系列挑战, 如何有效地判断遮挡, 并在遮挡后能实时准确地跟踪目标位置, 是当前需要解决的主要问题. 近年来, 目标跟踪算法根据表观模型分为生成模型<sup>[1-2]</sup>和判别模型<sup>[3-10]</sup>. Zhang 等<sup>[3]</sup>提出基于时空上下文目标跟踪(STC)算法获取目标时空上下文信息, 解决了目标尺度变化, 具有较好性能, 但是鲁棒性较低. Henriques 等<sup>[4]</sup>提出基于循环矩阵的目标跟踪(CSK)算法, 根据循环矩阵性质及傅里叶变换, 使其具有较高的跟踪速度. Henriques 等<sup>[6]</sup>又在 CSK 的基础上引入核函数法, 提出一种核相关滤波器(KCF)算法, 其对非线性跟踪有很好的跟踪性能, 但仍存在一些问题. 为此, Li 等<sup>[7]</sup>通过设定尺度池更新目标跟踪窗, 解决了传统 KCF 算法尺度不变问题, 但是跟踪效果还不够精确. 邢运龙等<sup>[8]</sup>提出相位特征算子及结合 Kalman 滤波形成抗遮挡机制, 使算法可以解决光照和遮挡问题. Li 等<sup>[10]</sup>根据粒子滤波对目标分块估计, 利用运动轨迹区分背景和 目标, 取得了很好的跟踪结果. 虽然这些算法在一定程度上提升了原始 KCF 算法性能, 但均耗时太长. 因此, 本文提出一种抗遮挡的核相关滤波目标跟踪算法.

## 1 KCF 目标跟踪

KCF 跟踪算法结合循环卷积理论和正则化最小二乘(RLS)分类器, 实现视觉目标跟踪的高效快速跟踪. 选取图像块  $\mathbf{x}$  训练分类器, 假设选取图像区域大小为  $m \times n$ ,  $\mathbf{x}$  的所有循环移位图像块  $\mathbf{x}_i$  作为训练样本, 对应的期望输出  $\mathbf{y}_i$  用一个高斯函数描述. 分类器  $f(\mathbf{x}) = (\mathbf{w}, \varphi(\mathbf{x}))$  通过最小正则化风险泛函进行训练, 其表达式为

$$\min_{\mathbf{w}} \sum_i ((\mathbf{w}, \varphi(\mathbf{x})) - \mathbf{y}_i)^2 + \lambda \|\mathbf{w}\|^2. \tag{1}$$

式(1)中:  $\varphi(\mathbf{x})$  将训练样本  $\mathbf{x}$  映射到 Hilbert 特征空间, 使用的核函数  $k(\mathbf{x}, \mathbf{x}') = (\varphi(\mathbf{x}), \varphi(\mathbf{x}'))$ ;  $\lambda > 0$ , 为正则化参数.

求得最优解  $\mathbf{w} = \sum_i \boldsymbol{\alpha}_i \varphi(\mathbf{x}_i)$ , 系数向量  $\boldsymbol{\alpha}$  为

$$F(\boldsymbol{\alpha}) = F(\mathbf{y}) / (F(\mathbf{k}^{x,x}) + \lambda). \tag{2}$$

式(2)中:  $F$  为离散傅里叶变换;  $\mathbf{k}^{x,x}$  为核矩阵  $\mathbf{K}$  的第 1 行向量.

KCF 跟踪过程是通过得到新一帧目标图像块  $\mathbf{z}$  计算目标响应值, 则响应表达式为

$$\hat{\mathbf{f}}(\mathbf{z}) = (\hat{\mathbf{k}}^{x,z})^* \odot \hat{\boldsymbol{\alpha}}. \tag{3}$$

式(3)中:  $\mathbf{k}^{x,z}$  是这个循环矩阵的第 1 行组成的向量, 采用了高斯核函数和线性核函数; 当  $\hat{\mathbf{f}}(\mathbf{z})$  为最大值, 其位置即为检测目标的位置.

算法在第  $t+1$  帧的模型更新为

$$\boldsymbol{\alpha}_{t+1} = (1 - \gamma)\boldsymbol{\alpha}_t + \gamma\hat{\boldsymbol{\alpha}}_t, \quad \mathbf{x}_{t+1} = (1 - \gamma)\mathbf{x}_t + \gamma\mathbf{x}. \tag{4}$$

式(4)中:  $\boldsymbol{\alpha}_t, \boldsymbol{\alpha}_{t+1}$  为当前帧和下一帧的系数向量;  $\mathbf{x}$  为从前一帧学习得到的目标模型,  $\mathbf{x}_t, \mathbf{x}_{t+1}$  表示当前帧和 后一帧更新获得模型  $\mathbf{x}$ .

该算法引入核函数法解决了跟踪非线性问题, 使算法具有较好鲁棒性且算法满足实时性要求. 但是 仍存在缺陷, 一是采用固定的目标跟踪窗口, 容易产生偏差, 从而影响跟踪器性能; 二是根据式(4)可知, 在分类器更新时, 对于每帧序列均采用相同的更新方式, 易受到遮挡干扰, 无法正确更新模型, 使跟踪误差 偏大, 导致目标丢失.

## 2 抗遮挡的核滤波跟踪算法

### 2.1 快速尺度预测

在实际场景中, 目标尺度通常会发生不确定性的变化, 一个可靠的目标尺度估计策略可以提高算法

跟踪精确性. 文中根据滤波器的高效性, 引入一个多尺度滤波器预测目标尺度. 具体步骤如下.

首先, 根据前一帧的目标位置  $p_{t-1}$  在其周围区域采集一系列的多尺度图像块  $z_s^j$ . 假设  $l \times h$  表示当前帧  $t$  目标的大小,  $S_t$  表示尺度滤波器的大小, 图像块  $z_s^j$  的大小为  $a^j l \times a^j h$ , 其中,  $a$  表示尺度因子,  $j \in \{\lfloor -(S_t-1)/2 \rfloor, \dots, \lfloor (S_t-1)/2 \rfloor\}$ . 然后, 根据所采集的多尺度图像块提取梯度方向直方图 (Hog) 特征, 并利用汉宁窗口消除图像边缘干扰, 从而得到训练样本. 最后, 将样本集通过 RLS 分类器进行训练, 根据滤波器的最大输出响应完成尺度检测.  $f_j$  表示图像块  $z_s^j$  提取的 Hog 特征, 尺度滤波器的公式为

$$\mathbf{G}_s = \sum_{j=1}^t \hat{\mathbf{y}}_x^j \odot \mathbf{F}_j^* / \sum_{j=1}^t \mathbf{F}_j \odot \mathbf{F}_j^* . \quad (5)$$

式(5)中:  $\hat{\mathbf{y}}_x^j$  为样本  $g_s^j$  的高斯标签输出;  $\mathbf{F}_j$  为对特征  $f_j$  的傅里叶变换;  $\mathbf{F}_j^*$  为  $\mathbf{F}_j$  的共轭. 通过式(5)的计算, 可以得到尺度响应值  $\mathbf{G}_s$ , 从而获得响应最大值  $\mathbf{G}_{\max}$ , 即下一帧尺度估计值, 并根据式(4)进行尺度模型的更新. 目标尺度的预测流程, 如图 1 所示.

### 2.2 自适应模型更新

传统的 KCF 算法采用固定的更新策略, 一旦目标受干扰因素影响, 模型更新不正确, 易使算法跟踪错误. 为此, 提出一种基于目标位置峰值尖锐度 (PSR) 的目标模型更新策略. 根据目标位置 PSR 的不同, 更新模型的权重值  $\omega_t$ , 使算法具有抗遮挡能力. 将初始帧  $\mathbf{x}_0$  作为样本, 训练得到初始分类器系数  $\boldsymbol{\alpha}$ , 通过每一帧的 PSR 值, 计算模型更新过程中的权重. 当 PSR 值小于设定阈值, 表示目标被遮挡, 当前帧的数据将予以 0 值, 不更新模型; 否则, 按照当前帧 PSR 值决定模型权重值, 从而得到新的目标模型, 文中的模型更新机制为

$$\boldsymbol{\alpha}_{t+1} = (1 - \gamma \omega_t) \boldsymbol{\alpha}_t + \gamma \omega_t \hat{\boldsymbol{\alpha}}_t, \quad \mathbf{x}_{t+1} = (1 - \gamma \omega_t) \mathbf{x}_t + \gamma \omega_t \mathbf{x}, \quad (6)$$

$$\omega_t = \begin{cases} 0, & P_t < P_{\text{thresh}}, \\ \exp[-(P_t - P_{\max})^2], & \text{其他}. \end{cases} \quad (7)$$

式(6), (7)中:  $P_t$  为第  $t$  帧的 PSR 值,  $P_t = \max[\mathbf{f}(z)] - \mu/\sigma$ ,  $\mu, \sigma$  分别为在该帧时刻目标窗口的均值和标准差;  $P_{\max}$  为当前所有帧中的 PSR 最大值. 大量实验表明: 当 PSR 选取大于 2.5 时, 跟踪结果准确性高, 可靠性好; 而小于该值时, 目标可能受到遮挡等影响, 可靠性差. 因此, 选取  $P_{\text{thresh}}$  值为 2.5. 当  $P_t < P_{\text{thresh}}$  时, 权重为 0, 即不更新模型.

## 3 算法流程

文中算法在文献[6]基础上进行改进, 综合以上分析, 算法流程如下.

输入: 视频图像  $V_t$ , 期望输出  $\mathbf{y}_t$ , 初始目标位置  $p_0$ , 尺度大小  $s_0$ .

初始化: 由初始目标位置  $p_0$  及第 1 帧的目标模型  $\mathbf{x}_1$ .

for  $i = 2, \dots, \text{frame}$ .

- 1) 通过前一帧目标位置  $p_{t-1}$  和尺度  $s_{t-1}$  获取训练样本图像块  $z_t$ ;
- 2) 根据式(3)计算目标位置响应值  $\mathbf{f}(z)$ ;
- 3) 响应最大值  $\arg \max \mathbf{f}(z)$  为目标的真实位置;
- 4) 根据当前目标位置  $p_t$  及上一帧尺度  $s_{t-1}$  截取训练样本图像块  $z_s$ ;
- 5) 根据式(5)计算目标尺度响应值  $\mathbf{G}_s$ ;
- 6) 根据式(7)计算权重值  $\omega_t$ ;
- 7) 将  $\omega_t$  代入式(6)更新模型  $\boldsymbol{\alpha}_t, \mathbf{x}_t$ ;
- 8) 根据式(4)更新  $\boldsymbol{\alpha}_t^s, \mathbf{x}_t^s$ ;

输出: 视频序列中每帧的目标位置  $p_t$  和尺度大小  $s_t$ .

end for

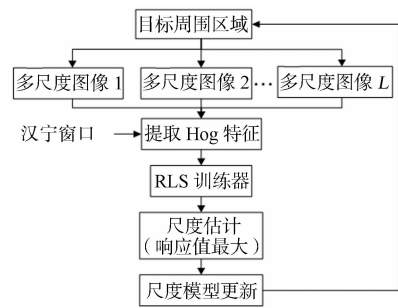


图 1 尺度预测流程图  
Fig. 1 Prediction flow chart of scale estimation

4 实验与分析

为了验证文中算法的有效性,选择 STC<sup>[3]</sup>,CSK<sup>[4]</sup>,KCF<sup>[6]</sup> 算法作为对比,对大量的标准视频序列<sup>[11]</sup>进行实验.实验采用 MATLAB 编程环境.PC 配置为 Intel(R) Core(TM) i5-4590M CPU@3.30 GHz, RAM 为 8 GB.实验中,保持其他 3 种算法的原参数设置.文中算法参数设置如下: $\sigma$  为 0.2;学习因子  $\gamma$  为 0.075;尺度滤波器个数为 33.

4.1 定性分析

文中给出 4 种算法对不同视频序列的比较结果,从 4 个角度进行详细分析.

**实验 1** 复杂背景下目标存在尺度变化或光照时,所提算法的跟踪性能,如图 2 所示.

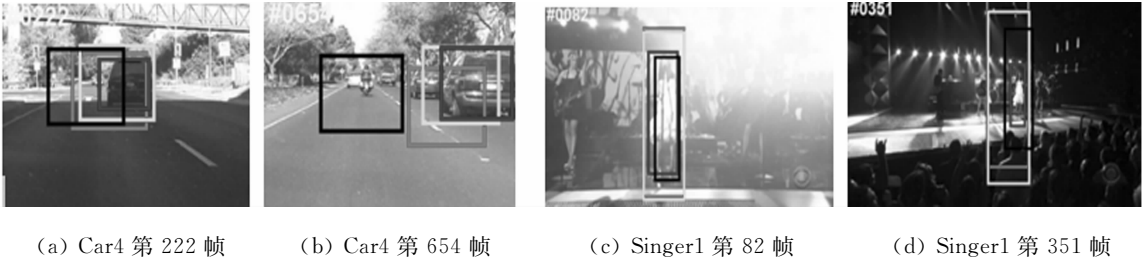


图 2 目标尺度变化时的跟踪结果

Fig. 2 Tracking results of target scale changes

由图 2(a),(b)可知:Car4 视频序列,目标为车辆,在车辆行驶中,目标变道及尺度逐渐变小;在第 222 帧,CSK 算法和 KCF 算法在车辆变道后发生漂移,这是因为这两种算法目标框尺度不变,获取的背景信息较大,使算法提取的目标特征较少,导致错误跟踪;而文中算法能随着目标尺度变化自适应地改变跟踪框大小,提取杂质信息较少,能稳定地跟踪目标.

由图 2(c),(d)可知:Singer1 视频中存在复杂背景及光照影响,且歌手由近及远发生尺度变化;其他 3 种算法虽可以完成跟踪,但是不能较好地适应目标尺度变化,只有文中算法能更准确地随目标改变跟踪窗口,使算法跟踪更精确、更稳定.

**实验 2** 目标部分遮挡时,所提算法的跟踪性能,如图 3 所示.

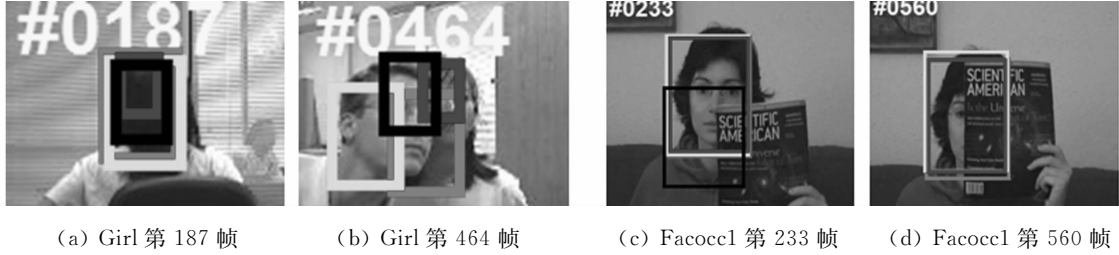


图 3 目标旋转和部分遮挡时的跟踪结果

Fig. 3 Tracking results of target rotation and part occluded

由图 3(a),(b)可知:Girl 视频前期,尽管存在目标旋转及尺寸变化等因素,4 种算法均能跟踪目标,但文中算法具有更低的中心位置误差;视频后续帧中发生目标遮挡,其他 3 种算法跟踪偏移,不能处理遮挡问题,而文中算法能解决目标遮挡,实时跟踪.总体上,文中算法具有更高的鲁棒性.

由图 3(c),(d)可知:Facoccl 序列目标总是存在部分遮挡,在 233 帧时,STC 算法因无法正确更新模型,跟踪失败,其他 3 种算法能在整个序列中成功跟踪,且文中算法性能仅次于 CSK 算法.因此,所提算法能够有效地处理部分遮挡,具有一定的稳健性.

**实验 3** 目标被完全遮挡时,所提算法的跟踪性能,如图 4 所示.图 4 中:主要干扰因子是部分遮挡及完全遮挡.

由图 4(a),(b)可知:当第 105 帧目标旋转时,CSK,KCF 算法发生不同程度的偏移,而文中算法能克服旋转及部分遮挡,精确地跟踪目标;在 274 帧,前目标被绿叶全遮挡,文中算法能准确地找回目标,这是因为在模型更新中加入权值因子控制,当目标发生遮挡,权值较小,反之,权值较大.

由图 4(c),(d)可知:第 96 帧目标被电线杆完全遮挡,其他 3 种算法在视频后续帧中出现严重跟丢

目标,只有文中算法能迅速地找到目标,完成整个跟踪过程,文中算法具有高效处理完全遮挡的能力,鲁棒性好.

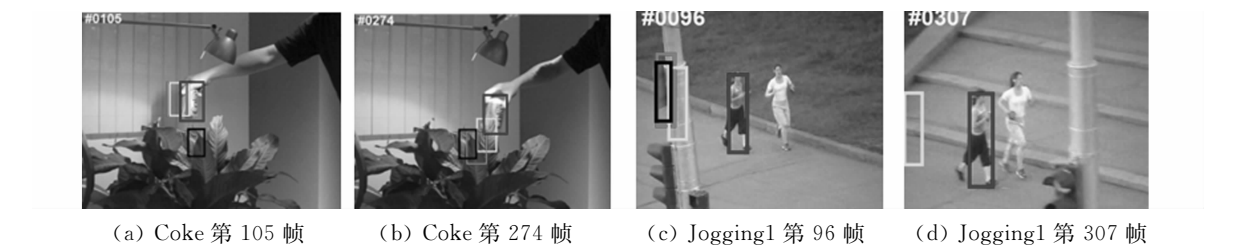


图 4 目标完全遮挡时的跟踪结果

Fig. 4 Tracking results of target completely occluded

**实验 4 目标快速运动及旋转**,如图 5 所示.

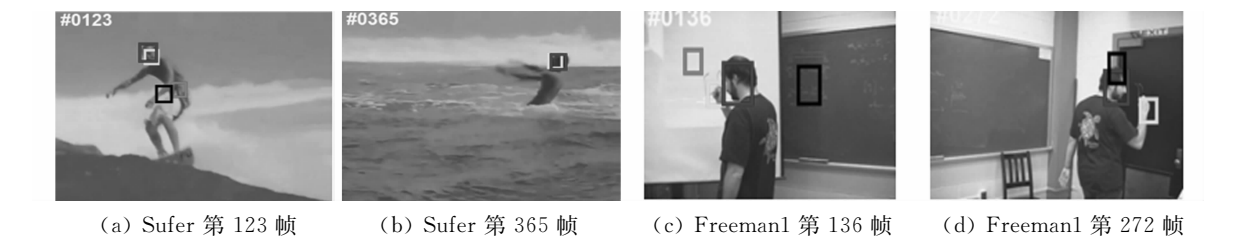


图 5 目标快速运动时的跟踪结果

Fig. 5 Tracking results of target moving fast

由图 5(a),(b)可知:Sufer 序列是一组目标快速运动的视频,只有文中算法和 KCF 算法可以适应目标快速运动,其他两种算法逐渐飘移,最后跟踪失败,而文中算法比 KCF 具有较好的跟踪精度.因此,当目标快速运动时,文中算法也能实时跟踪目标,具有较好的跟踪结果.

由图 5(c),(d)可知:Freeman1 序列中,目标在行走过程中存在旋转现象,其他比较的算法均陆续出现漂移,跟丢目标,而文中算法采用了尺度估计方式,可以随目标尺度改变而精确地定位,并且根据 PSR 值判断目标表观状态,有效地更新模型,使算法可以继续跟踪目标,保证了算法的高效性.

4.2 定量分析

为验证算法的性能,实验中采用两种评估标准对 4 种算法进行度量.1) 中心位置误差(CLE),定义为 $\sqrt{(x_p-x_g)^2+(y_p-y_g)^2}$ ,其中, $(x_p,y_p)$ 是算法跟踪的目标位置, $(x_g,y_g)$ 是目标的真实位置,误差越小,表示跟踪结果越好,性能越佳.2) 阈值为 20 px 的距离精度(DP),中心误差小于一个给定阈值的帧的相对数量,取阈值为 20 px.

实验中对于每组视频序列均进行 100 次测试,取其平均值作为测试数据,4 种算法的 CLE 对比,如表 1 所示.表 1 中:横线表示跟踪丢失.由表 1 可知:文中算法的 CLE 远远小于其他算法,表明其跟踪具有更高的稳定性.4 种算法在阈值为 20 px 时的 DP,如表 2 所示.由表 2 可知:文中算法距离精度总体上能达到最优.

表 1 中心位置误差比较

序列	CLE			
	CSK	KCF	文中算法	STC
Car4	19.00	9.88	2.07	88.80
Coke	13.50	18.70	10.40	73.10
Girl	19.50	11.90	3.26	21.40
Jogging1	—	—	4.91	—
Freeman1	—	—	7.68	74.20
Surfer	35.80	8.74	4.40	50.30
Facocc1	11.80	16.00	12.90	—
Singer1	14.00	12.80	3.87	7.64
平均值	14.20	9.75	6.18	39.43

表 2 阈值为 20 px 的距离精度

序列	DP				%
	CSK	KCF	文中算法	STC	
Car4	35.70	95.00	100.00	23.60	
Coke	88.30	83.80	94.80	14.40	
Girl	55.40	86.40	100.00	59.50	
Jogging1	22.90	23.50	97.40	22.90	
Freeman1	55.50	39.30	99.70	7.10	
Surfer	19.90	91.00	100.00	29.80	
Facocc1	94.40	73.00	89.50	23.80	
Singer1	66.70	81.50	100.00	100.00	
平均值	54.85	71.68	97.68	35.14	

4 种算法对 8 种不同视频序列测试的跟踪精度曲线图,如图 6 所示.由图 6 可知:文中算法表现了其优越性,KCF 算法仅次于所提算法性能.

综合上述实验结果可知:在不同干扰因素视频中,文中算法表现了其优越的跟踪性能.其中,主要体现在 Jogging1,Singer1,Freeman1 等视频,所提算法在目标尺度变化、旋转和完全遮挡有较好的跟踪结果.这主要得益于:1) 通过尺度滤波器预测跟踪窗口,提高了算法跟踪精确度;2) 利用 PSR 值的不同自适应更新模型,使算法可以判别目标遮挡.实验表明:文中算法可以很好地解决大面积目标遮挡问题.

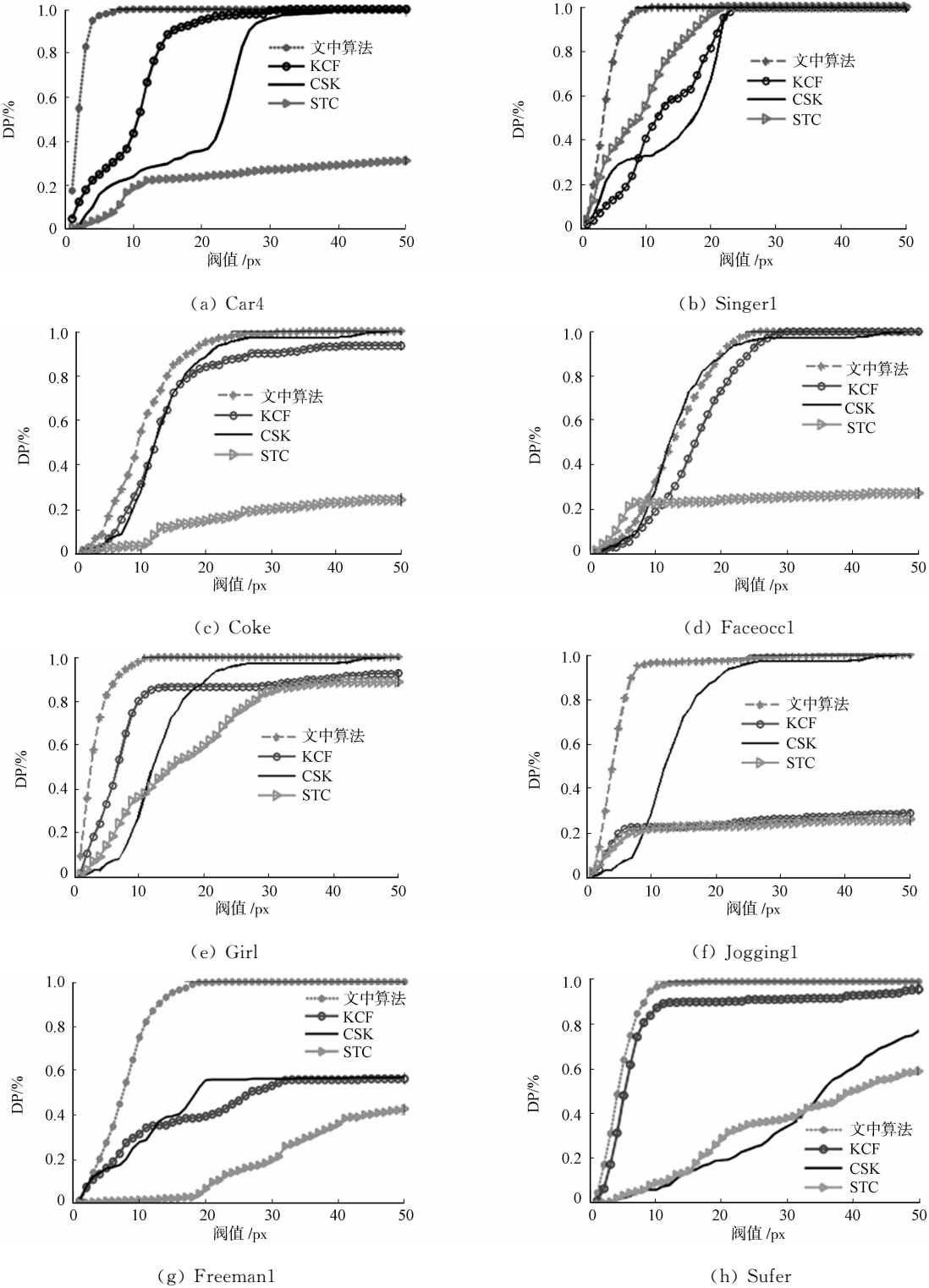


图 6 视频序列的 DP 曲线图

Fig. 6 DP curve of video sequence

## 5 结论

针对 KCF 算法不能处理目标尺度变化和完全遮挡问题,提出一种改进的 KCF 跟踪算法. 引入一个多尺度滤波器以预测目标尺度,利用 RLS 分类器训练得到最佳尺度值,有效地解决目标尺度问题. 在目标模型更新方面,根据 PSR 值加入权重控制,使模型可以根据目标表观变化自适应更新,从而实现了跟踪器可以在部分遮挡及全部遮挡情况下准确跟踪目标. 实验结果表明:文中算法在尺度变化、部分或全部遮挡、快速运动干扰下,跟踪均能达到最优或次优性能. 当目标发生形变较大时,算法跟踪效果较差,这一问题将是今后研究的重点.

### 参考文献:

- [1] CHEN E, HAIK O, YITZHAKY Y. Detecting and tracking moving objects in long-distance imaging through turbulent medium[J]. *Applied Optics*, 2014, 53(6): 1181-1190.
- [2] YI Shuangyan, HE Zhenyu, YOU Xinge, *et al.* Single object tracking via robust combination of particle filter and sparse representation[J]. *Signal Processing*, 2015, 110(5): 178-187. DOI: 10. 1016/j. sigpro. 2014. 09. 020.
- [3] ZHANG Kaihua, ZHANG Lei, LIU Qingshan, *et al.* Fast visual tracking via dense spatio-temporal context learning [C]// *European Conference on Computer Vision*. Zurich: Springer International Publishing, 2014: 127-141.
- [4] HENRIQUES J F, RUI C, MARTINS P, *et al.* Exploiting the circulant structure of tracking-by-detection with kernels[C]// *European Conference on Computer Vision*. Freiburg: Springer-Verlag, 2012: 702-715. DOI: 10. 1007/978-3-642-33765-9\_50.
- [5] MA Chao, YANG Xiaokang, ZHANG Chongyang, *et al.* Long-term correlation tracking[C]// *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Boston: IEEE Press, 2015: 5388-5396.
- [6] 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*, 2014, 37(3): 583-596.
- [7] LI Yang, ZHU Jianke. A scale adaptive kernel correlation filter tracker with feature integration[C]// *European Conference on Computer Vision*. Zurich: Springer International Publishing, 2014: 254-265.
- [8] 邢运龙, 李艾华, 崔智高, 等. 改进核相关滤波的运动目标跟踪算法[J]. *红外与激光工程*, 2016, 45(增刊 1): S126004.
- [9] LIU Ting, WANG Gang, YANG Qingxiong. Real-time part-based visual tracking via adaptive correlation filters [C]// *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Boston: IEEE Press, 2015: 4902-4912.
- [10] LI Yang, ZHU Jianke, HOI S C H. Reliable patch trackers: Robust visual tracking by exploiting reliable patches [C]// *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Boston: IEEE Press, 2015: 353-361.
- [11] YI Wu, LIM J W. Online object tracking: A benchmark[C]// *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Columbus: IEEE Press, 2013: 2411-2418.

(责任编辑: 钱筠      英文审校: 吴逢铁)