

文章编号:1007-2780(2017)02-0153-10

多特征融合的多模板协同相关跟踪

毛 宁,杨德东*,杨福才,蔡玉柱

(河北工业大学 控制科学与工程学院,天津 300130)

摘要:针对目标跟踪中的目标尺度变化、遮挡、光照变化、相似目标混淆等问题,本文提出多特征融合的协同相关跟踪算法。首先,本文用多种特征构建目标外观模型,提高目标模型的鲁棒性,增强跟踪的抗形变能力和抗光照变化能力。然后,利用定点优化策略,解决多模板滤波优化问题,获得最佳滤波参数,通过多模板相关滤波算法估计目标位置,利用改进的尺度池方法解决目标尺度变化问题。最后,利用目标置信度判别跟踪目标是否发生遮挡,当目标发生遮挡时,利用 CUR 滤波模块重新检测目标,解决遮挡情况下跟踪任务。本文利用 OTB-2013 数据集中的方法测试本文算法,实验表明本文算法的整体成功率和精确度为 0.622 和 0.830,本文算法在目标发生尺度变化、遮挡、光照变化、相似目标混淆等问题情况下,能准确、可靠地跟踪目标,具有一定研究价值。

关 键 词:机器视觉;目标跟踪;多模板协同滤波;多特征融合

中图分类号:TP391 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/YJYXS20173202.0153

Multi-template collaborative correlation tracking with multi-feature fusion

MAO Ning, YANG De-dong*, YANG Fu-cai, CAI Yu-zhu

(School of Control Science and Engineering, Hebei University of Technology,
Tianjin 300130, China)

Abstract: In order to solve the problem of target scale change, occlusion, illumination change, similar target confusion in target tracking, the paper proposes multi-template collaborative correlation tracking by multi-feature fusion algorithm. First, this paper constructs the target appearance model with various features, improves the robustness of the target model, and enhances the ability of anti deformation and the ability of light variation. Then, the fixed-point optimization strategy is used to solve the multi template filtering optimization problem, the optimal filter parameters are obtained and the target position is estimated by the multi-template correlation filtering algorithm. Target scale change is solved by the improved scale pool method. Finally, the target confidence is used to judge whether the tracking target is occluded. When the target is occluded, the CUR filter module is used to re-detect the target. The tracking task in the occlusion case is resolved. In this paper, we use the

收稿日期:2016-09-23;修订日期:2016-10-19.

基金项目:国家自然科学基金项目(No.61203076);天津市自然科学基金项目(No.13JCQNJC03500)

Supported by National Natural Science Foundation of China (No.61203076); Natural Science Foundation of Tianjin, China(No.13JCQNJC03500)

* 通信联系人, E-mail: ydd12677@163.com

method of OTB-2013 dataset to test the algorithm. Experimental results show that the overall success rate and accuracy of the algorithm are 0.622 and 0.830. Under the situation of occlusion, scale change, similar target interfere and illumination variation, the algorithm can accurately and reliably track the target which has certain research value.

Key words: machine vision; object tracking; multi-template collaborative filter; multi-feature fusion

1 引言

目标跟踪技术是计算机研究领域中的重要组成部分,其在人机交互、安防监控和无人驾驶等方面有重要的应用。近年来目标跟踪的热点是如何解决跟踪中的目标尺度变化、光照变化以及遮挡等问题,进而不断提高目标跟踪的精确度和成功率,因此如何解决这些问题仍是目标跟踪技术的研究重点。

目标跟踪技术可分为生成式跟踪^[1-2]和判别式跟踪^[3-7]。近年基于判别式的相关滤波算法得到快速发展,因为相关滤波算法结构简单且跟踪速度快,因此成为目标跟踪技术的研究重点。Heriques 等^[8]提出基于循环结构的检测跟踪算法(CSK),利用循环结构与快速傅里叶变换实现快速目标跟踪。Danelljan 等^[9]提出精确尺度变化的鲁棒目标跟踪算法(DSST),通过利用尺度池策略解决目标跟踪中的目标尺度变化问题。Li 等^[10]提出基于多特征融合的尺度自适应相关滤波算法(SAMF),通过利用梯度直方图特征(HOG)和颜色命名特征(CN)表示目标外观模板,增强了目标模板的鲁棒性,显著性提高了跟踪的精确度。Henriques 等^[11]提出高速核相关滤波算法(KCF),在 CSK 的基础上利用核策略,用 HOG 特征代替灰度特征,提高了跟踪的精确度。Zhu 等^[12]提出协同相关滤波算法(CCT),其在 KCF 算法的基础上加入 CUR 长期滤波模块以解决目标漂移问题,取得了不错的效果。

但是以上算法都没能解决目标遮挡和光照变化等问题,本文在协同相关滤波算法(CCT)的基础上提出多特征融合的多模板协同相关跟踪算法。针对协同相关滤波算法难以解决目标遮挡和光照变化等问题,本文通过利用光照不变特征解决目标光照变化问题。然后,通过目标置信度判别跟踪目标的可靠性,利用 CUR 滤波器解决目标遮挡和相似目标混淆情况下的跟踪问题,以改

进尺度池方法解决目标尺度变化问题。最后,利用公开数据集^[13]测试本文算法,并与 9 种流行算法进行对比分析。

2 协同相关滤波算法

协同相关滤波算法^[12]主要由多尺度核相关滤波算法和在线 CUR 滤波器两个部分组成。

核相关滤波算法将跟踪问题转换为回归问题,通过解决回归函数的损失函数最小化来解决跟踪问题,即解决下面问题:

$$\epsilon = \min_{\omega} \|\varphi(x)\omega - y\|_2^2 + \lambda \|\omega\|_2^2, \quad (1)$$

其中: $\varphi(x)$ 表示由基础样本 x 循环偏移产生的所有样本组成的样本矩阵, y 表示高斯标签函数, λ 表示正则化参数, ω 表示滤波器的滤波参数, ϵ 表示回归函数的损失函数。

求解公式(1)的闭环解得到:

$$\hat{\alpha} = \frac{\hat{y}}{\hat{k}^{xx} + \lambda}, \quad (2)$$

这里 $\omega = \varphi^T \alpha$, $k^{xx} = \varphi_x \varphi_x^T$, $\hat{y}$ 表示 y 的傅立叶变换, $\hat{\alpha}$ 表示 α 的共轭复数, $\hat{\cdot}$ 表示傅里叶变换。

通过相关滤波算法估计得到目标响应图,通过响应图估计目标位置:

$$\hat{f}(z, \alpha) = \hat{k}^{xz} \odot \hat{\alpha}, \quad (3)$$

这里 $\odot$ 表示元素的点积操作, $\hat{f}(z, \alpha)$ 是计算得到的响应图(频域),通过寻找响应图中的最大响应值点来确定候选目标位置,然后利用文献[9]中的尺度池方法解决尺度变化问题。

根据 CUR 矩阵近似技术^[14-15],得到 CUR 全局检测模块的滤波模板为:

$$x_i^{\text{CUR}} = \frac{1}{c} \sum_{i=1, \dots, c} x^{\text{CUR}}(i), \quad (4)$$

这里 x_i^{CUR} 为当前帧的 CUR 滤波器模板, x^{CUR} 为由历史目标模板随机采样生成的 CUR 滤波模板池, c 为 CUR 滤波模板池大小。

为了保证跟踪的鲁棒性,跟踪过程中利用线性插值法进行模板更新:

$$\hat{\alpha}_i^* = (1-\beta) * \hat{\alpha}_{i-1}^* + \beta * \hat{\alpha}^* \quad , \quad (5)$$

$$\varphi(x)_i = (1-\beta) * \varphi(x)_{i-1} + \beta * \varphi(x) \quad , \quad (6)$$

这里 β 为学习速率,其中 β 定义为:

$$\beta = \begin{cases} \gamma * \beta_{\text{init}} & \text{if } T_0 < T_{\text{threshold}} \\ \beta_{\text{init}} & \text{if otherwise} \end{cases} \quad , \quad (7)$$

这里 β_{init} 是 β 的初始学习速率, $T_{\text{threshold}}$ 是重叠率阈值, T_0 为 CUR 全局检测模块估计候选目标 $Z = [z_1, \dots, z_k]$ 和多尺度相关滤波算法估计候选目标 x^{target} 之间的重叠率,根据重叠率的大小判别目标是否发生遮挡,若目标发生遮挡,则分别用核相关滤波算法计算候选目标 $[x^{\text{target}}, z_1, \dots, z_k]$ 的最大滤波响应,滤波响应最大的候选目标即为要估计的目标。

3 本文算法

本文对协同相关跟踪算法进行改进,提出多特征融合的多模板协同相关跟踪算法。本文以多模板相关滤波算法为基础跟踪算法,提取目标的多维特征以提高跟踪的精确度和成功率,用 CUR 滤波器解决遮挡或者跟踪失败情况下的跟踪问题,对目标模板进行自适应更新,降低遮挡情况下目标模板漂移问题,下面是本文算法的具体内容。

3.1 多模板核相关滤波算法

传统的核相关滤波算法^[8-12]将跟踪问题转换为岭回归问题,通过解决回归问题来解决跟踪问题,但是传统的核相关滤波算法没能解决多维滤波模板与非线性核之间的问题^[16]。本文通过构建对偶问题,解决多维滤波模板和非线性核问题。

为简化推导,以二维模板为例(同理也可以推导到多维模板),则二维滤波模板核相关滤波问题如下:

$$\min \left\| \begin{pmatrix} \varphi_1 \\ \varphi_2 \end{pmatrix} \omega - \begin{pmatrix} y \\ y \end{pmatrix} \right\|_2^2 + \lambda \left\| \omega \right\|_2^2 \quad , \quad (8)$$

这里 φ_i 是由模板 x_i 和所有 x_i 循环偏移数据组成的数据矩阵,所以 φ_i 是循环矩阵。添加辅助变量,对公式(8)进行变形得到:

$$\min_{\omega_1, \omega_2} \left\| \begin{pmatrix} \varphi_1 \omega_1 - y \\ \varphi_2 \omega_2 - y \end{pmatrix} \right\|_2^2 + \lambda \left\| \begin{pmatrix} \omega_1 \\ \omega_2 \end{pmatrix} \right\|_2^2 \quad , \quad (9)$$

Subject to: $\omega_1 = \omega_2$

这里 $\omega_1 = \omega_2$ 。通过引入惩罚因子: $\frac{\mu}{2} \|\omega_1 - \omega_2\|_2^2$, 将带强约束的优化问题转化为两个子优化问题,这样多模板滤波优化问题变成了单模板滤波优化问题(传统相关滤波就是单模板滤波优化问题)。

利用定点优化策略解决子优化问题,在定点优化策略中开始给定一个滤波参数 ω_2 用于迭代更新 ω_1 ,直到达到迭代停止要求(这里迭代停止条件是迭代次数超过 10 次或者误差损失系数小于 10^{-5}),第 j 次迭代有:

$$\begin{aligned} & \min_{\omega_1} \left\| \varphi_1 \omega_1 - y \right\|_2^2 + \lambda \left\| \omega_1 \right\|_2^2 + \\ & \mu \left\| \omega_1 - \omega_2^j \right\|_2^2 \\ & \min_{\omega_2} \left\| \varphi_2 \omega_2 - y \right\|_2^2 + \lambda \left\| \omega_2 \right\|_2^2 + \\ & \mu \left\| \omega_2 - \omega_1^{j+1} \right\|_2^2 \end{aligned} \quad , \quad (10)$$

为了解决公式(10),构建其对偶形式以解决多维特征与非线性核问题,其对偶形式为:

$$\min_{\omega_1} \sum_i (\omega_1^T \varphi(x_i) - y_i)^2 + \lambda \left\| \omega_1 \right\|_2^2 + \mu \left\| \omega_1 - b \right\|_2^2 \quad , \quad (11)$$

这里 $b = \omega_2^j$,对公式(11)求解闭环解有:

$$\hat{a}_1 = \frac{\hat{\psi}}{\hat{k}^{x_1 x_1} + (\lambda + \mu)} \quad , \quad (12)$$

其中: $\hat{\psi} = F(-(kI + (\lambda k + \mu(k-1))(\varphi_1 \varphi_1^T)^{-1})$

$\varphi_1 \varphi_2^T \alpha_2 + y)$, $k = \frac{\mu}{\lambda + \mu}$,此时将公式(12)代入公式

(3),即求出目标响应图,以此估计目标位置。

3.2 多特征融合

为了增强目标模型的鲁棒性,减少光照变化对目标外观模型的影响,本文利用多种特征表示目标外观模型。这里使用梯度方向直方图特征(HOG)、颜色命名特征(CN)、光照不变特征(IIF)^[17]、灰度特征(Gray)等 4 种特征表示目标外观模型,本文将多种特征串联成一个向量来表示目标外观模型,则最终目标特征为

$$x = [x_{\text{HOG}}, x_{\text{CN}}, x_{\text{IIF}}, x_{\text{Gray}}] \quad , \quad (13)$$

这里 $x_{\text{HOG}}, x_{\text{CN}}, x_{\text{IIF}}, x_{\text{Gray}}$ 分别表示梯度方向直方图特征(HOG)、颜色命名特征(CN)、光照不变特征(IIF)、灰度特征(Gray)。

3.3 尺度自适应

本文利用与文献[9]中相似的方法来解决目标尺度变化问题,但是为了保证尺度变化的鲁棒

性,本文在尺度池方法的基础上引入了高斯尺度分布权重,因此计算得到的不同尺度的最大滤波响应为:

$$p(s_i)_t = \max(w_{t_i}^{s_i} \cdot \hat{f}(z)_{t_i}^{s_i}) \quad (14)$$

其中 s_i 表示第 i 个尺度, $\hat{f}(z)_{t_i}^{s_i}$ 表示第 t 帧第 i 个尺度的滤波响应图, $w_{t_i}^{s_i}$ 是其对应的高斯权重,此权重函数以上一帧目标尺度为中心,服从高斯分布, $p(s_i)_t$ 表示第 t 帧第 i 个尺度的最大滤波响应,通过求解不同尺度滤波响应中响应峰值最大的滤波响应所在尺度来估计目标尺度变化。

3.4 模板更新和在线 CUR 全局检测模块

在协同相关跟踪算法^[12]中,利用候选目标之间的重叠率判断目标是否发生遮挡,此方法虽能减弱目标漂移问题,但是不能完全有效解决目标遮挡和跟踪失败情况下的跟踪问题。

本文利用置信度判别目标是否发生遮挡,一旦目标置信度小于阈值,则认为目标发生遮挡或者是跟踪失败,此时启动 CUR 长期滤波模块重新确定目标位置。

$$P(x_t) = [P_{\text{similarity}}, P_{\text{PSR}}] \quad (15)$$

这里 $P(x_t)$ 表示第 t 帧时的目标置信度, $P_{\text{similarity}}$ 和 P_{PSR} 分别表示目标模板的相似度和响应置信度,其计算方法为:

$$P_{\text{similarity}} = \exp(-\eta * \|x - x_{t-1}\|^2) \quad (16)$$

$$P_{\text{PSR}} = \frac{\max(f(x)_t) - \mu_{\Phi}(f(x)_t)}{\sigma_{\Phi}(f(x)_t)} \quad (17)$$

这里 η 表示惩罚因子,其值大小设置为 0.05, $\|\cdot\|$ 用于计算目标外观模型 x 和 x_{t-1} 之间的欧式距离。 $f(x)_t$ 表示第 t 帧的滤波响应图, $\mu_{\Phi}(f(x)_t)$ 和 $\sigma_{\Phi}(f(x)_t)$ 分别表示以响应图峰值为中心的 15% 响应区域的均值与方差,峰旁区域大小 $\Phi = 0.15$ 。

利用目标模板的相似度和响应置信度计算目标外观模型的学习速率,则有:

$$\beta = \begin{cases} \gamma * \beta_{\text{init}} & \text{if } P_{\text{similarity}} < P_{\text{similarity}}^{\text{threshold}} \text{ \& } P_{\text{PSR}} < P_{\text{PSR}}^{\text{threshold}} \\ \beta_{\text{init}} & \text{if otherwise} \end{cases} \quad (18)$$

将公式(18)代入公式(5)、(6)对目标模板进行更新。目标的相似度和响应置信度小于指定阈

值时,则认为目标发生了遮挡或者是跟踪失败,此时利用 CUR 滤波模块重新检测目标,根据候选目标响应图峰值大小确定最佳候选目标,以此估计目标位置。

本文利用目标置信度判别跟踪目标的可靠性,通过置信度判别的判别自适应更新目标模板,降低了遮挡或者跟踪失败情况下的模板误更新问题,提高了目标模板的可靠性。同时,解决了跟踪失败情况下的目标重新跟踪问题,提高了本文算法的整体性能。

3.5 本文算法流程

下面为本文跟踪算法的跟踪流程:

本文跟踪算法流程

1. 输入:初始化,获取目标初始位置和目标模板信息 $x = [x_{\text{HOG}}, x_{\text{CN}}, x_{\text{IIF}}, x_{\text{Gray}}]$ 。
 2. 利用多模板相关滤波算法,即公式(12)计算滤波参数,利用公式(3)获取目标响应图,通过响应图获取目标位置,利用尺度池策略(公式(14))估计目标尺度变化。
 3. 根据目标置信度,判别目标是否发生遮挡或跟踪失败,若跟踪失败用 CUR 滤波器进行全局检测,获取候选目标 $[x^{\text{target}}, z_1, \dots, z_k]$,根据候选目标响应峰值大小,确定跟踪目标。
 4. 利用公式(5)、(6)、(18)对目标模板和滤波参数进行自适应更新。
 5. 如果未到最后一帧,跳转到步骤 2;如果已经到最后一帧,则跟踪结束。
- 输出:跟踪目标位置。

4 实验结果与分析

本文利用文献[13]中提供的数据集测试本文算法,同时与 9 种算法进行比较: CCT^[12]、SAMF^[10]、MTKCF^[16]、DSST^[9]、KCF^[11]、SCM^[18]、STRUCK^[1]、TLD^[2]、CSK^[8]。本文算法测试所用的平台为 Matlab2014b,实验在 Intel i5-4200 CPU,主频 2.50 GHz,内存 4G 的电脑上进行(所有试验均在此电脑上进行测试)。

4.1 实验参数设置

正则化因子 λ 设置为 10^{-4} ,学习速率 β_{init} 设

置为 0.02, 遮挡惩罚因子 γ 设置为 0.1, 置信度阈值 $P_{\text{similar}}^{\text{threshold}}$ 和 $P_{\text{PSR}}^{\text{threshold}}$ 分别为 0.5 和 9, 惩罚因子 η 设置为 0.05, 峰旁区域大小 $\Phi = 0.15$, CUR 滤波模板池大小 c 为 20, 尺度池大小为 31, 特征分别选用梯度方向直方图特征(HOG)、颜色命名特征(CN)、光照不变特征(IIF)、灰度特征(Gray), 对于所有实验这些参数固定不变。

4.2 性能评价方法

本试验用跟踪精确度图、成功率图和中心位置误差图评价本文算法:

(1) 精确度图(Precision plot): 定义目标中心误差小于指定阈值的帧数所占总帧数的百分比, 这里阈值取为 20 个像素。(2) 成功率图(Success plot): 成功率图与目标重叠率 S 有关, $S = R_t \cap R_g / R_t \cup R_g$ 这里 R_t 表示跟踪目标窗口区域, R_g 表示真实目标窗口区域, $\cap$ 和 $\cup$ 表示 R_t 和 R_g 的交集与并集, 当 S 大于 0.5 认为是跟踪成功, 实际计算成功率得分时根据成功率曲线下的面积计算。(3) 中心位置误差图(Center location error plot, CLE): 定义为 $cle = \sqrt{(x_t - x_g)^2 + (y_t - y_g)^2}$, 这里 (x_t, y_t) 表示实际跟踪得到的目标中心位置坐标, (x_g, y_g) 表示目标真实中心坐标。

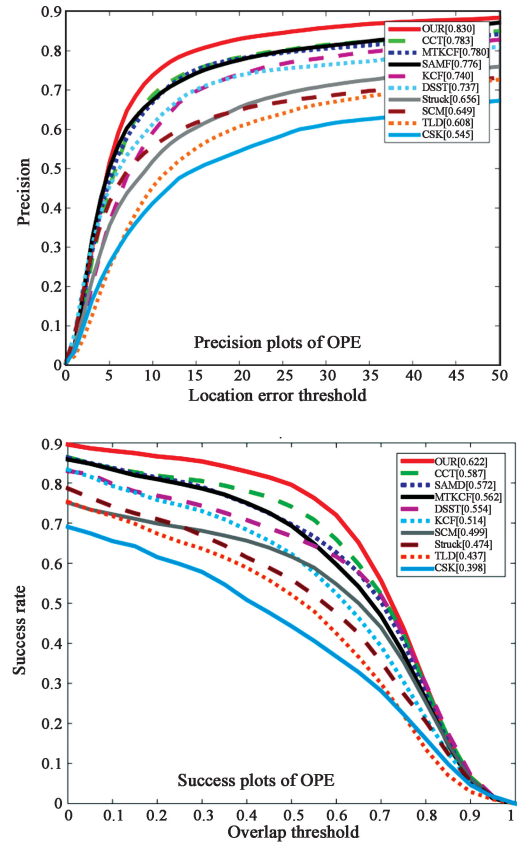


图1 10种算法的 OPE 精确度图和成功率图

Fig.1 Precision and success plots of OPE for the 10 trackers

表1 跟踪算法在 11 个属性上的成功率

Tab.1 Success rate of videos with 11 different attributes for the trackers

Attributes	Our	CCT	SAMF	MTKCF	DSST	KCF	SCM	STRUCK	TLD	CSK
LR	0.430	0.433	0.361	0.404	0.409	0.312	0.279	0.372	0.309	0.350
IPR	0.564	0.513	0.509	0.519	0.560	0.497	0.458	0.444	0.416	0.399
OPR	0.603	0.568	0.555	0.545	0.535	0.496	0.470	0.432	0.420	0.386
SV	0.601	0.556	0.516	0.532	0.541	0.427	0.518	0.425	0.421	0.350
OCC	0.627	0.597	0.621	0.549	0.534	0.514	0.487	0.413	0.402	0.365
DEF	0.614	0.589	0.622	0.566	0.510	0.534	0.448	0.393	0.378	0.343
BC	0.573	0.580	0.526	0.552	0.517	0.535	0.450	0.458	0.345	0.421
IV	0.554	0.546	0.534	0.496	0.536	0.494	0.473	0.428	0.399	0.369
MB	0.526	0.473	0.519	0.471	0.464	0.497	0.298	0.433	0.404	0.305
FM	0.547	0.509	0.515	0.418	0.435	0.460	0.293	0.462	0.417	0.316
OV	0.566	0.639	0.611	0.656	0.459	0.551	0.361	0.459	0.457	0.349
All Score	0.622	0.587	0.572	0.562	0.554	0.514	0.499	0.474	0.437	0.398

4.3 定量分析

为了验证本文算法的整体性能,测试本文算法与 CCT、SAMF、MTKCF、DSST、KCF、SCM、STRUCK、TLD、CSK 等 10 种算法在 51 个视频集上的整体成功率图和精确度图。从图 1 中得出本文算法的整体成功率得分和精确度得分分别为 0.622 和 0.830,明显优于其他算法,在成功率和精确度上的得分较 CCT 算法的 0.587 和 0.783 分别提升 3.5、4.7 个百分点,从图 1 中看出本文算法整体性能较 CCT 算法有较大的提升。

为了更加详细分析本文算法在不同跟踪情况下的鲁棒性,分别测试这 10 种算法在不同属性视频上的精确度得分和成功率得分,表 1 和表 2 分别表示跟踪算法在 11 个属性上的成功率得分和精确度得分。从表 1 和表 2 中发现本文

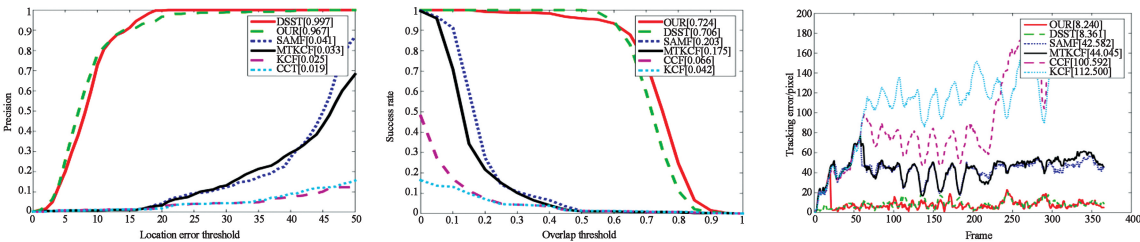
算法在遮挡、尺度变化、光照变化、形变和快速运动等情况下的成功率得分和精确度得分都优于 CCT 算法。在遮挡情况下的整体成功率得分和精确度得分分别为 0.627 和 0.830,分别较 CCT 算法(0.597、0.793)提升 3 个和 3.7 个百分点。在尺度变化情况下的整体成功率得分和精确度得分分别为 0.601 和 0.802,较 CCT 算法(0.556、0.745)分别提升 4.5 个和 5.7 个百分点。同时,在光照变化、形变和快速运动等情况下较 CCT 算法也一定提升。

测试本文算法在所有视频(51 个视频)上的跟踪速度(使用本文指定硬件设备),经过计算得到本文算法的平均速度为 15.8FPS,基本满足实时性要求。综合来说本文算法较 CCT 算法的性能有较大提升,具有一定实际应用价值。

表 2 跟踪算法在 11 个属性上的精确度

Tab.2 Precision of videos with 11 different attributes for the trackers

Attributes	Our	CCT	SAMF	MTKCF	DSST	KCF	SCM	STRUCK	TLD	CSK
LR	0.538	0.562	0.458	0.505	0.497	0.381	0.305	0.545	0.349	0.411
IPR	0.752	0.718	0.690	0.707	0.766	0.725	0.597	0.617	0.584	0.547
OPR	0.808	0.766	0.763	0.766	0.733	0.729	0.618	0.597	0.596	0.540
SV	0.802	0.745	0.723	0.767	0.730	0.679	0.672	0.639	0.606	0.503
OCC	0.830	0.793	0.844	0.770	0.716	0.749	0.640	0.564	0.563	0.500
DEF	0.800	0.765	0.813	0.769	0.660	0.740	0.586	0.521	0.512	0.476
BC	0.785	0.791	0.768	0.743	0.694	0.753	0.578	0.585	0.428	0.585
IV	0.721	0.717	0.727	0.706	0.735	0.728	0.594	0.558	0.537	0.481
MB	0.641	0.579	0.650	0.597	0.547	0.650	0.339	0.551	0.518	0.342
FM	0.681	0.626	0.663	0.637	0.517	0.602	0.333	0.604	0.551	0.381
OV	0.638	0.774	0.709	0.796	0.515	0.650	0.429	0.539	0.576	0.379
All Score	0.830	0.783	0.776	0.780	0.737	0.740	0.649	0.656	0.608	0.545



(a)Shaking

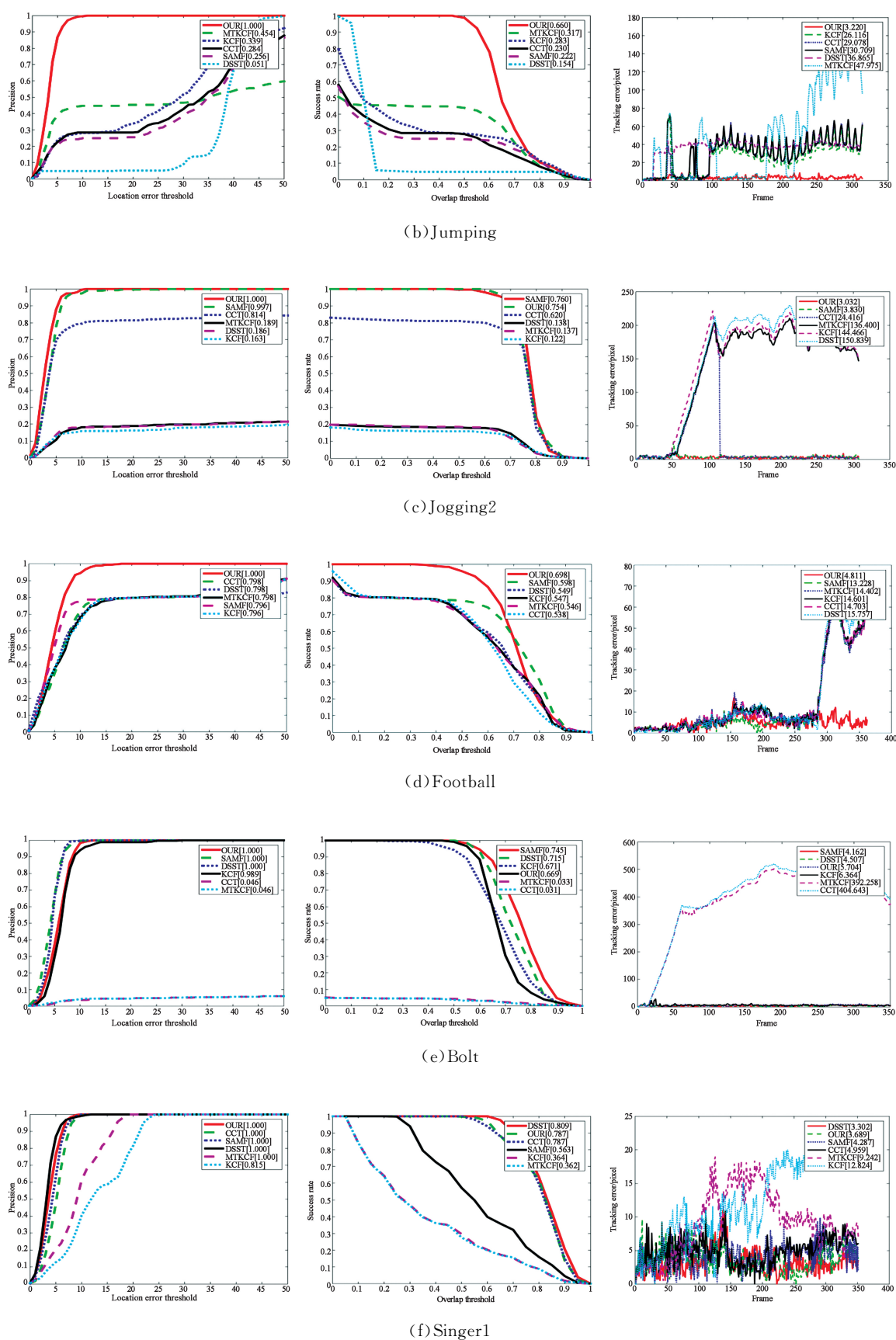


图 2 精确度、成功率和跟踪误差对比

Fig.2 Comparison of the success rate, precision and tracking error

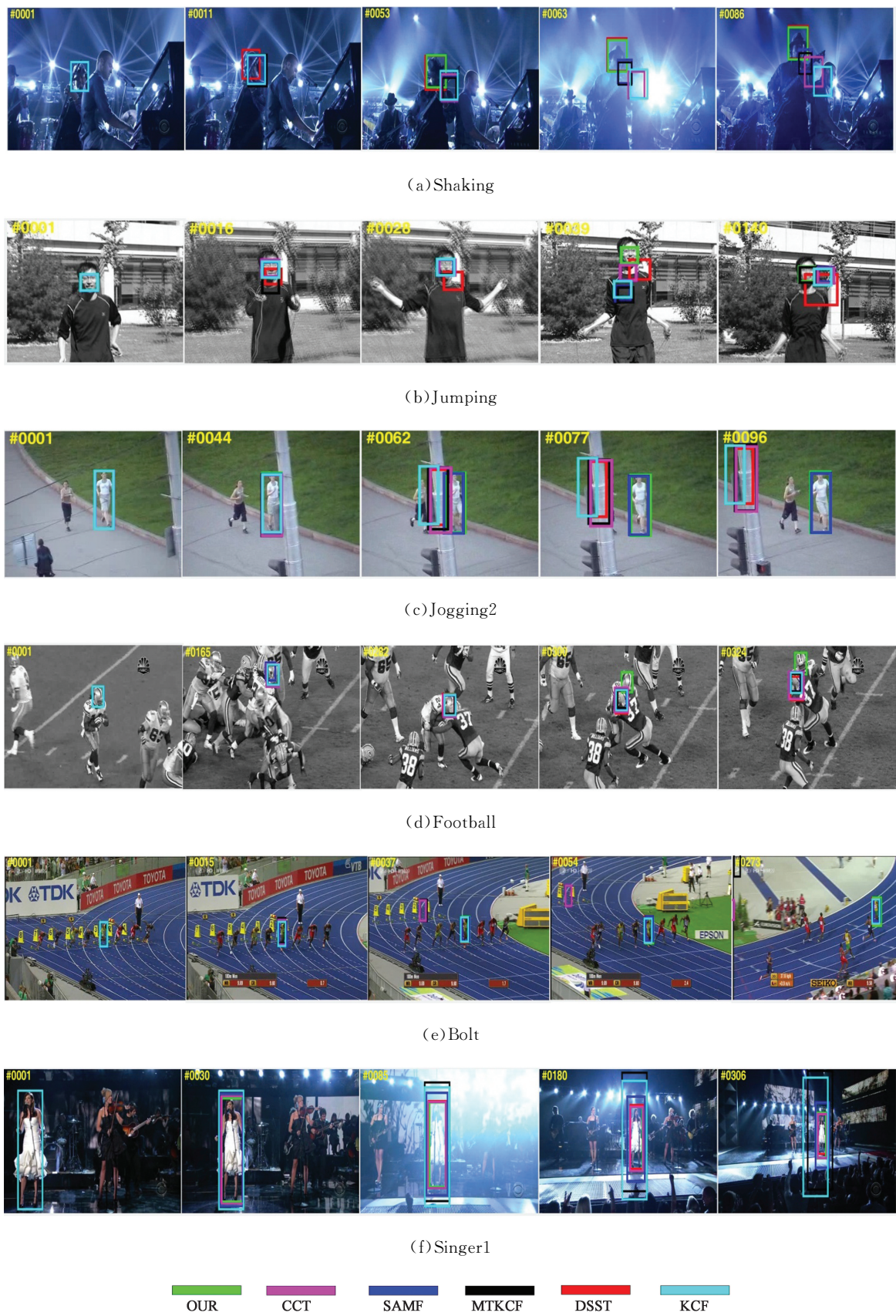


图 3 不同算法的跟踪结果
Fig.3 Tracking results of different algorithms

4.4 定性分析

为了更好地分析本文算法与其他相关滤波算法的性能差异性,分别测试本文算法与 CCT、DSST、MTKCF、SAMF、KCF 等相关滤波算法在不同视频属性上的跟踪结果(图 3 所示),获得跟踪算法在不同视频上的成功率、精确度和跟踪误差(图 2 所示),下面对不同情况下的跟踪效果进行分析与比较:

(1)光照问题:在图 3(a)中,目标受到剧烈光照变化的影响,在第 11 帧时由于受到光照变化的影响,除去 DSST 算法外其他算法都出现了跟踪漂移现象,在第 53 帧由于本文算法利用了光照不变特征和 CUR 滤波器进行重检测,又重新正确的跟踪目标。再从图 2(a)中发现本文算法在成功率和平均跟踪误差上均是最优,而在成功率、精确度、平均跟踪误差等方面均优于 CCT 算法,说明本文算法利用光照不变特征和 CUR 滤波器能解决光照变化情况下的目标跟踪问题。

(2)目标快速运动:在图 3(b)中,男子进行快速的上下跳动,第 16 帧时 DSST 和 MTKCF 算法,都出现了跟踪漂移,到第 39 帧除本文算法外都跟踪失败。而且本文算法在成功率和跟踪误差上均是最好,且均优于 CCT 算法,因为本文采用了更大的搜索空间(目标大小的 3.5^2 倍大的搜索空间,CCT 算法的搜索空间为目标大小的 2.5^2 大),因此能解决快速运动下的目标跟踪任务。

(3)遮挡情况:在图 3(c)中,人物被电线杆所完全遮挡,第 77 帧除本文算法和 SAMF 算法外都跟踪失败,此时看出面对长期完全遮挡,CCT 算法已经失效,CCT 算法不能解决完全遮挡情况下的跟踪问题。本文算法利用置信度判别目标是否发生遮挡,遮挡情况下启动 CUR 重检测模块,进行重新检测,解决遮挡情况下跟踪失败的问题。同时,由于本文采用多特征融合的方式表征目标外观模型,提高了目标模板的鲁棒性,间接的提高了跟踪的精确度,降低了跟踪平均误差,从图 2(c)看出本文算法的精确度和平均跟踪误差均是最优的,明显高于 CCT 算法。

(4)相似目标混淆:在图 3(d)中,运动员都头戴一样的帽子,在第 300 帧时,受相似目标干扰的影响,除本文算法外,其他跟踪算法全部出现跟踪失败。因为本文算法利用多种特征表征目标外观模型和多模板相关滤波算法,使得本文跟踪算法能更好的区分目标与干扰。从图 2(d)中看出,本文算法在成功率、精确度和平均跟踪误差方面均是最优。

(5)目标形变:在图 3(e)中运动员发生较大尺度的形变,且目标较小。在第 15 帧时 CCT 和 MTKCF 算法开始出现轻微漂移现象,在第 37 帧时 CCT 和 MTKCF 算法已经完全跟踪失败。本文算法和 SAMF 算法因为都利用了多种特征表征目标外观模型,因此能解决目标形变问题。

(6)目标尺度变化:在图 3(f)中目标发生剧烈尺度变化,在第 180 帧时除本文算法、CCT 算法和 DSST 算法外,其他算法均不能很好的解决目标剧烈尺度变化问题。本文算法和 CCT 算法均带尺度估计策略,均能很好的解决目标尺度变化问题,且从图 2(f)中看出本文算法在尺度变化情况下的精确度、成功率和平均跟踪误差均取得了不错的效果。

5 结 论

本文提出的多特征融合的多模板协同相关跟踪算法,通过利用多模板相关滤波算法对目标进行基本跟踪,用多种特征构建目标外观模型,提高目标模板的鲁棒性,用光照不变特征解决光照变化情况下的跟踪问题。然后通过判别跟踪目标的峰旁比大小和目标相似度,判别跟踪目标是否可靠,当跟踪失败后,利用 CUR 重检测模块对目标进行重检测,解决跟踪失败情况下的重检测问题,同时通过目标置信度判别,自适应目标模板更新,解决遮挡情况下的目标跟踪问题。通过实验表明,本文算法的成功率和精确度均优于传统的相关滤波跟踪,具有较好的跟踪鲁棒性和实时性。

参 考 文 献:

- [1] HARE S, SAFFARI A, TORR P H S. Struck: structured output tracking with kernels [C]//*Proceedings of 2011 IEEE International Conference on Computer Vision*, Barcelona: IEEE, 2011: 263-270.

- [2] KALAL Z, MIKOLAJCZYK K, MATAS J. Tracking-learning-detection [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2012, 34(7): 1409-1422.
- [3] 李静宇, 王延杰. 基于子空间的目标跟踪算法研究[J]. 液晶与显示, 2014, 29(4): 617-622.
LI J Y, WANG Y J. Subspace based target tracking algorithm [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2014, 29(4): 617-622. (in Chinese)
- [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] 张雷, 王延杰, 孙宏海, 等. 采用核相关滤波器的自适应尺度目标跟踪[J]. 光学精密工程, 2016, 24(2): 448-459.
ZHANG L, WANG Y J, SUN H H, *et al.* Adaptive scale object tracking with kernelized correlation filters [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2016, 24(2): 448-459. (in Chinese)
- [6] 程帅, 孙俊喜, 曹永刚, 等. 增量深度学习目标跟踪[J]. 光学精密工程, 2015, 23(4): 1161-1170.
CHEN S, SUN J X, CAO Y G, *et al.* Target tracking based on incremental deep learning [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2015, 23(4): 1161-1170. (in Chinese)
- [7] 修春波, 魏世安. 显著性直方图模型的 Camshift 跟踪方法[J]. 光学精密工程, 2015, 23(6): 1749-1757.
XIU C B, WEI S A. Camshift tracking with saliency histogram [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2015, 23(6): 1749-1757. (in Chinese)
- [8] 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 - ECCV 2012*, Berlin Heidelberg: Springer, 2012: 702-715.
- [9] DANELLJAN M, HÄGER G, KHAN F S, *et al.* Accurate scale estimation for robust visual tracking [C]//*Proceedings of the 2014 British Machine Vision Conference*. Nottingham: BMVA, 2014: 1-5.
- [10] LI Y, ZHU J K. A scale adaptive kernel correlation filter tracker with feature integration [C]//*European Conference on Computer Vision Workshop VOT2014*, Switzerland: Springer, 2014: 254-265.
- [11] 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.
- [12] ZHU G B, WANG J Q, WU Y, *et al.* Collaborative correlation tracking [C]. *Proceedings of the 2015 British Machine Vision Conference*, Swansea: BMVA, 2015: 1-12.
- [13] WUL, LIM J, YANG M H. Online object tracking: a benchmark [C]//*Proceedings of 2013 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Portland, OR: IEEE, 2013: 2411-2418.
- [14] WANG S S, ZHANG Z H. Improving CUR matrix decomposition and the Nyström approximation via adaptive sampling [J]. *The Journal of Machine Learning Research*, 2013, 14(1): 2729-2769.
- [15] XU M, JIN R, ZHOU Z H. CUR algorithm for partially observed matrices [C]//*Proceedings of the 32nd International Conference on Machine Learning*. Lille, France: JMLR, 2015: 1412-1421.
- [16] BIBI A, GHANEM B. Multi-template scale-adaptive kernelized correlation filters [C]//*Proceedings of 2015 IEEE International Conference on Computer Vision Workshop*, Santiago: IEEE, 2015: 613-620.
- [17] HE S F, YANG Q X, LAU R W H, *et al.* Visual tracking via locality sensitive histograms [C]//*Proceedings of 2013 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Portland, OR: IEEE, 2013: 2427-2434.
- [18] ZHONG W, LU H C, YANG M H. Robust object tracking via sparsity-based collaborative model [C]//*Proceedings of 2012 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Providence, RI: IEEE, 2012: 1838-1845.

作者简介: 毛宁(1992—), 男, 河南周口人, 硕士研究生, 2015 年于河南城建学院获得学士学位, 主要从事机器学习、目标跟踪方面的研究。E-mail: maon316@163.com

杨德东(1977—), 男, 辽宁阜新人, 副教授, 硕士生导师, 2000 年于大连铁道学院获得学士学位, 2003 年于大连铁道学院获得硕士学位, 2007 年于东北大学获得博士学位, 主要从事智能感知与控制、目标检测与跟踪等方面的研究。E-mail: ydd12677@163.com