

基于图像签名算法的视觉目标跟踪算法

张博, 龙慧

长沙师范学院信息与工程系, 湖南 长沙 410100

摘要 针对视觉目标跟踪算法中存在的快速运动、尺度变化、形变和遮挡问题, 提出基于图像签名算法的视觉目标跟踪算法。该算法以相关滤波算法为基础, 通过多种特征构建目标的外观模型, 提高了算法的跟踪精确度和稳健性; 为了解决严重遮挡情况下的目标重定位问题, 利用图像签名算法计算图像的稀疏显著性区域, 获取候选目标的位置, 通过分类器对候选目标进行重排名, 实现目标重定位; 采用尺度池策略和自适应模板更新策略, 解决跟踪中的尺度变化问题和跟踪漂移问题。利用标准数据集测试所提算法的性能, 结果表明, 所提算法在跟踪成功率和精确度上均优于传统的相关滤波算法, 能较好地解决快速运动、尺度变化、形变和遮挡情况下的目标跟踪问题。

关键词 机器视觉; 目标跟踪; 图像签名; 稀疏显著性

中图分类号 TP391 **文献标识码** A

doi: 10.3788/LOP54.091504

Visual Target Tracking Algorithm Based on Image Signature Algorithm

Zhang Bo, Long Hui

Department of Information and Engineering, Changsha Normal University, Changsha, Hunan 410100, China

Abstract Aiming at the problems of fast motion, scale variation, deformation and occlusion in visual target tracking algorithms, the visual target tracking algorithm based on image signature algorithm is proposed. The proposed algorithm is based on the correlation filtering algorithm. The target appearance model is constructed with various features, and the precision and robustness of the proposed algorithm are improved. In order to solve the target relocation problem under the condition of severe occlusion, the image signature algorithm is used to calculate image sparse salient regions and to obtain the position of candidate target. The candidate target is re-ranked by the classifier, and the target is relocated. Scale pool strategy and adaptive model updating strategy are used to solve the problems of scale variation and tracking drift in tracking. Standard data sets are used to test the performance of the proposed algorithm, and the results show that the proposed algorithm is superior to traditional correlation filtering algorithms in terms of tracking success rate and precision. The proposed algorithm can solve the target tracking problems under the conditions of fast motion, scale variation, deformation and occlusion.

Key words machine vision; target tracking; image signature; sparse saliency

OCIS codes 150.0155; 150.1135; 150.1488

1 引言

视觉目标跟踪技术是计算机视觉中的重要研究方向, 已经被广泛应用到国防安全、视频监控、无人驾驶和人机交互等^[1-3]方面。视觉目标跟踪是在给定初始跟踪目标位置的情况下, 利用跟踪技术在后续视频序列中自动跟踪指定目标, 输出跟踪目标的运动轨迹。

最近几年, 基于相关滤波算法的视觉目标跟踪研究成为一个研究热点。2010年, Bolme等^[4]首次将相关滤波算法引入到视觉目标跟踪中, 提出了最小均方差误差输出平方和(MOSSE)滤波器, 通过在灰度图像上训练分类器, 将目标跟踪问题转换成在线分类问题, 通过快速傅里叶变换将时域内的计算转换到频域, 极大

收稿日期: 2017-04-05; **收到修改稿日期:** 2017-05-21

基金项目: 国家自然科学基金青年科学基金(41604117)

作者简介: 张博(1980—), 男, 硕士, 高级实验师, 主要从事模式识别、人工智能和图像处理方面的研究。

E-mail: zhangb198041@163.com

地缩短了计算耗时,实现了实时在线跟踪任务。为了提高跟踪的可靠性和实时性, Henriques 等^[5]提出核相关滤波(KCF)跟踪算法,利用循环结构进行稠密采样,然后利用核策略解决了非线性空间下的分类问题,利用多通道的方向梯度直方图(HOG)特征提高了分类器的分类能力,提高了跟踪的精确度。为了解决跟踪中目标尺度变化的问题, Danelljan 等^[6]提出了精确尺度估计的判别式尺度空间跟踪器(DSST),通过尺度池策略解决跟踪中的目标尺度估计问题,提高了跟踪的精确度。沈秋等^[7]提出自适应特征选择的多尺度相关滤波跟踪算法,利用颜色命名(CN)特征^[8]、灰度特征和 HOG 特征^[9]构建目标外观模型,然后通过滤波响应自适应选择可靠的特征用于目标跟踪,提高了跟踪的精确度和稳健性。王艳川等^[10]提出基于双模型融合的自适应目标跟踪算法,通过引入背景扰动模型和相关滤波模型,解决了复杂场景下的目标跟踪漂移问题,通过自适应模型融合的方法提高了跟踪算法的稳健性和精确度。

近几年提出的大量跟踪算法虽然很优秀^[4-13],但在严重遮挡、快速运动和形变等复杂场景下,它们很难完成精确的目标跟踪任务。在相关滤波算法的基础上,本课题组提出了基于图像签名算法的视觉目标跟踪算法,通过多种新颖特征构建目标外观模型,提高了复杂场景下目标外观模型的稳健性;为了解决严重遮挡情况下的目标跟踪问题,以图像签名算法为基础设计了重检测模块,解决了跟踪失败情况下目标重定位的问题;最后利用自适应更新策略和尺度池策略,解决了目标尺度估计问题和遮挡情况下的模板漂移问题。在标准数据集上测试了本课题组所提算法的性能,并验证了该算法的稳健性和精确性。

2 相关滤波

经典的相关滤波算法^[6]将目标跟踪问题看作为在线分类问题,通过求解最小均方误差下的岭回归问题来解决目标跟踪问题:

$$\epsilon = \min_{\mathbf{w}} \sum_i [\mathbf{h}(x_i) - y_i]^2 + \lambda \|\mathbf{w}\|^2, \quad (1)$$

式中 ϵ 为损失误差; $\mathbf{h}(x) = \mathbf{w}^T x$ 为图像块 x 的相关滤波响应,上标 T 表示矩阵的转置; y 为目标期望响应或高斯标签; x_i 为第 i 个训练样本; \mathbf{w} 为滤波器参数; λ 为正则化因子。

通过求解(1)式的闭环解,得到

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

式中 \mathbf{X} 为由基础样本 x 循环偏移产生的样本组成的数据循环矩阵, \mathbf{I} 为单位矩阵。为了缩短计算耗时,利用循环结构的性质,将时域内的计算转换到频域,即对(2)式两边进行傅里叶变换得到:

$$\mathcal{F}(\mathbf{w}) = \frac{\mathcal{F}^*(x) \cdot \mathcal{F}(y)}{\mathcal{F}^*(x) \cdot \mathcal{F}(x) + \lambda}, \quad (3)$$

式中上标 * 表示复共轭。

为了提高分类器的分类能力,通过核策略将上述线性回归问题转换为非线性回归问题,则有

$\mathbf{h}(z) = \mathbf{w}^T z = \sum_{i=1}^n \alpha_i k(z, x_i)$, z 为检测窗口图像, α 为分类器参数, $k(\cdot)$ 为核相关函数,则(3)式变为

$$\mathcal{F}(\alpha) = \frac{\mathcal{F}(y)}{\mathcal{F}(k^{xx}) + \lambda}, \quad (4)$$

式中 $k^{xx} = \kappa(x, x)$ 表示核相关,这里取高斯核, $\mathcal{F}(\alpha)$ 表示频域内的滤波器参数。时域内滤波响应图为

$$\mathbf{h}(z) = \mathcal{F}^{-1} [\mathcal{F}(k^{xx}) \cdot \mathcal{F}(\alpha)], \quad (5)$$

式中 \mathcal{F}^{-1} 为傅里叶逆变换, $\mathbf{h}(z)$ 为计算得到的时域内滤波响应图,响应图中最大响应所在位置就是目标位置。

3 算 法

本课题所提算法以相关滤波算法为基础,通过多种新颖的特征构建目标外观模型,提出多特征融合的尺寸自适应相关跟踪,解决目标尺度变化问题和位置估计问题;同时利用图像签名算法^[14]设计跟踪重检测模块,解决严重遮挡情况下的目标重定位问题;最后采用自适应模板更新策略解决目标模板漂移问题。图 1 为所提算法的跟踪流程框图。

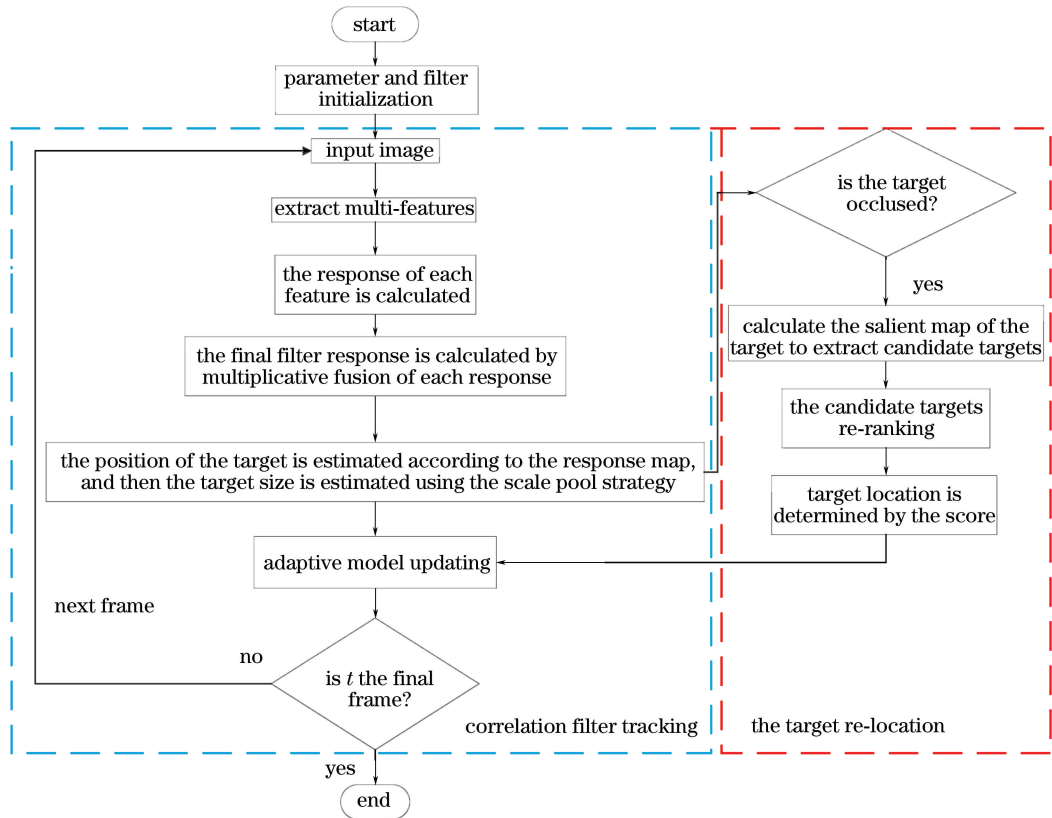


图1 本课题组所提算法的流程框图

Fig. 1 Flow chart of algorithm proposed by our research group

3.1 基于图像签名的稀疏显著性检测

在图像签名算法中,图像是由前景和背景组成的,并且前景目标在空间域中是稀疏的,背景在离散余弦变换域(DCT)中是稀疏的,利用此性质可以获取输入图像的前景信息位置,即图像的显著性区域。计算输入的图像签名公式为

$$f(x) = \varphi[\eta_{\text{DCT}}(x)], \quad (6)$$

式中 $f(x)$ 为 x 的图像签名, $\varphi(x)$ 为 x 的符号函数, $\eta_{\text{DCT}}(x)$ 为 x 的离散余弦变换。

Itti 等^[15]认为通过图像签名重构图像的前景信息比背景信息更加显著,图 2(b)、(f)为目标的签名重构图,从图 2(b)、(f)可以看出,前景目标更显著。重构公式为

$$\bar{x} = \eta_{\text{DCT}}^{-1}(x), \quad (7)$$

式中 $\eta_{\text{DCT}}^{-1}(x)$ 为离散余弦的逆变换, \bar{x} 为图像签名重构的图像。

图像签名重构的图像能更好地凸显图像的前景信息,利用重构图计算图像显著性图的公式为

$$\phi(x) = g * (\bar{x} \circ \bar{x}), \quad (8)$$

式中 $\phi(x)$ 为通过图像签名重构的稀疏显著性图, g 为高斯平滑函数, $*$ 为卷积, \circ 为 Hadamard 乘积,即矩阵对应位置元素的点积。通过高斯平滑函数可以消除背景中的干扰点,改善显著性图的效果,图 2(c)、(g)为输出图像的稀疏显著性图,图 2(d)、(h)为显著性前景目标的可视化结果。

3.2 多特征融合的尺度自适应相关跟踪

为了提高跟踪算法的稳健性,利用多种新颖特征构建目标的外观模型,提出多特征融合的尺度自适应相关跟踪。在目标外观模型的构造上,与文献[7]的方法不同,本课题组所提算法采用了 4 个特征:图像签名重构特征^[14](feature I)、目标颜色概率直方图^[16](feature II)、HOG 特征^[9](feature III)和基于目标颜色概率直方图的 HOG 特征(feature IV,即 HOG+)。文献[7]的算法通过特征级联的方式重构目标外观模型,即最终的滤波响应为多种特征的响应加权,而本文计算的最终滤波响应为多种特征的响应乘积,图 3 所示为

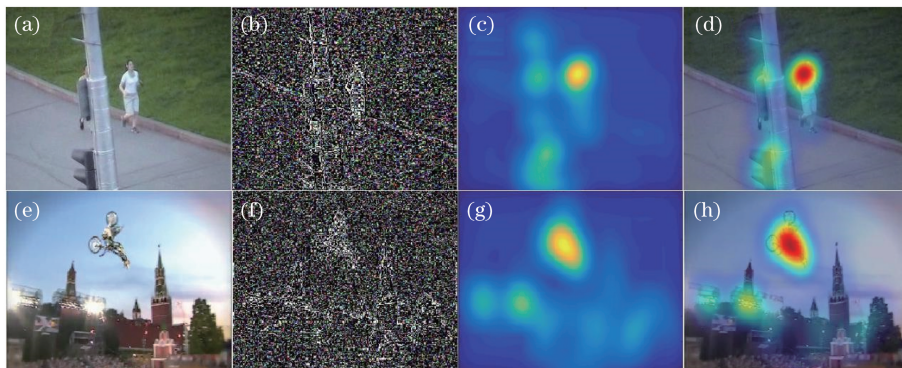


图 2 稀疏显著性检测。(a)(e)输入图像;(b)(f)图像签名重构图;

(c)(g)显著性图;(d)(h)显著性图可视化

Fig. 2 Sparse saliency detection. (a)(e) Input images; (b)(f) reconstruction images of image signature; (c)(g) salient images; (d)(h) visualization of salient images

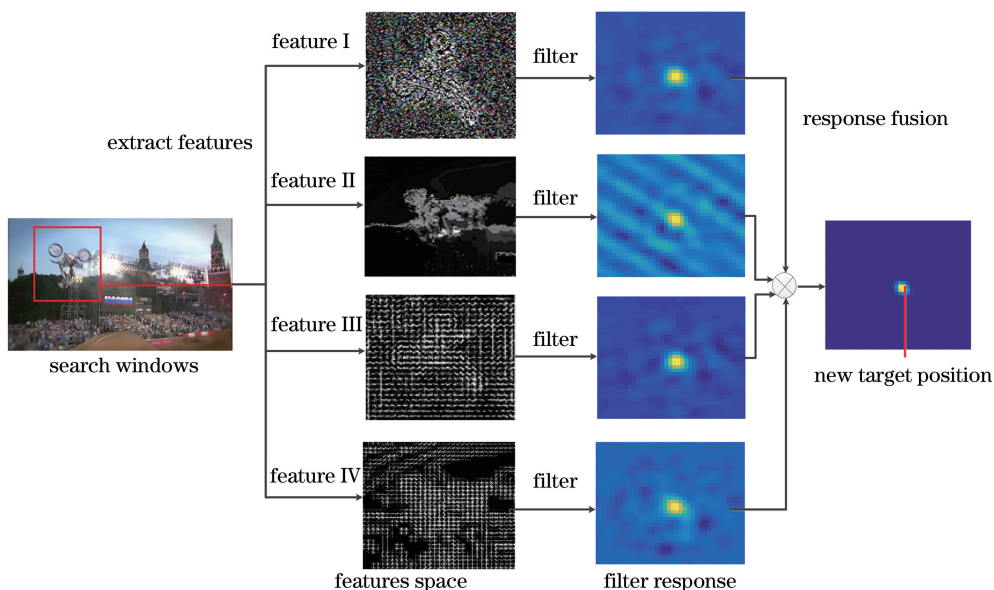


图 3 多特征响应融合示意图

Fig. 3 Schematic of the response fusion based on multi-features

本课题组所提算法的多特征响应融合方法。

利用本课题组所提算法分别计算每种特征的响应,最终估计获取的目标响应图为

$$\mathbf{h}'(z) = \prod_{j=1}^m \mathcal{F}^{-1} [\mathcal{F}_j(k^{xz}) \cdot \mathcal{F}_j(\alpha)], \quad (9)$$

式中 $\mathbf{h}'(z)$ 为计算得到的多特征融合滤波响应图, m 为特征种类个数, $\mathcal{F}_j(k^{xz})$ 为第 j 种特征的核相关因子, $\mathcal{F}_j(\alpha)$ 为第 j 种特征的分类器滤波参数。从图 3 可以看出,多特征融合响应方法的稳健性比单特征响应方法好,能更好地消除背景干扰,实现目标的精确定位。

3.3 稀疏显著性检测与目标重定位

当目标发生严重遮挡,跟踪目标消失时,利用图像签名算法计算输入图像的稀疏显著性区域,通过稀疏显著性图获取候选目标的位置,然后对候选目标进行重排名,根据排名得分大小确定估计目标的位置,实现目标的重定位。

首先,通过下面的方法判别跟踪目标是否发生遮挡:

$$\gamma = (p_i > p_{th}) \cap [v(S_{\text{salient}}, S_{\text{target}}) > 0.05S_i], \quad (10)$$

式中 γ 为判断目标是否发生遮挡的参数, $\gamma=0$ 表示跟踪目标发生遮挡, $\gamma=1$ 表示跟踪目标未发生遮挡; p_i

为第 t 帧跟踪目标的响应置信度,通过滤波响应的峰旁比^[4](PSR)计算得到; p_{th} 为峰旁比阈值; $S_{salient}$ 为跟踪目标的显著性区域,此窗口区域的中心坐标为最大显著性得分位置; S_{target} 为当前帧跟踪目标窗口; $v(S_{salient}, S_{target})$ 为两个窗口的重叠面积, $S_{salient}$ 和 S_{target} 的窗口大小均为 S_t , S_t 为上一帧跟踪窗口大小。

当目标发生遮挡时,利用图像签名计算目标输入图像的稀疏显著性图,根据显著性得分获得候选目标 $C = \{c^1, c^2, \dots, c^o\}$,然后通过计算候选目标的滤波响应、模板似然度得分和空间权重,将候选目标进行重排名:

$$a = \max(\hat{h}_1 \times d_1 \times l_1, \dots, \hat{h}_o \times d_o \times l_o), \quad (11)$$

式中 a 为候选目标的得分; $l_k = \sigma_{sim}(c_k^t, c_{template}^{t-1})$ 为第 k 个候选目标与目标模板的相似度,通过目标模板间的欧氏距离可以计算得到, σ 为标准差, c 为候选目标; $d_k = \exp[-d(c_k^t, c_{template}^{t-1})^2 / (2\sigma^2)]$, d_k 为第 k 个候选目标的空间距离权重, $d(c_k^t, c_{template}^{t-1})$ 为候选目标位置与上一帧跟踪目标位置的空间距离; \hat{h}_k 为第 k 个候选目标的最大滤波响应值。最大得分的候选目标位置为估计的候选目标位置。

3.4 自适应模板更新

为了解决遮挡情况下的模板漂移问题,利用自适应模板更新策略:

$$\mathcal{F}(\alpha_t) = (1 - \beta\gamma)\mathcal{F}(\alpha_{t-1}) + \beta\gamma\mathcal{F}(\alpha'_t), \quad (12)$$

$$x_t = (1 - \beta\gamma)x_{t-1} + \beta\gamma x'_t, \quad (13)$$

式中 β 为模板学习速率, $\mathcal{F}(\alpha'_t)$ 为第 t 帧图像训练得到的滤波器参数, $\mathcal{F}(\alpha_{t-1})$ 为第 $t-1$ 帧学习得到的滤波器参数, $\mathcal{F}(\alpha_t)$ 为第 t 帧学习得到的滤波器参数, x'_t 为第 t 帧获取的目标模板, x_t 为第 t 帧学习得到的目标模板, x_{t-1} 为第 $t-1$ 帧学习得到的目标模板。

4 实验结果与分析

4.1 实验环境与参数设置

所有实验均基于 MATLAB2014b 软件进行,计算机配置 Intel i5 3.2 GHz 处理器和 16 G 内存。实验参数设置如下:相关滤波搜索窗口大小为目标窗口大小的 2.5 倍,正则化因子 λ 为 10^{-4} ,模板学习速率 β 为 0.015,峰旁比阈值 p_{th} 设置为 150,尺度池大小设计为 7,候选目标个数 o 设置为 10。为了更好地分析所提算法的性能,将其与 8 种流行的跟踪算法进行比较,这 8 种算法为基于核函数循环结构(CSK)^[17]跟踪器、核相关滤波(KCF)^[5]跟踪器、判别式尺度空间跟踪器(DSST)^[6]、基于稀疏表示的协作模型(SCM)^[18]跟踪器、多实例学习(MIL)^[19]跟踪器、基于核函数的结构式输出(Struck)^[20]跟踪器、跟踪-学习-检测(TLD)^[21]跟踪器、基于时空上下文(STC)^[22]跟踪器。同时,利用 OTB-50 标准数据库^[23]中的视频序列测试本课题组所提算法。

4.2 整体性能分析

为了更好地评价算法的性能,利用 OTB-50 标准数据集中的成功率图和精确度图进行算法性能评估。跟踪成功率又称重叠率精确度(OP),表示实际跟踪目标窗口与真实目标窗口的重叠率大于指定阈值(即成功率图的横坐标)的帧数占总帧数的比例,阈值一般取 0.5。为了保证评价的可靠性,在成功率图中用曲线下的面积计算各个算法的成功率得分。精确度又称距离精确度(DP),表示实际跟踪目标的中心位置坐标与真实目标中心位置坐标之间距离大于指定阈值(即精确度图的横坐标)的帧数占总帧数的比例,计算精确度得分时阈值取 20 pixel。

图 4 所示为 9 种算法在 OTB-50 数据集上的整体成功率图和精确度图。从图 4 可以看出,本课题组所提算法的成功率得分和精确度得分分别为 0.603 和 0.817,比传统的相关滤波算法 KCF 跟踪器分别增大了 17.5%和 9.3%,说明本课题组所提算法能较好地解决复杂场景下的目标跟踪问题。

4.3 基于视频属性的性能分析

为了分析本课题组所提算法在不同场景情况下的跟踪效果,记录算法在不同属性视频序列上(遮挡、尺度变化、光照变化、形变和快速运动)的距离精确度和重叠率精确度以及实际跟踪效果,表 1 和表 2 分别为 9 种算法在不同属性视频序列上的距离精确度和重叠率精确度,图 5 所示为 9 种算法在不同视频序列上的实际跟踪效果。不同属性视频序列上的算法性能分析如下:

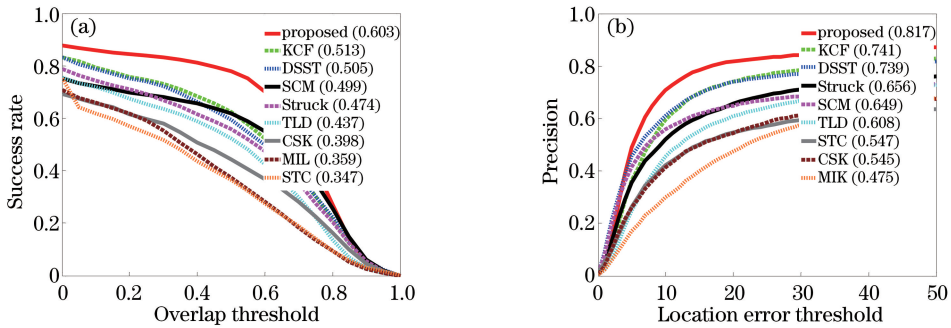


图 4 9 种不同跟踪算法的(a)成功率图和(b)精确度图

Fig. 4 (a) Success rate plots and (b) precision plots of nine kinds of different tracking algorithms

表 1 9 种不同跟踪算法的距离精确度比较

Table 1 Comparison of distance precision for nine kinds of different tracking algorithms

Sequence	Proposed	KCF	DSST	TLD	Struck	CSK	SCM	MIL	STC
Basketball	1.000	0.923	0.462	0.028	0.012	1.000	0.661	0.284	0.560
Bolt	1.000	0.989	1.000	0.306	0.020	0.034	0.031	0.014	0.046
Deer	0.972	0.817	0.930	0.732	1.000	1.000	0.028	0.127	0.042
Dog1	1.000	1.000	1.000	1.000	0.996	1.000	0.976	0.919	0.700
Jogging-2	0.980	0.163	0.186	0.857	0.254	0.186	1.000	0.186	0.186
Lemming	0.823	0.487	0.421	0.859	0.628	0.436	0.166	0.823	0.312
Jumping	0.974	0.342	0.061	1.000	1.000	0.051	0.153	0.997	0.054
Singer1	1.000	0.843	1.000	1.000	0.641	0.670	1.000	0.501	1.000
Trellis	0.996	1.000	1.000	0.529	0.877	0.810	0.873	0.230	0.738
Tiger1	0.866	0.851	0.762	0.456	0.175	0.255	0.126	0.095	0.261

表 2 9 种不同跟踪算法的重叠率精确度比较

Table 2 Comparison of overlap precision for nine kinds of different tracking algorithms

Sequence	Proposed	KCF	DSST	TLD	Struck	CSK	SCM	MIL	STC
Basketball	0.990	0.898	0.148	0.025	0.102	0.875	0.611	0.275	0.236
Bolt	1.000	0.934	1.000	0.146	0.017	0.017	0.014	0.011	0.043
Deer	0.972	0.817	0.930	0.732	1.000	1.000	0.028	0.127	0.042
Dog1	1.000	0.650	0.646	0.673	0.653	0.653	0.847	0.650	0.573
Jogging-2	0.968	0.160	0.182	0.831	0.248	0.182	0.990	0.163	0.173
Lemming	0.852	0.423	0.418	0.594	0.640	0.423	0.166	0.811	0.153
Jumping	0.920	0.281	0.048	0.847	0.799	0.048	0.121	0.476	0.048
Singer1	0.670	0.276	0.276	0.990	0.299	0.297	1.000	0.276	0.507
Trellis	0.914	0.857	0.785	0.456	0.183	0.264	0.129	0.097	0.052
Tiger1	0.901	0.840	0.840	0.473	0.784	0.580	0.854	0.244	0.580

1) 部分遮挡和严重遮挡情况下。图 5(a)和 5(b)中跟踪目标均发生严重遮挡,如在 jogging-2 序列中,跟踪人物在第 51 帧完全被遮挡,此时除了本课题组所提算法、TLD 和 SCM 算法外,其他算法均跟踪失败。传统的相关滤波算法(CSK、KCF)在目标发生严重遮挡时,跟踪目标消失,容易产生跟踪失败的问题,而本课题组所提算法与 TLD 算法都引入了目标重检测模块,当目标因发生严重遮挡而跟踪失败时,通过启动重检测模块实现目标重定位。tiger1 序列中[图 5(c)]目标在第 36 帧和第 243 帧被部分植物遮挡,当发生遮挡时对分类器进行更新易产生模板漂移,造成跟踪失败且严重影响跟踪的精确度,而本课题所提算法因采用自适应更新策略取得了较好的效果。

2) 尺度光照和尺度变化。在图 5(d)所示的 trellis 序列中面对的主要挑战是光照变化,此时目标外观模型发生变化,容易造成跟踪器跟踪失败,如 STC 和 MIL 算法,在第 535 帧都出现跟踪失败,因为其构建特征简单,分类器分类能力不强,面对复杂的光照变化,容易跟踪失败。在图 5(e)、(f)所示的 dog1 和 singer1 序

列中跟踪目标面临的主要挑战是剧烈的尺度变化。例如, dog1 序列中玩具狗发生剧烈的尺度变化, 在第 2, 930, 1039 帧中, 只有本课题组所提算法能精确跟踪指定目标, 解决剧烈尺度变化情况下的跟踪问题。虽然 SCM、TLD、DSST 等算法都具有尺度估计策略, 但估计的精确性不够好, 在剧烈尺度变化时跟踪效果不好。

3) 剧烈形变和快速运动。在图 5(g)、(h) 中, 跟踪的两个运动员均发生了较大尺度的形变, 此时分类器容易出现分类错误, 造成跟踪失败。例如, 在 bolt 序列中运动员发生剧烈的尺度变化, 本课题组所提算法、KCF 和 DSST 算法均取得了较好的跟踪效果, 而采用传统灰度特征的 CSK 算法跟踪失败, 这是因为在剧烈形变情况下 CSK 算法构造的目标外观模型不够可靠, 而本课题组所提算法采用多种特征构建目标外观模型, 使模型具有更好的稳健性和可靠性。在图 5(i)、(j) 所示的 deer 和 jumping 序列中跟踪目标发生了快速运动, 传统的相关滤波算法采用的搜索窗口大小一般为目标大小的 $2^2 \sim 2.5^2$ 倍, 在目标发生快速运动的情况下跟踪目标时很可能超出搜索窗口, 造成跟踪失败。本课题组所提算法利用稀疏显著性算法, 解决了快速运动跟踪失败情况下的目标重定位问题。

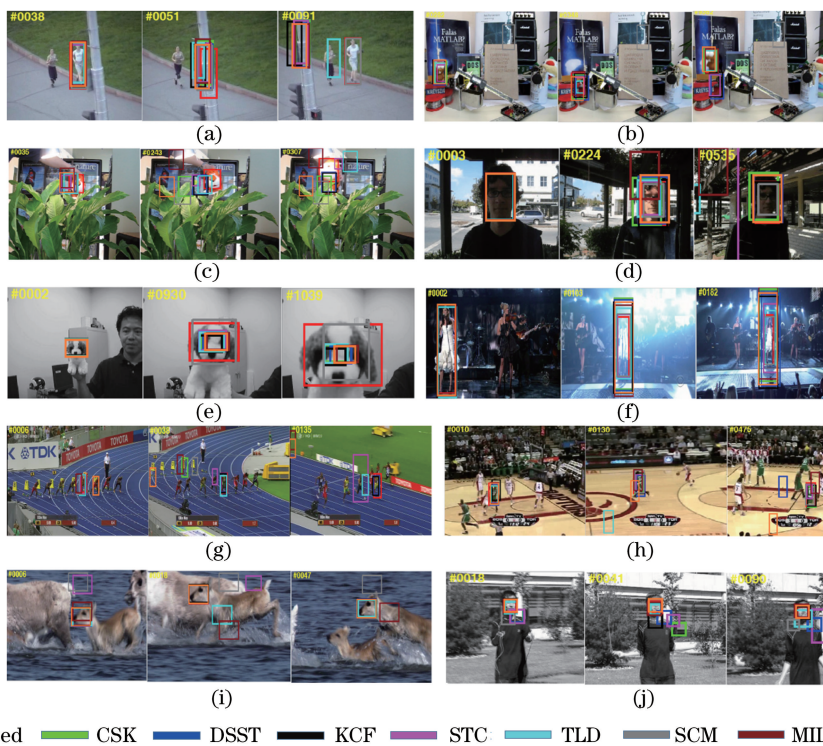


图 5 9 种跟踪算法在不同视频序列上的跟踪结果。(a) Jogging-2; (b) lemming; (c) tiger1; (d) trellis; (e) dog1; (f) singer1; (g) bolt; (h) basketball; (i) deer; (j) jumping

Fig. 5 Tracking results of nine kinds of tracking algorithms in different video sequences. (a) Jogging-2; (b) lemming; (c) tiger1; (d) trellis; (e) dog1; (f) singer1; (g) bolt; (h) basketball; (i) deer; (j) jumping

4.4 算法复杂度分析

为了更好地分析本课题组所提算法的计算复杂度, 在 OTB-50 数据集上测试本课题组所提算法、KCF、DSST、TLD、Struck 和 SCM 这 6 种算法的平均跟踪速度, 即每秒跟踪帧数(FPS)。本课题组所提算法的平均跟踪速度为 $19.24 \text{ frame} \cdot \text{s}^{-1}$, 满足实时性要求, 而 KCF、DSST、TLD、Struck 和 SCM 算法的平均跟踪速度分别为 263.45, 47.61, 22.45, 15.27, $0.42 \text{ frame} \cdot \text{s}^{-1}$ 。本课题组所提算法利用了多特征融合策略和尺度估计策略, 计算耗时较长, 但与 KCF 算法和 DSST 算法相比, 具有更高的精确度和稳健性。本课题组所提算法在特征构造和尺度估计方面仍然需要改进, 从而在保证跟踪精确度的同时降低算法计算的复杂度。

5 结 论

为了解决目标尺度变化、快速运动、形变和遮挡情况下的目标跟踪问题, 提出基于图像签名算法的视觉

目标跟踪算法。利用图像签名算法重构输入图像,获取图像的目标前景信息,有效降低了背景干扰;同时利用图像签名重构图构建目标的多特征外观模型,分别计算每种特征的滤波响应图,通过响应图乘性融合的方式计算最终的滤波响应图,估计目标位置;当目标发生遮挡时,利用稀疏显著性图获取候选目标,根据候选目标得分排序确定估计目标的位置,实现重定位;最后利用自适应模板更新策略和尺度池策略解决遮挡情况下模板漂移和尺度变化的问题。实验结果表明,本课题组所提算法能较好地解决尺度变化、快速运动、形变和遮挡情况下的目标跟踪问题,具有较高的稳健性和精确性。下一步的研究重点是解决相关滤波跟踪中存在的边缘效应以及剧烈旋转情况下目标跟踪失败的问题,以提高算法的成功率和精确性。

参 考 文 献

- [1] Wei Quanlu, Lao Songyang, Bai liang. Visual object tracking based on correlation filters: a survey [J]. Computer Science, 2016, 43(11): 1-5, 18.
魏全禄, 老松杨, 白 亮. 基于相关滤波器的视觉目标跟踪综述[J]. 计算机科学, 2016, 43(11): 1-5, 18.
- [2] Zeng Qiaoling, Wen Gongjian. Review of moving target tracking [J]. Journal of Chongqing University of Technology (Natural Science Edition), 2016, 30(7): 103-111.
曾巧玲, 文贡坚. 运动目标跟踪综述[J]. 重庆理工大学学报(自然科学版), 2016, 30(7): 103-111.
- [3] Smeulders A W M, Chu D M, Cucchiara R, *et al.* Visual tracking: an experimental survey [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2014, 36(7): 1442-1468.
- [4] Bolme D S, Beveridge J R, Draper B A, *et al.* Visual object tracking using adaptive correlation filters [C]. IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2010: 2544-2550.
- [5] 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.
- [6] Danelljan M, Häger G, Khan F S, *et al.* Accurate scale estimation for robust visual tracking [C]. British Machine Vision Conference, 2014: 1-5.
- [7] Shen Qiu, Yan Xiaole, Liu Linfeng, *et al.* Multi-scale correlation filtering tracker based on adaptive feature selection [J]. Acta Optica Sinica, 2017, 37(5): 0515001.
沈 秋, 严小乐, 刘霖枫, 等. 基于自适应特征选择的多尺度相关滤波跟踪[J]. 光学学报, 2017, 37(5): 0515001.
- [8] van de Weijer J, Schmid C, Verbeek J, *et al.* Learning color names for real-world applications [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2009, 18(7): 1512-1523.
- [9] Dalal N, Triggs B. Histograms of oriented gradients for human detection [C]. IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2005: 1063-1069.
- [10] Wang Yanchuan, Huang Hai, Li Shaomei, *et al.* Adaptive target tracking based on fusion of two models [J/OL]. Application research of computers, 2017, 34(12) [2017-01-23]. <http://www.aocmag.com/article/02-2017-12-025.html>.
王艳川, 黄 海, 李邵梅, 等. 基于双模型融合的自适应目标跟踪算法 [J/OL]. 计算机应用研究, 2017, 34(12) [2017-01-23]. <http://www.aocmag.com/article/02-2017-12-025.html>.
- [11] Zhu G B, Wang J Q, Wu Y, *et al.* MC-HOG correlation tracking with saliency proposal [C]. AAAI'16 Proceedings of the Thirtieth AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2016: 3690-3696.
- [12] Cai Yuzhu, Yang Dedong, Mao Ning, *et al.* Visual tracking algorithm based on adaptive convolutional features [J]. Acta Optica Sinica, 2017, 37(3): 0315002.
蔡玉柱, 杨德东, 毛 宁, 等. 基于自适应卷积特征的目标跟踪算法 [J]. 光学学报, 2017, 37(3): 0315002.
- [13] Liu Wei, Zhao Wenjie, Li Cheng. Long-term visual tracking based on spatio-temporal context [J]. Acta Optica Sinica, 2016, 36(1): 0115001.
刘 威, 赵文杰, 李 成. 时空上下文学习长时目标跟踪 [J]. 光学学报, 2016, 36(1): 0115001.
- [14] Hou X D, Harel J, Koch C. Image signature: highlighting sparse salient regions [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2012, 34(1): 194-201.
- [15] Itti L, Koch C, Niebur E. A model of saliency-based visual attention for rapid scene analysis [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1998, 20(11): 1254-1259.

- [16] Possegger H, Mauthner T, Bischof H. In defense of color-based model-free tracking [C]. IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2015: 2113-2120.
- [17] 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, 2012: 702-715.
- [18] Yang M H, Lu H, Zhong W. Robust object tracking via sparsity-based collaborative model [C]. IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2012: 1838-1845.
- [19] 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.
- [20] Hare S, Saffari A, Torr P H S. Struck: structured output tracking with kernels [C]. International Conference on Computer Vision, 2011: 263-270.
- [21] Kalal Z, Mikolajczyk K, Matas J. Tracking-learning-detection [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2012, 34(7): 1409-1422.
- [22] Zhang K H, Zhang L, Liu Q S, *et al.* Fast visual tracking via dense spatio-temporal context learning [C]. European Conference on Computer Vision, 2014: 127-141.
- [23] Wu Y, Lim J, Yang M H. Online object tracking: a benchmark [C]. IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2013: 2411-2418.