

文章编号 1004-924X(2016)05-1215-09

基于双目标模型的时空上下文跟踪算法

张红颖*, 郑 轩

(中国民航大学 电子信息与自动化学院, 天津 300300)

摘要:传统的时空上下文跟踪算法在更新目标模型时不考虑跟踪结果的有效性,故目标被长时间遮挡后,目标模型容易被错误更新且难以修正。因此,本文提出了一种基于双目标模型的改进时空上下文跟踪算法以解决错误更新问题。该算法引入一个辅助目标判别模型来评估时空上下文算法跟踪结果的有效性,并根据评估结果对目标模型进行更新。辅助模型使用目标的局部纹理信息而不是相关性信息作为特征,在目标被长时间遮挡后也能准确评估更新内容的有效性,并在遮挡结束后修正错误更新的目标模型。在多组数据集上的实验表明,改进算法在测试数据集上的跟踪成功率为 82%,中心偏差为 8 pixels;在长时间遮挡等干扰情况下的跟踪精度比原时空上下文算法有明显提升,实现了目标的可靠跟踪。

关键词:目标跟踪;时空上下文跟踪算法;双目标模型;级联分类器

中图分类号:TP391.4 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20162405.1215

Spatio-temporal context tracking algorithm based on dual-object model

ZHANG Hong-ying*, ZHENG Xuan

(College of Electronic Information and Automation,
Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China)
* Corresponding author, E-mail: carole_zhang0716@163.com

Abstract: The original spatio-temporal context (STC) tracking algorithm does not take the tracking results into account when it updates an object model, so the object model is wrongly updated and hard to be recovered after long term occlusion. To solve this problem, an improved spatio-temporal context tracking algorithm based on a dual-object model is proposed in this paper. In this method, an auxiliary object model is introduced to evaluate the effectiveness of original STC algorithm, and to update the object model based on the tracking results accordingly. By using texture information rather than correlation information as the characteristics, the auxiliary object model evaluates exactly the updated contents and corrects wrong updates after long-term occlusion. Experimental results on several groups dada sets indicate that the success rate of the proposed algorithm is 82%, and the center location error is 8 pixels. It implements the stable tracking and the tracking precision is superior to that of the original STC algorithm in complex scenes, especially after long-term occlusions.

收稿日期:2016-01-08;**修订日期:**2016-03-04.

基金项目:国家自然科学基金民航联合基金项目(No. U1333105);天津市自然科学基金青年基金资助项目(No. 12JCQNJC00600);中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(No. 3122015C016, No. SY-1419);波音基金资助技术挑战项目(No. 20140159210)

Key words: object tracking; Spatio-temporal Context (STC) tracking algorithm; dual-object model; cascade classifier

1 引言

目标跟踪是计算机视觉的研究热点之一,在军事侦察、安防监控和智能交通等很多领域得到了广泛应用,也取得了不少研究成果^[1-2]。按目标建模方式划分,典型的目标跟踪算法可分为三类:基于目标特征的最优匹配跟踪^[3-4]、基于目标和背景特征的判别模型跟踪^[5-7]以及基于目标和背景信息的相关性模型跟踪^[8-9]。基于相关性模型的目标跟踪算法能较好地处理旋转和短时遮挡等问题,在跟踪速度上相较前两类算法也有明显优势。其中的时空上下文(Spatio-Temporal Context, STC)跟踪算法^[10]引入了生物视觉系统的注意中心机制,降低了背景内容对目标的干扰,提高了跟踪精度,因而受到不少研究者的关注。

但由于 STC 在目标模型更新时不验证更新样本的有效性,导致该算法在目标被持续遮挡时容易出现错误更新的问题,即算法将错误信息更新到目标模型中,进而跟踪失败。针对这一问题,一些研究者对 STC 进行了改进。Dai 等^[11]先计算缩小到低分辨率后的目标模板和候选区域的欧式距离以估计目标的大致位置,再使用时空上下文算法确定目标的精确位置。该方法有效提升了原算法在遮挡情况下的跟踪精度,但无法有效限制原算法的错误更新。Wei 等^[12]采用多个时空上下文模型结合高斯卡尔曼滤波来进行跟踪,虽然克服了原算法的单一模型在长时间遮挡后容易漂移的缺陷,但也不能有效限制时空上下文模型的错误更新。吕纳蓬等^[13]将 STC 算法与 TLD (Tracking-Learning-Detection) 算法^[14]进行了整合,整合后的算法相较原算法有更好的抗干扰性,但实时性不佳。

针对时空上下文跟踪算法存在的错误更新问题,本文提出了一种基于双目标模型的改进时空上下文跟踪算法。该算法设计了一个辅助目标模型,并提出了对应的目标更新策略。辅助模型使用目标的局部纹理信息而不是相关性信息作为特征,因而不易受持续遮挡等干扰的影响,能准确评估时空上下文算法输出结果的有效性。新的目标更新策

略依据时空上下文算法输出结果的有效性来决定使用该输出结果还是辅助模型的搜索结果,来更新目标模型,以防止目标被持续错误更新。

2 时空上下文算法

STC 跟踪算法根据被跟踪目标和其所在区域上下文的时空关系进行建模,利用目标和周围区域的统计相关性来评估下一帧中目标位置的置信图,并将最大置信位置作为目标的新位置。

用 \mathbf{x} 表示目标位置, \mathbf{x}^* 表示表示目标中心, o 表示场景, $I(\mathbf{z})$ 表示在 \mathbf{z} 处的图像灰度, $\Omega_c(\mathbf{x}^*)$ 表示以 \mathbf{x}^* 为中心的区域,则在 \mathbf{z} 处的目标特征可以定义为:

$$X^c = \{c(\mathbf{z}) = (I(\mathbf{z}), \mathbf{z}) \mid \mathbf{z} \in \Omega_c(\mathbf{x}^*)\}. \quad (1)$$

在 STC 算法中,目标位置的似然函数由建模目标的局部上下文先验概率和目标与周围背景信息的条件概率这两部分组成。

目标位置似然的置信图可表示为:

$$m(\mathbf{x}) = P(\mathbf{x} \mid o) = \sum_{c(\mathbf{z}) \in X^c} P(\mathbf{x} \mid c(\mathbf{z}), o) P(c(\mathbf{z}) \mid o) = h^*(\mathbf{x}) \otimes (I(\mathbf{x}) \omega_\sigma(\mathbf{x} - \mathbf{x}^*)), \quad (2)$$

其中: $P(c(\mathbf{z}) \mid o)$ 为内容先验概率, $P(\mathbf{x} \mid c(\mathbf{z}), o)$ 为目标与周围上下文信息的条件概率, $\omega_\sigma(\cdot)$ 为高斯权值函数, σ 为目标尺度。 $h^*(\mathbf{x})$ 为目标的空间上下文模型,通过学习得到。

在第 $t+1$ 帧图像中,目标的置信图为:

$$m_{t+1}(\mathbf{x}) = H_{t+1}^{stc}(\mathbf{x}) \otimes (I_{t+1}(\mathbf{x}) \omega_\sigma(\mathbf{x} - \mathbf{x}_t^*)), \quad (3)$$

其中: $H_{t+1}^{stc}(\mathbf{x})$ 为 $t+1$ 时刻的目标 STC 模型。置信图最大值所在位置即为目标最有可能的位置,即在第 $t+1$ 帧中,目标位置为:

$$\mathbf{x}_{t+1}^* = \operatorname{argmax}_{\mathbf{x} \in \Omega_c(\mathbf{x}_t^*)} m_{t+1}(\mathbf{x}), \quad (4)$$

目标尺度更新公式为:

$$\begin{cases} s'_t = \sqrt{\frac{m_t(\mathbf{x}_t^*)}{m_{t-1}(\mathbf{x}_{t-1}^*)}} \\ \bar{s}_t = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n s'_{t-i} \\ s_{t+1} = (1 - \lambda) s_t + \lambda \bar{s}_t \\ \sigma_{t+1} = s_t \sigma_t \end{cases} \quad (5)$$

时空上下文使用快速傅里叶变换(FFT)来加速空间上下文模型的学习,空间上下文模型 $h^*(\mathbf{x})$ 表示为:

$$h^*(\mathbf{x}) = F^{-1} \left[\frac{F(b e^{-|\frac{\mathbf{x}-\mathbf{x}^*}{\sigma}|^\beta})}{F(I(\mathbf{x}) \omega_\sigma(\mathbf{x}-\mathbf{x}^*))} \right]. \quad (6)$$

$t+1$ 帧时空上下文模型的更新公式为:

$$H_{t+1}^{stc} = (1-\rho) H_t^{stc} + \rho h_t^*. \quad (7)$$

其中: ρ 为学习因子。引入学习因子能减少图像噪声或是短时遮挡等干扰对目标模型的影响。但由于STC算法对每一帧的输出结果都进行更新,因此在持续遮挡中,该更新方法容易将错误信息更新到模型中,导致出现漂移情况。算法在Tiger1测试序列上的部分运行结果如图1所示。

Tiger1测试序列的跟踪目标为玩具老虎的头部,目标在运动过程中会被盆栽持续遮挡数次。图1中的(a)、(b)和(c)分别展示了持续遮挡的3个阶段:遮挡前、遮挡中和遮挡后。由图1可知,在目标被遮挡前(第100帧)和持续遮挡中(第103帧)算法均能有效跟踪目标,但持续遮挡结束后(第112帧)跟踪出现了漂移。STC算法在持续遮挡中仍能有效跟踪目标的原因是其采用的相关性信息能根据目标邻域背景的信息来确定目标位置,而算法在持续遮挡结束后产生漂移的原因有两个方面:一方面,STC算法在跟踪过程中主要使用目标与周围背景的相关性信息建立目标模型,对目标自身特征建模不足。在持续遮挡过程中,遮挡玩具头部的盆栽及其周围的静态背景的信息被逐渐更新到目标模型中。当遮挡结束时,目标模型已被错误更新,故其跟踪结果会出现漂移。另一方面,时空上下文算法在搜索目标时采用寻找极值方式,在此过程中并未对目标输出结果进行有效性验证。因而当目标重新出现后,算法仍会继续使用错误输出信息来更新目标模型,而不能发现目标输出有误并修正跟踪结果,从而导致彻底跟踪失败。



(a)第100帧 (b)第103帧 (c)第112帧
(a) The 100th frame (a) The 103th frame (a) The 112th frame

图1 时空上下文跟踪算法的漂移问题

Fig. 1 Drifting problem of STC algorithm

根据以上分析,STC算法的相关性目标模型容易被错误更新以及无法在遮挡结束后修正跟踪结果这两个缺点会严重影响算法在目标持续遮挡情况下的可靠跟踪,故本文设计了一个辅助模型来解决这个问题。辅助模型使用目标的纹理特征,其能在持续更新中不受遮挡及周围背景信息的影响而可靠地识别目标,以弥补原算法相关性模型的不足。同时,辅助模型也能用来评估STC输出结果的有效性,并在结果无效时重新搜索目标,以解决原算法无法在遮挡结束后修正跟踪结果的问题。

3 基于双目标模型的改进时空上下文跟踪算法

针对时空上下文算法的相关性目标模型容易被错误更新和无法在遮挡结束后修正跟踪结果这两个问题,本文提出了一个基于双目标模型的改进算法。该算法构建了一个辅助目标模型,以弥补原算法模型容易被错误更新的缺陷,并能够在遮挡结束后修正跟踪结果。

通过研究发现,STC模型主要依赖于目标和背景的相关性信息,对目标自身特征建模不足,因而在更新过程中容易将干扰信息引入目标模型中,导致模型不能准确地跟踪目标。故本文设计的辅助目标模型采用目标的图像纹理信息作为特征,并采取保守的更新策略,以克服持续遮挡的干扰,准确地识别目标。为了评估STC算法输出结果的有效性,辅助模型设计了一个评估器来对输出结果进行评估。同时,为了解决原算法在遮挡消失后无法修正跟踪结果的问题,辅助模型引入了一个搜索器以在图像中进行目标搜索。

引入辅助模型后的算法流程图如图2所示。

由图2可知,在使用本文算法进行目标跟踪时,对每一帧输入图像,先使用STC算法进行目标搜索,然后使用评估器对搜索结果进行评估。若结果评估为有效(如图中的玩具虎头部),则可直接作为算法的跟踪输出;若结果评估为无效时,则表明STC跟踪可能有误,此时需要使用搜索器进行搜索。当搜索器能成功搜索到目标时,说明遮挡已结束,此时用搜索结果重新初始化STC模型。反之则表示目标依然处于遮挡或是其它干扰中,此时使用STC搜索结果作为输出。改进算法

的最终输出由评估器和搜索器的输出确定,并用更新目标模型。改进算法中,当遮挡消失时,能及时修正在持续遮挡中被错误更新的目标模型,因而能可靠地跟踪目标。

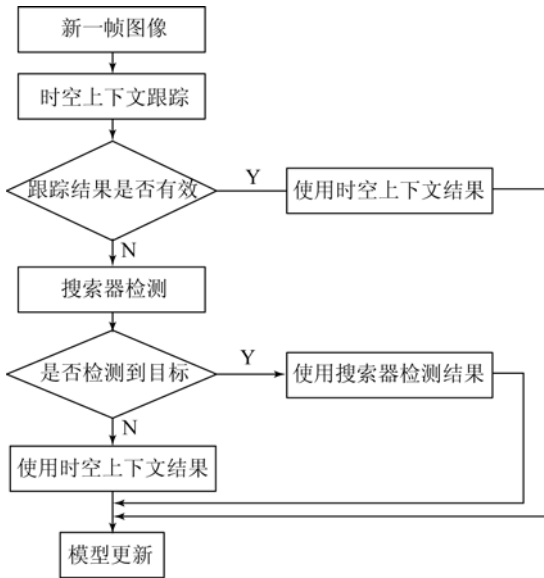


图 2 改进算法的流程图

Fig. 2 Flowchart of proposed algorithm

3.1 评估器

评估器使用待检测图像块和目标模型的相似度来判断输入的图像块是否为目标,考虑到最近邻分类器算法相对简单且计算量小,本文采用最近邻分类器来设计评估器。

在最近邻算法中,两个图像块 I_1 和 I_2 的相似度函数为:

$$S = 0.5 \cdot (\sum |I_1 - I_2| + 1). \quad (8)$$

最近邻分类器的目标模型由一组正样本与一组负样本组成,在本文算法中评估器的正样本为目标图像块及其仿射变换,负样本为与目标相邻的图像块。最近邻算法分别求图像区域与正负样本相似度的最大值,然后据此计算出图像块与目标的相似度。图像块与目标的相似度为:

$$S^r = \frac{S^+}{S^+ + S^-}, \quad (9)$$

其中: S^+ 为图像块与目标正样本的最大相似度, S^- 为图像块与目标负样本的最大相似度。

在对第 $t+1$ 帧图像的 STC 输出进行评估时,最近邻分类器的输出为:

$$s_{t+1}^r = f_s(\mathbf{x}_{t+1}^*), \quad (10)$$

其中: \mathbf{x}_{t+1}^* 为第 $t+1$ 帧图像的 STC 算法的输出。

在评估 STC 算法的输出时,为了平衡跟踪精度和速度,引入了一个阈值 β 。如果 s_{t+1}^r 高于 β ,则认为正确跟踪到了目标,无须使用搜索器进行搜索,可以直接更新时空上下文模型、随机蕨分类器和最近邻分类器。若 s_{t+1}^r 不高于阈值 β ,则认为当次跟踪可能失败,需要使用搜索器搜索目标。

β 的范围为 $0 \sim 1$,当 β 值较大时,改进算法会较多地使用在线检测器搜索目标,在精度和抗干扰性提高的同时计算量也会相对增大。当 β 值较小时,改进算法的计算量降低,但同时其精度和抗干扰性也会有所下降。

因此,该帧图像的最终目标位置输出为:

$$\mathbf{x}_{t+1} = \begin{cases} \mathbf{x}_{t+1}^*, S_{t+1}^r > \beta \\ \mathbf{x}^c, S_{t+1}^r \leq \beta \end{cases}, \quad (11)$$

其中: \mathbf{x}^c 为搜索器的最终输出。

3.2 搜索器

在本文中,搜索器在 STC 跟踪结果被评估为无效时搜索目标,其搜索结果用于修正错误的跟踪结果。考虑到级联分类器为多个简单分类器串联而成,可以快速且精确地检测目标,本文采用级联分类器来构造搜索器。在使用级联分类器检测候选图像块时,图像块需依次通过每一个简单分类器以检验是否含有目标。只有成功通过当前的分类器检验的图像块才允许进行下一个分类器的检测,成功通过所有分类器检测的图像块被认为含有目标信息。

本文搜索器所使用的级联分类器由方差分类器、随机蕨分类器及最近邻分类器组成,与文献[14]类似。方差分类器用来排除天空或是地面等反差较小的区域,随机蕨分类器使用局部二值特征来检测图像块中是否可能包含目标,而最近邻分类器用来判断图像块与目标模型的相似度。当最近邻分类器作为级联分类器的一部分来搜索目标时,使用的阈值 δ 与其在评估 STC 算法输出时所用的阈值 β 不同。如果图像块的相似度 $S^r > \delta$,则认为该图像块可能含有目标。

在空间搜索过程中本文算法使用滑动窗口法进行搜索,每个图像块都依次通过级联分类器的 3 个子分类器,以检验是否含有目标。可能有多个图像块通过级联分类器检测,本文算法对所有通过级联分类器的图像块中重叠度比较高(如 0.6 以上)的块进行聚类。对于多个类,则取包含

最多图像块的那个类作为输出。如果使用级联分类器进行搜索时没能搜索到有效的图像块,则目标可能处于严重遮挡状态。

3.3 模型更新策略

为了保证对目标的可靠跟踪,STC模型和本文引入的辅助模型均需要进行在线更新。传统STC算法在遮挡结束后仍使用其错误结果更新模型,在发生漂移后也无法修正。本文在遮挡结束后使用辅助模型的搜索结果来重新初始化STC的模型,以解决STC模型在遮挡消失后无法恢复跟踪的问题。

本文辅助模型采取保守更新策略。在每一帧中,若STC搜索结果通过评估器的评估,则表示该结果有效,目标处在未遮挡状态,可以将结果用来更新辅助模型。若STC搜索结果不能通过评估器的评估,则表示目标处于持续遮挡中或者刚结束遮挡,此时需要使用搜索器对目标进行搜索。若搜索器成功搜索到目标,则表示目标刚结束遮挡状态,此时使用搜索到的目标位置来更新辅助模型。反之,则表示目标仍处于持续遮挡中,此时不更新辅助模型,以防止辅助模型被错误更新。

使用式(5)和式(7)更新STC模型。在算法初始化时,使用目标图像的仿射变换生成辅助模型的目标正样本,使用目标边缘和背景图像块生成目标负样本。在跟踪过程中,辅助模型的目标样本使用通过验证的目标图像以及周围背景来更

新。辅助模型中的方差分类器无须更新,搜索器中的随机森林分类器更新方式可参考文献[15]。

4 算法实验

实验所用电脑为 Intel Core i3-3220 @ 3.3GHz CPU 与 4G 内存,操作系统为 Window 7,软件为 Matlab 2012a 和 Visual Studio 2010。测试使用的数据集来自文献[1],除了STC算法以外,其它对照跟踪算法包括 CT^[16], CPF^[17], OAB^[18], Frag^[19], VTS^[20], VTD^[21], CXT^[22] 和 TLD^[14]。

在上文所述的STC模型中, ρ 作为学习因子用来控制模型更新,其取较小的值有利于减小图像噪声对模型的影响。本文中与原STC算法中一致, ρ 取0.075。若方差分类器的阈值较大,则会排除掉部分可能含有目标的图像块;若较小,则会导致后续计算量过大,故本文取值为0.5。考虑到计算效率的问题,随机森林分类器使用10颗树,每棵树设13个判断节点。考虑到级联分类器中最近邻分类器的阈值 δ 对取值不太敏感,本文将其取为0.5。评估器中的最近邻分类器的阈值 β 过高时会更多地使用搜索器进行目标搜索,尽管在某些场景下精度略有提升,但跟踪速度下降明显,因此本文取 β 为0.7。

表1 跟踪成功率(加粗字体为该行最优,划横线字体为该行次优)

Tab.1 Tracking success rate (Best results are in bold, and second best values with underline)

测试序列	CT	CPF	OAB	Frag	VTS	VTD	CXT	TLD	STC	Ours
Shaking	0.04	0.12	0.01	0.07	0.93	<u>0.94</u>	0.11	0.40	0.77	0.98
CarDark	0.00	0.02	<u>0.95</u>	0.25	1.00	0.68	0.69	0.53	1.00	0.76
Sylvester	<u>0.83</u>	0.71	0.68	0.68	<u>0.81</u>	0.80	0.75	0.93	0.62	0.56
Mhyang	0.73	0.18	0.96	0.72	<u>0.97</u>	0.95	1.00	0.89	0.86	0.64
Jogging-1	0.22	0.62	0.86	0.70	0.22	0.21	<u>0.95</u>	0.97	0.20	0.94
Jogging-2	0.14	0.81	0.50	0.57	0.16	0.16	0.15	<u>0.83</u>	0.18	0.95
Girl	0.18	0.54	0.94	0.54	0.53	0.65	0.64	0.76	0.26	<u>0.79</u>
Dog1	0.65	<u>0.97</u>	0.65	0.62	0.69	0.70	1.00	0.67	0.57	0.80
MountainBike	0.17	0.15	<u>0.91</u>	0.14	1.00	1.00	0.28	0.26	0.88	0.88
Liquor	0.21	0.56	<u>0.48</u>	0.37	0.52	<u>0.58</u>	0.21	<u>0.58</u>	0.25	0.70
Woman	0.16	0.06	<u>0.61</u>	0.18	0.17	0.18	0.21	0.17	0.25	0.91
Faceoccl	0.85	0.52	0.91	1.00	0.88	<u>0.92</u>	0.77	0.83	0.24	0.88
均值	0.35	0.44	<u>0.71</u>	0.49	0.66	0.65	0.56	0.65	0.51	0.82

表 2 中心偏差(加粗字体为该行最优,划横线字体为该行次优)

Tab. 2 Center location errors (Best results are in bold, and second best values with underline) (pixel)

序列	CT	CPF	OAB	Frag	VTS	VTD	CXT	TLD	STC	Ours
Shaking	80	181	192	192	9	9	129	37	<u>11</u>	12
CarDark	119	57	3	36	3	<u>16</u>	<u>16</u>	27	3	3
Sylvester	9	13	15	15	19	20	15	<u>7</u>	10	<u>8</u>
Mhyang	13	13	7	13	4	4	4	10	<u>5</u>	4
Jogging-1	92	19	7	21	83	83	6	<u>7</u>	149	6
Jogging-2	139	15	37	38	115	122	140	<u>14</u>	160	4
Girl	19	19	4	21	13	9	11	10	22	<u>7</u>
Dog1	7	8	6	12	11	11	5	4	22	<u>5</u>
MountainBike	214	211	12	207	10	10	179	216	<u>7</u>	6
Liquor	186	72	69	100	50	60	132	<u>38</u>	113	17
Woman	114	125	31	112	121	119	72	140	<u>29</u>	5
Faceoccl	26	29	25	11	21	20	25	27	250	<u>18</u>
均值	85	64	<u>34</u>	65	38	40	61	45	65	8

为比较分析算法性能,使用重叠度成功率(Overlap Success Rate,OSR)和中心偏差(Center Location Error,CLE)作为评价指标,两者均为当前常用的典型指标。前者用于计算算法输出的目标区域与真值区域的重叠度,后者用于计算算法输出的目标区域中心点与真值区域中心点的像素距离。在计算重叠度成功率时,重叠度大于 0.5 即可认为该次的跟踪结果有效。跟踪成功率如表 1 所示,对应的中心偏差结果见表 2,其中 Ours 为本文所用算法。

由结果可以看出,改进算法相较原 STC 算法在精度上有明显提高,与其它典型跟踪算法相比也有明显优势。改进算法在测试数据集上的平均成功率为 82%,相较原 STC 算法有近 61% 的提升。

图 3(彩图见期刊电子版)展示了部分跟踪结果,选取了原始 STC 算法、TLD 算法和 OAB 算法作为对照算法。

图 3(a)为算法在 Coke 序列上的表现。Coke 序列跟踪的目标是在移动中被部分和完全遮挡的可乐罐。由图可见,可乐罐被完全遮挡后,STC 算法跟踪失败并一直没能恢复跟踪。而本文算法在目标脱离遮挡后又恢复跟踪,说明本文引入的

输出评估和搜索机制能在跟踪失败后恢复跟踪。TLD 算法在目标被部分遮挡后(第 83 帧)出现了短时跟踪失败,而本文算法则完全不受影响,体现出其使用相关性跟踪方法在部分遮挡情况时的优势。OAB 算法由于使用了较多特征信息,在被遮挡时虽会出现漂移,但总体跟踪效果较好。

图 3(b)为在女子的脸被书严重遮挡一段时间后将书移开(第 591 帧),FaceOccl 序列中有多处遮挡。此时 STC 算法的输出出现漂移,随后跟踪失败。这是因为 STC 的目标更新模式使用了学习因子,因而算法在目标被书长时间遮挡后,转而跟踪书。TLD 算法和本文算法在整个跟踪过程中效果比较稳定。OAB 算法在初期出现了漂移,导致之后持续跟踪失败。

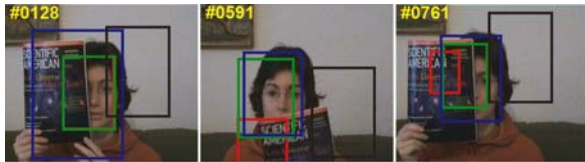
图 3(c)为在 Jogging 数据集上的测试实验。由图可见,当跑步中的目标女子被电线杆完全遮挡后,STC 和 OAB 算法都转而跟踪电线杆。在后续帧中 STC 因为没有重新检测机制,并不能有效恢复跟踪。OAB 算法在电线杆即将离开视野时恢复了对目标的跟踪。而本文算法和 TLD 算法在整个过程中稳定跟踪。

图 3(d) Woman 序列不仅有多处部分遮挡,另外还有光照变化和尺度突变。STC 算法总体

上能准确跟踪,但在最后目标尺度突变时跟踪失败。这是因为基于相关性的 STC 算法在图像尺度突变时难以获得足够信息以预测目标位置。TLD 算法在目标女子被车辆部分遮挡时多次跟丢目标,若干帧后才恢复跟踪。OAB 算法与之前的情况一致,即一旦跟丢,在目标即将离开视野时才能恢复跟踪。本文算法总体很稳定,对部分遮挡及尺度突变都有较好的效果。



(a)Coke



(b)FaceOcc1



(c)Jogging



(d)Woman



(e)Shaking



(f)CarDark

图 3 部分算法跟踪效果

(绿:本文算法 红:时空上下文 蓝:TLD 黑:OAB)

Fig. 3 Tracking results of different methods

(Green: Our Algorithm; Red: STC; Blue: TLD; Black: OAB)

图 3(e)Shaking 是一个比较有挑战的序列。该序列中摇滚歌手的头有平面内旋转也有平面外旋转,还偶尔被吉他遮挡,同时环境光照也不断变化。由于在序列的前 10 帧内即有遮挡出现,此时 OAB 无法建立足够多的有效训练样本,故很快就出现漂移并无法恢复。第 60 帧时光照严重变化,TLD 随后无法有效跟踪。对于 STC 算法由于有相似背景和遮挡的干扰,在初期即开始出现漂移,最后也没能恢复。本算法在初期有 10 帧左右的漂移,但后续很快恢复,并保持对目标的可靠跟踪,在第 60 帧光照剧烈变化时仍不受影响。

由上述分析可知,本文算法跟踪较稳定且效果较好。但在图 3(f)所示的 CarDark 序列中,本文算法在第 280 帧后出现了漂移现象。漂移的可能原因是目标发生了明显变化且邻近区域有相似干扰物体存在时,辅助模型将干扰物体认定为目标进行了错误更新。总体来说,本文算法在持续遮挡等干扰情况下是很有优势的。

本文算法兼有 STC 算法克服部分遮挡干扰的优势,同时具有 TLD 算法在短时间跟踪失败后恢复跟踪的能力,在遮挡情况下表现优秀。另外,算法在克服光照变化和目标旋转等干扰因素上也有较好的效果。

在算法运行速度方面,使用本文所用的图像序列进行测试,传统 STC 算法的平均运行速度为 95.1021 fps, TLD 算法为 17.4624 fps,而本文改进算法为 24.2683 fps。本文改进算法虽然较传统 STC 算法速度有所降低,但在跟踪精度方面有较大提升,特别是在持续遮挡等情况下优势明显。另外本文改进算法相较主流算法之一的 TLD 在精度和速度上均有更好表现。

5 结 论

本文针对 STC 跟踪算法在长时遮挡等情况下容易丢失目标的问题,提出了一个基于双目标模型的改进 STC 跟踪算法。该算法引入了一个辅助目标模型,以评估 STC 算法的输出结果,并且能够修正可能出现的跟踪错误。在多组数据集上的实验表明,本文所提出的算法的在测试数据集上的跟踪成功率为 82%,比原算法高 61%,能有效提升原算法在持续遮挡等干扰下的跟踪可靠性。

参考文献:

- [1] WU Y, LIM J W, YANG M H. Online object tracking: a benchmark [C]. *Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Piscataway: IEEE, 2013: 2411-2418.
- [2] YILMAZ A, JAVED O, SHAH M. Object tracking: a survey[J]. *ACM Computing Surveys*, 2006, 38(4): 13.
- [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] XU C, GAO M, YANG Y. Self-tuning hierarchical Kalman-particle filter for efficient target tracking [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2015, 44(6): 1942-1949.
- [5] 陈东成,朱明,高文,等. 在线加权多示例学习实时目标跟踪[J]. *光学精密工程*, 2014, 22(6): 1661-1667.
CHEN D CH, ZHU M, GAO W, *et al.*. Real-time object tracking via online weighted multiple instance learning[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2014, 22(6): 1661-1667. (in Chinese)
- [6] 程帅,曹永刚,孙俊喜,等. 用基于二值化规范梯度的跟踪学习检测算法高效跟踪目标[J]. *光学精密工程*, 2015, 23(8): 2339-2348.
CHENG SH, CAO Y G, SUN J X, *et al.*. Efficient target tracking by TLD based on binary normed gradients [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2015, 23(8): 2339-2348. (in Chinese)
- [7] 毛征,袁建建,吴珍荣,等. 基于在线特征选择的实时压缩跟踪[J]. *光学精密工程*, 2014, 22(3): 730-736.
MAO ZH, YUAN J J, WU ZH R, *et al.*. Real-time compressive tracking based on online feature selection [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2014, 22(3): 730-736. (in Chinese)
- [8] BOLME D S, BEVERIDGE J R, BRUCE A D, *et al.*. Visual object tracking using adaptive correlation filters[C]. *Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, San Francisco: IEEE, 2010: 2544-2550.
- [9] 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.
- [10] ZHANG K H, ZHANG L, LIU Q S, *et al.*. *Fast Visual Tracking Via Dense Spatio-Temporal Context Learning* [M]. Zurich: Springer, 2014: 127-141.
- [11] DAI M, LIN P J, WU L J, *et al.*. Orderless and blurred visual tracking via spatio-temporal Context [C]. *MultiMedia Modeling*, Springer, 2015: 25-36.
- [12] WEI X, ZHANG S, CHAN S C. A novel visual object tracking algorithm using multiple spatial context models and Bayesian Kalman filter [C]. 2015 *IEEE International Symposium on Circuits and Systems (ISCAS)*, Montreal: IEEE, 2015: 1034-1037.
- [13] 吕柄蓬,蔡肖芋,董亮,等. 基于TLD框架的上下文目标跟踪算法[J]. *电视技术*, 2015, 39(9): 6-9
LU R P, CAI X Y, DONG L, *et al.*. Context object tracking algorithm based on TLD framework [J]. *Video Engineering*, 2015, 39(9): 6-9. (in Chinese)
- [14] KALAL Z, MIKOLAJCZYK K, MATAS J. Tracking-Learning-Detection [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2012, 34(7): 1409-1422.
- [15] ANNA B, ANDREW Z, XAVIER M. Image classification using random forests and ferns [C]. *Proceedings of the 2007 IEEE International Conference on Computer Vision*, Brazil: IEEE, 2007: 1-8.
- [16] ZHANG K H, ZHANG L, YANG M H. Fast compressive tracking [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2014, 36(10): 2002-2015.
- [17] PEREZ P, HUE C, VERMAAK J, *et al.*. Color-based probabilistic tracking [C]. *Computer Vision-ECCV 2002*, Antibes: Springer, 2002, 2350: 661-675.
- [18] HELMUT G, MICHAEL G, HORST B. Real-time tracking via on-line boosting [C]. *BMVC. Edinburgh: British Machine Vision Association*, 2006, 1: 6.
- [19] AMIT A, EHUD R, ILAN S. Robust fragments-based tracking using the integral histogram [C]. *Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, New York: IEEE, 2006, 1: 798-805.
- [20] JUNSEOK K, KYOUNG M L. Tracking by sam-

- pling trackers [C]. *Proceedings of the 2011 IEEE International Conference on Computer Vision, Barcelona*: IEEE, 2011: 1195-1202.
- [21] JUNSEOK K, KYOUNG M L. Visual tracking decomposition [C]. *Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, San Francisco*: IEEE, 2010: 1269-1276.
- [22] THANG B D, NAM V, GÉRARD M. Context tracker: Exploring supporters and distracters in unconstrained environments [C]. *Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Colorado Springs*: IEEE, 2011: 1177-1184.

作者简介:



张红颖(1978—),女,天津人,博士,副教授,硕士生导师,2001年、2004年、2007年于天津大学分别获得学士、硕士、博士学位,主要从事图像工程与计算机视觉方面的研究。E-mail: carole_zhang0716@163.com



郑 轩(1990—),男,湖北天门人,硕士研究生,2012年于华北科技学院获得学士学位,主要从事计算机视觉方面的研究。E-mail: bioxzheng@gmail.com

(版权所有 未经许可 不得转载)