

基于均值漂移算法和时空上下文算法的目标跟踪

周华争¹ 马小虎²

(苏州大学计算机科学与技术学院 苏州 215006)¹

(南京大学计算机软件新技术国家重点实验室 南京 210023)²

摘要 在严重遮挡时,时空上下文 STC(Spatio-Temporal Context)算法对目标位置的判断是正确的,而均值漂移 MS(Mean Shift)算法对目标位置的判断会发生很大幅度的抖动,甚至跟踪错误目标。在遮挡结束后,时空上下文算法很难重新跟踪到正确目标,而均值漂移算法可以重新检测到跟踪目标。结合二者的优缺点,提出基于均值漂移算法和时空上下文算法的目标跟踪算法 MSandSTC。该算法主要解决目标被严重遮挡的问题。在许多具有挑战性的数据集上的实验表明所提算法具有较好的实时性和鲁棒性。

关键词 目标跟踪,均值漂移,时空上下文,严重遮挡

中图分类号 TP391.4 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2017.08.004

Object Tracking Based on Mean Shift Algorithm and Spatio-Temporal Context Algorithm

ZHOU Hua-zheng¹ MA Xiao-hu²

(School of Computer Science and Technology, Soochow University, Suzhou 215006, China)¹

(State Key Laboratory for Novel Software Technology, Nanjing University, Nanjing 210023, China)²

Abstract When the target undergoes heavy occlusion, the spatio-temporal context (STC) algorithm can track the object accurately, but the mean shift algorithm is shaking in this situation. After occlusion, the mean shift algorithm can track the object again, however, the STC method cannot finish it. In order to make full use of these advantages, we developed a new algorithm MSandSTC to combine these two algorithms. Our algorithm can solve the problem of heavy occlusion. The efficiency, accuracy and robustness of the proposed algorithm are verified through experiments on a number of challenging data sets.

Keywords Object tracking, Mean shift, Spatio-Temporal context, Heavy occlusion

1 引言

目标跟踪是计算机视觉领域的热门研究课题之一,在人机交互、监控、增强现实等领域^[1]有着广泛的应用。视觉跟踪在近些年取得了比较理想的结果,但是仍然存在着挑战。这主要是受光照变化、外观变化、复杂背景、目标形变、摄像机抖动、目标被完全遮挡等因素的影响^[2]。近些年研究者们经过不懈努力,提出了 TLD^[3], VTD^[4], FCT^[5,8], DF^[6], Semi-B^[7], MIL^[9], MS^[10,13-14], STC^[11-12]等算法。

基于外观模型^[15]的跟踪算法可以分为判别模型和生成模型。生成模型用目标模板或子空间模板在图像中寻找最大可能区域来完成跟踪。判别模型把跟踪问题看作一个二分类问题。近年来,许多学者提出了多种算法联合的目标跟踪算法,如文献^[16-17]。基于时空上下文的跟踪利用目标的空间上下文环境和时间上下文环境来跟踪目标。均值漂移算法作为一种经典的基于核的跟踪算法^[10],具有实现简单、局部遮挡不敏感和实时性好等优点。然而,当发生严重遮挡时,时空上下文算法可以估计目标位置,但是当遮挡结束时,时空上下

文算法的跟踪就会出现跟踪漂移问题,会跟踪漂移到遮挡目标的物体上。当发生严重遮挡时,均值漂移算法会发生剧烈的抖动,导致跟踪错误;但当遮挡结束后,均值漂移算法又有可能重新跟踪到正确的目标。即在严重遮挡时,时空上下文算法对目标位置的判断是正确的,而均值漂移算法对目标位置的判断会发生很大幅度的抖动,甚至跟踪错误目标。在遮挡结束后,时空上下文算法很难重新跟踪到正确目标,而均值漂移算法可以重新检测到跟踪目标。因此结合二者的优缺点,本文提出基于均值漂移算法和时空上下文算法的目标跟踪算法 MSandSTC,从而有效解决了跟踪过程中发生的严重遮挡问题。实验表明,本文的算法在许多具有挑战性的数据集上有很好的鲁棒性。本文算法主要解决目标被严重遮挡的问题,并且目标被严重遮挡前、后可能伴随有目标的快速运动和扭转现象,在这些情况下所提算法仍能正确跟踪目标。

2 均值漂移(MS)算法

均值漂移跟踪过程包括两个组成部分:目标表示和均值漂移迭代^[10]。

到稿日期:2016-06-19 返修日期:2016-07-28 本文受江苏省自然科学基金(BK20141195),南京大学计算机软件新技术国家重点实验室资助项目(KFKT2014B11)资助。

周华争(1988-),女,硕士,主要研究方向为图形图像处理与模式识别, E-mail: 20144227002@stu.suda.edu.cn; 马小虎(1964-),男,博士,教授,主要研究方向为图形图像处理、模式识别。

目标模型可以表示为在目标区域上的所有颜色特征值的概率值。令 $\{x_{ms}^i\}_{i=1,\dots,n}$ 为目标模型像素位置, x_{ms}^* 为目标中心坐标。目标模型特征 $q_u (u=1,2,\dots,m)$ 的概率密度为:

$$q_u = C \sum_{i=1}^n k \left(\left\| \frac{x_{ms}^i - x_{ms}^*}{h} \right\|^2 \right) \delta[b(x_{ms}^i) - u] \quad (1)$$

其中, $k(x)$ 为核函数,用于对像素进行加权; h 为核函数带宽; n 为目标窗口中像素点的个数; m 是特征空间的元素个数; 函数 $b(x)$ 将坐标的像素映射到特征空间; $\delta(x)$ 为 1 维 Kronecker delta 函数; C 为归一化常数。

$$C = 1 / \sum_{i=1}^n k \left(\left\| \frac{x_{ms}^i - x_{ms}^*}{h} \right\|^2 \right) \quad (2)$$

同理,可以计算出中心坐标为 y 的目标候选区域各特征分布密度 $\{p_u(y)\}_{u=1,2,\dots,m}$ 。

为了确定 MS 算法跟踪目标在新的帧中的位置,目标直方图与候选直方图之间的相似性常用巴氏系数(即式(3))来度量。

$$\rho[p(y), q] = \sum_{u=1}^m \sqrt{p_u(y) q_u} \quad (3)$$

均值漂移算法在下一帧中确定一个候选位置,使得巴氏系数最大。

3 时空上下文算法

时空上下文算法把跟踪问题看作估计目标位置 x 的似然概率的置信图 $C(x)$,即使得置信图 $C(x)$ 最大的 x^* 为目标中心位置。

$$C(x) = \sum_{C(z) \in X^c} p(x, C(z) | o) = \sum_{C(z) \in X^c} p(x | C(z), o) p(C(z) | o) \quad (4)$$

其中, $p(x | C(z), o)$ 是空间上下文模型, $p(C(z) | o)$ 是上下文先验概率模型。

在 STC 算法中对 $p(C(z) | o)$ 模型进行如下定义:

$$p(C(z) | o) = I(z) \omega_b(z - x^*) \quad (5)$$

其中, $I(z)$ 表示图像中 z 坐标处像素的灰度值, $\omega_b(\cdot)$ 是一个加权高斯函数,定义为:

$$\omega_b(z - x^*) = a e^{-\frac{|z - x^*|^2}{\sigma^2}} \quad (6)$$

其中, a 为归一化常数。

同样, STC 算法也定义了置信图 $C(x)$ 的函数表示:

$$C(x) = b e^{-\frac{|z - x^*|^2 \beta}{\alpha}} \quad (7)$$

其中, b 是归一化常数, α 是尺寸参数, β 是形状参数, STC 算法中取 $\beta=1$ 作为最终的参数。

在 STC 算法中 $C(x)$ 由一个已知的函数进行表示, 同样也给出了先验概率模型 $p(C(z) | o)$ 的建模公式, 那么该算法的主要任务就转化为如何学习得到空间上下文模型 $p(x | C(z), o)$ 。首先形式化定义空间上下文模型:

$$p(x | C(z), o) = h^{sc}(x - z) \quad (8)$$

空间上下文的计算由式(9)给出, 为了加快计算速度, FCT 引入了傅里叶变换。

$$h^{sc}(x) = F^{-1} \left(\frac{F(C(x))}{F(I(z) \omega_b(z - x^*))} \right) \quad (9)$$

其中, $F(\cdot)$ 是傅里叶变换, $F^{-1}(\cdot)$ 是傅里叶变换的逆变换。用第 t 帧的空间上下文模型 $h^{sc}(x)$ 来更新第 $t+1$ 帧的时空上下文模型, 更新公式为:

$$H_{t+1}^{sc} = (1 - \rho) H_t^{sc} + \rho h^{sc}(x) \quad (10)$$

置信图 $C(x)$ 最大值的位置 x^* 即为目标中心。学习 $t+1$ 帧的时空上下文模型后, 在第 $t+1$ 帧, 基于第 t 帧中的目标位置裁剪出局部目标区域 $\Omega_c(x^*)$, 通过构建特征集求得第 $t+1$ 帧的目标中心。

4 本文算法

本文算法 MSandSTC 基于贝叶斯框架对两个算法进行结合, 从而决定当前帧中目标的位置。设 x_t^{ms} 为均值漂移算法在第 t 帧的跟踪结果, x_t^{stc} 为时空上下文算法在第 t 帧的跟踪结果, 那么本文算法中目标位置 x_t^* 由二者的加权平均决定, 其公式如下:

$$x_t^* = \lambda x_t^{ms} + (1 - \lambda) x_t^{stc} \quad (11)$$

其中, λ 决定两个算法的跟踪比重。

MSandSTC 算法如算法 1 所示。

算法 1 MSandSTC 算法

输入: 第 $t-1$ 帧的目标位置 x_{t-1}^* 以及第 t 帧图像

输出: 第 t 帧跟踪的目标位置 x_t^*

1. 根据第 $t-1$ 帧跟踪结果 x_{t-1}^* 提取第 t 帧中的 MS 特征和 STC 特征。
2. MS 算法跟踪估计第 t 帧的目标位置 x_t^{ms} 。
3. STC 算法跟踪估计第 t 帧的目标位置 x_t^{stc} 。
4. 根据式(11)决定第 t 帧的目标位置 x_t^* 。
5. 根据式(10)更新时空上下文模型。

5 实验

为了验证本文算法 MSandSTC 的有效性, 在 9 个具有挑战性的数据集^[2](共 8556 帧)上进行实验, 对这 9 个数据集进行了分析(见表 1), 并且将本文算法与 4 个比较新的跟踪算法进行了比较。本文用平均中心误差来衡量算法的有效性。每次实验均调整第一帧给出的目标位置和大小。同时, 本文也给出了部分实验结果的更为直观表示, 如图 1 和图 2 所示。

表 1 实验数据集及其特点描述

序列	帧数	数据特点
basketball	725	光照变化、遮挡、形变、旋转、背景杂波
BlurOwl	631	尺寸变化、运动模糊、快速运动、旋转
Bolt	350	遮挡、形变、旋转
Coke	291	光照变化、遮挡、快速运动、旋转、背景杂波
Liquor	1741	光照变化、尺寸变化、遮挡、运动模糊、快速运动、旋转、目标消失、背景杂波
Shaking	365	光照变化、尺寸变化、旋转、背景杂波
Singer2	366	光照变化、形变、旋转、背景杂波
Diving	215	尺寸变化、形变、旋转
Doll	3872	光照变化、尺寸变化、遮挡、旋转

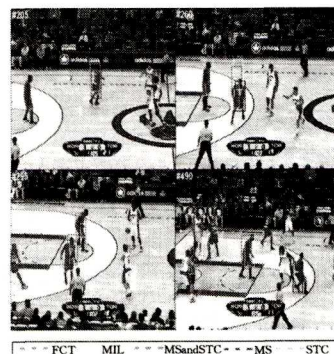


图 1 在 basketball 视频序列上的部分跟踪结果

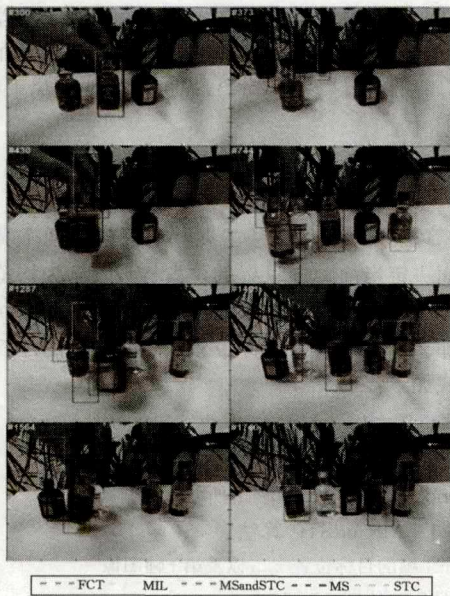


图2 在Liquor视频序列上的部分跟踪结果

本文实验代码是在STC源码的基础上进行修改的,主要增加了均值漂移算法和目标位置更新的新法则,使二者在最终目标位置的确定上有一个权衡。在参数设置方面,除了未对跟踪窗口的尺寸进行修改外,其余的与原文中相同。最终位置的确定参数 λ 是变化的,但是对于同一个视频序列,参数 λ 取使得平均中心误差最小的值,如表2所列。同样,图3示出了不同 λ 值在各个数据集上的实验平均中心误差,并对所提算法进行了细致的分析。

表2 本文算法中 λ 取不同值时各个数据集上的中心误差

λ	basketball	Blur-Owl	Bolt	Coke	Liquor	Shaking	Singer2	Diving	Doll
0	107.9	187.0	215.3	15.4	96.2	15.0	74.6	90.2	51.9
0.1	7.6	131.2	53.2	35.9	91.5	18.7	56.8	66.6	46.0
0.2	7.1	250.0	59.5	111.7	36.7	22.2	135.5	58.1	78.0
0.3	81.9	48.8	20.6	106.5	53.9	223.9	74.0	18.1	76.7
0.4	61.1	36.4	21.8	109.4	45.1	224.4	75.3	24.7	74.2
0.5	58.2	39.2	22.4	116.4	46.2	132.0	96.5	23.2	45.9
0.6	58.1	39.0	59.8	48.0	46.7	62.8	77.3	21.5	45.3
0.7	58.4	51.6	41.2	82.2	59.9	71.2	86.6	21.2	45.5
0.8	9.8	27.4	106.4	84.3	72.7	73.6	94.5	21.7	45.7
0.9	10.1	29.5	106.5	84.5	92.2	161.6	74.2	20.1	45.9
1.0	10.5	26.9	106.3	121.2	92.5	152.5	73.7	21.6	46.1

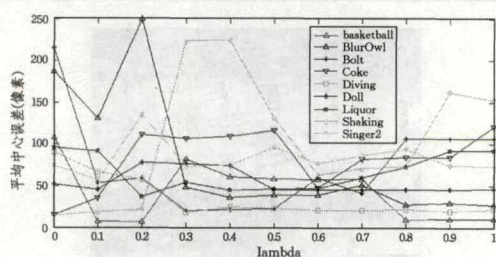


图3 不同的 λ 取值在各个数据集上的中心误差

人为地把实验数据的属性分为在视觉跟踪方面具有挑战性的10个方面^[2]:光照变化IV(Illumination Variation)、尺寸变化SV(Scale Variation)、遮挡(Occlusion)、变形(Deforma-

tion)、由于目标或摄像头运动导致的运动模糊(Motion Blur)、快速运动(Fast Motion)、旋转(Rotation)、目标消失(Out-of-View)、背景杂波(Background Clutters)、低分辨率(Low Resolution)。

5.1 定性分析

在定性分析过程中详细给出了对basketball和Liquor数据集的分析过程,同时也对本文算法中 λ 的取值给出了分析,如表2和图3所示。基于表2可以对本文算法进行深入细致的分析,而图3给出了算法的直观表达。

从表2和表3可以看出,当 $\lambda=0$ 时,本文算法和时空上下文算法是不等价的,即二者并不同;当 $\lambda=1.0$ 时,本文算法与均值漂移算法也不等价。

从表2中可以看出,当选择一组 λ 的值来进行实验时,这组实验结果很有趣:最好的结果不一定由本文算法得到,这在Coke和Shaking两个数据集上可以得到体现。同样,最好的结果也不是在 $\lambda=0.5$ 时取得最优,最优结果基本上都落在区间 $[0.1, 0.3]$ 上。在大多数数据集上的实验结果都表明,两者的综合比单独使用其中一个算法的效果更好。比如当 $\lambda=0$ 时,本文算法近似于时空上下文算法,在basketball, Bolt, Liquor和Diving数据集上的实验结果反而是最差的,在Blur-Owl上的实验结果也很差,然而在Coke和Shaking上的实验结果是最好的;当 $\lambda=1.0$ 时,本文算法近似于均值漂移算法,在Bolt, Coke和Shaking上的实验结果都不是很好。综上所述,本文算法在很多情况下是优于均值漂移和时空上下文算法的。

本文算法在与其他算法做比较时, λ 的取值是表2中粗体对应的 λ 值。将这些值应用于表3和图4中,比如在basketball数据集上取 $\lambda=0.2$,在Doll数据集上取 $\lambda=0.6$ 。

basketball序列有严重遮挡和持续的外观变化。5种算法在该序列上的部分跟踪结果如图1所示。对于basketball序列,5种算法在205帧以前的跟踪都是稳定的,在260帧时,MIL算法、FCT算法和STC算法已经发生不同程度的漂移。当队友靠近时,STC和MS算法跟踪错误,FCT算法跟踪正确。在295帧时FCT算法漂移到别处,而本文算法和MS算法仍然可以跟踪目标。

Liquor上5种算法的部分跟踪结果如图2所示。对于前300帧,各个算法的跟踪情况都是稳定的,只有个别算法的跟踪发生了轻微的抖动现象,在第373帧时只有STC算法跟踪是正确的,在第430帧时MS和本文的算法开始重新跟踪目标,FCT和MIL算法仍然在漂移;但发生遮挡时,STC算法开始漂移,在第509帧后跟踪已经漂移到别处,MS和本文的算法仍然可以跟踪目标;从第728帧、第1287帧和第1355帧可以看出,当严重遮挡发生时本文的算法仍可以正确跟踪目标。在第744帧时,只有本文算法可以准确跟踪目标,其他算法都没有跟踪到正确目标。这些都是遮挡发生后各个算法的跟踪效果。在第873帧时本文算法已经漂移。当外观变化时,本文算法仍然可以跟踪到目标(见第1401帧)。在第1413帧附近外观变化时本算法有轻微的漂移。

5.2 定量分析

将本文算法 MSandSTC 与 FCT^[8], MIL^[9], MS^[10], STC^[11] 4 个算法进行比较,实验表明结合均值漂移算法和时空上下文算法提高了跟踪的正确率,由于两个算法的跟踪速度都很快,因此二者结合后跟踪效率仍然很高。本文采用平均中心误差(见表 3)和中心误差(见图 4)来定量分析所提出的算法。从表 3 可知:首先,提出的算法在 9 个数据集上的实验结果中有 5 个取得最优,1 个数据集上的实验结果次之,这说明跟踪算法的鲁棒性很好;其次,跟踪结果的误差相对于其他算法都很小。

表 3 跟踪结果的平均中心误差/像素

视频序列	FCT ^[8]	MIL ^[9]	MSandSTC	MS ^[10]	STC ^[11]
basketball	92.4	103.8	7.1	<u>10.5</u>	78.7
BlurOwl	124.9	190.2	27.4	<u>29.9</u>	240.6
Bolt	297.4	111.6	20.6	<u>72.8</u>	215.3
Coke	35.2	75.8	35.9	85.3	17.1
Liquor	144.4	142.8	36.7	<u>93.3</u>	112.4
Shaking	36.4	164.4	<u>22.2</u>	94.8	16.1
Singer2	<u>21.7</u>	17.6	56.8	73.5	72.6
Diving	61.4	45.7	18.1	<u>18.8</u>	80.8
Doll	23.2	<u>22.4</u>	45.3	15.2	140.2

注:最优结果用粗体显示,次优结果加下划线显示。

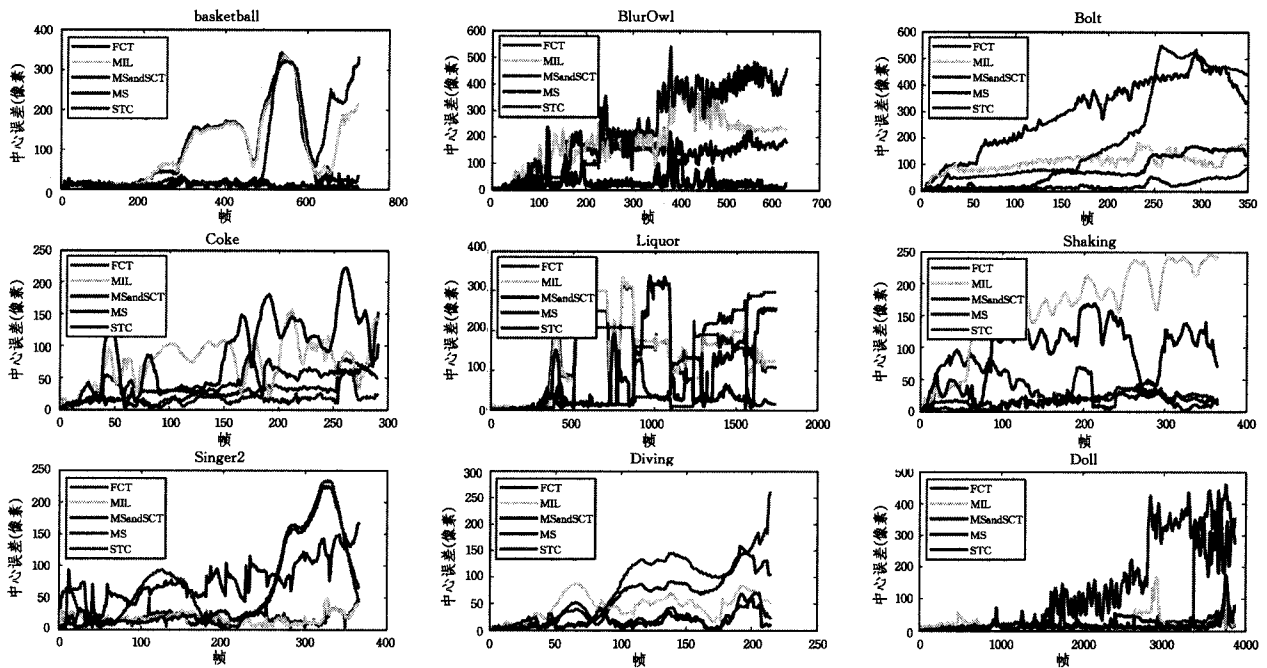


图 4 中心误差(像素)

结束语 本文提出了基于均值漂移和时空上下文的目标跟踪算法,该算法具有更好的鲁棒性。同时对 λ 的取值进行了详细的分析。由于在整个跟踪过程中并未对跟踪窗口的大小进行更新,因此下一步的目标是引入尺度自适应算法。并且在实验过程中发现,由于当光照过暗时,本文算法对目标的跟踪效果会变差,因此另外一个目标是使所提的算法对光照变化更加鲁棒。

参考文献

[1] YILMAZ A, JAVED O, SHAH M. Object tracking: A survey [J]. ACM Computing Surveys, 2006, 38(4): 1-45.
 [2] WU Y, LIM J, YANG M H. Online object tracking: A benchmark[C]//Proc of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2013; 2411-2418.
 [3] KALAZ Z, MIKOLAJCZYK K, MATAS J. Tracking-learning-detection[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2012, 34(7): 1409-1422.
 [4] KWON J, LEE K M. Visual tracking decomposition[C]//Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2010; 1269-1276.
 [5] LI H, SHEN C, SHI Q. Real-time visual tracking using com-

pressive sensing[C]//Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2011; 1305-1312.
 [6] SEVILLA-LARA L, LEARNED-MILLER E. Distribution fields for tracking[C]//Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2012; 1910-1917.
 [7] GRABNER H, LEISTNER C, BISCHOF H. Semi-supervised online boosting for robust tracking[C]//European Conference on Computer Vision. 2008; 234-247.
 [8] ZHANG K, ZHANG L, YANG M H. Fast Compressive Tracking[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2014, 36(10): 2002-2015.
 [9] 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.
 [10] COMANICIU D, RAMESH V, MEER P. Kernel-based object tracking[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 25(5): 564-577.
 [11] ZHANG K, ZHANG L, LIU Q, et al. Fast visual tracking via dense spatio-temporal context learning[C]//European Conference on Computer Vision. 2014; 127-141.
 [12] WEN L, CAI Z, LEI Z, et al. online spatio-temporal structure

- context learning for visual tracking[C]//European Conference on Computer Vision. 2012:716-729.
- [13] LUO H L, SHAN S Y, KONG F S. Mean Shift Tracking Based on Ensemble Multiple Instance Learning[J]. Journal of Computer-Aided Design and Computer Graphics, 2015, 27(2): 226-237. (in Chinese)
罗会兰, 单顺勇, 孔繁胜. 基于集成多示例学习的 Mean Shift 跟踪算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2015, 27(2): 226-237.
- [14] MA L, CHANG F L, QIAO Y Z. Target Tracking Based on Mean Shift Algorithm and Particle Filtering Algorithm[J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2006, 19(6): 787-793. (in Chinese)
马丽, 常发亮, 乔谊正. 基于均值漂移算法和粒子滤波算法的目标跟踪[J]. 模式识别与人工智能, 2006, 19(6): 787-793.
- [15] LIU Q, HOU J H, MOU H J, et al. Object detection and tracking combining generative and discriminative model[J]. Journal of Image and Graphics, 2013, 18(10): 1293-1301. (in Chinese)
刘倩, 侯建华, 牟海军, 等. 联合生成与判别模型的目标检测与跟踪[J]. 中国图象图形学报, 2013, 18(10): 1293-1301.
- [16] MA B, SHEN J, LIU Y, et al. Visual tracking using strong classifier and structural local sparse descriptors[J]. IEEE Trans. on Multimedia, 2015, 17(10): 1818-1828.
- [17] MA B, HU H, SHEN J, et al. Linearization to Nonlinear Learning for Visual Tracking[C]//IEEE ICCV. 2015:4400-4407.

(上接第 21 页)

未来计划对立体双目的全景视频进行实时拼接, 同时利用双目信息优化拼缝的处理。

参 考 文 献

- [1] SZELISKI R. Image alignment and stitching: A tutorial[J]. Foundations & Trends in Computer Graphics & Vision, 2004, 2(1): 1-104.
- [2] PEREZ P, GANGNET M, BLAKE A. Poisson image editing[J]. ACM Transactions on Graphics, 2003, 22(3): 313-318.
- [3] AGARWALA A. Efficient gradient-domain compositing using quad-trees[J]. ACM Transactions on Graphics, 2007, 26(3): 94.
- [4] FARBMAN Z, HOER G, LIPMAN Y, et al. Coordinates for instant image cloning[J]. ACM Transactions on Graphics, 2009, 28(3): 67.
- [5] BURT P J, ADELSON E H. A multiresolution spline with application to image mosaics[J]. ACM Transactions on Graphics, 1983, 2(4): 217-236.
- [6] SZELISKI R, UYTENDAELE M, STEEDLY D. Fast poisson blending using multi-splines[C]//International Conference on Computational Photography (ICCP 11). IEEE, 2011: 1-8.
- [7] JIA J, SUN J, TANG C K, et al. Drag-and-drop pasting[J]. ACM Transactions on Graphics, 2006, 25(3): 631-637.
- [8] TAO M W, JOHNSON M K, PARIS S. Error-tolerant image compositing[J]. International Journal of Computer Vision, 2013, 103(2): 178-189.
- [9] ZHU Z, HUANG H Z, TAN Z P, et al. Faithful Completion of Images of Scenic Landmarks Using Internet Images[J]. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, 2015, 22(8): 1945-1958.
- [10] ZHU Z, MARTIN R, HU S M. Panorama Completion for Street Views[J]. Computational Visual Media, 2015, 1(1): 49-57.
- [11] CHEN T, ZHU Z, SHARMI A, et al. 3-Sweep: Extracting Editable Objects from a Single Photo[J]. ACM Transactions on Graphics (TOG), Siggraph Asia, 2013, 32(6): 1-10.
- [12] BATRA V, KILGARD M, KUMAR H, et al. Accelerating Vector Graphics Rendering using the Graphics Hardware Pipeline[J]. ACM Trans. on Graph., 2015, 34(4): 146.
- [13] LOOP C, BLINN J. Resolution independent curve rendering using programmable graphics hardware[J]. ACM Trans. on Graph., 2005, 24(3): 1000-1009.
- [14] HUANG M C, LIU F, WU E H. A GPU-based matting Laplacian solver for high resolution image matting[J]. The Visual Computer, 2010, 26(6): 943-950.
- [15] ZHU Z, LU J M, ZHANG S H, et al. A Comparative Study of Blending Algorithms for Realtime Panoramic Video Stitching[J]. arXiv preprint, arXiv: 1606. 00103, 2016.
- [16] IRANI M, ANANDAN P. About direct methods[C]//International Workshop on Vision Algorithms. Springer, Kerkyra, Greece, 1999: 267-277.
- [17] BROWN M, SZELISKI R, WINDER S. Multi-imagematching using multi-scale oriented patches[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR ' 2005). 2005: 510-517.
- [18] ZHU Z, MARTIN R R, PEPPERELL R, et al. 3D Modeling and Motion Parallax for Improved Video Conferencing[J]. Computational Visual Media, 2016, 2(2): 131-142.
- [19] LOWE D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91-110.
- [20] MATAS J, CHUM O, URBAN M, et al. Robust wide baseline stereo from maximally stable extremal regions[J]. Image and Vision Computing, 2004, 22(10): 761-767.
- [21] KWATRA V, SCHÖDL A, ESSA I, et al. Graphcut textures: image and video synthesis using graph cuts[J]. ACM Trans. on Graph., 2003, 22(3): 277-286.
- [22] ALSUWAIYEL M, GAVRILOVA M. On the Distance Transform of Binary Images[J]. Methods in Molecular Biology, 2000, 469(4): 87-102.
- [23] PERAZZI F, SORKINE-HORNUNG A, ZIMMER H, et al. Panoramic Video from Unstructured Camera Arrays[C]//Computer Graphics Forum (Proceedings of Eurographics 2015). 2015: 57-68.
- [24] LIN K, LIU S, CHEONG L, et al. Seamless Video Stitching with Hand-held Camera Inputs[J]. Computer Graphics Forum, 2016, 35(2): 479-487.