

改进的 mean shift 目标跟踪算法

刘 晴, 唐林波, 赵保军, 孙景乐

(北京理工大学信息与电子学院, 北京 100081)

摘要: 提出一种改进的均值偏移(mean shift, MS)目标跟踪算法,用于提高模板漂移和大面积遮挡情况下视觉目标跟踪算法的鲁棒性和准确性。首先判断目标是否存在遮挡现象,当遮挡未发生时,采用原始 MS 算法跟踪目标,利用选择性分量更新策略对目标模板进行更新,减少模板漂移的影响;当遮挡发生后,利用非对称核函数模型对候选目标模型进行矫正,降低遮挡像素点对 MS 矢量和目标跟踪稳定性的影响。实验结果表明,改进的跟踪算法对非刚性和大面积遮挡目标都能进行稳定的跟踪。

关键词: 目标跟踪; 均值偏移; 模板更新; 抗遮挡

中图分类号: TP 3

文献标志码: A

DOI:10.3969/j.issn.1001-506X.2013.06.32

Improved mean shift target tracking algorithm

LIU Qing, TANG Lin-bo, ZHAO Bao-jun, SUN Jing-le

(School of Information and Electronics Engineering, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China)

Abstract: An improved mean shift (MS) target tracking algorithm is proposed to improve the robustness and accuracy of tracking under template drift and large-area occlusion. Firstly, the method predicts whether the target is in occlusion. If the target is not in occlusion, the original MS algorithm is used to track targets and the target template update strategy based on selected component is used to reduce the influence of template drift; when the target is occluded, the target candidate model is corrected by an asymmetric kernel model to reduce the influence of occluded pixels on MS vector and target tracking stability. The experiment result shows that the proposed algorithm can steadily track non-rigid and large-area occlusion targets.

Keywords: target tracking; mean shift; template update; anti-occlusion

0 引言

基于模板匹配的跟踪算法是目标跟踪中的一种主流算法,常用的模板匹配算法有均值偏移(mean shift, MS)算法^[1]、CAMShift 算法^[2]和 SIFT 算法^[3]等。几乎所有的模板匹配算法都是先提取目标的某些特征(如灰度、梯度等)作为目标模板,在当前帧寻找与目标模板最相似的区域作为目标区域,因此目标模板是匹配跟踪算法的基准。但当目标发生遮挡时,候选目标与模板的差异增大,模板匹配算法容易跟踪失败。MS 算法是模板匹配算法中的一种典型算法,因其单参性易与其他算法相结合、实时性好利于跟踪等优点,从而得到了广泛的应用。MS 算法本身虽具有一定的抗遮挡能力,但当目标发生大面积遮挡时容易跟踪失败,本文就是针对这个问题进行研究。

在大多数 MS 算法及其改进算法中,抗遮挡的常用方法可以分为以下几类:① 分块跟踪^[4-5]。这类算法通常将跟踪目标分成几块,分别对各块实行 MS 跟踪得到块匹配

的结果,通过对块匹配结果的融合得到目标的位置。分块跟踪可以降低部分遮挡对目标跟踪性能的影响,但当被遮挡面积增大时容易跟踪失败。② 与局部特征相结合^[6-7]。文献[6]将 Harris 角点特征引入到目标模板中,利用角点特征与颜色特征融合生成组合的直方图,增强跟踪算法的抗遮挡能力。③ 与预测相结合。将卡尔曼滤波器引入到目标跟踪中^[7],在发生遮挡时,完全舍弃了目标的特征,利用运动特征估计目标位置,对运动不规则的目标容易跟踪失败。除了遮挡会引起候选目标与目标模板的差异外,目标自身的外观变化也是引起差异的一个主要原因,MS 算法本身缺少模板更新机制^[8-9],若不及时更新目标模板,当跟踪外观变化的目标时,随着外观变化的增大,跟踪的可靠性下降,甚至跟踪失败。因此,模板更新与抗遮挡是一个必须同时兼顾的问题,当目标发生外观变化时,要实时更新目标模板,减少模板漂移;当目标发生遮挡时,要保持模板不变,以免引入遮挡物的信息造成模板漂移。本文提出一种有效处理目标遮挡和模板更新的方法,当遮挡发生时,利用

一组非对称核函数建模来矫正候选目标模型,减少遮挡对候选目标建模的影响,提高模板匹配的概率;其他情况,将模板中的每个分量看成一个独立的个体,根据每个分量相对于背景模型和目标模型的变化对其进行更新,减少整体模板更新在遮挡时引入的模板漂移。

1 跟踪算法的框架

本文提出的改进的 MS 算法如图 1 所示。首先,利用目标模型和候选模型进行遮挡检测,若未发生遮挡,则执行原始 MS 算法,利用本文提出的基于分量的目标模型更新方法对目标模型进行更新;否则执行非对称核函数建模的 MS 算法。

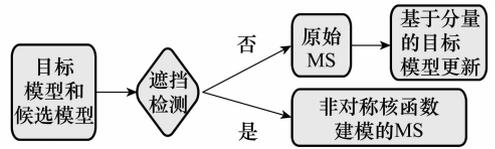


图 1 改进 MS 算法流程图

MS 算法是一种半自动的目标跟踪算法,其跟踪框图如图 2 所示。初始帧通过手动或其他识别算法确定目标模板,即目标窗口内的核函数加权的直方图分布;在当前帧确定候选模板,即候选目标窗口内的核函数加权的直方图分布;以目标模板和候选模板的最相似为原则,使目标窗口沿梯度变化最大的方向移动,最终定位目标真实位置^[10]。

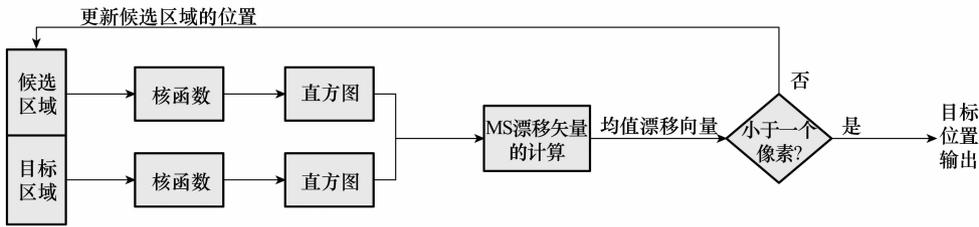


图 2 原始 MS 算法流程图

非对称核函数建模的 MS 算法的步骤如下:首先以候选区域内的不同位置为中心建立一组核函数加权的直方图;然后,将每组对应的直方图与目标模板进行相

似度的计算,利用得到的结果建立目标的候选模型,再执行 MS 迭代得到目标的最终位置。其跟踪框图如图 3 所示。

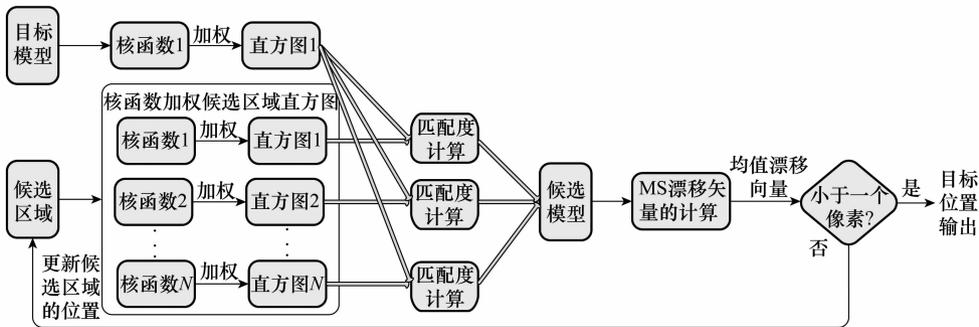


图 3 非对称核函数建模的 MS 算法流程图

该算法与经典的 MS 算法的主要区别在于:①目标候选模型的建立。以候选区域内的不同位置为中心建立候选目标的非对称核函数加权模型,这样目标同一个像素点在不同直方图中的权重不同;当遮挡发生时,候选目标的各个直方图受到的影响不同,利用非对称核函数加权直方图对候选模型进行矫正,减少遮挡对模型匹配的影响。②对目标模板进行更新。目标在运动中发生外观变化时,目标模型中的不同分量受到的影响不同,根据每个分量的变化对其进行更新,降低了对模板一视同仁更新或者不更新所造成的模板漂移。

心为坐标原点,以 a, b 为长短轴建立椭圆,非对称核函数的中心位于该椭圆上。以 $\theta = \alpha$ 为起始点,每隔 π/n 得到一个核函数的中心,核函数的带宽保持不变,建立非对称核函数加权的直方图。其中, n 为非对称直方图的个数。图 4(b) 所示为初始目标和后续帧中被遮挡的目标。表 1 为以 $\alpha = 45^\circ, n = 4$ 时得到的一组非对称核函数加权时,候选模型与目标模型以 Bhattacharyya 为相似性准则的计算结果。

2 算法的原理

2.1 候选模型的建立

2.1.1 非对称核函数的选取

如图 4(a) 所示,设跟踪窗的长宽为 a 和 b ,以目标的中

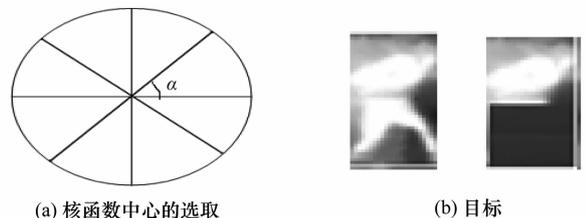


图 4 非对称核函数示例

表 1 非对称核函数加权的计算结果

窗口中心	中心	左上	右上	左下	右下
匹配度	0.756 1	0.898 6	0.933 7	0.412 5	0.482 5

可见,当目标的下半部分被遮挡时,传统的以目标中心为核函数中心的直方图相似性下降到 0.7,而以左上和右上为核函数中心的直方图相似性较高保持在 0.9 左右,以左下和右下为核函数中心的直方图相似性最差下降到 0.4。当目标发生遮挡时,非对称核函数建模的直方图受到的影响不同,可以利用这种差异对候选模型进行矫正,得到近似于非遮挡时的候选模型。

2.1.2 候选模型的建立

(1) 计算中心加权的候选模型 p_u 与目标模型 q_u 的差为

$$difference(u) = \sum_{u=1}^m p_u - q_u$$

式中, $u=1,2,\dots,m$ 为直方图的量化等级。对于 $difference(u)$ 大于 0 的分量保留,小于 0 的分量置 0,并对 $difference(u)$ 归一化。

(2) 建立目标的非对称核函数加权模型 $p_u(n)_{diss}$,并计算非对称模型 $p_u(n)_{diss}$ 与目标模型 q_u 的相似度;相似度公式为

$$\hat{\rho}(x) = \rho(\hat{p}_u(n)_{diss}(x), \hat{q}_u(x)) = \sum_{u=1}^m \sqrt{p_u(n)_{diss}(x) \hat{q}_u(x)} \quad (1)$$

寻找匹配度最低 $p_u(2)_{diss}$ 和匹配度最高的非对称模型 $p_u(1)_{diss}$ 。

(3) 候选模型的更新公式。定义分量匹配度函数为 $f(u) = \sqrt{p_u(1)_{diss}(u) \times q_u(u)}$,若 $difference(u)$ 中大于 0 的分量 u 对应于匹配度最低的非对称模型的主分量 u ,则利用式(2)对候选模型 p_u 进行更新;否则,不更新。

$$p_u(u) = (1 - difference(u)) \times p_u(u) \times f(u) \quad (2)$$

2.2 目标模型的更新

在实际的运动过程中目标模型中分量的变化并不完全一致,有的变化缓慢有的变化迅速,并不需要每次都更新所有的分量。特别是当目标发生遮挡时,整体更新^[11-12]每个分量的策略会将遮挡物逐渐引入到目标模板中,因此应针对不同分量的变化情况区别对待。

2.2.1 遮挡和外观变化区分算法

设 q_{Tu} 为目标模板, p_{Tu} 为候选目标, q_{Bu} 为背景模板, p_{Bu} 为候选背景。

(1) $q_{Tu} = 0, p_{Tu} > 0$ 表示前一时刻没有的子分量在当前时刻出现。求新增分量 u 与背景模板和候选背景的交集:若无交集,则认为新增分量 u 来源于目标外观变化;若有交集,则认为新增分量 u 来源于非目标物的遮挡。

(2) $q_{Tu} > 0, p_{Tu} = 0$ 表示前一时刻有的子分量在当前时刻不再出现。求消失分量 u 与背景模板和候选背景的交集:若无交集,则认为消失分量 u 来源于非目标物的遮挡;若有交集,则认为消失分量 u 来源于目标自身的外观变化。

(3) $q_{Tu} > 0, p_{Tu} > 0$ 表示前一时刻有的子分量在当前时刻也存在。对于差异性大的主分量分别求与背景模板和候选背景的交集:若无交集,则认为分量 u 来源于目标外观变化;若有交集,则认为分量 u 来源于非目标物的遮挡。

2.2.2 基于分量的模板更新

$$f_2(u) = \frac{\sum_{u=1}^m |p_u - q_u|}{\sum_{u=1}^m |p_u - q_u|} / u$$

表示元素 u 在模型匹配中的差异性,该值越大,说明分量 u 在模型中的变化越大;反之,亦然。

在目标模型更新时,首先利用 Bhattacharyya 系数进行初步划分:如果 $\rho_{(p,q)}$ 很小,说明本次跟踪结果不可靠,目标模型不更新;如果 $\rho_{(p,q)}$ 满足一定要求,说明本次跟踪结果可靠,可以进行目标模型更新。在目标模型更新时,对分量的区分度函数进行排序,利用区分度函数进行第二次划分,前 k 个区分度小的分量不予更新,余下的 $m-k$ 个区分度大的分量进行更新。

$$k = \begin{cases} \arg \max (\sum_{u=1}^m f_2(u) \leq T_\mu \rho_{(p,q)}), \rho_{(p,q)} \geq \gamma \\ m, \rho_{(p,q)} < \gamma \end{cases} \quad (3)$$

式中, γ 为跟踪结果可靠性阈值,本文取 $\gamma = 0.85$; T_μ 为 $[0, 1]$ 为子模型的更新比例, $T_\mu = 0$ 时,该准则退化为整体模型更新机制, $T_\mu = 1$ 时,该准则退化为不更新机制,一般情况下取 $T_\mu = 0.4$ 即可满足要求。

基于上面的更新策略,选择性分量的更新准则讨论如下:① $q_{Tu} > 0, p_{Tu} = 0$ 或 $p_{Tu} > 0, q_{Tu} = 0$ 表示前一时刻存在的子分量在当前时刻消失或前一时刻不存在的子分量在当前时刻出现。这通常对应于目标外观变化或非目标物遮挡的情况,根据子分量变化产生的原因区别对待,对应于目标外观变化的子分量则按照一定比例进行更新,对应于非目标物遮挡的子分量不予更新。② $q_{Tu} > 0, p_{Tu} > 0$ 且 $u > k$, 表示该子分量的匹配度较差,此时根据其区分度进行加权更新。③ 其他情况均不更新。令 $\beta = \frac{|p_u - q_u|}{\sum_{u=1}^m |p_u - q_u|}$, 可得

具体的更新公式为

$$q'_{Tu} = \begin{cases} c_q [\beta p'_{Tu} + (1 - \beta) q'_{Tu}], f_2(u) > 0; u > k \\ c_q [\epsilon p'_{Tu} + (1 - \epsilon) q'_{Tu}], f_2(u) = p'_{Tu}, \\ (f_2(u) \cap p'_{Bu}) \cup (f_2(u) \cap q'_{Bu}) = 0; \\ f_2(u) = q'_{Tu}, f_2(u) \Delta p'_{Bu} + f_2(u) \Delta q'_{Bu} \neq 0 \\ c_q q'_{Tu}, \text{其他} \end{cases} \quad (4)$$

2.3 遮挡检测算法

定义 $T = B(p_b, q_b) - B(p_t, q_t)$ 。其中 $B(p, q)$ 表示 Bhattacharyya 系数; p_t, q_t 分别表示目标模型和候选模型选择中心增强核函数建立的直方图; p_b, q_b 分别表示目标模型和候选区域选择边缘增强核函数建立的直方图。正常情况下, T 值应接近于 0,但当目标发生遮挡时,跟踪窗口内包含大

量的背景像素点, T 值将迅速变大, 因此可以将 T 值设为判断遮挡的依据。实验中取 $T=0.2$ 。由于目标形变等因素也可以导致 T 值改变, 但形变这一过程变化较慢, 而算法中又采用了模板更新机制, 故当 $B(p_i, q_i) \leq 0.85$ 且 $T > 0.2$ 时启用候选目标估计算法。

3 实验结果与分析

本文采用传统的 MS 算法^[1]、融合角点和灰度特征的改进型算法^[6]与本文的算法进行了对比。实验的基本要素如下: 目标特征选取 32 个量化等级的灰度特征, 模板更新因子 $\epsilon=0.2$, 以 $\alpha=45^\circ, n=4$ 时得到的一组非对称核函数, 仿真环境采用 Matlab 9.0。

实验 1 用一组 38 帧的十字路口的交通视频序列 (Crossroads) 来测试 3 种算法的跟踪性能。跟踪目标为汽车的车轮, 与遮挡物电线杆的对比度较高, 目标的最大遮挡率为

50%左右。图 5~图 8 给出了部分跟踪结果。Crossroads 图像的像素为 576×760 , 目标位于黑色矩形跟踪窗内。为了显示清晰, 除起始帧外, 均提取了图像的 1/4 进行显示。跟踪的起始帧如图 5 所示, 右下角将目标部分放大显示。



图 5 起始帧图像(实验 1)

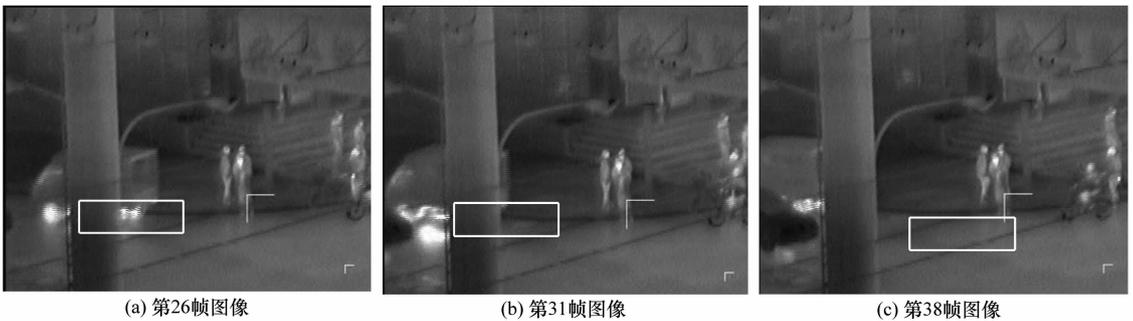


图 6 传统 MS 算法的目标跟踪效果(实验 1)

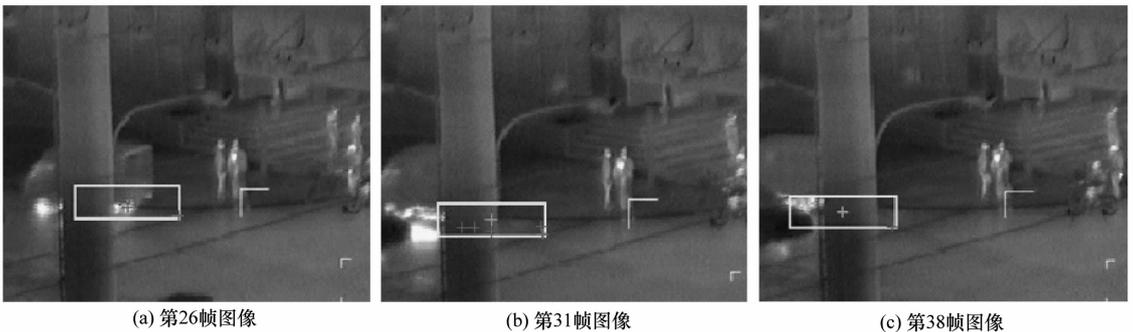


图 7 改进型算法的目标跟踪效果(实验 1)

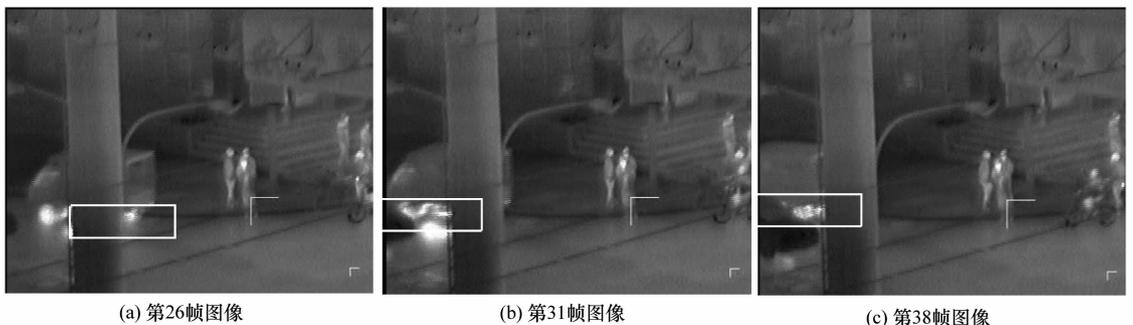


图 8 本文算法的目标跟踪效果(实验 1)

通过对比可以看出, 传统的 MS 算法在目标被大面积遮挡后(第 26 帧)跟踪坐标产生很大的偏差, 跟踪坐标逐渐

向汽车的尾部移动, 当汽车的尾部被完全遮挡(第 31 帧)后跟踪失败(第 38 帧)。融合角点和灰度特征的改进型算法

在目标被大面积遮挡后(第 26 帧)跟踪坐标产生很大的偏差,跟踪坐标逐渐向汽车的尾部移动,当汽车的尾部被完全遮挡(第 31 帧)后,虽然跟踪坐标的偏差很大,由于融合了角点特征在候选的图像中误差逐渐减少(第 38 帧)。本文算法效果最好,在目标被大面积遮挡后(第 26 帧)由于采用了非对称核函数候选模型建模,跟踪坐标的误差较小,当汽车的尾部被完全遮挡(第 31 帧)后,仍能很好地跟踪目标直至视频结束(第 38 帧)。

利用 Bhattacharyya 系数定量分析 3 种算法跟踪窗的精度。对于同一目标而言,Bhattacharyya 系数越高,目标匹配度越好,跟踪窗的选取精度就越高。图 9 为连续的 38 帧图像的 Bhattacharyya 系数对比。由图 9 可以看出,随着目标遮挡的发生,原算法的匹配系数逐渐降低;由于角点特征提取不稳定,融合角点和灰度特征的改进型算法的匹配系数震荡很严重;本文算法由于采取了非对称核函数建模匹配系数震荡幅度较小,匹配系数一直保持在 0.9 以上。可以看出,本文算法的 Bhattacharyya 系数在遮挡发生时大于另外两种算法,其跟踪窗的精度最优。

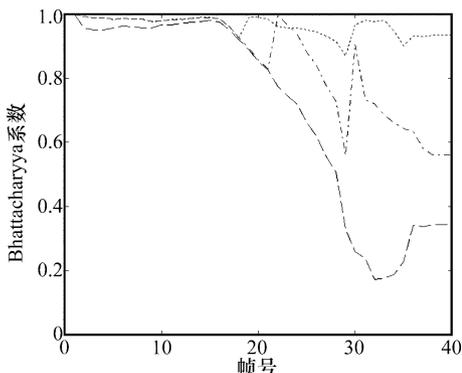


图 9 3 种算法 Bhattacharyya 系数对比

实验 2 用一组 98 帧的行人的视频序列(People)来测试 3 种算法的跟踪性能。目标为行人的躯干,与遮挡物汽车的对比度较低,目标的最大遮挡率为 85%左右。图 10~图 13 给出了部分跟踪结果。People 图像的像素为 480×640,目标位于黑色矩形跟踪窗内。为了显示清晰,除起始帧外均提取了图像的 1/4 进行显示。跟踪的起始帧如图 10 所示,右下角将目标部分放大显示。



图 10 起始帧图像(实验 2)



(a) 第56帧图像 (b) 第98帧图像

图 11 传统 MS 算法的目标跟踪效果(实验 2)



(a) 第56帧图像 (b) 第98帧图像

图 12 改进型算法的目标跟踪效果(实验 2)



(a) 第56帧图像 (b) 第98帧图像

图 13 本文算法的目标跟踪效果(实验 2)

传统 MS 算法统计了汽车的灰度信息,跟踪效果不好。融合角点和灰度特征的改进型算法由于引入了角点特征,跟踪性能优于传统 MS 算法,但由于角点特征较少,仍存在较大跟踪误差,本文算法采用了非对称核函数建模和目标模型更新取得了较好的跟踪效果。

表 2 给出了遮挡发生时跟踪各算法的平均处理时间。本文算法虽在候选模型估计时占用的时间较多,但其提高了遮挡时的匹配概率,减少了算法的迭代次数,其平均处理时间为 41.6 ms;即每秒 24 帧,约为传统的 MS 算法 1.37 倍。融合了角点和灰度特征的改进型算法除了提取目标的灰度特征外,还需要提取目标的角点特征,处理时间约为传统 MS 算法的 3.70 倍,本文算法的 2.70 倍。

表 2 遮挡时算法的跟踪时间的对比 ms

所采用的算法	时间
传统 MS 算法	30.3
改进型算法	112.2
本文算法	41.6

4 结 论

本文提出了一种改进的 MS 跟踪算法,对跟踪过程中

目标的外观变化和遮挡具有较好的鲁棒性。该算法利用分量的区分度函数选择需要更新的分量,利用分量的反投影运算区分目标发生外观变化或遮挡,基于选择性分量模板更新策略对分量进行更新实现对目标模板的实时更新;当遮挡发生时,利用非对称核函数对候选区域建模实现对候选目标模型的矫正,减少遮挡对模板匹配的影响。实验结果显示了本文算法对存在大面积遮挡情况的目标良好跟踪性能。

参考文献:

- [1] Comaniciu D, Ramesh V, Meer P. Kernel-based object tracking[J]. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2003, 25(5): 564 - 577.
- [2] Yin M H, Zhang J, Sun H G, et al. Multi-cue-based camshift guided particle filter tracking[J]. *Expert Systems with Applications*, 2011, 38(5): 6313 - 6318.
- [3] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant key points[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 60(2): 91 - 110.
- [4] Yan J, Wu M Y, Chen S Z, et al. Anti-occlusion tracking algorithm based on mean shift and fragments[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2010, 18(6): 1413 - 1419. (颜佳, 吴敏渊, 陈淑珍, 等. 应用 mean shift 和分块的抗遮挡跟踪[J]. 光学精密工程, 2010, 18(6): 1413 - 1419.)
- [5] Chang F L, Ma L, Qiao Y Z. Target tracking algorithm under occlusion based on feature correlation matching[J]. *Journal of Image and Graphics*, 2006, 11(6): 877 - 882. (常发亮, 马丽, 乔谊正. 遮挡情况下基于特征相关匹配的目标跟踪算法[J]. 中国图象图形学报, 2006, 11(6): 877 - 882.)
- [6] Song D, Zhao B J, Tang L B. Mean shift algorithm fused with corner feature and color feature for target tracking[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2012, 34(1): 109 - 203. (宋丹, 赵保军, 唐林波. 融合角点特征与颜色特征的 mean shift 目标跟踪算法[J]. 系统工程与电子技术, 2012, 34(1): 109 - 203.)
- [7] Fu Z X, Han Y. Centroid weighted Kalman filter for visual object tracking[J]. *Measurement*, 2012, 45(4): 650 - 655.
- [8] Cai H M, Xu X Y, Lu J, et al. Using nonlinear diffusion and mean shift to detect and connect cross-sections of axons in 3D optical microscopy images[J]. *Medical Image Analysis*, 2008, 12(6): 666 - 675.
- [9] Rao S, Martins A M, Principe J C. Mean shift: an information theoretic perspective[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2009, 30(3): 222 - 230.
- [10] Liu Q, Tang L B, Zhao B J, et al. Infrared target tracking based on adaptive multiple features fusion and Mean Shift[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2012, 34(5): 1137 - 1141. (刘晴, 唐林波, 赵保军, 等. 基于自适应多特征融合均值迁移红外目标跟踪[J]. 电子与信息学报, 2012, 34(5): 1137 - 1141.)
- [11] Leichter I, Lindenbaum M, Rivlin E. Mean shift tracking with multiple reference color histograms[J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2010, 114(3): 400 - 408.
- [12] Li S X, Chang H X, Zhu C F. Adaptive pyramid mean shift for global real-time visual tracking[J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2010, 28(3): 424 - 437.

作者简介:

刘晴(1985 -), 女, 博士研究生, 主要研究方向为目标识别与跟踪、嵌入式系统设计。

E-mail: liuqing9207@163.com

唐林波(1978 -), 通讯作者, 男, 讲师, 博士, 主要研究方向为识别与跟踪的理论与技术、智能图像处理技术。

E-mail: tanglinbo@bit.edu.cn

赵保军(1960 -), 男, 教授, 博士研究生导师, 博士, 主要研究方向为多光谱图像融合、识别与跟踪理论与技术、高分辨图像实时压缩、恢复与传输理论与技术、智能图像处理技术。

E-mail: zbj@bit.edu.cn

孙景乐(1977 -) 男, 讲师, 博士, 主要研究方向为多光谱图像融合、识别与跟踪的理论与技术。

E-mail: sjl_428@163.com