

改进的抗遮挡 MeanShift 目标跟踪算法

田 浩, 巨永锋, 王 培

TIAN Hao, JU Yongfeng, WANG Pei

长安大学 电子与控制工程学院, 西安 710064

School of Electronics and Control Engineering, Chang'an University, Xi'an 710064, China

TIAN Hao, JU Yongfeng, WANG Pei. Improved anti occlusion MeanShift tracking algorithm. Computer Engineering and Applications, 2016, 52(6): 197-203.

Abstract: Traditional MeanShift tracking algorithm uses bin-bin color histogram which is often mixed with background color information to express target characteristics, causing inaccurate tracking; meanwhile MeanShift algorithm has local optimality, which cannot reposition and track the object when the object is lost after severe occlusion. In order to solve the above problems, this paper makes improvements from aspects of color histogram and anti-occlusion capability. To improve the tracking accuracy of MeanShift algorithm, it uses cross bin color histogram instead of traditional bin-bin color histogram expressing target characteristics, reducing the influence of background color. Then, to improve anti-occlusion capability of MeanShift algorithm when the object is lost after severe occlusion, it uses a scale change adjustment mechanism, searching object position in global scope. Experiments show that, the improved algorithm not only has better tracking performance in the case of big background noise, but also can reposition and track the object when the object is lost after severe occlusion.

Key words: object tracking; MeanShift; color histogram; occlusion; global search

摘 要:传统 MeanShift 目标跟踪算法通过 bin-bin 颜色直方图表示目标特征, 直方图中往往会混入背景颜色信息, 造成跟踪不准确; 同时由于 MeanShift 算法具有局部最优性, 当目标受到严重遮挡丢失后, 不能对目标重新定位跟踪。为了解决上述问题, 在颜色直方图和抗遮挡能力方面进行了改进。利用交叉 bin 颜色直方图代替传统的 bin-bin 颜色直方图表示目标特征, 减少背景颜色的干扰, 提高 MeanShift 算法跟踪精度; 当目标受到严重遮挡丢失后, 通过一种尺度变化调整机制, 在全局范围内搜索目标位置, 提高 MeanShift 算法抗遮挡能力。实验显示, 改进后的算法不仅在背景干扰大时对目标的跟踪精度更高, 而且当目标受到严重遮挡丢失后, 也能够对目标重新定位跟踪。

关键词: 目标跟踪; 均值漂移; 颜色直方图; 遮挡; 全局搜索

文献标志码: A **中图分类号:** TP391.41 **doi:** 10.3778/j.issn.1002-8331.1406-0343

1 引言

目标跟踪在视频压缩、视频监控、人机交互和机器人等领域有着广泛的应用。在众多的跟踪算法中, MeanShift 目标跟踪算法(简称 MS)具有出色的实时性和较强的鲁棒性, 近几年引起了研究人员的广泛关注。MS 作为一种无参密度估计最初由 Fukunaga 等^[1]提出, Yizong Cheng^[2]对其进行了两个方面的推广并给出了可

能应用的领域, D.Comaniciu 等^[3-4]首次将 MS 应用到目标跟踪中。

MS 利用目标颜色直方图表示目标特征, 因此可以通过改进目标颜色直方图来提高其性能。文献[5-6]将目标分块, 采用各块颜色直方图线性加权的方式表示目标特征; Michele Gouiffes 等^[7]将目标沿 XY 两个方向分解得到 6 个颜色特征直方图, 融入像素的空间信息; Ido

基金项目: 国家自然科学基金(No.61203374); 中央高校基本科研业务费专项资金(No.CHD2010ZY012)。

作者简介: 田浩(1989—), 男, 博士, 研究方向: 图像处理, 交通信息工程及控制, E-mail: kpqcz134@gmail.com; 巨永锋(1962—), 男, 博士, 教授, 研究方向: 图像处理, 交通信息工程及控制; 王培(1989—), 女, 硕士, 研究方向: 控制理论与控制工程, 图像处理。

收稿日期: 2014-06-24 **修回日期:** 2014-08-25 **文章编号:** 1002-8331(2016)06-0197-07

CNKI 网络优先出版: 2015-01-16, <http://www.cnki.net/kcms/detail/11.2127.TP.20150116.1122.009.html>

Leichter等^[8]从多角度提取目标的颜色直方图,全方位表示目标特征;Ido Leichter^[9]提出采用交叉 bin 颜色直方图表示目标特征,可以提高 MS 的鲁棒性。上述文献都是通过改进目标颜色直方图来提高 MS 性能,并没有考虑到 MS 框架的局部最优性^[10],以至于在目标严重遮挡时跟踪会失败。

针对局部最优问题,文献[11]将卡尔曼滤波作为一种预测机制加入到 MS 中,可以预测线性运动目标的位置,但是无法应对非线性的情况;Chunhua Shen 等^[12]证明了 MS 迭代过程中通过大尺度的全局搜索可以避免由于陷入局部收敛而导致跟踪失败;Shu-Xiao Li 等^[13]以文献[12]的理论通过金字塔形式的搜索方式,实现了全局搜索,之后 Shu-Xiao Li 等^[14]指出大尺度的搜索为“精确的目标模板+不精确的候选目标”的概念,并给出了理论论证。

本文同时考虑跟踪精度和遮挡问题,在提高 MS 跟踪精度的同时保证较强的抗遮挡能力。首先在表示目标特征的颜色直方图方面,利用改进的交叉 bin 颜色直方图代替传统的 bin-bin 颜色直方图,减小背景颜色的干扰,提高 MS 跟踪精度;然后在此基础上,针对 MS 局部最优的不足,根据全局最优理论提出了一种基于视频尺寸的变尺度全局搜索方法,提高 MS 的抗遮挡能力。实验显示,经改进,本文的方法不仅在背景干扰大时跟踪精度更高,而且当目标受到严重遮挡丢失后,也能够对目标重新定位跟踪。

2 基于交叉 bin 颜色直方图的 MS

2.1 传统 bin-bin 颜色直方图的不足

传统 MS 跟踪算法,都是采用 bin-bin 颜色直方图表示运动目标的特征,然而直方图含有的背景颜色信息,会造成跟踪不准确。如图 1 所示,红色跟踪窗内需要跟踪的运动目标为行人,跟踪窗内不仅含有目标信息,并且含有背景信息,背景对目标造成干扰。



图1 背景对目标干扰

想要避免上述情况的发生,通常是减少 bin 的个数,即增大特征的尺寸,比如将 RGB 颜色空间中 $16 \times 16 \times 16$ 个 bin 缩减为 $8 \times 8 \times 8$ 个 bin,此时特征的尺寸由 16 增大为 32。然而特征尺寸增大会带来消极的影响,表现在两个方面:

(1) 背景特征会与目标特征杂糅在一起,导致目标信息量的丢失。例如,若将 RGB 颜色空间划分为 $1 \times 1 \times 1$

个 bin,无论是背景还是前景都属于这 1 个 bin。

(2) 两个相邻的目标特征可能会被划分到两个相邻的不同 bin,而距离较远的目标特征和背景特征会被划分到同一个 bin。例如, $16 \times 16 \times 16$ 个 bin 的 RGB 颜色空间中三个点的颜色值分别为: $x_1 = (1, 1, 0)$ 、 $x_2 = (1, 1, 15)$ 、 $x_3 = (1, 1, 16)$, x_2 与 x_1 、 x_3 之间的距离分别为: $L^2(x_2, x_1) = \|x_2 - x_1\|_2^2 = 15$, $L^2(x_2, x_3) = \|x_2 - x_3\|_2^2 = 1$, $L^2(x_2, x_1) \gg L^2(x_2, x_3)$, x_2 与 x_1 之间的距离远大于 x_2 与 x_3 之间的距离,然而 x_2 与 x_1 会被划分为同一个 bin,而 x_3 却被划分到另外一个 bin,特征尺寸越大该现象越明显。

以上两种情况均会影响到 MS 的跟踪精度,图 2 为特征尺寸增大带来影响的图示说明。第一种情况如图 2(a)所示,绿色圆圈代表目标特征,红色三角代表背景特征,圆的半径 r_1 、 r_2 分别代表特征的尺寸;由于 $r_2 > r_1$,导致背景特征跟目标特征杂糅在一起。第二种情况如图 2(b)所示,绿色标识代表目标特征,红色标识代表背景特征;距离较远的目标特征与背景特征被划分到同一个 bin,而距离较近的目标特征被划分到不同的 bin。

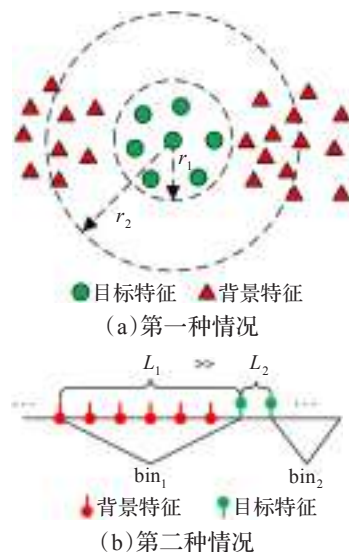


图2 特征尺寸增大的影响

2.2 改进的交叉 bin 颜色直方图

假设目标的 bin-bin 颜色直方图为一个 5 维向量 q , 且所有的特征都集中在第一个元素,即 $q = [1, 0, 0, 0, 0]$ 。当前第 k 帧,有 8 个候选目标,颜色直方图为: $p_i (i = -4, -3, -2, \dots, 2, 3, 4 | i \neq 0)$, i 为正表示 q 中特征 1 向右漂移 $|i|$ 位得到 p_i , i 为负表示 q 中特征 1 向左漂移 $|i|$ 位得到 p_i 。MS 将巴氏系数^[3] $\rho(q, p) = \sum_u \sqrt{p_u q_u} (\rho \in [0, 1])$, 作为衡量候选目标与目标模板之间的相似程度, ρ 越大表示特征漂移量越小,即候选目标与目标模板越相似。经计算 $\rho(q, p_i) = 0 (i = -4, -3, -2, \dots, 2, 3, 4 | i \neq 0)$, 只有当 $i = 0$ (模板)时, $\rho(q, p_0) = 1$, 图 3 为巴氏系数 ρ 曲线。

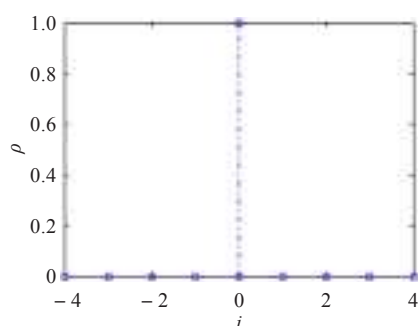


图3 巴氏系数曲线

由此可见,当前帧所有候选目标的位置都有可能成为下一帧目标的实际位置,因此采用传统 bin-bin 颜色直方图的 MS,可能会产生较大的跟踪误差。

为了克服 bin-bin 颜色直方图带来的消极影响,通过一个平滑核函数 K ,分别对目标模板和候选目标颜色直方图进行卷积处理^[9],使一定范围内的 bin 产生相互关联,得到改进的交叉 bin 颜色直方图。设初始目标模板直方图和候选目标直方图分别为 $q = \{q_u, u \in U\}$ 和 $p(y) = \{p_u(y), u \in U\}$, U 为平滑前的颜色空间;经过平滑处理后的直方图为 $q^s = \{(q * K)_u, u \in U^s\}$ 和 $p^s(y) = \{[p(y) * K]_u, u \in U^s\}$, U^s 为平滑后的颜色空间,并且特征空间的维数 $|U^s| > |U|$ 。

针对上文的 5 维 q 和 p ,当取 K 为 5 维均匀核函数时,计算 $\rho(q^s, p^s)$,可以得到图 4 巴氏系数 ρ 曲线。从图 4 可以看出 $|i|$ 越大, ρ 越小, ρ 根据偏移量 $|i|$ 的大小分为不同的等级,有效避免了图 3 情况的发生。

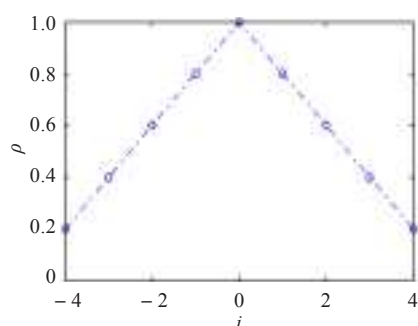


图4 巴氏系数曲线

2.2.1 基于交叉 bin 颜色直方图 MS 的像素权重

对于 bin-bin 颜色直方图表示的目标特征 q 和候选目标特征 $p(y)$,为了求得巴氏系数 $\rho[q, p(y)]$ 的最大值,将 ρ 在 y_0 处用泰勒公式展开^[3],取前二项:

$$\rho[q, p(y)] \approx C + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n w_i k \left(\left\| \frac{y - x_i}{h} \right\|^2 \right) \quad (1)$$

得到每个像素的权重:

$$w_i = \sum_{u \in U} \sqrt{\frac{q_u}{p_u(y_0)}} \delta[b(x_i) - u]$$

同样的对于交叉 bin 直方图,将 $\rho[q^s, p^s(y)]$ 在 y_0 处

用泰勒公式展开,取前二项:

$$\rho[q^s, p^s(y)] \approx C^s + \frac{1}{2} \sum_{u \in U^s} p_u^s(y) \sqrt{\frac{q_u^s}{p_u^s(y_0)}} \quad (2)$$

将 $p_u^s(y)$ 用 $[p(y) * K]_u$ 代替,则式(2)可变为:

$$\rho[q^s, p^s(y)] \approx C^s + \frac{1}{2} \sum_{u \in U^s} [p(y) * K]_u \sqrt{\frac{q_u^s}{p_u^s(y_0)}} = C^s + \frac{1}{2} \sum_{u \in U^s} \sum_{i=1}^n k \left(\left\| \frac{y - x_i}{h} \right\|^2 \right) K[b(x_i) - u] \sqrt{\frac{q_u^s}{p_u^s(y_0)}} \quad (3)$$

式(1)~(3)中 C, C^s 为与最大化 ρ 无关的常数, u 为颜色直方图的索引值, h 为跟踪窗口带宽, y 为候选目标中心坐标, x_i 为候选目标各像素坐标。 $k(\cdot)$ 为高斯核函数, $\delta(\cdot)$ 为狄拉克 δ 函数, $b(\cdot)$ 为将像素值映射到颜色直方图对应索引处的函数。

将式(3)表示为式(1)的形式,可以得到每个像素的权重:

$$w_i = \sum_{u \in U^s} \sqrt{\frac{q_u^s}{p_u^s(y_0)}} K[b(x_i) - u]$$

$$\text{令 } W = \left[\sqrt{\frac{q_u^s}{p_u^s(y_0)}} \right] * K(u), \text{ 并取其第 } n \text{ 项 } n = b(x_i),$$

结合本文 $u \in U^s$ 可得:

$$W[b(x_i)] = \sum_{u \in U^s} \left(\sqrt{\frac{q_u^s}{p_u^s(y_0)}} \right) K[b(x_i) - u]$$

$$\text{即 } w_i = W[b(x_i)] = \left[\sqrt{\frac{q_u^s}{p_u^s(y_0)}} * K(u) \right]_{u \in U^s}, \text{ 因此每个像素的}$$

权重可以通过 $\sqrt{\frac{q_u^s}{p_u^s(y_0)}}$ 与 $K(u)$ 的卷积求得。

2.2.2 平滑核函数 K 的选择与计算

平滑核函数 K ^[9]由 3 个相同的 m 维均匀核函数 k 卷积求得,即 $K = k * k * k$, k 中含有 m 个元素;同时为保证平滑后的颜色直方图归一化,应使 $\sum_{i=1}^m k(i) = 1$ 。

文献[9]中 m 为定值,实际上 k 中元素个数的选择应该综合考虑背景的干扰程度和计算的复杂度 $O(f)$,即 $k(i) = 1/m (i = 1, 2, \dots, m) \cap O(f)$:

(1)背景干扰程度方面:背景干扰越大,意味着特征漂移量可能越大,因此相应的 m 值应该越大。

(2)时间复杂度方面:当颜色直方图尺寸归一化为 $n \times n \times n$, k 为 $m(m \geq 1)$ 维向量时,完成直方图平滑的时间复杂度 $O(f)$ 为:

$$O(f) = \underbrace{O(m^2)}_{k * k} + \underbrace{O[m(2m-1)]}_{(k * k) * k} + \underbrace{O[n^3(3m-2)]}_{q * K} = O[m(3m + 3n^3 - 1) - 2]$$

跟踪过程中颜色直方图尺寸是固定的,因此 n 为定值,所以时间复杂度 $O(f)$ 只与 k 的维数 m 有关,即

$O(f)$ 为 m 的函数, m 越大, $O(f)$ 越大, 反之亦然。综合 $k \cap O(f)$, 同时为了减少实验的复杂度, 本文 m 值取 5。

3 抗遮挡的全局搜索方法

3.1 传统 MS 算法局部最优的局限性

传统 MS 为一种局部最优算法, 其能够实现实时跟踪的前提条件是, 相邻的两帧之间目标有重叠区域; 而当目标发生严重遮挡时, 如图 5 所示, 相邻的两帧之间目标没有重叠区域, 跟踪就会失败。跟踪失败的原因是, 由于相邻两帧之间目标没有重叠区域, 导致 MS 在迭代过程中陷入局部极大值, 会错误地将局部极大值点当做目标点。

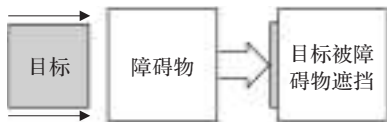


图 5 目标遮挡

3.2 变尺度的全局搜索算法

针对 MS 局部最优的局限性, 文献[11]提出的结合卡尔曼滤波的自适应 MS, 解决了线性运动目标的遮挡问题, 但是没有考虑非线性的情况。文献[12, 14]提出了通过尺度由大到小逐渐变化进行全局搜索的方法, 对快速移动的目标具有较好的跟踪效果, 但是没有考虑目标遮挡后的情况。针对上述问题, 本文根据文献[12, 14]的理论并结合所用视频尺寸, 提出了一种基于视频尺寸的变尺度全局搜索算法。

MS 中跟踪窗的尺度 h 为跟踪窗外接圆的半径, 图 6 所示为本文所用的矩形跟踪窗与其外接圆, 即 $h = r = \sqrt{l_1^2 + l_2^2}$ 。在本文中, 设跟踪窗的尺寸为 $m \times n$, 跟踪窗的尺度为 h_T , 则 $h_T = \sqrt{m^2 + n^2} / 2$; 设视频的尺寸为 $M \times N$, 搜索窗的尺度为 h_S , h_S 的计算方式同 h_T , 不同之处是 h_T 为常数保持不变, h_S 为搜索窗中心 (x, y) 的函数, 即 $h_S = H(x, y)$ 。

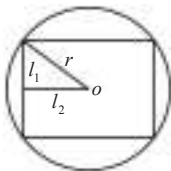


图 6 矩形跟踪窗与其外接圆

通常认为当巴氏系数 $\rho < \varepsilon$ 时, 目标发生遮挡, 本文取 $\varepsilon = 0.4$ 。跟踪过程中当跟踪窗没有因遮挡而丢失目标时不启用搜索窗; 当发生遮挡目标丢失时, 启用全局搜索窗, 并将全局搜索窗的起始搜索点设为视频的中心位置, 将整个视频划分为四个区域, 如图 7 所示, 根据搜索中心所在的区域确定尺度 h_S 的取值, 则 $h_S = H(x, y)$ 为一个分段函数:

$$H(x,y)=\begin{cases}\sqrt{x^2+y^2}, & x\leqslant\frac{M}{2},y\leqslant\frac{N}{2} \\ \sqrt{(M-x)^2+y^2}, & x>\frac{M}{2},y\leqslant\frac{N}{2} \\ \sqrt{x^2+(N-y)^2}, & x\leqslant\frac{M}{2},y>\frac{N}{2} \\ \sqrt{(M-x)^2+(N-y)^2}, & x>\frac{M}{2},y>\frac{N}{2}\end{cases}$$

全局搜索为一个逐渐逼近目标的过程。在目标发生遮挡丢失后, 通过 MS 的迭代和搜索窗尺度的逐渐递减, 搜索中心会逐渐逼近目标, 最终实现对目标的定位跟踪, 图 7 为描述该过程的示意图。

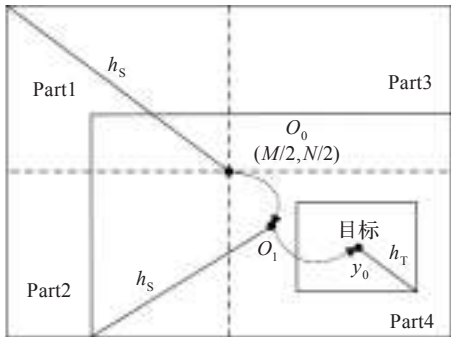


图 7 全局搜索过程

4 基于改进颜色直方图和抗遮挡的 MS 运动目标跟踪算法

如图 8, 本文算法主要由四个环节^[15]组成: (1) 提取目标颜色直方图; (2) 提取候选目标颜色直方图; (3) 颜色直方图匹配; (4) 目标定位。本文算法在 (1)、(2) 环节采用交叉 bin 颜色直方图取代原算法中的 bin-bin 颜色直方图; 在 (4) 环节, 当目标受到严重遮挡丢失后, 采用全局搜索取代原算法的局部搜索, 实现对目标的重新定位跟踪。本文算法步骤如下:

Part1(局部搜索)

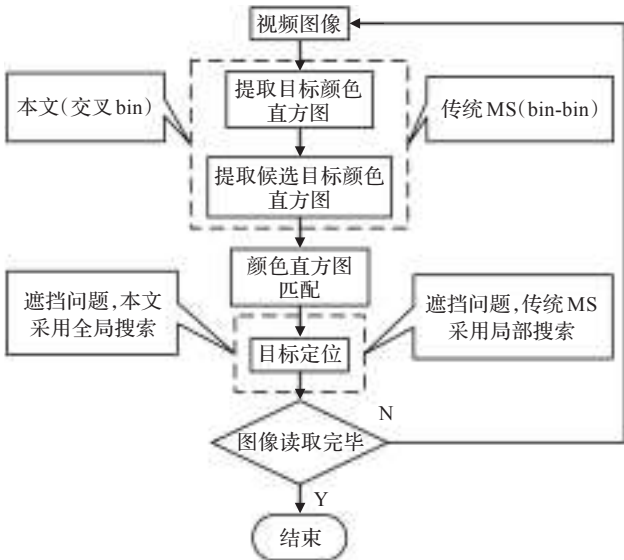


图 8 算法流程图

步骤1 读取第一帧图像,选择跟踪目标,确定目标中心的坐标 y_0 , 计算目标模板的交叉 bin 颜色直方图 q^s 。

步骤2 读取下一帧图像。

步骤3 计算 y_0 处候选目标的交叉 bin 颜色直方图 $p^s(y_0)$, 并计算其与目标模板之间的巴氏系数 $\hat{\rho}(y_0)$ 。

步骤4 计算新位置的坐标 y_1 和 y_1 处候选目标的交叉 bin 颜色直方图 $p^s(y_1)$, 并计算其与目标模板之间的巴氏系数 $\hat{\rho}(y_1)$ 。

步骤5 如果 $\hat{\rho}(y_1) < \hat{\rho}(y_0)$, 则 $y_1 \leftarrow (y_1 + y_0)/2$, 重新计算 y_1 处的巴氏系数 $\hat{\rho}(y_1)$, 直到 $\hat{\rho}(y_1) > \hat{\rho}(y_0)$ 。如果 $\hat{\rho}(y_0) < \varepsilon$, 本文 ε 取 0.4, 执行 Part2: 步骤 1。

步骤6 如果 $|y_1 - y_0| < 1$, 执行步骤 7; 否则 $y_0 \leftarrow y_1$, 执行步骤 3。

步骤7 若所有帧图像读取完毕, 则算法结束; 否则执行步骤 2。

Part2(全局搜索)

步骤1 令全局搜索窗的中心 O_0 坐标为 $(M/2, N/2)$, 计算搜索窗的尺度 $H(O_0)$ 和搜索窗区域内的交叉 bin 颜色直方图 $p^s(O_0)$ 。

步骤2 根据 MS 算法不断迭代计算新位置的坐标 O_1 和搜索窗的尺度 $H(O_1)$, 直到 $H(O_1)$ 的值保持不变; 令 $y_0 \leftarrow O_1$, 执行 Part1: 步骤 7。

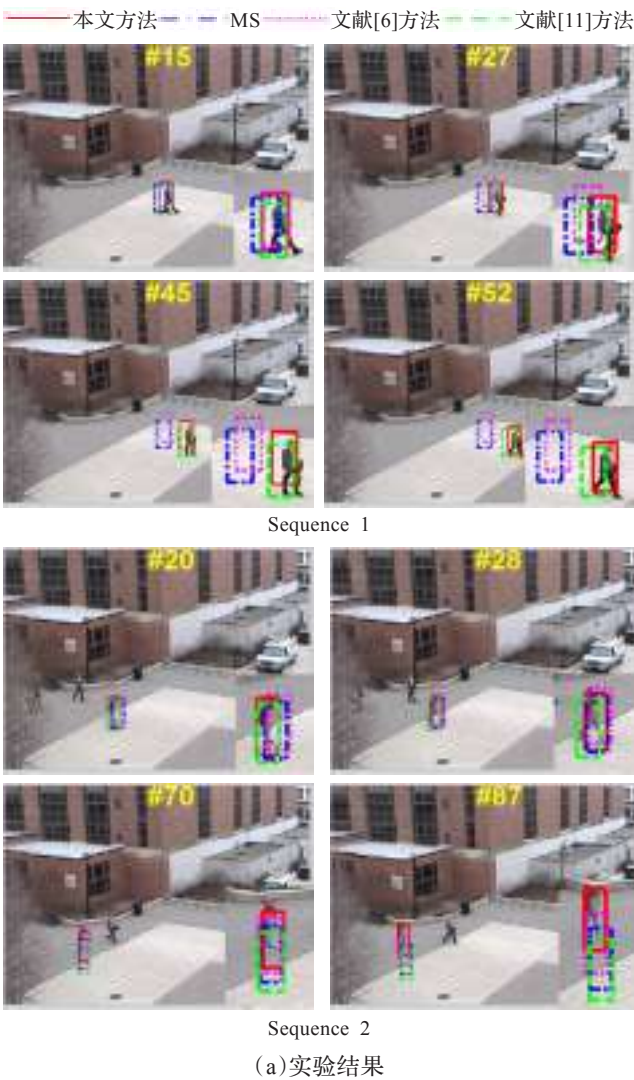
5 实验与分析

本文实验所采用的计算机配置为 Intel® Core™ 2 Duo CPU E7500@2.93 GHz, 内存为 2 GB, 实验环境为 Matlab 2009a, 操作系统为 32 位 Windows7, 目标颜色直方图尺寸均被归一化为 $16 \times 16 \times 16$ 。

(1) 跟踪精度实验

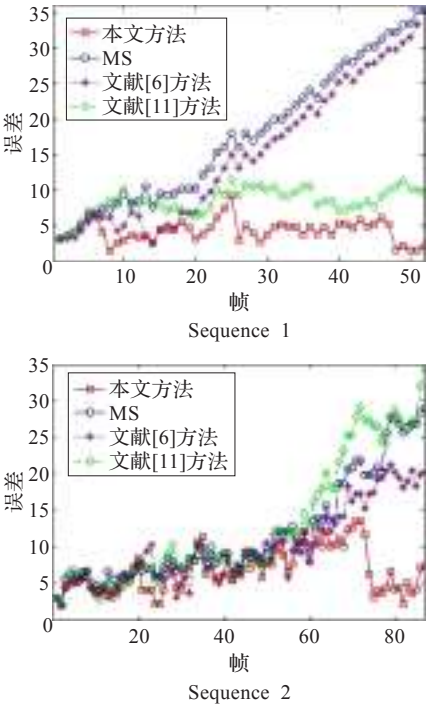
实验所采用的图像序列取自公共数据库 http://www.vcipl.okstate.edu/otcbvs/bench/Dataset_03: OSU Color-Thermal Databas (Sequence 1 和 Sequence 2), 尺寸均为 320×240 。Sequence 1 和 Sequence 2 初始帧目标中心坐标分别为 $(166, 163)$ 和 $(121, 107)$, 跟踪窗尺寸分别为 30×14 和 34×12 。跟踪运动目标为行人, 跟踪窗内含有较多背景信息, 因此该实验可以很好地测试算法的跟踪精度。实验结果如图 9(a) 所示, 跟踪误差曲线如图 9(b) 所示, 跟踪误差越小表示算法的跟踪精度越高。

从实验结果与误差曲线可以看出, 在 Sequence 1 中本文方法与 MS、文献[6]方法和文献[11]方法相比, 优势明显, 跟踪精度更高。这是因为跟踪窗内含有较多背景特征, 对跟踪结果影响较大, 目标产生了明显的特征漂移, 本文采用了交叉 bin 颜色直方图表示目标的特征, 将其与背景特征较好地地区分开, 减少了特征漂移的影响; 而另外三方法由于采用了 bin-bin 颜色直方图表示目标



Sequence 2

(a) 实验结果



Sequence 2

(b) 误差曲线

图9 实验结果与跟踪误差

的特征,不能够减少特征漂移的影响,从而导致跟踪精度不高甚至丢失目标;同时由于文献[11]方法具有预测机制,没有丢失目标,而文献[4]方法和MS则丢失目标。

在Sequence 2中目标在白色地面上运动时,四种方法的跟踪精度相当,表明目标没有因背景的影响产生明显的特征漂移;而当目标运动到灰色地面上时,由于目标与地面颜色相近,导致目标产生了明显的特征漂移,因此除了本文方法之外的其余方法都产生了严重的跟踪误差,原因同Sequence 1。

从该实验可以看出,当背景干扰大时,本文方法相对于采用bin-bin颜色直方图的MS、文献[6]方法和文献[11]方法,跟踪精度更高,达到了改进要求;文献[6]方法在Sequence 2中跟踪精度次之,文献[11]方法在Sequence 1中跟踪精度次之,而MS在两个序列中表现都较差。

(2)抗严重遮挡能力实验

由于公共数据库缺少实验所需视频类型,因此实验所采用的图像序列为自行拍摄,尺寸为320×240,初始帧目标中心坐标为(121, 107),跟踪窗尺寸为30×18。实验中目标会被障碍物完全遮挡,并且之后会从图像中重新复现,因此该实验可以很好地测试算法抗严重遮挡的能力。实验内容说明如表1所示,跟踪成功率如表2所示,跟踪成功率越高,表明算法的抗严重遮挡能力越强。实验结果如图10所示。

表1 实验说明

遮挡实验	帧数	运动方向	运动线性
第一部分	72~146	左→遮挡物→右	是
	146~184	右→遮挡物	是
	184~199	遮挡物→上	否
第二部分	199~278	上→遮挡物→上	否
	278~353	上→遮挡物→左	否

表2 跟踪成功率

方法	成功跟踪/帧	不能跟踪/帧	成功率/%
本文方法	143	6	96
MS	34	115	23
文献[6]方法	40	109	27
文献[11]方法	58	91	39

由表1可知,本实验由两部分组成:第一部分为#72~#146帧、#146~#184帧和#184~#199帧,目标线性运动;第二部分为#199~#278帧和#278~#353帧,目标非线性运动。

由实验结果可见, #72~#199帧,目标经过完全遮挡并且复现后,虽然本文方法和文献[11]方法都能跟踪到目标,但本文方法能够对目标更快地重新定位跟踪,MS和文献[6]方法则丢失目标;在后续帧中,目标经过完全遮挡并且复现后,只有本文方法能够对目标实时定位跟踪,MS和文献[6]方法则只能跟踪其中的某一帧,文献[11]方法则一直丢失目标。



图10 实验结果

排除#72~#83帧,目标没有被遮挡的帧数, #84~#118、#169~#192、#234~#276和#333~#351帧目标被完全遮挡的帧数,从表2可知本文方法的跟踪成功率最高,文献[11]方法的成功率次之,MS和文献[6]方法成功率最低,且相差不大。

从该实验可以看出,当运动目标受到严重遮挡丢失再复现时,本文方法相对于MS、文献[6]方法和文献[11]方法优势明显,能够对目标实现重新定位跟踪,达到了改进要求,文献[11]方法只能解决线性运动目标的严重遮挡问题,MS和文献[6]方法基本上不能够解决严重遮挡问题。

6 总结

本文首先通过改进的交叉bin颜色直方图代替传统的bin-bin颜色直方图,提高MS跟踪精度;然后在遮挡问题上,根据全局最优的理论,当运动目标发生严重遮挡丢失时,将视频区域划分为四部分,通过全局搜索窗中心所在的区域调整缩小搜索窗尺度,逐渐逼近跟踪目标,实现对目标的重新定位跟踪,解决传统MS不能够重新定位跟踪目标的不足,提高MS的抗遮挡能力。实验显示,本文的方法不仅在背景干扰大时跟踪精度高,而且在运动目标发生严重遮挡丢失时,也能重新定位跟踪。

参考文献:

- [1] Fukunaga K, Hostetler L. The estimation of the gradient of a density function, with applications in pattern recognition[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1975, 21(1): 32-40.
- [2] Cheng Yizong. Mean shift, mode seeking, and clustering[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1995, 17(8): 790-799.
- [3] Comaniciu D, Ramesh V, Meer P. Real-time tracking of non-rigid objects using mean shift[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Proceedings, 2000: 142-149.
- [4] Comaniciu D, Ramesh V, Meer P. Kernel-based object tracking[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 25(5): 564-576.
- [5] Jeyakar J, Babu R V, Ramakrishnan K R. Robust object tracking with background-weighted local kernels[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2008, 112(3): 296-309.
- [6] 杜凯, 巨永锋, 靳引利, 等. 自适应分块颜色直方图的 Mean-Shift 跟踪算法[J]. 武汉理工大学学报, 2012, 34(6): 140-144.
- [7] Gouiffes M, Laguzet F, Lacassagne L. Projection-histograms for mean-shift tracking[C]//IEEE 17th International Conference on Image Processing, 2010: 4617-4620.
- [8] 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.
- [9] Leichter I. Mean shift trackers with cross-bin metrics[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2012, 34(4): 695-706.
- [10] Fashing M, Tomasi C. Mean shift is a bound optimization[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27(3): 471-474.
- [11] Li X, Zhang T, Shen X, et al. Object tracking using an adaptive Kalman filter combined with mean shift[J]. Optical Engineering, 2010, 49(2).
- [12] Shen C, Brooks M, van den Hengel A. Fast global kernel density mode seeking: applications to localization and tracking[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2007, 16(5): 1457-1469.
- [13] Li S X, Chang H X, Zhu C F. Adaptive pyramid mean shift for global real-time visual tracking[J]. Image and Vision Computing, 2010, 28(3): 424-437.
- [14] Li S X, Wu O, Zhu C F, et al. Visual object tracking using spatial context information and global tracking skills[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2013.
- [15] 沈云琴, 陈秋红. 自适应均值漂移算法目标跟踪检测仿真研究[J]. 计算机仿真, 2012(4): 290-292.
- (上接 181 页)
- [10] Bhat K S, Goldenthal R, Ye Yuting, et al. High fidelity facial animation capture and retargeting with contours[C]//Proceedings of the 12th ACM SIGGRAPH/Eurographics Symposium on Computer Animation. New York: ACM Press, 2013: 7-14.
- [11] Wan Xianmei, Jin Xiaogang. Data-driven facial expression synthesis via laplacian deformation[J]. Multimedia Tools and Applications, 2012, 58(1): 109-123.
- [12] Sorkine O, Cohen-Or D, Lipman Y, et al. Laplacian surface editing[C]//Proceedings of 2004 Eurographics/ACM SIGGRAPH Symposium on Geometry Processing. New York: ACM Press, 2004: 175-184.
- [13] Yue Zhen. The research about individual facial molding[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2008.
- [14] Meyer M, Desbrun M, Schroder P, et al. Discrete differential-geometry operators for triangulated 2-manifolds[M]//Hege H C, Polthier K. Visualization and Mathematics III. Berlin: Springer Press, 2003: 35-57.
- [15] Zhang Yongmian, Ji Qiang, Zhu Zhiwei, et al. Dynamic facial expression analysis and synthesis with MPEG-4 facial animation parameters[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2008, 18(10): 1383-1396.