

多特征博弈的目标跟踪算法

金泽芬芬¹, 侯志强¹, 余旺盛¹, 王鑫¹, 贾玉虎²

(1. 空军工程大学信息与导航学院, 西安, 710077; 2. 94755 部队, 福建漳州, 36300)

摘要 针对视觉目标跟踪领域中, 采用单一特征的跟踪算法鲁棒性较差的问题, 提出一种基于博弈论思想的多特征融合目标跟踪算法。在 Mean Shift 视觉跟踪框架下, 将目标的颜色特征和运动特征作为两个博弈者, 通过寻求二者博弈的纳什均衡, 使不同特征对跟踪结果的贡献达到最佳平衡, 进而更好地体现特征融合的优势。实验结果表明, 该算法对目标剧烈运动、遮挡和背景多运动物干扰有较强的鲁棒性。通过基于博弈论的多特征融合方式在传统 Mean Shift 算法的基础上提出新算法, 算法具有较好的跟踪性能。

关键词 视频跟踪; 多特征融合; 博弈论; Mean Shift

DOI 10.3969/j.issn.1009-3516.2017.01.009

中图分类号 TP391.4 **文献标志码** A **文章编号** 1009-3516(2017)01-0050-07

A Game Theory-Based Multi-Feature Fusion for Object Tracking

JIN Zefenfen¹, HOU Zhiqiang¹, YU Wangsheng¹, WANG Xin¹, JIA Yuhu²

(1. Information and Navigation Institute of Air Force Engineering University, Xi'an 710077, China;

2. Unit 94755, Zhangzhou 36300, Fujian, China)

Abstract: Aimed on the problem that the robustness of single feature tracking algorithm is poor in visual target tracking, this paper proposes an object tracking algorithm based on multi-feature fusion using game theory. Under condition of the mean shift tracking framework, the paper takes color feature and motion feature as two players. Through looking for the Nash equilibrium of their game, the paper makes the contribution of different features in the tracking result the best balance, furthermore a higher advantage of multi-feature fusion. The experimental results show that this algorithm has the stronger robustness of tracking under object strenuous motion, occlusion and background motion interference. By means of multi-feature fusion based on game theory, the paper presents a new algorithm on the basis of the traditional mean shift algorithm, and the algorithm is good in performance on tracking.

Key words: vision tracking; multi-feature fusion; game theory; Mean Shift

视觉跟踪技术是计算机视觉研究中的重要课题之一, 其研究成果也得到广泛应用, 如视频监控、人机交互、视频压缩等等^[1]。实现一个具有鲁棒性、准

确性和快速性的视觉跟踪系统是当前视觉跟踪技术努力的方向^[2]。粒子滤波和 Mean Shift 是在视觉跟踪中具有良好特性并被广泛应用的 2 种跟踪方

收稿日期: 2016-04-29

基金项目: 国家自然科学基金(61473309); 陕西省自然科学基金(2015JM6269; 2016JM6050)

作者简介: 金泽芬芬(1993—), 女, 湖南娄底人, 硕士生, 主要从事视觉目标跟踪。E-mail: christine123456@163.com

引用格式: 金泽芬芬, 侯志强, 余旺盛, 等. 多特征博弈的目标跟踪算法[J]. 空军工程大学学报(自然科学版), 2017, 18(1): 50-56. JIN Zefenfen, HOU Zhiqiang, YU Wangsheng, et al. A Game Theory-Based Multi-Feature Fusion for Object Tracking[J]. Journal of Air Force Engineering University(Natural Science Edition), 2017, 18(1): 50-56.

法。粒子滤波跟踪方法^[3]的计算开销较大,且粒子退化问题不易解决。Mean Shift^[4-5]跟踪方法对于目标的局部遮挡和变形不敏感,且与一般确定性跟踪算法相比计算量更小,可以达到视觉跟踪的实时性要求。但是,传统的 Mean Shift 跟踪方法在面对目标颜色分布与相邻背景颜色分布相似时容易出现定位偏差,由于缺乏自我校正恢复策略,其跟踪偏差会越来越大,严重影响跟踪精度。

一种针对上述缺陷的改进思路是将具有互补性的特征以某种机制融合起来进行目标外观的描述。Wang 等人^[6]将目标不同颜色空间的颜色特征和纹理特征融合在一起,提高了对外观变化、背景干扰和遮挡等方面的鲁棒性; Haritaoglu 等人^[7]将目标的 RGB 颜色特征与边缘特征联合构成四维特征,并将其用于 Mean Shift 跟踪方法中,但该方法在目标和场景变化情况下不能自适应调整,无法充分发挥不同视觉特征的作用。

为将目标不同属性的视觉特征以自适应的方式融合在 Mean Shift 跟踪框架中,更好地发挥各视觉特征的作用,本文采取博弈论的方式进行特征融合。利用纳什均衡概念可以分析和预测非合作博弈中各个博弈方的决策选择和博弈结果^[8]。采用博弈论的思想构建特征间的博弈关系,能够较好地避免特征融合过程当中由于特征间竞争而引入的误差。本文将 2 种特征视为 2 个博弈者,通过博弈寻找二者的纳什均衡完成目标跟踪。在该博弈中,2 个博弈者在利益相互影响的局势中均试图使自身的收益最大。因此,能够综合利用目标的 2 种特征优化算法的跟踪性能。实验结果表明,该方法能实现快速的高精度跟踪。

1 Mean Shift 跟踪算法

Mean Shift 最初由 Fukunaga 等人^[9]提出, Cheng^[10]将非平坦的核函数引入了 Mean Shift 算法,并定义了样本数据点的权重系数,区分了不同样本点对均值偏移向量的贡献。Comaniciu 等人^[11]将 Mean Shift 理论应用在了视觉跟踪中。

Mean Shift 视觉跟踪的思路是首先选取目标的所在区域,并计算其参考特征直方图模型。假设目标中心位置 y_0, x_i^* 为表示以 y_0 为中心的目标窗口中第 i 个点的像素位置,则目标窗口的参考直方图为:

$$q_u = C \sum_{i=1}^n k \left(\left\| \frac{y_0 - x_i^*}{h} \right\|^2 \right) \delta [b_f(x_i^*) - u] \quad (1)$$

式中:

$$C = \frac{1}{\sum_{i=1}^n k \left(\left\| \frac{y_0 - x_i^*}{h} \right\|^2 \right)} \quad (2)$$

式中: C 为归一化常数,使得 $\sum_{u=1}^m q_u = 1$, n 为目标窗口内像素总数, h 为目标区域大小, $k(\cdot)$ 为加权核剖面函数, $\delta(\cdot)$ 为 Kronecker 函数, $b_f(\cdot)$ 为将所给位置的像素映射到直方图相应区间的映射函数。

在后续的图像序列中,以上一帧目标所在的位置为初始位置 y , 计算目标跟踪窗口所在图像区域的特征直方图:

$$p_u(y) = C_h \sum_{i=1}^{n_h} k \left(\left\| \frac{y - x_i}{h} \right\|^2 \right) \delta [b_f(x_i) - u] \quad (3)$$

式中:

$$C_h = \frac{1}{\sum_{i=1}^{n_h} k \left(\left\| \frac{y - x_i}{h} \right\|^2 \right)} \quad (4)$$

式中: C_h 为归一化常数,使得 $\sum_{u=1}^m p_u(y) = 1$, n_h 为目标候选区域内像素总数, x_i 为以 y 为中心的目标窗口中第 i 个点的像素位置,其余参数与式(1)一致。

而后,将该直方图与目标的参考直方图作比较,采用两直方图的 Bhattacharyya 系数来作为相似性测度进行测量,表示如下:

$$\rho(y) \equiv \rho(p(y), q) = \sum_{u=1}^m \sqrt{p_u^c(y) q_u^c} \quad (5)$$

为寻找使 Bhattacharyya 系数最大的中心位置,对式(3)在 $P(y_0)$ 处泰勒展开得:

$$\rho(p(y), q) \approx \frac{1}{2} \sum_{u=1}^m \sqrt{p_u^c(y_0) q_u^c} + \frac{C_h}{2} \sum_{i=1}^{n_h} \omega_i k \left(\left\| \frac{y - x_i}{h} \right\|^2 \right) \quad (6)$$

式中:

$$\omega_i = \sum_{u=1}^m \delta [b_f(x_i) - u] \sqrt{\frac{q_u^c}{p_u^c(y_0)}} \quad (7)$$

则选取目标中心位置为:

$$y^* = \frac{\sum_{i=1}^{n_h} x_i \omega_i g \left(\left\| \frac{y - x_i}{h} \right\|^2 \right)}{\sum_{i=1}^{n_h} \omega_i g \left(\left\| \frac{y - x_i}{h} \right\|^2 \right)} \quad (8)$$

通过重复上述步骤,达到跟踪的目的。

2 本文跟踪算法

2.1 目标特征提取

视频跟踪中的目标特征提取是在表征图像信息的同时降低信息尺度的过程^[12]。在本文中,特征提取主要基于背景加权的颜色直方图和运动直方图。

颜色特征用来描述目标的外观信息,运动特征描述目标的像素的局部运动信息,将二者融合在 Mean Shift 跟踪框架中,能够更好地发挥视觉特征间的互补性,实现复杂场景下目标的鲁棒跟踪。

2.1.1 颜色直方图

颜色是目标视觉特征中的一种重要特征,通常表达成颜色直方图分布的形式,它对目标旋转、非刚体变换及遮挡都比较鲁棒,且具有持续性。传统 Mean Shift 跟踪方法容易将相邻背景的像素统计为目标像素,这种误差在跟踪过程中不断积累,会严重影响算法的定位精度。本文采取对目标颜色模型进行背景加权的方法,以减少背景干扰对跟踪性能的影响^[13]。方法如下:

在目标区域周围定义一个面积为 4 倍目标区域的背景区域(即背景区域的长和宽都是目标区域的 2 倍),计算背景颜色直方图 $O = \{O_u\}_{u=1,2,\dots,B_c}$,其中 B_c 表示直方图颜色区间的个数,且 $\sum_{u=1}^N O_u = 1$ 。取 $\{O_u\}_{u=1,2,\dots,B_c}$ 中的最小非零值,定义相应背景直方图权重为:

$$\nu_u = \min\left\{\frac{O_u^*}{O_u}, 1\right\} \quad (9)$$

则基于背景加权的颜色直方图可表示为:

$$q_u^c = q_u^c \nu_u \quad (10)$$

式中: q_u^c 为初始帧目标窗口的颜色直方图:

$$q_u^c = C \sum_{i=1}^n k\left(\left\|\frac{y_0 - x_i^*}{h}\right\|^2\right) \delta[b_f(x_i^*) - u] \quad (11)$$

式中各参数含义与式(1)一致。如此所得到的结果抑制了目标的背景影响。

如果对每一帧的候选目标都进行背景加权,在 Mean Shift 的迭代公式中,目标模型和候选区域的背景加权会相互抵消,从而使背景加权的作用消失^[12]。因此,本文所采用的背景加权方法仅作用于目标模型。

后续帧中,目标候选区域的颜色直方图为:

$$p_u^c(y) = C_h \sum_{i=1}^{n_h} k\left(\left\|\frac{y - x_i}{h}\right\|^2\right) \delta[b_f(x_i) - u] \quad (12)$$

式中各参数含义与式(3)一致。

2.1.2 运动直方图

运动特征虽然具有间歇性(仅在目标运动时这种特征存在),但却有较好的区分判定性。基于图像帧差的运动特征计算比较快捷简便,尽管只能反映运动目标边缘轮廓的运动信息,但颜色特征可以描述目标全局的外观信息,弥补此缺陷。因此,若能将颜色特征和运动特征按照一定的机制融合起来,就可以更好地适应场景变化,提升跟踪性能。

为叙述方便,本文将基于帧差绝对值图像的颜色

直方图称为运动直方图。与颜色直方图相似,目标模型即初始帧与第 2 帧目标窗口所得的运动直方图为:

$$q_u^m = C \sum_{i=1}^n k\left(\left\|\frac{y_0 - x_i^*}{h}\right\|^2\right) \delta[b_f(x_i^*) - u] \quad (13)$$

式中各参数含义与式(1)一致。

后续帧中,目标候选区域的运动直方图为:

$$p_u^m(y) = C_h \sum_{i=1}^{n_h} k\left(\left\|\frac{y - x_i}{h}\right\|^2\right) \delta[b_f(x_i) - u] \quad (14)$$

式中各参数含义与式(3)一致。

2.2 基于博弈的特征融合策略

博弈论的本质是利用信息分析和能力判断,来研究多个决策主体彼此之间行为的相互作用和相互平衡^[14]。

其中的纳什均衡是一种策略组合,使得每个参与者的策略是对其他参与者策略的最优反应^[8]。根据纳什均衡的定义,在其他博弈方采用的某个纳什均衡策略未改变的情况下,任何博弈方无法通过改变自己的纳什均衡策略获益^[15]。

本文中,基于博弈论的特征融合通过两特征的完全信息静态博弈过程,寻求博弈的纳什均衡,使算法充分利用每个特征所包含的有益信息。

基于以上论述,本文在传统 Mean Shift 跟踪方法的基础上,引入多特征博弈的融合方式,提出改进算法。

将 2 种特征视作参与者,记参与者集合为 $N = \{1, 2\}$, Y_1 和 Y_2 分别是 2 个参与者的行动空间, μ_1 和 μ_2 分别是 2 个参与者的收益函数。本文将图像中的像素点位置组成的集合视作参与者的行动空间,以收益函数在行动空间上的连续性和拟凹性^[16]作为约束条件,以保证算法稳定状态的存在。

各博弈类型中,完全信息静态博弈是指每个博弈者对于其他博弈者的行动空间、收益情况等信息都非常了解,且所有人的决策是同时进行的,因此,将每一帧寻找最佳当前帧位置的过程分为 2 个匹配模块,在匹配过程中两模块分别运行。在此方法中,每个目标候选位置构成博弈的行动空间。在每轮的决策进行后(即每次迭代后),两模块的输出位置结果 y_1 和 y_2 分别作为另一个模块的输入,2 个模块都不能单方面地获得更优解时,博弈结束,其最终解 (y_1^*, y_2^*) 构成纳什均衡。

定义博弈者的收益函数如下:

$$\begin{cases} \mu_1(y_1) = \rho(q^c, p^c(y_1)) - \alpha \|y_1 - y_2\|^2 \\ \mu_2(y_2) = \rho(q^m, p^m(y_2)) - \alpha \|y_1 - y_2\|^2 \end{cases} \quad (15)$$

式中: $\mu_1(y_1)$ 为模块 1 的收益函数,在模块 1 进行 Mean Shift 迭代时,将 y_2 视为常数,寻找使 $\mu_2(y_1)$ 函数值最大的 y_1 ,并将迭代运算结果 y_1 发送给模

块 2; $\mu_2(y_2)$ 为模块 2 的收益函数,在模块 2 进行 Mean Shift 迭代时,将 y_1 视为常数,寻找使函数值最大的 y_2 ,并将迭代运算结果 y_2 发送给模块 1,进行下一次迭代运算。 y_1 和 y_2 的初始值为图像序列第 1 帧中的目标中心位置。 $\rho(q^c, p^c(y_1))$ 和 $\rho(q^m, p^m(y_2))$ 分别为颜色特征和运动特征的 Bhattacharyya 系数; $-\alpha \|y_1 - y_2\|^2$ 对应于各模块从另一模块得到的信息,即交互项,以向量模的方式定义, α 为交互项系数。根据实验经验,交互项系数在一般情况下取为 0.1,在目标剧烈运动及反复遮挡的视频中,随运动及遮挡程度的增强而适量增加,范围为 0.1~0.3。通过式(15),算法期望寻求距离最小的位置组合 (y_1^*, y_2^*) ,使两收益函数达到最大,从而得到更准确的目标中心位置。

在博弈过程中,每个博弈者选取使其收益最大化的策略。因此,寻找博弈纳什均衡的问题转化为求解以下方程组:

$$\begin{cases} y_1^* = \arg \max_{y_1} \mu_1(y_1) \\ y_2^* = \arg \max_{y_2} \mu_2(y_2) \end{cases} \quad (16)$$

则分别为使收益函数达到最大值的解,通过 Mean Shift 迭代运算求取,其收敛判断^[17]在算法流程中的 Step5 给出。本文算法中目标的中心位置由 $y^* = \sqrt{y_1^* y_2^*}$ 得到。

3 本文算法流程

在 Mean Shift 跟踪算法框架下,基于颜色特征和运动特征博弈的跟踪算法流程图见图 1。

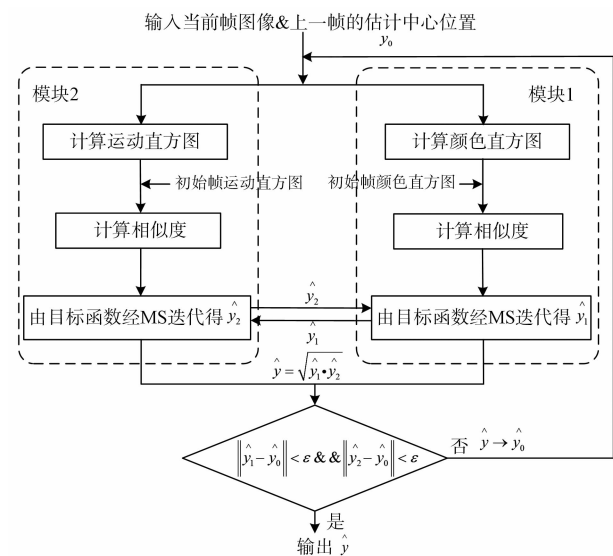


图 1 基于颜色和运动特征的博弈跟踪框架

Fig. 1 Framework based on color and motion feature's game

完整描述如下:

Step1 读入视频序列,选定目标窗口得到初始位置。

Step2 以 y_0 为初始位置,分别计算基于背景加权的颜色直方图 $p^c(y_0)$ 及其相似度 $\rho(q^c, p^c(y_0))$ 和运动直方图 $p^m(y_0)$ 及其相似度 $\rho(q^m, p^m(y_0))$ 。

Step3 根据式(7)分别计算权值 $\{\omega_i^c\}_{i=1,2,\dots,n_c}$ 和 $\{\omega_i^m\}_{i=1,2,\dots,n_m}$ 。

Step4 基于 Mean Shift 迭代公式(8),根据式(15)分别计算目标新位置 y_1 和 y_2 。

Step5 若 $\|y_1 - y_0\| < \epsilon$ 且 $\|y_2 - y_0\| < \epsilon$, 则停止,输出 $y = \sqrt{y_1 y_2}$; 否则 $y_0 \leftarrow y$ 返回 Step 2。

其中, ϵ 取值为 0.01。

4 实验结果及分析

为验证本文算法的有效性,通过 MATLAB 2009a 将算法编程实现,在配置为 CPU Intel(R) Core(TM)i3-4170 3.70GHz、内存 4 GB 的计算机上进行了大量视频的实验测试,并选取部分具有代表性的标准测试视频序列进行结果展示。实验中加性融合、乘性融合算法在与本文算法目标描述一致的情况下作为对比,其他对比算法均来自相应作者的公开代码。

4.1 定性分析

本文采用的对比算法分别是 CT^[18]、LSK^[19]、CBWH^[13]、乘性融合、加性融合;其中 CT、LSK、CBWH 是目前适用性较广的主流跟踪算法,乘性融合和加性融合是本文选取的背景加权颜色直方图和运动直方图在 Mean Shift 框架下通过两权值相乘开方 ($\omega_i = \sqrt{\omega_{ic} \omega_{im}}$) 和两权值分别以 0.5 的系数相加 ($\omega_i = 0.5\omega_{ic} + 0.5\omega_{im}$) 得到的融合算法。

各图像的跟踪目标在图 2 中给出。



图 2 跟踪目标

Fig. 2 Tracking object

图 3 是跟踪实验的部分结果,不同算法的跟踪结果分别采用不同颜色的实线矩形框表示,左上角是图像帧数。

“Boy”序列(共 602 帧,分辨率为 640×480)中,算法能够适应目标的快速运动,更准确地捕捉到目标。在图 3(a)中,从第 319 和第 557 帧可以看

出,LSK算法和CT算法分别出现跟丢情况,CBWH、加性和乘性融合算法虽然能够成功跟踪目标,但本文算法的跟踪结果最为精确。

“Soccer”序列(共392帧,分辨率为 640×360)中,目标经历了强烈运动、遮挡、旋转、模糊和表情剧烈变化,本文算法仍能较好地进行捕捉。由图3(b)中可以看到,在第128和第163帧中,对比算法均出现跟丢的情况,仅本文算法能够在反复遮挡的情况下较好地捕捉到目标。

“Football1”序列(共79帧,分辨率为 352×288)中,目标附近颜色相近的干扰项较多,并几次出现部分遮挡。从图3(c)中的第31和第49帧可以看出,LSK算法出现跟丢情况,其余对比算法虽能够跟上,但本文算法更为精确。

“Freeman4”序列(共297帧,分辨率为 360×240)中,算法能够适应目标的重复被遮挡和目标周

围频繁的运动干扰。在图3(d)的第57帧图像中,对比算法均出现跟丢情况,本文算法跟踪最准确。整体上看,LSK由于能够适应尺度变化,总体跟踪效果稍好于本文算法。

“David3”序列(共252帧,分辨率为 640×480)中,目标先后4次经过粗细不同的遮挡物,本文算法均能准确跟上。从图3(e)中可以看出,在第123帧中,CT、LSK、乘性融合和加性融合算法均跟丢目标;从第188帧中可以看出,CBWH算法也出现较大的跟踪偏差。

“Deer”序列(共69帧,分辨率为 704×400)中,目标周围背景反复出现相似干扰项,且运动较剧烈,而本文算法能够准确地捕捉。在图3(f)中,从第24和第52帧可以看出,CT和LSK算法出现跟丢情况,其余算法虽能跟上,但总体来看本文算法的跟踪结果最为精确。

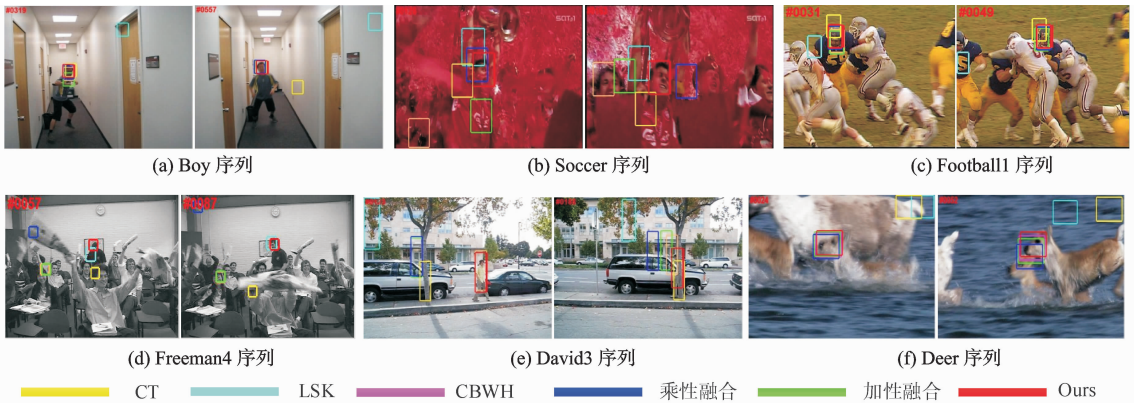


图3 跟踪算法性能的定性比较

Fig. 3 Qualitative comparison of the four tracking algorithms

4.2 定量分析

为对跟踪结果进行定量分析,引入中心位置误差(Center Location Error, CLE),该指标通过计算跟踪结果的中心位置坐标与目标中心的真实位置坐

标(由文献[20]所提供的数据平台给出)之间的欧氏距离来度量算法的跟踪精度,其值越小跟踪精度越高,反之越低^[13]。表1表示平均中心位置误差值,图4表示中心位置误差曲线。

表1 中心位置误差比较

Tab. 1 Center location error comparison

名称	CT	LSK	CBWH	乘性融合	加性融合	Ours
Boy	42.872 9	180.664 9	3.659 0	<u>3.396 0</u>	3.991 2	2.961 9
Soccer	80.621 9	123.036 3	170.095 9	81.132 3	<u>66.155 4</u>	63.971 0
Football1	19.399 4	105.738 6	<u>7.822 5</u>	10.873 1	8.923 7	7.349 9
Freeman4	93.348 7	7.897 0	83.409 1	103.201 0	83.109 0	<u>12.698 8</u>
David3	103.853 5	227.155 4	<u>26.935 0</u>	146.662 0	93.109 9	24.856 2
Deer	243.664 9	177.037 0	<u>10.955 8</u>	12.226 9	12.342 5	10.819 0

注:每个图像序列对应的最优算法标为黑体,次优算法标为下划线。

本文算法相比其他对比算法中心位置误差始终保持较低水平。表1的Freeman4视频中,本文算法平均中心位置误差值略高于LSK算法,其他视频中本文算法均是最优算法。表1的Deer视频中,由于被跟踪目标运动和遮挡程度较轻,未能很好地体

现本文算法中采用了运动特征的优势,因而CBWH算法的平均中心位置误差与本文算法相近,但本文算法的误差值略低于CBWH算法。数据表明,与乘性、加性融合算法相比,本文算法在复杂背景下具有更准确的跟踪精度;与单一特征的算法相比,跟踪

性能明显提高。

从算法速度上看,CBWH 算法在本文实验平台上运行的平均速度为每秒 5 帧,本文算法除计算背景加权的颜色直方图外,还加入了基于帧差法的运

动直方图的运算,并利用特征融合的方法进行跟踪。本文算法运行的平均速度为 3~4 帧/s。由此可见,基于博弈论的融合方法,与单一特征的算法相比,所增加的运算量较小,具有较好的实时性。

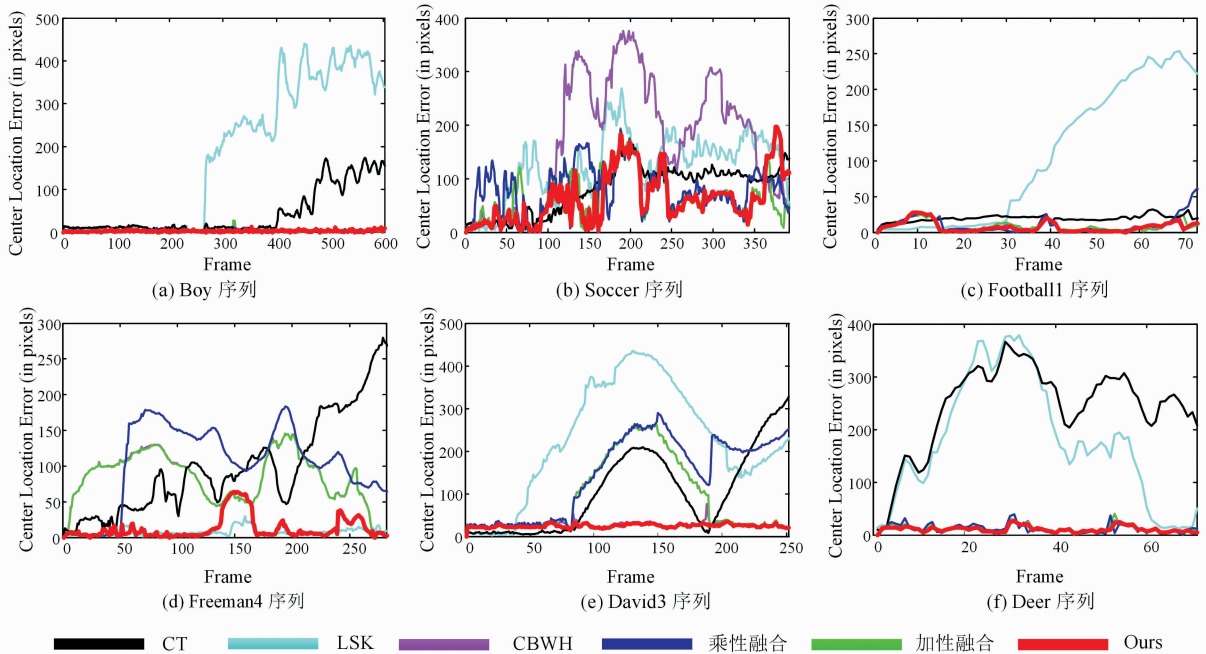


图 4 中心位置误差比较

Fig. 4 Center location error comparison

5 结语

将多个视觉特征自适应地融合在跟踪方法中能够更好地适应场景变化,实现鲁棒性更强的跟踪结果。本文提出了一种基于二人博弈的多特征融合跟踪算法。在该算法中,背景加权的颜色直方图和运动直方图进行博弈,在 Mean Shift 迭代中不断寻找使二者收益达到最大的中心位置完成跟踪。颜色特征和运动特征分别描述了目标的外观信息和局部运动信息,在跟踪过程中,二者通过信息交互改善了算法的跟踪效果,提高了跟踪精度。

本文共进行 20 组实验,由于篇幅限制,仅展示 6 组结果。从实验的定量分析和定性分析中可以看出,本文算法能够较好地适应目标剧烈运动、遮挡和背景中的多运动干扰。但由于基于帧差法的运动特征表示相对较弱,尽管在本文算法中取得了一定的效果,仍存在较大的提升空间。在今后的研究中,考虑采用光流法作为运动特征的代表,以期达到更好的鲁棒性。

参考文献 (References):

[1] LI X, HU W M. A Survey of Appearance Models in

Visual Object Tracking [J]. ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology, 2013, 4(4): 5801-5848.

[2] 侯志强, 韩崇昭. 视觉跟踪技术综述 [J]. 自动化学报, 2006, 32(4): 603-617.

HOU Z Q, HAN C Z. A Survey of Visual Tracking [J]. Acta Automatica Sinica, 2006, 32(4): 603-617. (in Chinese)

[3] 朱明清. 基于粒子滤波的鲁棒视觉目标跟踪算法研究 [D]. 合肥: 中国科学技术大学, 2011.

ZHU M Q. Robust Visual Object Tracking Algorithm Based on Particle Filter [D]. Hefei: University of Science and Technology of China, 2011. (in Chinese)

[4] COMANICIU D, RAMESH V, MEER P. Kernel-based Object Tracking [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 25(5): 564-575.

[5] 顾幸方, 茅耀斌, 李秋洁. 基于 Mean Shift 的视觉跟踪算法综述 [J]. 计算机科学, 2012, 39(12): 16-24.

GU X F, MAO Y B, LI Q J. Survey on Visual Tracking Algorithms Based on Mean Shift [J]. Computer Science, 2012, 39(12): 16-24. (in Chinese)

[6] WANG J, YAGI Y. Integrating Color and Shape-texture Features for Adaptive Real-time Object Tracking [J]. IEEE Trans Image Processing, 2008, 17(2):

- 235-240.
- [7] HARITAOGLU I, FLICKNER M. Detection and Tracking of Shopping Groups in Stores[C]. Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Kauai, HI, United states: IEEE, 2001, 431-438.
- [8] 周惟风. 基于博弈论的频谱共享算法研究[D]. 南京:南京邮电大学,2011.
ZHOU W F. The Study of the Spectrum Sharing Algorithm Based on Game Theory. Nanjing: Nanjing University of Posts and Telecommunications, 2011. (in Chinese)
- [9] FUKUNAGA K, HOSTETLER L D. The Estimation of The Gradient of A Density Function, with Applications in Pattern Recognition [J]. IEEE Trans on Information Theory, 1975, 21(1): 32-40.
- [10] CHENG Y. Mean Shift, Model Seeking, and Clustering [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1995,17(8): 790-799.
- [11] COMANICIU D, RAMESH V, MEER P. Real-Time Tracking of Non-rigidobjects Using Mean Shift [C]// Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Hilton Head Island, SC: IEEE, 2000:142-149.
- [12] BENCHAREF O, JARMOUNI B, MOUSSAID N, et al. A New Approach for Similar Images Using Game Theory [J]. Applied Mathematical Sciences, 2013,8(5): 1196.
- [13] NING J F, ZHANG L, ZHANG D, et al. Robust Mean Shift Tracking with Corrected Background-weighted Histogram [J]. IET Computer Vision, 2012, 6(1): 62-69.
- [14] 曾轲. 基于博弈论的认知无线电频谱分配技术研究[D]. 成都:电子科技大学, 2007.
- ZENG K. Research on Radio Spectrum Allocation Technology Based on Game Theory [D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology, 2007. (in Chinese)
- [15] ZHOU X L, LI Y F. GM-PHD-Based Multi-Target Visual Tracking Using Entropy Distribution and Game Theory [J]. Industrial Informatics, 2014, 10(2): 1064-1076.
- [16] 宋礼民. 多元函数凹凸性的定义和判别法[J]. 高等数学研究,2014,17(4):19-22.
SONG L M. Definition and Criterion of Concave or Convex Multivariate Functions[J]. Studies in College Mathematics,2014,17(4):19-22. (in Chinese)
- [17] 李乡儒,吴福朝,胡占义. 均值漂移算法的收敛性[J]. 软件学报, 2005, 16(3):365-374. (in Chinese)
LI X R, WU F C, HU Z Y. Convergence of a Mean Shift Algorithm[J]. Journal of Software, 2005, 16(3):365-374. (in Chinese)
- [18] ZHANG K, ZHANG L, YANG M H. Real-Time Compressive Tracking [J]. European Conference on Computer Vision, 2012,7574(1):864-877.
- [19] LIU B, HUANG J, YANG L, KULIKOWSK C. Robust Tracking Using Local Sparse Appearance Model and K-Selection [J]. IEEE Computer Society, 2011, 35(12): 2968-2981.
- [20] WU Y, LI J W, YANG M H. Online Object Tracking: A Benchmark[C]// Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Portland OR: IEEE, 2013: 2411-5418.

(编辑:徐楠楠)