

背景加权的多特征融合目标跟踪算法

许婉君, 侯志强, 余旺盛, 张浪

(空军工程大学信息与导航学院, 西安, 710077)

摘要 针对单一特征目标跟踪导致多数跟踪算法鲁棒性差的原因,提出一种背景加权的多特征融合目标跟踪算法。在跟踪过程中对目标模型进行背景加权,同时利用空间直方图提取目标颜色的空间分布信息。在粒子滤波框架下将背景加权直方图和空间直方图相结合,并且引入特征不确定性度量,自适应调整不同特征对跟踪结果的贡献,有效地提高了算法的鲁棒性。实验结果表明:与传统融合算法相比,提出的算法具有更强的鲁棒性,同时提高了跟踪精度。该算法在目标表示和跟踪性能上都有很大的提高。

关键词 目标跟踪;背景加权直方图;空间直方图;多特征融合;粒子滤波

DOI 10.3969/j.issn.1009-3516.2015.03.015

中图分类号 TP391.4 **文献标志码** A **文章编号** 1009-3516(2015)03-0071-06

Fusing Multi-feature Object Tracking Algorithm Based on Background-weighting

XU Wanjun, HOU Zhiqiang, YU Wangsheng, ZHANG Lang

(Information and Navigation College, Air Force Engineering University, Xi'an 710077, China)

Abstract: Object tracking using single feature often leads to a poor robustness. In this paper, an object tracking algorithm using multi-feature fusion based on background-weighting is presented. In order to enhance the important features, the target model is background weighting while tracking to get an accurate color model of the object. Meanwhile, special histogram is used to obtain spatial layout of these colors for the target. These features are rationally fused in the framework of Particle filter. Uncertainty measurement method is then introduced into features fusion to adjust the relative contributions of different features adaptively, and the robustness of the algorithm is significantly enhanced. Experimental results indicate that the proposed algorithm is more robust and has good performance in complex scene. The use of the algorithm improves the accuracy of tracking and can track objects effectively even with similar color disturbance.

Key words: object tracking; background-weighted histogram; special histogram; multi-features fusion; particle filter

目标跟踪作为当前计算机视觉领域的重要研究课题之一,被广泛应用于图像压缩、视频监控、三维重构和人机交互以及军事等众多领域^[1-3]。在复杂

场景中,使用单一特征难以实现对大幅度的光照、背景变化、形变、遮挡等情况下的鲁棒跟踪,从而使得大多数基于单个特征的目标跟踪算法可靠性差。

收稿日期: 2015-02-08

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61175029,61473309)。

作者简介: 许婉君(1990-),女,河南许昌人,硕士生,主要从事视觉目标跟踪研究。E-mail: Xuwanjun901219@163.com

引用格式: 许婉君,侯志强,余旺盛,等.背景加权的多特征融合目标跟踪算法[J].空军工程大学学报:自然科学版,2015,16(2):71-76. XU Wanjun, HOU Zhiqiang, YU Wangsheng, et al. Fusing Multi-feature Object Tracking Algorithm Based on Background-weighting[J]. Journal of Air Force Engineering University: Natural Science Edition, 2015, 16(3): 71-76.

近年来,基于多特征融合的目标跟踪算法成为目标跟踪研究的热点。对目标特征的描述是多特征融合算法的关键之一^[4],通常采用颜色、边缘、纹理和运动等作为跟踪目标特征。其中颜色特征以其具有对目标部分遮挡、旋转鲁棒性强等特性,常被用于目标跟踪^[5]。文献[6]提出一种改进的 Mean Shift 跟踪算法,建立一种新的颜色模型,首先对目标颜色特征进行聚类分析,然后通过对聚类结果进行矩阵分解和正交变换,从而自适应剖分目标的颜色空间,确定对应于每一个聚类的子区间。该颜色模型比经典的 Mean Shift 算法具有更好的性能,但理论推导和计算复杂;局部二值模式^[7](Local Binary Pattern, LBP)由于鲁棒性强、效率高而被应用于目标跟踪领域中。文献[8]将纹理模式引入 Mean Shift 算法中,提出一种基于颜色纹理联合直方图的跟踪算法,能够实现较好地跟踪,但联合直方图维数的增加,导致跟踪效率下降。此外,以上跟踪算法只是通过计算目标模型和候选模型之间的相似度,对目标进行跟踪,并没有考虑背景信息对目标的影响,特别是目标与背景颜色相近的情况,跟踪精度和鲁棒性会受到较大影响。为了排除背景对目标定位的干扰问题,文献[9]提出了一种修正背景加权的跟踪算法,将背景加权直方图作为颜色模型,有效地降低了背景对目标定位的影响。

1 粒子滤波与特征的不确定性

1.1 粒子滤波

以贝叶斯理论为核心的粒子滤波^[10],用一组加权的随机样本预测所求的后验概率密度函数。其计算过程通常分为预测和更新 2 个阶段。假设 $p(x_k/z_{1:k})$ 代表 k 时刻的后验概率密度,其中 x_k 为 k 时刻的状态, $z_{1:k}$ 表示 1 到 k 时刻系统的所有观测值。

预测阶段:

$$p(x_k/z_{1:k-1}) = \int p(x_k/x_{k-1})p(x_{k-1}/z_{0:k-1})dx_{k-1} \quad (1)$$

更新阶段:

$$p(x_k/z_k) = \frac{p(x_k/x_k)p(x_k/z_{k-1})}{\int p(x_k/x_k)p(x_k/z_{k-1})dx_k} \quad (2)$$

式(3)和式(4)的积分通常是无法求解非线性、非高斯的动态系统的^[11]。因此,粒子滤波将积分运算转化为有限样本点的求和运算,即后验概率分布 $p(x_k/z_{1:k})$ 可近似为:

$$p(x_k/z_{1:k}) = \sum_{i=1}^N \tilde{\omega}_k^i \delta(x_k - x^{(i)}_k) \quad (3)$$

$$\tilde{\omega}_k^{(i)} = \omega_k^{(i)} / \sum_{i=1}^N \omega_k^{(i)} \quad (4)$$

$$\omega_k^{(i)} = \omega_{k-1}^{(i)} \frac{p(z_k/x_k^i)p(x_k^i/x_{k-1}^i)}{q(x_k^i/x_{k-1}^i, z_{1:k})} \quad (5)$$

为重要性权值。后验概率密度可近似为:

$$p(x_k/z_{1:k}) \approx \sum_{i=1}^N \omega_k^i \delta(x_k - x_{k-1}^i) \quad (6)$$

1.2 特征的不确定性

目标跟踪过程中,各个特征对不同场景下的目标定位的准确度是不一样的,为了描述每种特征在目标跟踪过程中的不确定性,文献[12]提出一种自适应的特征不确定性度量如下:

$$U_{k+1}^i = \text{var}_k H(p_k^i) \quad (7)$$

式中: U_{k+1}^i 表示 $k+1$ 时刻第 i 种特征的不确定性; var_k 是时刻 k 所有粒子空间位置的方差,表示粒子空间分布的分散程度, $\text{var}_k = \text{tr}(\sum)$, \sum 表示粒子 2 个位置坐标的协方差矩阵, var 越大,粒子的空间位置越分散; p_i 为似然函数,即观测概率值,表示第 i 种特征对应的目标模板与候选模板的相似度; $H(p_k^i)$ 是时刻 k 第 i 种特征下所有粒子观测概率值的熵,表示观测概率值在粒子上的分散程度。在信息论中,熵是不确定性的量度^[13]:

$$H(p_i) = - \sum_{j=1}^N (p(z^i/x_j) \log_2 p(z^i/x_j)) \quad (8)$$

式中: $H(p_i)$ 值越小,表示目标第 i 种特征对目标位置估计的准确度越高。

由式(8)可知,特征的不确定性既包含了粒子的空间位置信息,又表征了似然函数 p_i 的尖锐程度。 k 时刻,粒子分布越集中, var_k 越小,不确定性越小,反之不确定性越大。而对似然函数来说,尖锐程度越高,说明该特征的鉴别能力越强,不确定性越小,反之亦然。

2 特征提取及融合

2.1 特征提取

2.1.1 基于背景加权的颜色直方图

通常使用椭圆形或矩形区域来表示跟踪目标,导致一些背景信息不可避免地包含在目标区域,而且当目标与背景颜色比较相近时,会严重影响算法对目标定位的精度。因此,为了减少背景对目标定位的干扰,在跟踪过程中对目标颜色模型进行背景加权,以减少背景干扰对目标跟踪性能的影响^[9,14],方法如下:

在目标区域周围定义一个背景区域,其面积为目标区域的 3 倍,即背景区域的宽度是目标区域的

2 倍,计算背景的颜色直方图 $\{\hat{o}_u\}_{u=1,2,\dots,N}$, 其中 $\sum_{u=1}^N \hat{o}_u = 1$ 。取 $\{\hat{o}_u\}_{u=1,2,\dots,N}$ 中最小的非零值 \hat{o}_u , 定义对应的背景直方图的权重为:

$$v_u = \min\left\{\frac{\hat{o}_u}{\hat{o}_u}, 1\right\} \quad (9)$$

则目标模型可以表示为:

$$\hat{q}_u = q_u \cdot v_u \quad (10)$$

这样得到的结果就对目标和候选目标的背景进行了抑制。

2.1.2 空间直方图特征

二阶空间直方图不但计算了像素颜色特征的频率,还统计了直方图中每个区间中所有像素坐标均值和协方差,在目标跟踪中表现了很好性能^[15]。

定义图像的空间直方图^[16]:一幅图像好比一个二维映射 $I: \mathbf{x} \rightarrow v$, 像素 $\mathbf{x} = [x, y]^T$ 对应值 v 。这些值的意义是随意设定的。

一幅图像的二阶空间直方图可表示为^[16]:

$$h = (n_b, \mu_b, \sum_b), b = 1, 2, \dots, B \quad (11)$$

$$\mu_b = [\mu_{bx}, \mu_{by}]^T \quad (12)$$

$$\sum_b = \frac{1}{n_b} \sum_{i=1}^{n_b} (s_i - \mu_b)^T (s_i - \mu_b) \quad (13)$$

式中: n_b 为落入区间 b 的像素总数; s_i 为每个像素点的对应坐标; μ_b 和 \sum_b 分别为这些像素点坐标对应的均值向量和协方差矩阵; B 代表直方图区间的个数。

2.2 直方图的相似性度量

在对目标进行多特征描述时,直接将目标的多个特征组合在一起将导致特征空间维数的增加,从而使得运算量大大增加^[13]。因此本文分别建立自适应颜色直方图模型与空间直方图模型来描述目标,以降低特征维数。

2.2.1 背景加权直方图相似性度量

背景加权直方图特征对应的目标模型与候选模型为:

$$\text{目标模型: } Q = \{\hat{q}_u\}_{u=1,2,\dots,N}$$

$$\text{候选模型: } P = \{\hat{p}_u\}_{u=1,2,\dots,N}$$

得到目标模型与候选模型后,本文将 Bhattacharyya 系数作为二者相似性度量^[11]:

$$\rho[P, Q] = \sum_{u=1}^N \sqrt{p_u q_u} \quad (14)$$

式中: ρ 越大,表示目标模板与候选模板越相似。Bhattacharyya 距离:

$$d = \sqrt{1 - \rho[P, Q]} \quad (15)$$

d 越小,表示候选模板与目标模板越相似。

2.2.2 空间直方图相似性度量

两空间直方图的相似度可由两直方图相似性的加权和表示^[16]:

$$\rho(h, h') = \sum_{b=1}^B \psi_b \rho_n(n_b, n'_b) \quad (16)$$

设 ψ_b 取自高斯分布 (x_b', \sum_b') :

$$\psi_b = \eta \exp\left\{-\frac{1}{2} (\mu_b - \mu_b')^T \sum_b^{-1} (\mu_b - \mu_b')\right\} \quad (17)$$

式中: $\sum_b^{-1} = (\sum_b^{-1} + (\sum_b')^{-1})$; η 为高斯标准化常数,和值即为 2 个马氏距离 (Mahalanobis distance) 的平均值,2 个马氏距离分别是 x 与 x' 之间的距离和 x' 与 x 之间距离^[16]; $\rho_n(n_b, n'_b)$ 为 2 个空间直方图的相似度:

$$\rho_n(n_b, n'_b) = \frac{\sqrt{n_b n'_b}}{\sqrt{\left(\sum_{j=1}^B n_j\right) \left(\sum_{j=1}^B n'_j\right)}} \quad (18)$$

2.3 特征融合策略

根据文献^[12]中提出的融合策略,首先假设 n 种观测特征条件独立,然后将每种特征的观测概率值加上一个正比于该特征不确定性的均匀分布,做归一化处理后,再取乘积,表达式如下:

$$p(z^1 \dots z^n / x) = \prod_{i=1}^n \left(\frac{p(z^i / x) + U^i U(x)}{1 + U^i} \right) \quad (19)$$

这里, n 取 2,则有融合规则:

$$p(z^1, z^2 / x) = 1 / (1 + U^1)(1 + U^2) \times (p(z^1 / x)p(z^2 / x) + U^1 U(x)p(z^2 / x) + U^2 U(x)p(z^1 / x) + U^1 U^2 (U(x) / 2)) \quad (20)$$

式中: U^1, U^2 分别表示颜色和空间直方图特征对应的不确定性, $U(x)$ 是一个离散的均匀分布,设粒子数为 N ,则 $U(x) = 1/N$ 。这里的观测概率值即为特征目标模型与候选模型之间的相似度。

2.4 算法步骤

Step1 初始化:初始时刻 ($k = 0$),手动选取目标,提取目标模型颜色特征直方图 q_0^1 ,同时提取空间直方图 q_0^2 ,从先验分布中抽取 N 个初始粒子 $\{x_0^i\}_{i=1}^N$,权值均设为 $\{\omega_0^i\}_{i=1}^N = 1/N$;

Step2 粒子状态预测:在 $k > 0$ 时刻,根据 $x_k = Ax_{k-1} + N_k$ 和粒子 x_{k-1} ,预测粒子 x_i 的状态;

Step3 计算粒子空间位置方差 var_k 和 2 种特征的概率熵:由目标矩形框内粒子位置坐标计算 var_k ,由式(14)和式(16)分别计算 2 种特征目标模板与候选模板之间相似度,即似然函数 $p(z^1 / x)$, $p(z^2 / x)$,从而得到 2 种特征的概率熵 $H(p_k^1)$, $H(p_k^2)$;

Step4 计算特征不确定性:由 **Step3** 中得到的

σ_i 和 $H(p_k^1)$, $H(p_k^2)$ 根据式(7)分别计算颜色特征不确定性 U^1, U^2 ;

Step5 状态更新:由式(20)得到特征融合后似然函数 $p(z^1, z^2/x)$, 再由 $\omega_i^j = \omega_{i-1}^j p(z^1, z^2/x)$ 更新当前帧粒子权值, 并做归一化处理;

Step6 重采样:根据融合后粒子权值分布决定是否重采样;

Step7 转 Step2:进行下一帧跟踪。

3 实验结果及对比分析

为了测试本文提出算法的有效性, 大量视频用于实验测试, 这里仅选取部分代表性的标准测试视

频序列 David3、Basketbal、Jogging 和 Bolt 进行实验结果展示。所有算法均在联想主频为 3.39 GHz, 内存为 3.47 GB 的计算机上使用 MATLAB7.9.0 编程实现。实验中, 粒子数目设为 $N = 200$, 均匀分布 $U(x) = 1/N$ 。

为了验证算法对目标表示的有效性, 在融合策略一致的情况下采用文献[12]提出的算法, 分别基于空间直方图和背景加权的单一特征跟踪算法作为对比实验; 同时为了验证算法在融合策略上的鲁棒性, 在目标描述一致的情况下, 采用加性融合、乘性融合算法作为对比。图 1 是部分跟踪结果, 每一帧中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, 左上角为图像帧序号。

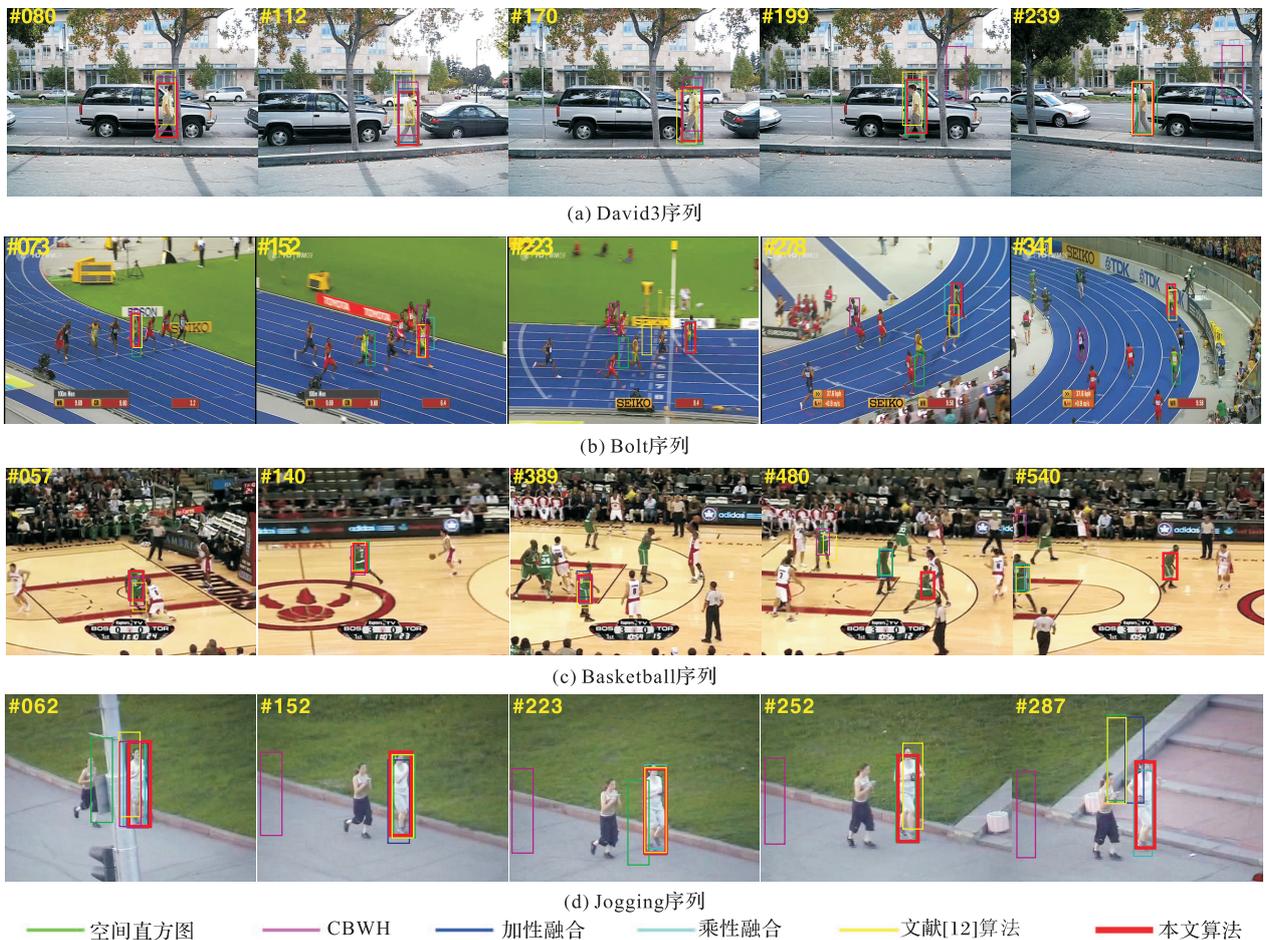


图 1 各算法跟踪结果比较

Fig.1 Results comparison of the five tracking algorithms

3.1 定性分析

3.1.1 David3 序列

图 1(a)为 David3 部分跟踪结果。可以看出, 算法在目标经历背景变化和部分遮挡后仍能很好地捕捉到目标, 从第 199 和 239 帧可以看出, 文献[12]算法出现跟丢情况, 加性、乘性融合算法与单一特征跟踪算法虽然能够成功跟踪目标, 但本文算法对目标的背景变化适应性最好。

3.1.2 Bolt 序列

图 1(b)为 ‘Bolt’ 序列部分跟踪结果。就该序列而言, 目标经历了背景颜色变化, 使颜色特征可分性降低, 相应权值减小, 而空间直方图特征权值增加, 从而克服背景干扰的影响。从第 223 和 341 帧可以看出, 单一特征跟踪算法和 CT 算法跟踪失效, 本文算法跟踪性能最佳。

3.1.3 Basketball 序列

图 1(c)为篮球比赛视频 Basketball 的部分跟踪结果。篮球运动员是跟踪的对象,目标与背景很相近,在整个跟踪过程中,颜色特征受到干扰,但由于空间直方图获取目标空间信息,算法跟踪性能未受到较大影响。在 389 帧以后,其他算法出现了很大的跟踪误差,本文算法的跟踪结果是最好的。

3.1.4 Jogging 序列

图 1(d)为 Jogging 部分跟踪结果。在该测试序列中目标背景中存在另一个相似运动目标且背景颜色变化较大,使目标的边缘和颜色特征受到干扰,然而由于目标的空间直方图特征能有效地鉴别目标,本文算法的跟踪性能并未受到较大影响。

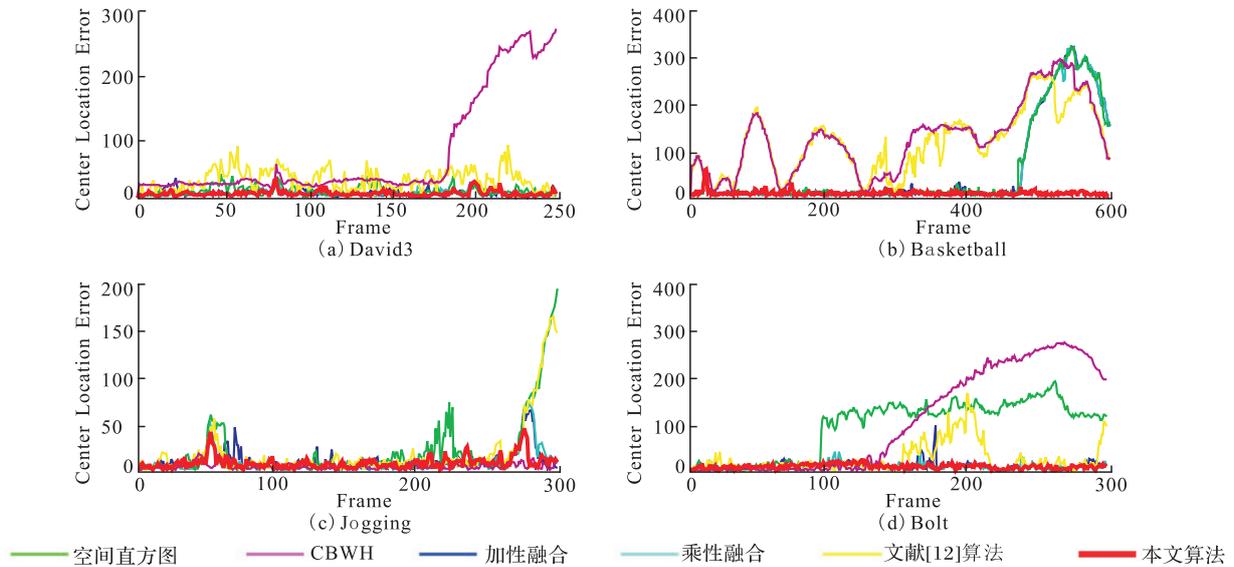


图 2 中心位置误差比较

Fig.2 Center location error curves

表 1 给出了 6 种算法对 4 段视频序列跟踪所得的平均中心位置误差比较。数据表明,与乘性、加性融合算法相比,算法在复杂背景下具有更准确的跟踪精度。与文献[12]算法相比,算法跟踪性能明显提高。此外,本文算法比基于单一特征的跟踪算法精度高。

表 1 平均中心位置误差比较

算法	David3	Jogging	Basketball	Bolt
空间直方图	11.012	21.208	59.267	103.946
CBWH	76.960	4.453	135.404	119.114
乘性融合	7.929	9.943	58.564	11.783
加性融合	6.743	8.651	57.528	10.765
文献[12]	30.055	18.279	125.688	27.938
本文	6.668	8.392	6.086	10.682

3.2.2 实时性

在算法实时性方面,由于基于多特征融合的跟踪算法需要同时提取和处理多种特征,因此运行效率上比基于单一特征的要低。在未对算法做任何优

3.2 定量分析

3.2.1 中心位置误差比较

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^[14]。

本节采用以上具有代表性的图像序列,比较 6 种算法得到的目标每一帧的中心位置误差,结果见图 2。可以看出,本文算法相比其他 5 种,中心位置误差始终保持较低水平。

化的情况下,由表 2 可知,本文算法在仿真条件下能够达到平均 2.994 帧/s 的运行速度,比文献[12]算法运行速度有所提高。如果对算法进行一定的优化,跟踪速度还能进一步得到提升。因此,本文算法在目标跟踪过程中有较好的实时性。

表 2 算法平均运行速度比较

帧/s

Tab.2 Average running speed

算法	David3	Jogging	Basketball	Bolt
文献[12]算法	0.714	1.073	0.817	0.895
本文算法	1.768	2.994	2.502	1.630

4 结语

本研究提出一种背景加权的多特征融合目标跟踪算法,在粒子滤波框架内,采用背景加权直方图和空间直方图 2 个具有一定互补性的特征对目标进行联合概率跟踪。从实验的定量分析和定性分析可以看出,本文算法具有一定的优势。但是在目标跟踪

过程中,算法很难同时应对光照、形变、遮挡和尺度等多方面的影响,因此存在局限性。经测试,本文算法应对光照变化、部分遮挡和相似背景颜色均具有较好的鲁棒性。而在目标发生尺度变化及目标运动速度变化较大时,会出现较大跟踪误差。这将在之后的研究中加以改进。

参考文献(References):

- [1] Wu Yi, Lim J, Yang M H. Online Object tracking: A Benchmark[C]//Proceedings of the Computer Vision and Pattern Recognition. Portland, United States, 2013: 2411-2418.
- [2] Yang F, Lu H C, Yang M H. Robust Superpixel Tracking [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2014, 23(4): 1639-1651.
- [3] 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 Zhiqiang, HAN Chongzhao. Fusing Multi-features for Object Tracking Algorithm Based on Background-Weighted [J]. Acta Automatica Sinica, 2006, 32(4): 603-617.(in Chinese)
- [4] Xin Yang, Kwang-Ting Cheng. Local Difference Binary for Ultrafast and Distinctive Feature Description [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2014, 36(1):188-194.
- [5] 王永忠,梁彦,赵春晖,等.基于多特征自适应融合的核跟踪方法[J].自动化学报,2008,34(4):393-399.
WANG Yongzhong, LIANG Yan, ZHAO Chunhui, et al. Kernel-based Tracking Based on Adaptive Fusion of Multiple cues [J]. Acta Automatica Sinica, 2008, 34(4):393-399.(in Chinese)
- [6] 李培华.一种改进的 Mean Shift 跟踪算法[J].自动化学报,2007, 33(4): 347-354.
LI Peihua. An Adaptive Binning Color Model for Mean Shift Tracking. Acta Automatica Sinica, 2007, 33(4): 347-354.(in Chinese)
- [7] Zhao G Y and Pietikainen M. Dynamic Texture Recognition Using Local Binary Patterns with An Application to Facial Expressions [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2007, 29(6):915-928.
- [8] 宁继锋,吴成珂.一种基于纹理模型的 Mean Shift 目标跟踪算法[J].模式识别与人工智能,2007,20(5): 612-618.
NING Jifeng, WU Chengke. A Mean Shift tracking Algorithm Based on Texture Model [J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2007, 20(5): 612-618.(in Chinese)
- [9] 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.
- [10] Katja N, Esther K M, and Luc V G. An Adaptive Color-Based Filter [J]. Image Vision Computing, 2003, 21(1):99-110.
- [11] M Sanjeev Arulampalam, Simon Maskell, Neil Gordon, et al. A Tutorial on Particle Filters for Online Nonlinear/Non-Gaussian Bayesian Tracking [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2002, 50(2):174-188.
- [12] 顾鑫,王海涛,汪凌峰,等.基于不确定性度量的多特征融合跟踪[J].自动化学报,2011,37(5):550-559.
GU Xin, WANG Haitao, WANG Lingfeng, et al. Fusing Multiple Features for Object Tracking Based on Uncertainty Measurement [J]. Acta Automatica Sinica, 2011, 37(5):550-559.(in Chinese)
- [13] 刘晴,唐林波,赵保军,等.基于自适应多特征融合的均值迁移红外目标跟踪[J].电子与信息学报,2012, 34(5):1137-1141.
LIU Qing, TANG Linbo, ZHAO Baojun, 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.(in Chinese)
- [14] 余旺盛,田孝华,侯志强,等.基于局部分块和背景加权的视觉跟踪算法[J].空军工程大学学报:自然科学版,2014,15(2):53-56.
YU Wangsheng, TIAN Xiaohua, HOU Zhiqiang, et al. A Visual Tracking Algorithm Based on Local Patches and Weighted Background [J]. Journal of Air Force Engineer University: Natural Science Edition, 2014, 15(2):53-56.(in Chinese)
- [15] Birchfield Stanley T, Rangarajan Sriram. Spatiograms Versus Histograms for Region-based Tracking [C]// Proceedings of the 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. San Diego, 2005: 1158-1163.
- [16] 张楠,蔡念,张海员.基于空间直方图的粒子滤波目标跟踪算法[J].计算机工程与应用,2011,47(21):211-213.
ZHAN GNan, CAI Nian, ZHANG Haiyuan. A Target Tracking Algorithm Using Particle Filters Based on Spatiograms [J]. Computer Engineering and Applications, 2011, 47(21):211-213.(in Chinese)

(编辑:姚树峰)