

一种改进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: 针对仅用单一颜色特征导致跟踪算法鲁棒性不高的问题, 提出了一种改进的多特征融合目标跟踪算法。为了获得准确的目标颜色模型, 提出了一种自适应选取目标颜色直方图的方法, 同时利用 LBP 算子建立目标纹理特征模型, 增强对目标的表征能力。在特征融合中引入特征不确定性度量方法, 自适应调整不同特征对跟踪结果的贡献, 有效地提高了传统粒子滤波算法的鲁棒性。实验结果表明, 融合后的算法比传统的加性融合与乘性融合算法有更强的鲁棒性, 能实现复杂场景下的目标跟踪, 有效地描述目标。

关键词: 目标跟踪; 自适应颜色直方图; 多特征融合; 粒子滤波

中图分类号: V271.4; TP391.4 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-637X(2015)12-0034-06

An Improved Object Tracking Algorithm by Fusing Multiple Features

XU Wan-jun, HOU Zhi-qiang, YU Wang-sheng, ZHANG Lang
(The Information and Navigation Institute, Air Force Engineering University, Xi'an 710077, China)

Abstract: To the problem that object tracking based on single color feature often results in a poor performance in robustness, an improved object tracking algorithm by fusing multiple features is proposed. In order to enhance the important features, an adaptive method of choosing object color histogram is presented to get an accurate color model of the object. Meanwhile, Local Binary Pattern (LBP) operator is used to construct the target texture feature model. Uncertainty measurement method is then introduced into feature fusion to adjust the relative contributions of different features adaptively, and the robustness of the algorithm is significantly enhanced. Experimental results indicate that: Compared with the traditional additive or multiplicative fusion, the proposed method has higher robustness, can implement object tracking in complex scene, and provides a more effective description to the object.

Key words: object tracking; adaptive color histogram; multi-feature fusion; particle filter

0 引言

视觉目标跟踪是当前计算机视觉领域中的一个核心问题, 在视频监控、图像压缩、三维重构和人机交互以及军事等众多领域有着广泛的应用^[1-3]。其中, 复杂场景下光照变化、目标变形、姿势改变、目标被遮挡、相近颜色干扰等问题的有效处理一直是目标跟踪领域的难点。颜色特征由于对部分遮挡、旋转以及形变等情况都有较强的适应性而成为目标跟踪算法中的一种主要特征^[4], 但对于复杂的跟踪场景, 依靠单一的颜色特征很

难取得良好的跟踪效果。因此, 基于多特征融合的跟踪算法成为研究热点, 与单一特征跟踪相比, 多特征融合算法大大提高了跟踪的鲁棒性。通过各种特征之间的信息互补, 能够实现对目标更加准确的描述, 当一种特征无法准确分辨目标时, 其他特征可以从另一个角度衡量候选区域是否是真实目标, 从而维持对目标的准确跟踪。

近年来, 出现了大量基于多特征融合的跟踪算法, 其主要区别在于特征提取和融合策略不同。在特征提取上, 传统的颜色直方图被广泛用于目标特征提取中, 但传统的颜色直方图对灰度分布相对集中的颜色分量描述能力较弱; 梯度方向直方图 (HOG) 是描述目标边缘特征的有效算子, 文献[5]提出了一种融合目标颜色直方图及梯度信息的目标表示方法, 该算法在处理

收稿日期: 2015-01-19 修回日期: 2015-04-01

基金项目: 国家自然科学基金(61175029, 61473309)

作者简介: 许婉君(1990—), 女, 河南许昌人, 硕士生, 研究方向为视觉目标跟踪。

背景颜色和目标颜色分布相近的目标跟踪问题上具有较强的鲁棒性,但由于边缘特征不具有方向和尺度不变性,在跟踪过程中对复杂背景的适应性不强;局部二值模式^[6](LBP)是一种有效的纹理描述算子,由于其具有纹理识别能力强、对灰度单调变化不敏感、计算复杂度小等优点,已广泛应用于纹理分类、图像检索、人脸识别等领域。在融合策略上,文献[7]用观测概率的加权和作为目标状态的观测似然,获得了较好的跟踪效果,这种加性融合的结果虽然在一定程度上抑制了噪声,但它并不能提高融合后似然函数的判别能力;文献[8]采用乘性融合方式对目标进行多特征观测,它们假设观测概率独立从而很容易地构造出联合似然,但在一定程度上放大了噪声;文献[9]提出了一种基于不确定性度量的多特征融合跟踪算法,融合的结果既突出了状态后验分布中目标真实状态对应的峰值,又对噪声不敏感,该方法利用传统的颜色直方图和加权梯度方向直方图分别提取目标颜色和边缘特征,但如上所述传统颜色直方图和梯度方向直方图都各自存在缺点,难以实现复杂环境下鲁棒的跟踪。

针对文献[9]中对目标描述存在的缺点,本文提出了一种改进的多特征融合目标跟踪算法,采用自适应直方图提取目标颜色特征,采用 LBP 算子表示目标纹理特征,利用文献[9]提出的融合策略,在粒子滤波框架下对两种特征进行融合,该融合策略可以利用特征的不确定性自适应地调节不同特征对跟踪结果的贡献程度。实验结果比较表明,本文算法增强了在复杂环境下跟踪的鲁棒性。

1 粒子滤波与特征不确定性

1.1 粒子滤波

粒子滤波以贝叶斯原理为基础,基本思想^[10]是利用一组带有相关权值的粒子来刻画密度函数。粒子滤波算法利用蒙特卡罗方法从状态的后验概率密度函数 $p(x_{0:k}/z_{1:k})$ 抽取 N 个独立同分布的样本 $\{x_{0:k}^{(i)}\}$, 状态的后验概率密度用经验分布逼近为

$$p(x_{0:k}/z_{1:k}) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \delta(x_{0:k} - x_{0:k}^{(i)}) \quad (1)$$

然而通常状态的后验概率密度是未知的,这时需要从一个容易采样的重要性分布函数 $q(x_{0:k}/z_{1:k-1})$ 独立抽取 N 个样本 $\{x_{0:k}^{(i)}; i = 1, 2, \dots, N\}$, 状态的后验概率密度逼近为

$$\begin{cases} p(x_{0:k}/z_{1:k}) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \tilde{\omega}_k^{(i)} \cdot \delta(x_{0:k} - x_{0:k}^{(i)}) \\ \tilde{\omega}_k^{(i)} = \frac{\omega_k^{(i)}}{\sum_{i=1}^N \omega_k^{(i)}} \end{cases} \quad (2)$$

式中, $\omega_k^i = \omega_{k-1}^i \frac{p(z_k/x_k^i)p(x_k^i/x_{k-1}^i)}{q(x_k^i/x_{k-1}^i, z_{1:k})}$ 为重要性权值。

k 时刻的系统状态估计为

$$\hat{x}_k = \sum_{i=1}^N \tilde{\omega}_k^{(i)} x_k^{(i)} \quad (3)$$

后验概率密度可以近似为

$$p(x_k/z_{1:k}) \approx \sum_{i=1}^N \omega_k^i \delta(x_k - x_{k-1}) \quad (4)$$

1.2 特征的不确定性

目标跟踪过程中,针对不同的场景,每种特征对目标位置估计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[9]提出了一种自适应的特征不确定性度量,即

$$\beta_{t+1}^i = \sigma_t H(p_t^i) \quad (5)$$

式中: β_{t+1}^i 表示 $t+1$ 时刻第 i 种特征的不确定性; σ_t 是时刻 t 所有粒子空间位置的方差,表示粒子空间分布的分散程度, $\sigma_t = \text{tr}(\Sigma)$, Σ 表示粒子两个位置坐标的协方差矩阵, σ_t 越大,粒子的空间位置越分散; p_t^i 为似然函数,即观测概率值,为第 i 种特征对应的目标模板与候选模板的 Bhattacharyya 系数; $H(p_t^i)$ 是时刻 t 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^[11]

$$H(p_t^i) = - \sum_{j=1}^N (p(z^i/x_j) \text{lb} 2p(z^i/x_j)) \quad (6)$$

式中, $H(p_t^i)$ 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(5)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_t^i 的尖锐程度。对粒子的空间分布而言,目标的位置是由各粒子加权求和估计得到, t 时刻,粒子分布越集中, σ_t 越小,不确定性越小,反之不确定性越大。而对似然函数来说,似然函数的尖锐程度越高,即观测概率值仅集中在少数几个粒子上,说明该特征的鉴别能力越强,此时不确定性越小,反之亦然。

2 本文改进算法

本节针对文献[9]中提出的融合算法在目标描述上加以改进,提出一种自适应直方图的方法提取目标颜色特征,采用 LBP 算子提取目标纹理特征,在复杂环境下有更强的适应性。

2.1 特征提取

本节分别给出目标颜色、纹理特征的提取方法,以及两种特征目标模型与候选模型之间相似度融合的计算方法。

2.1.1 颜色特征

颜色是目标最主要的特征之一,被广泛用于目标特征描述。传统颜色直方图将整个颜色空间进行均匀分割,弱化了直方图对目标颜色分布的描述能力。对此,本文在文献[12]提出的颜色模型的基础上,提出一种自适应直方图的方法,即对图像灰度分布相对集中的区域划分较多的直方图区间,而对灰度分布相对分散的区域划分较少的直方图区间,增强了对目标颜色分布的描述能力。

如图1所示, m 为累积直方图曲线。 y 轴表示归一化的均匀划分的像素的颜色值刻度, x 轴表示自适应非均匀划分的颜色值刻度,这里以4个区间的直方图为例。首先将 y 轴均匀划分为4个区间 $[0, A_1], [A_1, A_2], [A_2, A_3], [A_3, A_4]$,通过累积直方图曲线 m 将 A_1, A_2, A_3, A_4 映射到 x 轴上的 B_1, B_2, B_3, B_4 ,得到直方图划分对应的刻度。

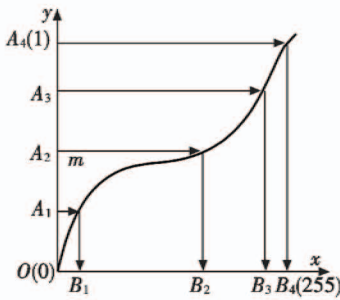


图1 一种自适应划分颜色直方图的方法

Fig. 1 An adaptive approach for selecting color histogram

当输入首帧图像时,利用上述方法确定刻度, B_1, B_2, B_3, B_4 ,即可得到自适应非均匀划分的特征区间 $[0, B_1], [B_1, B_2], [B_2, B_3], [B_3, B_4]$,区间大小表征了颜色分布的集中程度。在后续的跟踪中,根据确定的直方图区间刻度对目标模板进行直方图统计,即可得到自适应非均匀划分的颜色直方图,即自适应颜色直方图。

如图2所示,图2a和图2b分别为传统颜色直方图和自适应颜色直方图在 $8 \times 8 \times 2$ 的RGB空间对颜色分布的划分结果。

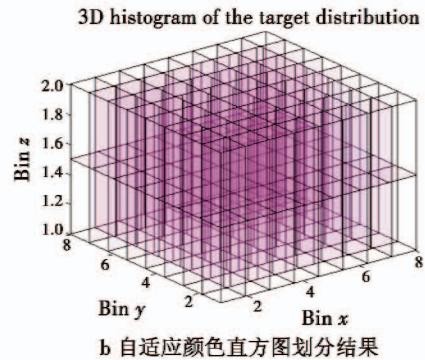
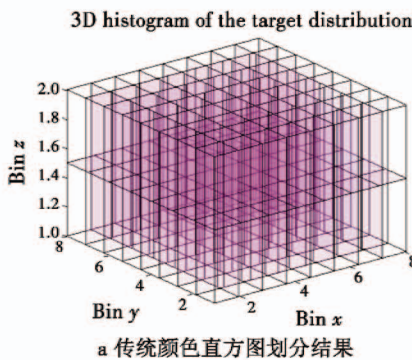


图2 两种划分颜色空间的方法

Fig. 2 Two methods for partitioning color space

从图2可以看出,两者对颜色空间的划分结果是不同的。传统颜色直方图将颜色空间进行均匀划分,而自适应颜色直方图对颜色分布相对集中的区域,划分较多的“窗格”,即颜色区间(也就是说,每个“窗格”空间相对较小),以突出该区域的颜色分布,从而能更准确地描述目标颜色特征。相反,在颜色分布相对分散的区域,划分较少的“窗格”。为了更加直观地说明问题,给出二维空间描述,如图3所示。

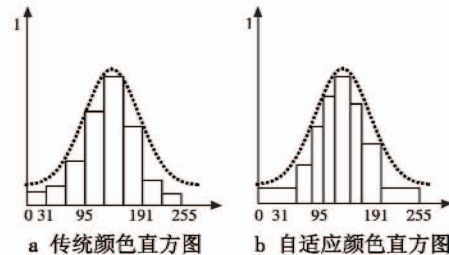


图3 二维空间示意图

Fig. 3 Representation in two-dimensional space

由图3可以看出,灰度值集中在95~191,传统颜色直方图将灰度均匀划分,而自适应颜色直方图将95~191的灰度区间划分多个区间,而将0~95,191~255之间划分较少的区间。

自适应颜色直方图根据目标的颜色分布,对颜色空间进行非均匀划分,使相似度计算更加准确,增强了对目标颜色分布的描述能力。这里,将传统颜色直方图与纹理特征融合的方法称为传统方法,而本文所提出的方法与传统方法相比具有明显的优势,这一点将在后面的实验结果中给出比较。

2.1.2 纹理特征

在复杂环境中,单一的颜色特征信息中没有包含任何运动和形状信息,容易受光照变化和背景干扰的影响,而纹理特征能有效地适应光照变化,且具有旋转不变性以及局部灰度不变性等优点,因此将纹理特征作为目标的第二个跟踪特征。如图4所示,基本的LBP算子^[6]是一个固定大小为 3×3 的矩形块,以中心

像素的灰度值为阈值,将其邻域的 8 个灰度值与阈值相比较,计算其 LBP 值为

$$L_{LBP} = \sum_{i=0}^7 s(x - x_0)2^i \quad (7)$$

式中, $s(x)$ 是一个二值函数。

$$s(x) = \begin{cases} 1 & x \geq 0 \\ 0 & x < 0 \end{cases} \quad (8)$$

例如:Pattern 为“10100011”, $L_{LBP} = 1 + 2 + 32 + 128 = 163$ 。

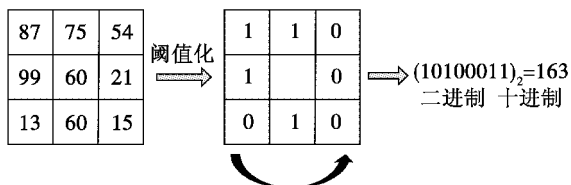


图 4 LBP_{8,1}纹理模式

Fig. 4 The texture pattern of LBP_{8,1}

2.2 直方图相似性度量

对于目标的多特征描述,如果直接将目标的多个特征组合在一起,那么随着特征空间维数的增加,运算量会大大增加^[11],很难实现实时跟踪。因此,本文分别建立自适应颜色直方图子模型与纹理直方图子模型来描述目标,以降低特征维数。每一种特征子模型对应目标模板与候选模板:目标模板, $Q = \{\hat{q}_u\}_{u=1, \dots, N}$; 候选模板, $P = \{\hat{p}_u\}_{u=1, \dots, N}$ 。在得到各特征子模型的候选模板与目标模板直方图后,需要计算二者之间的相似度,本文采用计算 Bhattacharyya 系数作为特征的相似性度量^[4]方法,即

$$\rho[P, Q] = \sum_{u=1}^N \sqrt{p_u q_u} \quad (9)$$

式中, ρ 越大,表示候选模板与目标模板越相似。Bhattacharyya 距离

$$d = \sqrt{1 - \rho[P, Q]} \quad (10)$$

d 越小,表示候选模板与目标模板越相似,对应粒子的权值越大,反之越小^[10]

$$\pi^{(n)} = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} e^{-d^2/2\sigma^2} = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} e^{-(1-\rho[p_s(n), q]) / 2\sigma^2} \quad (11)$$

2.3 特征融合

根据文献[9]中提出的融合策略,在假设两种观测特征是条件独立的情况下,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,再取乘积,表达式为

$$p(z^1, z^2/x) = \frac{1}{(1 + \beta^1)(1 + \beta^2)} \times (p(z^1/x)p(z^2/x) + \beta^1 U(x)p(z^2/x) + \beta^2 U(x)p(z^1/x) + \beta^1 \beta^2 (U(x))^2) \quad (12)$$

式中: β^1, β^2 分别表示颜色和纹理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特征目标模板与候

选模板之间的相似度。

该融合策略相比传统加性融合与乘性融合,使观测概率分布变得更尖锐,提高了后验概率密度的置信度,增强了对目标的鉴别能力,从而使跟踪结果更加可靠。

2.4 算法步骤

综上所述,本文提出的改进多特征融合目标跟踪算法步骤如下所述。

1) 初始化。输入视频,手动选取感兴趣的目标区域,对目标模板图像分别提取颜色、纹理特征直方图 q_0^1, 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 $\{\omega_0^i\}_{i=1}^N = 1/N$ 。

2) 预测。根据上一帧图像得到的目标状态 x_{t-1} , 由状态转移方程 $x_t = Ax_{t-1} + N_t$ 预测当前帧目标状态 x_t 。

3) 计算 σ_t 和两种特征的概率熵。选定以椭圆长短轴为长和宽的矩形框,由矩形框内粒子位置坐标计算 σ_t , 由式(9)分别计算两种特征目标模板与候选模板之间的相似度,即似然函数 $p(z^1/x), p(z^2/x)$, 从而得到两种特征的概率熵 $H(p_t^1), H(p_t^2)$ 。

4) 计算特征不确定性。由 3) 中得到的 σ_t 和 $H(p_t^1), H(p_t^2)$ 根据式(5)分别计算两种特征不确定性 β^1, β^2 。

5) 更新。由式(12)得到特征融合后似然函数 $p(z^1, z^2/x)$, 再由 $\omega_k^i = \omega_{k-1}^i \cdot p(z^1, z^2/x)$ 更新当前帧粒子权值,并做归一化处理。

6) 重采样。根据融合后粒子权值分布决定是否重采样。

7) 转步骤 2), 进行下一帧的跟踪。

算法流程如图 5 所示。

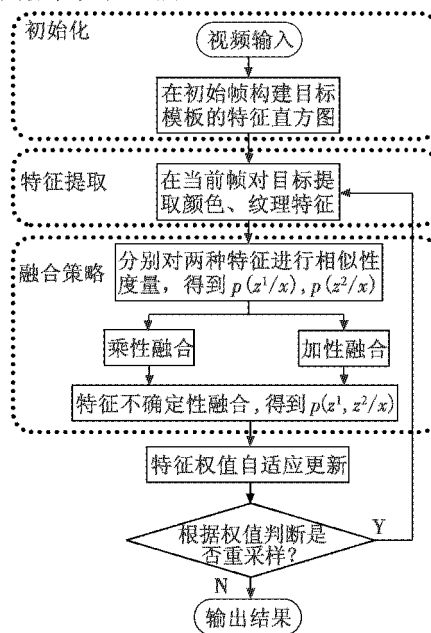


图 5 本文改进算法流程图

Fig. 5 Flow chart of the improved algorithm

3 实验仿真

为了测试本文改进算法的有效性,对大量视频进行实验测试,这里选取了部分代表性的标准测试视频序列 David3, Jogging, Woman 和 Bolt 进行实验结果展示。所有算法均在联想 Core i3-3240 CPU @ 3.40 GHz, 3.39 GHz, 3.47 GB 内存的台式机上使用 Matlab7.9.0 (R2009b)编程实现。实验中,粒子数目设为 $N = 200$, 均匀分布 $U(x) = 1/N$ 。

为了验证本文算法对目标描述的有效性,在保证融合策略一致的情况下,本文采用文献[9]提出的算法、融合颜色直方图和纹理特征的传统方法作为对比;为了验证本文算法在融合策略上的鲁棒性,在保证目标描述一致的情况下,本文采用加性融合算法、乘性融合算法作为对比;此外,在跟踪性能上,采用 CBWH^[13] (修正的背景加权)跟踪算法作为对比。图6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。

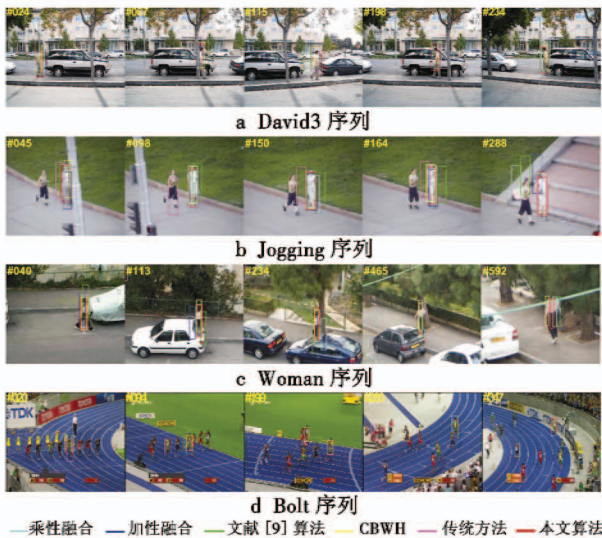


图6 各算法跟踪结果比较

Fig. 6 Results of the different tracking algorithms

3.1 定性分析

1) David3 序列。图6a为 David3 部分跟踪结果,在该序列中,背景变化较大。从第87帧可以看出,本文算法在目标有部分被遮挡的情况下仍能很好地捕捉到目标,表明本文算法具有较强的鲁棒性。从第115和198帧可以看出,文献[9]算法及CBWH都出现跟踪丢失情况,加性与乘性融合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。

2) Jogging 序列。图6b为 Jogging 部分跟踪结果,就该序列而言,由于目标局部背景中存在另一个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,但由于纹理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。由第288帧可以看出,本文算法比其他5种算法有更强的适应性。

3) Woman 序列。图6c为 Woman 部分跟踪结果,该测试序列为室外人体跟踪视频,目的是测试复杂背景变化下算法的跟踪性能。首先,受摄像机远距离架设的影响,颜色信息受到较大衰减,纹理特征起到了较好的补充,而且背景中存在电线杆、树木等强干扰物体。此外,目标还受树木遮挡的影响,使CBWH算法几乎不能正常跟踪,从第233和592帧可知,本文改进算法跟踪效果最佳,具有较好的鲁棒性。

4) Bolt 序列。图6d给出各算法在多人场景中的跟踪结果,其中目标经历了背景颜色变化、相似目标干扰等,使颜色特征可分性降低,其权值相应减小,而纹理特征权值增加,从而克服背景干扰的影响。从第347帧可以看出,文献[9]算法和CBWH算法跟踪失效,加性融合算法、乘性融合算法及本文算法仍能很好地跟踪,但本文算法跟踪性能最佳。

3.2 定量分析

最后,从跟踪目标中心位置误差和算法实时性两个方面定量分析本文算法的鲁棒性。

3.2.1 中心位置误差比较

中心位置误差表示目标中心位置与真实目标中心位置之间的误差^[14],其值越小跟踪精度越高,反之越低。本文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,结果如图7所示。可以看出,本文算法相比其他5种算法,中心位置误差始终保持较低水平。

表1所示为统计的平均中心位置误差值,和乘性、加性融合算法相比,本文算法具有更准确的跟踪精度,与文献[9]算法相比,本文算法跟踪性能明显提高。此外,本文算法明显比传统方法的跟踪性能要好得多,这说明本文提出的自适应颜色直方图方法比传统的颜色直方图方法更能准确地描述目标颜色特征。以上实验结果表明,本文提出的算法对于复杂背景下的目标跟踪具有更强的鲁棒性。

表1 平均中心位置误差比较

Table 1 Average center location error

名称	David3	Woman	Jogging	Bolt
乘性融合	28.336	29.115	18.099	101.796
加性融合	72.754	11.731	12.440	10.345
CBWH	76.960	10.920	4.453	119.114
文献[9]算法	30.055	29.224	23.203	27.938
传统方法	60.676	213.423	31.463	163.916
本文算法	27.122	10.829	10.278	9.273

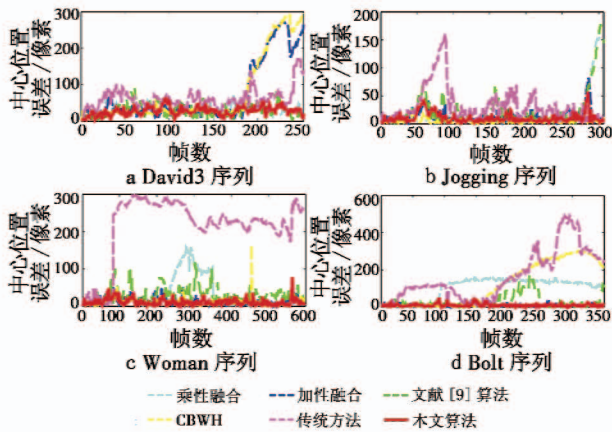


图 7 中心位置误差比较

Fig. 7 Error curves of center location

3.2.2 实时性

最后,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低。本文算法的时间开销主要集中在各个特征的提取和相似度的计算上,而它们又直接与目标的大小和粒子数选取的多少有关。在未对算法做任何优化的情况下,经测试,取 200 个粒子,本文算法在仿真条件下能够达到平均 11 帧/s 的运行速度。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,这说明,本文算法在目标跟踪过程中有较好的实时性。

4 结论

本文为克服单一的颜色特征而导致跟踪算法鲁棒性不高的缺点,提出一种改进的多特征融合目标跟踪算法,在粒子滤波框架下采用颜色、纹理两个具有一定互补性的特征进行多特征融合跟踪。颜色特征采用自适应直方图模型,纹理特征采用 LBP 算子直方图模型。利用特征不确定性自适应调节特征对跟踪结果的贡献,对复杂场景的目标跟踪具有良好的效果。实验表明,本文算法对背景干扰(包括相似颜色、干扰边缘)、部分遮挡均具有较高的鲁棒性。与传统的加性融合、乘性融合算法相比对复杂背景有更好的适应能力,与文献[9]中算法相比跟踪性能有所提高,鲁棒性更好。

参考文献

[1] 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.)

[2] WU Y, 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.

[3] YANG F, LU H C, YANG M H. Robust superpixel track-

ing[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2014, 23(4):1639-1651.

[4] KATJA N, ESTHER K M, LUC V G. An adaptive color-based particle filter[J]. Image Vision Computing, 2003, 21(1):99-110.

[5] COMANICIU D, RAMESH V, MEER P. Kernel-based object tracking[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 25(5):564-577.

[6] ZHAO G Y, 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.

[7] 李远征,卢朝阳,李静.一种基于多特征融合的视频目标跟踪方法[J].西安电子科技大学学报,2012,39(4):1-6. (LI Y Z, LU C Y, LI J. Robust video object tracking algorithm based on multi-feature fusion[J]. Journal of Xidian University, 2012, 39(4):1-6.)

[8] LI P H, CHAUMETTE F. Image cues fusion for object tracking based on particle filter[C]//Proceedings of the 3rd International Workshop on Articulated Motion and Deformable Objects, Palma de Mallorca, Spain: Springer, 2004: 99-110.

[9] 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 X, WANG H T, WANG L F, et al. Fusing multiple features for object tracking based on uncertainty measurement[J]. Acta Automatica Sinica, 2011, 37(5):550-559.)

[10] ARULAMPALAM M S, MASKELL S, GORDON N, et al. A tutorial on particle filters for on-line nonlinear/non-Gaussian Bayesian tracking[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2002, 50(2):174-188.

[11] 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 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.)

[12] 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 P H. An improved Mean Shift algorithm for object tracking[J]. Acta Automatica Sinica, 2007, 33(4):347-354.)

[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] 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 W S, TIAN X H, HOU Z Q, et al. A visual tracking algorithm based on local patches and weighted background[J]. Journal of Air Force Engineering University: Natural Science Edition, 2014, 15(2):53-56.)