

中图法分类号: TN391 文献标志码: A 文章编号: 1006-8961(2010)10-1507-08

索引信息: 王鑫,唐振民. 一种改进的基于 Camshift 的粒子滤波实时目标跟踪算法[J]. 中国图象图形学报,2010,15(10):1507-1514

一种改进的基于 Camshift 的粒子滤波 实时目标跟踪算法

王鑫, 唐振民

(南京理工大学计算机科学与技术学院, 南京 210094)

摘要: 为了能够快速和准确地跟踪运动目标,提出了一种改进的基于 Camshift 的粒子滤波算法。在粒子滤波框架下,首先对传统目标模型进行改进,提出一种新的融合目标颜色信息和运动信息的模型,以增强目标跟踪的稳健性和准确性;同时为了提高跟踪的效率,将一种改进的 Camshift 算法嵌入到粒子滤波中,用来重新分配随机粒子样本,使之向目标状态的最大后验概率密度方向移动。实验结果表明,与传统的粒子滤波算法或 Camshift 算法相比,该方法能有效处理目标快速运动或背景存在强干扰等情况,实现对目标快速和稳健的跟踪。

关键词: 实时目标跟踪; 粒子滤波; Camshift; 多信息融合

An improved camshift-based particle filter algorithm for real-time target tracking

WANG Xin, TANG Zhenmin

(School of Computer Science & Technology, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094)

Abstract: An improved particle filter algorithm based on Camshift is proposed in order to track the moving target quickly and accurately. Firstly, under the particle filter framework, the algorithm improves the traditional target model and presents a novel target model, which fuses color and motion cues, to enhance the robustness and accuracy of target tracking. Meanwhile, in order to increase the tracking efficiency, an improved Camshift algorithm is embedded into the particle filter to rearrange the random particles, in which the particles moved toward the maximal posterior probability density of the target state. Experimental results show that compared with the traditional particle filter algorithm or Camshift algorithm, the proposed method can successfully cope with the situations of fast moving target or strong disturbances in the background, and achieve fast and robust tracking of the target.

Keywords: real-time target tracking; particle filter; Camshift; multi-cue fusion

0 引言

运动目标的跟踪是计算机视觉领域的一个研究热点,同时也是军事制导、安全监控等系统中的一项核心技术。在实际应用中,目标跟踪只允许占用少

量的系统资源,而剩余的部分要用于更高层次的任务,如轨迹的解释和推理等,因此建立一个具有良好实时性和稳健性的目标跟踪算法成为一项富有挑战性的课题。

国内外研究人员提出了多种目标跟踪算法,但大多数都是针对某个特殊问题,并基于很多假设,如

收稿日期:2009-02-26;改回日期:2009-06-01

第一作者简介:王鑫(1981—),女。现为南京理工大学博士研究生。主要研究方向为图像处理、目标检测和跟踪。

E-mail: rongtian_helen@yahoo.com.cn。

目标运动缓慢、背景干扰较小等。当目标快速运动或者背景存在较大干扰时,这些方法的跟踪精度和效率就会大大降低。近年来,非参数估计的粒子滤波法^[1-3]在目标跟踪领域迅速发展,取得了良好的效果,但为了保证跟踪的稳定性,粒子数目必须足够多,这就导致了计算量的增加。均值漂移算法^[4-6]作为匹配类跟踪算法的典型代表之一,以其计算量小的特点也受到了广泛的重视,然而,它在跟踪过程中无法保证全局最优,容易陷入局部最优。因此,为了克服单一算法较难同时满足目标实时和稳健性跟踪的缺点,有学者提出了将传统的粒子滤波和均值漂移相结合的方法并取得了一定的效果^[7,8],但是这些方法大都只基于颜色信息构建目标模型,对目标知识的利用还不够充分,当目标周围背景中存在与目标颜色相近干扰时,跟踪效果不理想。

为了克服以上算法的缺点,提高目标跟踪效率,增强稳健性,本文提出了一种改进的基于 Camshift 的粒子滤波目标跟踪算法:在粒子滤波框架下,首先对传统目标模型进行改进,提出一种新的融合目标颜色信息和运动信息的模型,以增强目标跟踪的稳健性和准确性;同时为了提高跟踪的效率,将一种改进的 Camshift 算法嵌入到粒子滤波中,用来重新分配随机粒子样本,使之向目标状态的最大后验概率密度方向移动。实验结果表明该算法既能弥补粒子滤波计算量较大的缺点,又能有效克服 Camshift 算法易陷入局部最大值的不足,同时由于融合目标的颜色和运动信息,还有效抑制了背景干扰,最终实现目标的准确、实时性跟踪。

1 传统粒子滤波算法

粒子滤波是一种基于蒙特卡罗和递推贝叶斯估计的方法,近年来成为一种非线性非高斯条件下目标跟踪的有效工具^[1]。粒子滤波的核心思想是利用一系列随机样本(粒子)的加权和逼近状态变量的后验概率密度,每个样本代表系统的一个可能状态,最终得到状态的最小方差估计。设 k 时刻的粒子为 $\{x_k^{(i)}\}_{i=1}^N$, 所对应的归一化权值为 $\{w_k^{(i)}\}_{i=1}^N$, 粒子滤波即用 $\{(x_k^{(i)}, w_k^{(i)})\}_{i=1}^N$ 来描述后验概率:

$$p(x_k | z_{1:k}) \approx \sum_{i=1}^N w_k^{(i)} \delta(x_k - x_k^{(i)}) \quad (1)$$

其中, $z_{1:k} = \{z_1, z_2, \dots, z_k\}$ 表示直到 k 时刻为止系统

所有的观测值,且

$$w_k^{(i)} = w_{k-1}^{(i)} \frac{p(z_k | x_k^{(i)}) p(x_k^{(i)} | x_{k-1}^{(i)})}{q(x_k^{(i)} | x_{k-1}^{(i)}, z_{1:k})} \quad (2)$$

式中, $q(\cdot)$ 为重要密度函数。

粒子滤波通过保持多种假设,能够处理非线性问题,同时多种密度形式使其能够处理背景存在干扰的情况或从失败跟踪中复原回来。但是为了捕捉状态空间的变化,需要一定数量的粒子来保证足够的采样,而该数量与状态的维数成指数形式增长,因此,由大量粒子导致的高计算量通常使得粒子滤波算法无法用于实时目标的跟踪。

2 基于改进粒子滤波的实时目标跟踪

基于改进粒子滤波的目标跟踪算法,一方面是对传统目标模型进行了改进,提出了一种新的融合颜色信息和运动信息的目标模型,来增强目标跟踪的鲁棒性和准确性;另一方面将一种改进的 Camshift 算法嵌入到粒子滤波中,用来重新分配随机粒子样本,以弥补粒子滤波计算量较大的缺点,提高跟踪的效率。

2.1 改进的融合颜色和运动信息的目标模型

无论是粒子滤波还是 Camshift 算法都需要可靠的目标模型,但是传统的通过单一特征的检测作为滤波器的观测往往是不可靠的,如果能同时融合多种特征则有利于提高跟踪的性能。为此提出一种改进的融合颜色信息和运动信息的目标模型。

2.1.1 颜色信息的提取

传统粒子滤波算法采用颜色信息建立目标模型,该信息具有旋转不变、尺度不变等诸多优点。传统的颜色概率分布图是通过 HSV 空间中的色调 H 分量的统计得到的^[9],当待跟踪目标附近背景有与目标 H 值相近部分的干扰时,跟踪性能就会大大降低。考虑到 HSV 中另一亮度 V 分量易受光照的影响,而与图像的彩色信息无关,将其抛开不谈。但是,当待跟踪目标临近背景中有与目标 H 值相近部分的时候,本文引入对饱和度 S 值的统计将可有效区分目标和背景。由此,采用 H 分量作为主要颜色特征参数,而 S 分量作为次要颜色特征参数,共同建立颜色模型。

首先由 HSV 颜色空间中的 H 分量和 S 分量分别构造目标模板的 H 分量直方图和 S 分量直方图,

然后通过各自的颜色直方图反向投影来获取当前帧的 H 分量概率分布图 I_h 和 S 分量概率分布图 I_s , 最后可得当前帧总的颜色概率分布图:

$$I_c = \alpha I_h + (1 - \alpha) I_s \quad (3)$$

式中, $\alpha \in [0.5, 1]$ 表示 H 分量对颜色信息的贡献, 通过多次试验验证 α 取 0.7 最为合适, 且加权系数对任意目标适用。这种采用色调 H 和饱和度 S 得到的加权和, 对应了目标的颜色特征, 对任意目标具有通用性。

2.1.2 运动信息的提取

与传统粒子滤波算法只采用颜色信息构建目标模型所不同的是, 本文算法不仅利用颜色信息, 还融合了运动信息共同构建目标模型。提出一种改进的帧间差分法来检测当前帧 (设为第 k 帧) 的运动信息:

1) 首先对图像上的每个像素, 计算第 k 帧和第 $k-1$ 帧之间以该像素为中心的局部范围内所有像素的绝对差之和, 并赋给该像素, 由此得到这两帧图像的差分图像 D_k^1 。这种采用累积差的方法代替直接相减的方法可有效填补运动区域内的缝隙。

2) 同理计算第 $k-1$ 和第 $k-2$ 帧的差分图像 D_k^2 。

3) 接着, 对 D_k^1, D_k^2 作平均, 得到 $D_k = (D_k^1 + D_k^2)/2$ 。这种多帧累积的方法能够有效抑制噪声, 并保证目标运动较慢时还可得到完整的运动轨迹。

4) 最后, 对 D_k 进行自适应阈值分割, 阈值设为 $T = m + l\sigma$, m 和 σ 分别是图像 D_k 的均值与标准差, λ 为常数, 一般取 $[2, 6]$, 本文取为 2。大于该阈值的像素认为是可能的运动像素, 赋为 1, 反之, 赋为 0, 这样就得到当前帧的运动差分图像。需要说明的是本文所采用的这种自适应阈值分割算法比固定阈值的分割算法更加灵活; 同时其效率比一些复杂的图像分割算法高, 可以满足目标跟踪算法的实时性要求。

5) 在运动差分图像中, 并不是所有值为 1 的像素都是有用的, 只有与目标颜色相似的点才有可能成为目标点。因此还要将运动差分图像和颜色概率分布图对应像素相乘, 以得到运动概率分布图 I_m 。

图 1(a)(b) 分别为 CIF 的“Table Tennis”序列中的第 11 帧和第 12 帧; 图 1(c) 为第 12 帧的颜色概率分布图; 图 1(d) 为第 12 帧的运动概率分布图。需要说明的是, 概率分布图的亮度值实际是在 $[0, 1]$ 区间, 这里为了显示的需要将其线性映射到 $[0, 255]$ 范围内并取整。

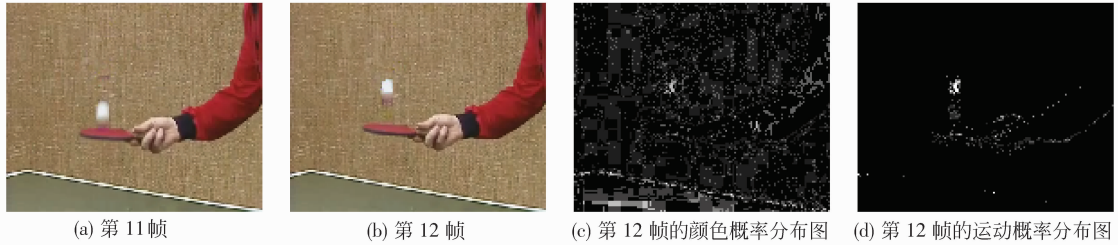


图 1 颜色和运动概率分布图

Fig. 1 Color and motion probability distribution images

2.1.3 改进的颜色和运动信息的融合

与传统粒子滤波算法只采用颜色信息构建目标模型不同的是, 本文将颜色和运动信息相融合, 共同构建目标模型, 具体方法如下:

假设候选目标为一矩形区域, (x, y) 表示该区域内的像素在当前帧的坐标, 则该候选目标的颜色和运动信息可通过下式计算:

$$M_c = \sum_x \sum_y I_c(x, y), M_m = \sum_x \sum_y I_m(x, y) \quad (4)$$

式中, M_c 和 M_m 分别表示在颜色概率分布图和运动

概率分布图中该矩形区域的零阶矩; $I_c(x, y)$ 和 $I_m(x, y)$ 表示颜色概率分布图和运动概率分布图中 (x, y) 坐标的像素值。

颜色和运动信息通过如下方式融合:

$$M = (1 - \beta) \cdot M_c + \beta \cdot M_m = \sum_{x, y} ((1 - \beta) \cdot I_c(x, y) + \beta I_m(x, y)) \quad (5)$$

式中, M 表示联合零阶矩, $\beta \in [0, 1]$ 表明了运动信息对跟踪的贡献, 通常取 $\beta = 0.8$ 。这种颜色和运动信息的加权和对应了目标的颜色和运动两个特征,

在此基础上构建的目标模型要比传统的仅仅采用颜色这一单一目标特征所建立的目标模型更加可靠和稳定,且这种加权和具有通用性。该目标模型将应用于粒子滤波和 Camshift 算法中。

2.2 改进的 Camshift 算法

Camshift 是一种有效的统计迭代算法,它在目标表示上比传统的均值漂移算法更加简单,且便于进行模型的组合^[10-12]。传统的 Camshift 算法以颜色直方图为目标表示模型,通过迭代求解加权图的质心来跟踪目标,在背景简单的情况下能够取得较好的跟踪效果,但在遇到噪声干扰或可能出现的遮挡等问题时容易陷于局部最大值,同时它对快速运动目标往往跟踪失败,且无法从失败中复原,因此传统 Camshift 算法单独用于目标跟踪存在局限性。

针对传统 Camshift 算法的上述缺点,提出一种改进的融合目标颜色和运动信息的 Camshift 算法。假设待跟踪目标初始位于 $C_0(x_0, y_0)$, 初始化迭代次数 $n_1 = 0$, 则基于颜色和运动信息的 Camshift 算法的具体步骤如下:

1) 首先计算待跟踪目标所在矩形区域的零阶矩和一阶矩:

$$\begin{aligned} M_{00} &= M = \sum_x \sum_y ((1 - \beta) \cdot I_c(x, y) + \beta I_m(x, y)) \\ M_{10} &= \sum_x \sum_y x \cdot ((1 - \beta) \cdot I_c(x, y) + \beta I_m(x, y)) \\ M_{01} &= \sum_x \sum_y y \cdot ((1 - \beta) \cdot I_c(x, y) + \beta I_m(x, y)) \end{aligned} \quad (6)$$

式中, M_{00} 是零阶矩, M_{10} 是 x 的一阶矩, M_{01} 是 y 的一阶矩。

2) 根据零阶矩和一阶矩, 计算矩形区域质心:

$$x_1 = \frac{M_{10}}{M_{00}}, y_1 = \frac{M_{01}}{M_{00}} \quad (7)$$

然后将矩形区域定位于以 $C(x_1, y_1)$, 并更改迭代次数 $n = n_1 + 1$ 。

3) 如果 $\|C_1 - C_0\| < \varepsilon$ 或 $n_1 > n_0$, 停止迭代, 并更新目标位置为 C_1 ; 否则, 令 $C_0 = C_1$, 并返回第 1) 步。

其中第 1 个迭代终止条件是指平均移动位置小于一个事先设定好的阈值 ε (一般取 $\varepsilon = 2$); 另外一个条件是指迭代次数大于一个事先设定好的阈值, 一般取为 $[6, 15]$, 本文取为 10。

2.3 本文算法的具体实现

为了提高粒子滤波算法的效率, 将上述改进的 Camshift 算法嵌入到粒子滤波跟踪中, 用于使每个粒子向目标状态后验密度函数值增大的方向移动, 由此得到的样本集将收敛到靠近目标真实状态的区域内, 最后用这些漂移得到的粒子即可有效和快速的估计目标状态。算法的步骤如下:

1) 首先从初始帧中手动提取目标模板, 得到目标的初始状态参数, 同时在目标初始状态附近随机分布粒子集 $\{(s_k^{(i)}, w_k^{(i)})\}_{i=1}^N$, 其中 $\{w_k^{(i)} = 1/N\}_{i=1}^N$, N 为粒子个数。

2) 由 $k-1$ 时刻粒子集 $\left\{ \left(s_{k-1}^{(i)}, \frac{1}{N} \right) \right\}_{i=1}^N$, 通过下面的状态转移模型, 可以得到粒子集 $\left\{ \left(s_k'^{(i)}, \frac{1}{N} \right) \right\}_{i=1}^N$:

$$s_k' - s_{k-1} = s_{k-1} - s_{k-2} + r u_{k-1} \quad (8)$$

式中, $r = \frac{\sqrt{N}}{2}$ 表示粒子随机传播半径; u_{k-1} 是 $[-1, 1]$ 的随机数。

3) 提取目标的颜色和运动信息, 采用 2.2 节提出的改进 Camshift 算法对每个粒子进行漂移, 得到漂移后的粒子集 $\left\{ \left(s_k^{(i)}, \frac{1}{N} \right) \right\}_{i=1}^N$ 。

4) 基于目标的颜色和运动信息, 建立一个新的观测模型 $p(z_k | s_k^{(i)})$ 。由于每个粒子都代表目标状态的一个可能性, 通过系统观测可以给与实际情况相近的粒子分配较大的权值, 而给与实际情况相差较大的粒子分配较小的权值, 这里定义如下函数来衡量每个粒子和目标模板之间的相似性:

$$D = \sqrt{1 - M/M_0} \quad (9)$$

式中, $M_0 = \sum_x \sum_y 1$ 。由此可得粒子滤波的观测函数

$$p(z_k | s_k^{(i)}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{D^2}{2}\right) \quad (10)$$

根据观测函数计算粒子的权值

$$w_k^{(i)} = w_{k-1}^{(i)} p(z_k | s_k^{(i)}), \quad i = 1, \dots, N \quad (11)$$

5) 计算出粒子权值后, 将它们归一化, 同时采用重采样技术避免退化现象。

6) 最后, 再通过粒子的加权和即可计算当前帧目标的状态:

$$\hat{s}_k = E(s_k | z_{1:k}) = \sum_{i=1}^N w_k^{(i)} x_k^{(i)} \quad (12)$$

图 2 为本文提出的改进算法的流程图。

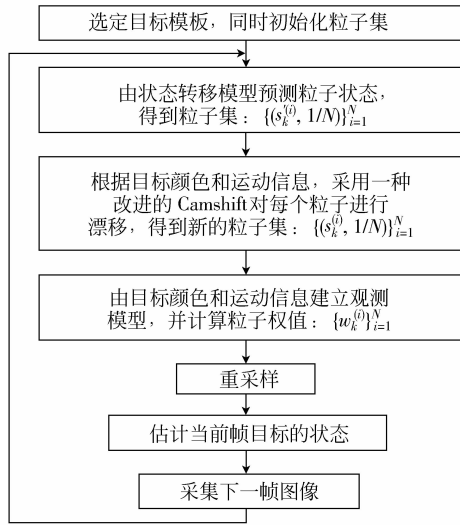


图 2 改进算法的流程图

Fig. 2 Flowchart of the improved algorithm

3 实验结果与分析

实验是在 P4 2.80GHz, 512MB 内存的 PC 机上, 通过 MATLAB6.5 仿真软件完成。

第 1 组实验比较了本文算法与传统的粒子滤波算法或传统的 Camshift 算法的跟踪效率及性能, 采用的是 CIF 的“Table Tennis”序列, 序列长度为 50

帧, 每帧图像的分辨率为 115×142 , 待跟踪的目标是一个快速运动的乒乓球。

第 2 组实验给出了改进 Camshift 算法和传统 Camshift 算法在跟踪性能上的区别, 实验采用实地采集的视频序列, 序列长度为 100 帧, 每帧图像的分辨率为 120×160 , 待跟踪目标为一运动的人手。

第 3 组实验验证了本文提出的基于颜色和运动信息的目标模型的稳健性, 并将它与仅采用颜色信息的算法的跟踪结果进行了对比, 实验采用实地采集的视频序列, 序列长度为 80 帧, 每帧图像的分辨率为 85×108 , 待跟踪目标为一个杯子。两组序列的目标参考模型均在对应序列的第 1 帧中手动选取。

3.1 3 种算法跟踪性能的比较

传统粒子滤波方法将使用与本文算法相同的状态转移模型和观测模型, 而传统 Camshift 算法采用基于 H 分量的单一颜色模型进行跟踪。为了较好地跟踪序列 1 中的目标, 传统粒子滤波算法至少需要 400 个粒子; 而本文算法由于将上述改进的 Camshift 算法嵌入到粒子滤波框架中, 使每个粒子向目标状态后验密度函数值增大的方向移动, 这样以来样本集将收敛到靠近目标真实状态的区域内, 因此本文算法只要 60 个粒子即可有效和快速的估计目标状态, 达到满意的跟踪效果。

图 3 是实验序列 1 第 10 ~ 12 帧和第 16 帧的

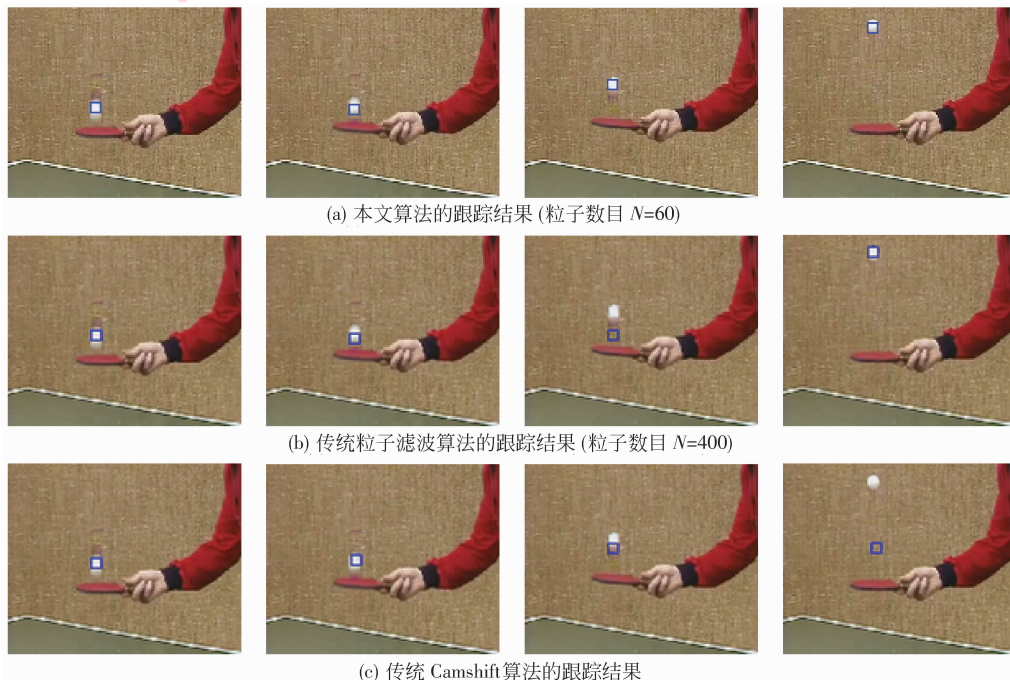


图 3 3 种算法的跟踪结果比较

Fig. 3 Comparison of tracking results among three different methods

跟踪结果,蓝色方框内标记了跟踪到的目标。由图可见,只有本文算法准确跟踪到了目标,而由于第 12 帧中目标向上运动速度的加快导致传统的粒子滤波算法及 Camshift 算法跟踪都出现了偏差,直到第 16 帧粒子滤波算法才从失败中复原回来,而 Camshift 算法此时还是跟踪错误。由此可见,本文方法明显优于传统粒子滤波及传统 Camshift 算法。

下面通过比较 3 种方法目标跟踪的误差,进一步说明本文算法较传统粒子滤波算法及传统 Camshift 算法具有优越性。图 4 是针对序列 1,3 种算法的跟踪误差曲线。由图可见,本文算法的跟踪误差明显比传统粒子滤波算法及 Camshift 算法小很多,因此说本文算法能更加准确地对目标进行跟踪。

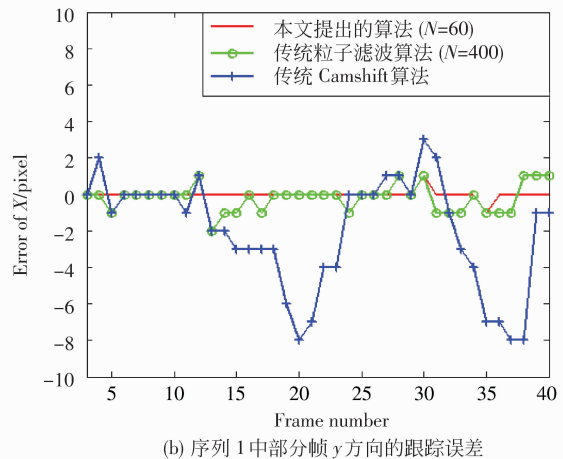
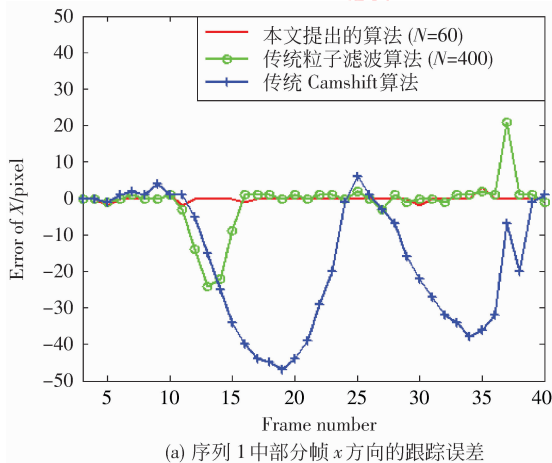


图 4 针对序列 1, 3 种算法的跟踪误差曲线

Fig. 4 Tracking error curves of three different methods for sequence 1.

为了说明本文算法的效率,表 1 给出了 3 种算法的平均单帧执行时间。与传统的粒子滤波方法相比,本文算法由于融合了改进的 Camshift,使得所需的粒子数目大大降低,因而计算量相对很小。而传统的 Camshift 算法计算开销虽然比本文算法小,但由上述实验结果可知其跟踪性能远不如本文的算法。实验是在 MATLAB6.5 上仿真的,实际还可以选择更好的软硬件配置来优化本文算法,以进一步提高其效率,使之满足实际系统的需要。

表 1 3 种算法的跟踪效率比较 (图像大小 115 × 142)

Tab. 1 Comparison of the tracking efficiency among three different-methods (Image's size: 115 × 142)

	本文算法 ($N=60$)	传统粒子滤波算法 ($N=400$)	传统 Camshift 算法
单帧图像 用时/s	0.120	0.214	0.063

3.2 改进 Camshift 算法与传统 Camshift 算法跟踪性能的对比

为了进一步比较本文提出的改进 Camshift 算法

和传统 Camshift 算法在跟踪性能的区别,这里将这两种算法直接应用于序列 2 中的目标跟踪。图 5 给出了第 10,38,49 和 58 帧的跟踪结果。由图可见,当两种算法都跟踪到第 49 帧时,人手目标受到了背景中人脸的干扰,传统 Camshift 算法跟踪出现了偏差,这样导致后续跟踪的丢失,如图 5(b) 的第 58 帧所示。而由图 5(a) 可知,本文提出的改进 Camshift 算法在整个跟踪过程中,既采用了目标颜色信息,又融合了其运动信息,从而准确且稳定地跟踪出了目标。另外,针对序列 2,传统 Camshift 算法的跟踪速率为 0.071 s/帧,而改进 Camshift 算法的跟踪速率为 0.098 s/帧,这是因为改进的 Camshift 算法较传统 Camshift 算法还融合了目标运动信息的缘故。

由此可得以下结论:本文提出的基于 Camshift 的粒子滤波算法,其跟踪结果的改善与改进的 Camshift 算法密切相关。一方面,通过本节中局部的实验比较结果,说明改进的 Camshift 算法所采用的颜色和运动信息相融合构建的目标模型比传统

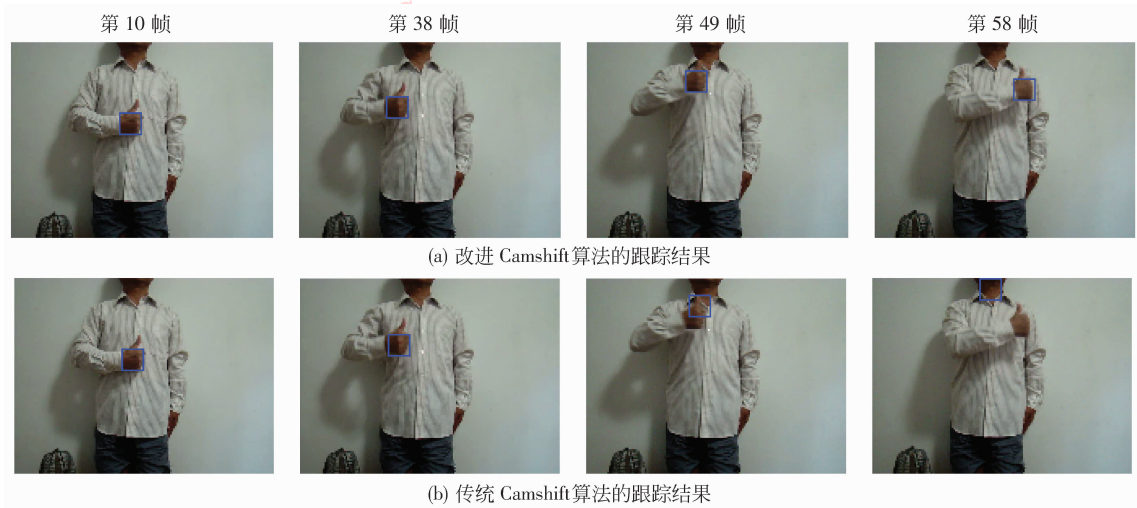


图 5 改进 Camshift 算法与传统 Camshift 算法跟踪性能的对比

Fig. 5 Comparison of tracking performance between improved Camshift algorithm and traditional Camshift algorithm

Camshift 算法仅仅采用单一的颜色信息构建的目标模型更加可靠和稳健。另一方面,通过第 3.1 节的实验结果,说明了将这种改进的 Camshift 算法嵌入到粒子滤波跟踪框架中,可以有效减少粒子数目,大大提高跟踪效率和准确性。

3.3 基于颜色及运动信息目标模型的稳健性说明

为了说明本文构建的基于颜色和运动信息的目标模型的有效性,将本文算法与仅采用 HSV 中的 H 分量信息来建立目标模型的方法进行比较,两种算

法同时采用相同的粒子数 $N = 15$ 。

实验采用序列 3,图 6 显示了第 18,36,44 和 51 帧的跟踪结果。由图可见,当两种算法都跟踪到第 36 帧时,目标不仅受到了周围背景中与其颜色几乎一样的干扰,同时目标部分被其遮挡。此时,目标的颜色信息变得很不可靠,但是目标的运动特征良好,所以本文算法仍维持了很好的跟踪性能,而仅采用 H 分量的算法出现了较大的跟踪误差,这也导致其后续跟踪的偏差。

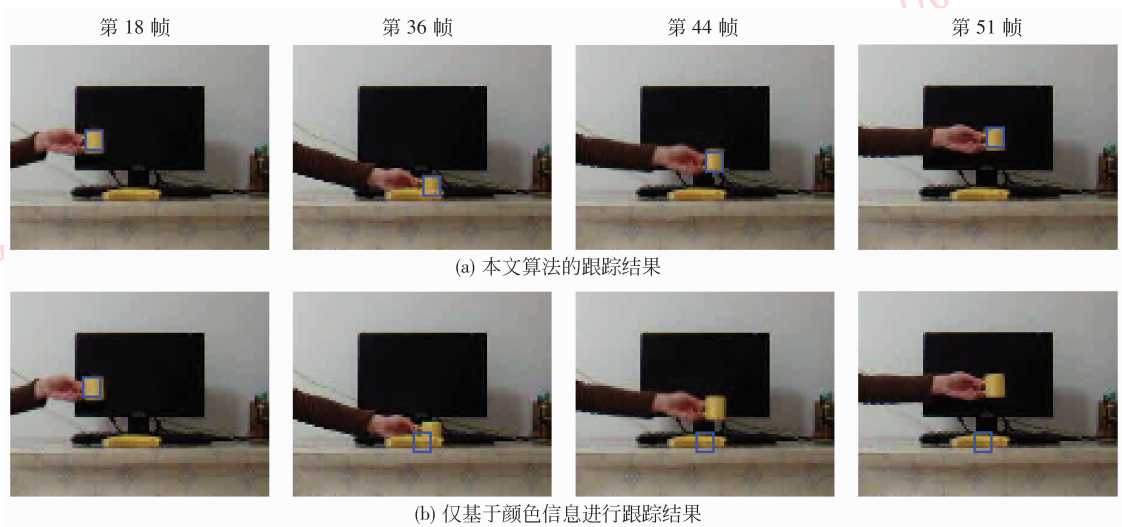


图 6 基于颜色信息和运动信息目标模型的稳健性说明 ($N = 15$)

Fig. 6 Illustration of the robustness for the target model based on color-motion cues ($N = 15$)

4 结 论

提出一种改进的 Camshift 算法用来将粒子收敛到靠近目标真实状态的区域内,这样,在初始化时不需要很多的粒子就可以起到传统粒子滤波器的作用,而粒子数量的减少可以大大节省跟踪的时间;同时,漂移后的粒子可以更好地满足目标状态的后验密度估计模式,因此提高了跟踪的准确性。实验结果表明,该方法既能弥补粒子滤波算法计算量较大的缺点,又能有效克服 Camshift 算法易陷入局部极值的不足,同时由于融合目标的颜色和运动信息,还有效抑制了背景的干扰,最终实现目标的准确、实时性跟踪。

参考文献 (References)

- [1] Arulampalam M, Maskell S, Gordon N, et al. A tutorial on particle filters for online nonlinear/non-gaussian bayesian tracking [J]. IEEE Transactions on Singal Processing, 2002, 50(2): 174-188.
- [2] Nummiaro K, Koller-Meier E, Gool L V. An adaptive color-based particle filter [J]. Image and Vision Computing, 2003, 21(1): 99-110.
- [3] Gao Jianpo, Wang Yujian, Yang Hao, et al. Particle filter face tracking using color and shape histogram as clues [J]. Journal of Image and Graphics, 2007, 12(3): 466-473. [高建坡, 王煜坚, 杨浩, 等. 以颜色和形状直方图为线索的粒子滤波人脸跟踪[J]. 中国图象图形学报, 2007, 12(3): 466-473.]
- [4] Comaniciu D, Meer P. Mean shift: a robust approach toward feature space analysis[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(5): 603-619.
- [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] Li Z, Tang Q L, Sang N. Improved mean shift algorithm for occlusion pedestrian tracking [J]. Electronics Letters, 2008, 44(10):622-623.
- [7] Maggio E, Cavallaro A. Hybrid particle filter and mean shift tracker with adaptive transition model[C]//Proceedings of IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing. Washington DC, USA: IEEE Computer Society Press, 2005:221-224.
- [8] Bai K J, Liu W M. Improved object tracking with particle filter and mean shift [C]//Proceedings of IEEE International Conference on Automation and Logistics. Washington DC, USA: IEEE Computer Society Press, 2007:431-435.
- [9] Shan C F, Wei Y C, Tan T N, et al. Real time hand tracking by combining particle filtering and mean shift [C]//Proceedings of IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition. Washington DC, USA: IEEE Computer Society Press, 2004:669-674.
- [10] Zuo Junyi, Liang Yan, Pan Quan, et al. Camshift tracker based on multiple color distribution models [J]. Acta Automatica Sinica, 2008, 34(7):736-742. [左军毅, 梁彦, 潘泉, 等. 基于多个颜色分布模型的 Camshift 跟踪算法[J]. 自动化学报. 2008, 34(7):736-742.]
- [11] Bradski G R. Real time face and object tracking as a component of a perceptual user interface [C]//Proceedings of the 4th Workshop on Applications of Computer Vision. Washington DC, USA: IEEE Computer Society Press, 1998: 214-219.
- [12] Bradski G R. Computer vision face tracking for use in a perceptual user interface [J]. Intel Technology Journal, 1998, 2(2): 1-15.