

文章编号:1004-4213(2010)03-0571-6

自适应分层采样辅助粒子滤波在 视频跟踪中的应用研究

邹卫军, 龚翔, 薄煜明

(南京理工大学 自动化学院, 南京 210094)

摘要:以视频目标跟踪中粒子滤波的粒子采样优化设计为研究内容,提出一种自适应分层采样辅助粒子滤波算法,以实现保证跟踪准确度和兼顾跟踪鲁棒性的要求.以 Bhattacharyya 系数为参量设计了粒子数调节函数,能够根据跟踪质量在粒子集中自适应分配用于保证准确度的粒子数和维持鲁棒性的粒子数.以最小二乘法对目标运动的预测点作为产生新粒子集的均值偏移操作起点,使新粒子集更准确的描述目标似然分布并提高算法效率.不同场景下的跟踪实验表明,算法能很好的应用于遮挡和运动方向渐变等情况下的跟踪,处理时间满足实时性要求.

关键词:视频跟踪;辅助粒子滤波;自适应分层采样;最小二乘法;均值偏移

中图分类号:TP391.41

文献标识码:A

doi:10.3788/gzxb20103903.0571

0 引言

基于视频的目标跟踪是计算机视觉的重要研究内容,在军事、交通管理和安防监控等领域得到广泛的应用.其中,以粒子滤波(Particle Filter, PF)为代表的概率跟踪方法由于其能处理跟踪场景中的非线性、非高斯和多模态,成为当前的研究热点.从跟踪准确度考虑,PF 算法需要其粒子分布能尽量集中于目标的高似然区域,以反映目标真实的概率后验分布和提高实时性;同时,由于跟踪场景多变以及目标运动复杂,也需要粒子分布具备一定的多样性以兼顾跟踪鲁棒性需求.因此,研究满足跟踪准确度、鲁棒性和实时性要求的粒子采样优化设计方法,成为粒子滤波应用于视频跟踪问题的关键因素.

在各种粒子采样优化方法中,辅助粒子滤波(Auxiliary Particle Filter, APF)^[1]通过粒子两次加权来改进采样.算法将粒子传播的期望值作为辅助变量帮助设计建议分布,并使用最新观测值来优化粒子采样,有效提高粒子效率.文献[2]给出了 APF 在视频跟踪中的应用实例.文献[3-4]将均值偏移(MeanShift, MS)算法引入粒子滤波,形成均值偏移嵌入式粒子滤波(MSEPF)方法和核粒子滤波(KPF).其思想是在粒子按系统状态转移方程传播后,对每个粒子进行均值平移,使得这些粒子的候选区域能更加接近目标模板,提高跟踪准确度.文献[5]给出了 MSEPF 算法在视频跟踪中的应用实例.

而将 MSEPF 和 APF 算法结合,即形成了均值偏移嵌入式辅助粒子滤波(MSEAPF).这种方法先用 APF 算法粗略优化粒子,再用 MSEPF 算法精确优化,以期同时改善粒子采样效率和提高跟踪准确度^[6].APF 算法、MSEPF/KPF 算法以及 MSEAPF 算法,其优化采样的着眼点是让尽可能多的粒子集中于目标的高似然区域.这种优化极大提高了粒子使用效率,避免了计算资源浪费.但同时,也损失了粒子的多样性特点.因此,在粒子集的使用上,需要保留一部分粒子不参与优化,用以维持粒子分布的多样性,这种粒子分开处理的思想即为粒子分层采样优化思想^[7],以此为基础,形成了分层优化采样粒子滤波算法(Layered-Sampling Particle Filter, LSPF).文献[8]给出了算法流程和在人脸跟踪中的应用实例.

LSPF 算法协调了粒子多样性和精确性的关系,使得粒子过优化情况得到缓解.但是算法仍然存在几方面问题:1)没有利用观测值来优化粒子采样.虽然有一半粒子保持多样性,但并不意味这些粒子的集中性就不用考虑.过于分散的粒子对于鲁棒性没有太大帮助却影响了跟踪准确度.2)实际跟踪过程对粒子的需求是不同的:在跟踪质量较高时,要求有较多粒子来保证跟踪准确度;而在遮挡等干扰造成跟踪质量下降时,需要增加多样性分布的粒子数量来提高跟踪的鲁棒性.固定对半分粒子处理过于简单.3)表征目标高似然分布的新粒子集由权值最大粒子多次 MS 迭代来产生.实际上,在干扰造成跟踪鲁棒性下降时,这种新粒子集并不能很好

反应目标的真实似然分布。

基于此,本文将 APF 算法引入分层采样粒子滤波框架,结合目标跟踪中最小二乘算法对运动的滤波估计功能,提出一种自适应分层采样的辅助粒子滤波方法(Adaptive Layered-Sampling Particle Filter, ALSAPF)。首先图示了分层采样粒子的原理,分析了本文提出的 ALSAPF 算法对 LSPF 算法的改进之处;接着给出了自适应粒子更新比率的设计实现方法和粒子更新步骤,最后给出了详细的算法流程。利用 VC++ 和 DirectShow 技术构建了实时视频流处理平台,对 MSEAPF 算法、LSPF 算法和本文的 ALSAPF 算法在一个复杂场景下的跟踪情况进行了实验,对比分析了几类算法的跟踪准确度、误差指标和实时性。最后给出了 ALSAPF 算法在不同场景下的应用实例。

1 自适应分层采样辅助粒子滤波的原理和流程

1.1 粒子分层采样优化的原理

图 1 表示的是粒子分层采样优化的原理。

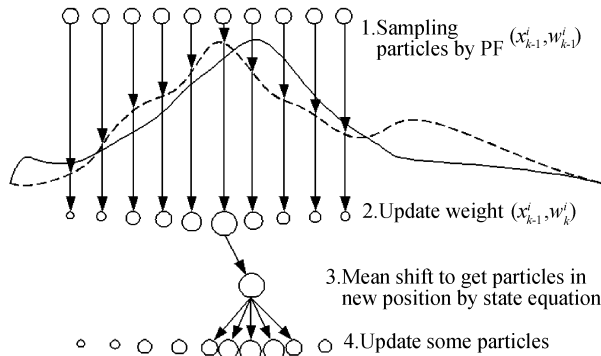


图 1 粒子分层优化采样原理

Fig. 1 The principle graph of Adaptive layered-sampling particle

从图 1 可以看出, LSPF 算法利用常规 PF 算法采样粒子,依据权值最大原则选择粒子进行 MS 操作并产生固定数量的新粒子更新粒子集,此算法的问题已如前所述。而本文提出的 ALSAPF 算法对 LSPF 算法的改进在于:

1) 利用 APF 算法优化粒子采样。观测值的引入使粒子在多样性和集中性上更加平衡。

2) 设计能依据跟踪质量而自适应调整参与优化更新粒子数的函数。当跟踪质量下降时,能自适应增加维持多样性的粒子数量,增强跟踪鲁棒性;反之则增加参与优化的粒子个数,保证跟踪准确度。

3) 利用最小二乘法建立目标运动轨迹,以前一帧对本帧目标的预测位置为 MS 迭代的起始点,使得新粒子集能更好的表征目标的似然分布。

1.2 自适应粒子更新比率的设计

在利用颜色直方图作为视频目标跟踪的似然模型时,通常使用 Bhattacharyya 系数来衡量粒子候选区域与目标模板区域的相似程度。本文以此系数作为粒子集更新比率函数的参量,设计自适应粒子更新比率函数为

$$\text{ratio} = 1 / (1 + e^{a-b * B_h}) \quad (1)$$

式中 B_h 为算法估计目标位置的 Bhattacharyya 系数。 a, b 系经验值,选取原则是使得粒子比率能落入相对合适的区间,如图 2。经试验取 $a=1, b=2$ 可满足要求。

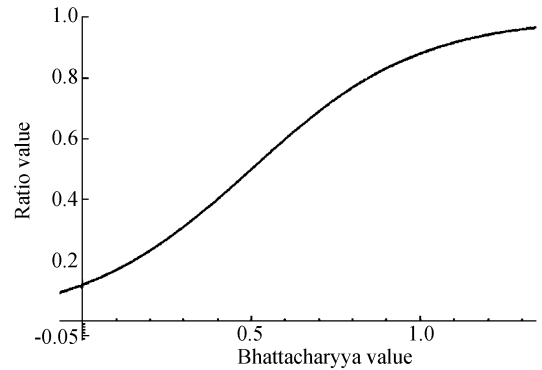


图 2 粒子比率调节函数示意图

Fig. 2 The regulating graph of particle's ratio

1.3 算法流程

ALSAPF 算法的流程为

- 1) 利用 APF 算法产生新粒子集 $x_k^i \sim p(x_k^i | x_{k-1}^i)$, 权值 $w_k^i = p(z_k | x_k^i) / p(z_k | \bar{x}_{k-1}^i)$
- 2) 利用最小二乘法确定 k 时刻目标预测位置: x_k^{pre}
- 3) 进行 MS 操作 $x_k^m = \text{MeanShift}(x_k^{\text{pre}})$
- 4) 计算 x_k^m 处的 Bhattacharyya 系数,并依据式 (1) 计算粒子更新比率 Ratio, 得到 $N_s = N * \text{Ratio}$
- 5) 产生新粒子集: $x_k^{\text{new}} \sim N(x_k^m, \omega_k)$, 其中 $\text{new} = 1, 2, \dots, N_s$, 更新粒子集中前 N_s 个粒子
- 6) 更新权值 $w_k^{\text{new}} = p(z_k | x_k^{\text{new}})$, $\text{new} = 1, 2, \dots, N_s$
- 7) 权值归一并计算目标位置估值 $\hat{x}_k = \sum_{i=1}^N x_k^i w_k^i$

2 跟踪实验及分析

利用 VC++ 和微软 DirectShow 技术构建实时视频流实验平台,对 MSEAPF 算法、LSPF 算法和 ALSAPF 算法在粒子采样优化上和各种复杂场景下的目标跟踪情况进行了实验。实验环境为迅驰 CPU1.5G, 512M 内存的笔记本电脑和 Windows XP SP2 操作系统。

2.1 粒子采样优化效果对比

实验选择粒子个数为 200 个.

图 3 反映了不同算法对粒子采样优化的效果. APF 算法粒子均匀分布于目标区域,而 MSEAPF 算法粒子分布相对于 APF 更加集中;(c)和(d)清晰体现了分层采样的特点:一部分粒子集中于目标区

域,用于保持跟踪准确度;另一部分粒子则随机的散布于目标周围,用于保持粒子的多样性. 其中, ALSAPF 算法的粒子分布融合了 APF 采样的特点:距离目标区域过于分散的粒子已被舍弃,粒子整体分布相对于 LSPF 算法更加合理.

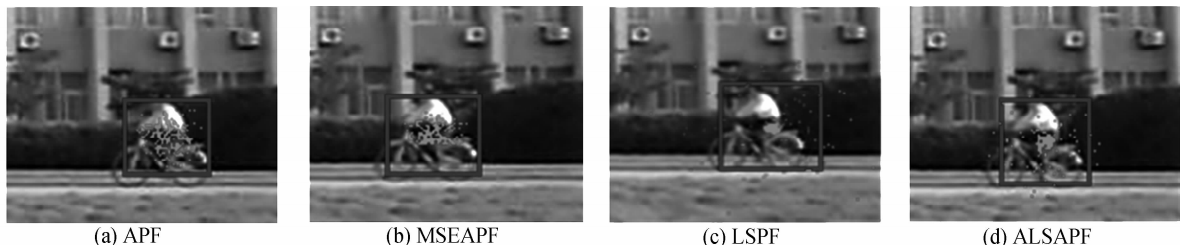


图 3 粒子采样优化图
Fig. 3 The graph of particle's sampling and optimization

2.2 遮挡情况下的跟踪

本文以一段有两次遮挡过程的目标运动视频作为跟踪实验素材,重点考察当遮挡造成跟踪质量下降时算法的跟踪表现. 粒子个数为 100,目标区域大小为 20 pixel×36 pixel. ALSAPF 算法跟踪帧后小括号的数字表示本帧参与优化采样的粒子数目(也

即代表集中度的粒子个数).

2.2.1 短时间遮挡情况

这段过程遮挡时间较短(44~52 帧,其中第 48 帧完全遮挡),遮挡物与跟踪目标颜色差别明显. MSEAPF 算法、LSPF 算法(固定粒子更新数:50)和 ALSAPF 算法分别如图 4~6.

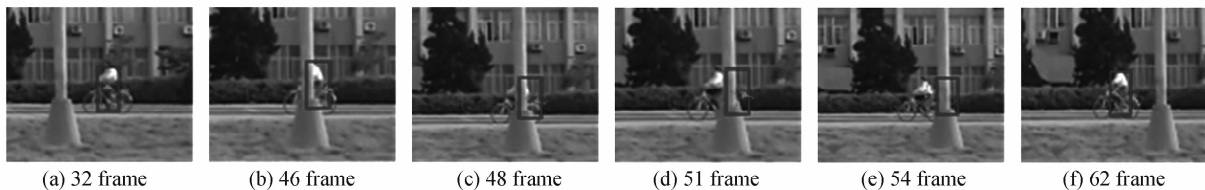


图 4 短时间遮挡情况下,MSEAPF 算法跟踪实验结果
Fig. 4 Tracking experiment result of MSEAPF algorithm for short time shelter

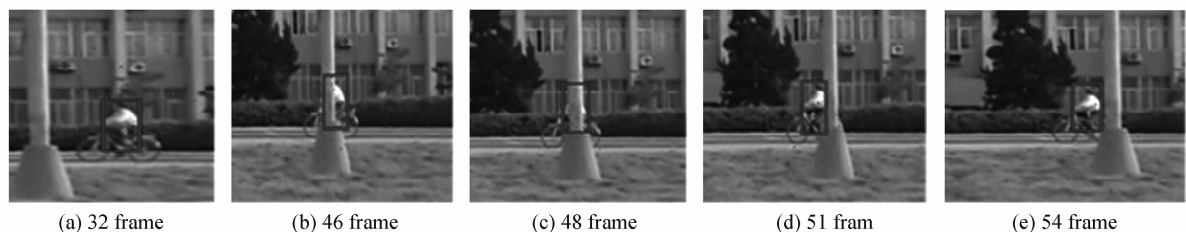


图 5 短时间遮挡情况下,LSPF 算法跟踪实验结果
Fig. 5 Tracking experiment result of LSPF algorithm for short time shelter

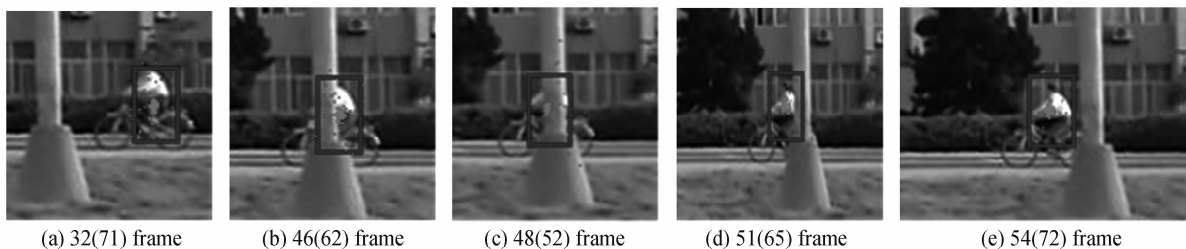


图 6 短时间遮挡情况下,ALSAPF 算法跟踪实验结果
Fig. 6 Tracking experiment result of ALSAPF algorithm for short time shelter

2.2.2 较长时间遮挡

此过程遮挡时间长(126~142 帧,其中 132~136 帧几乎完全遮挡),遮挡物与目标颜色相似.

MSEAPF 算法、LSPF 算法(固定粒子更新数:50)和 ALSAPF 算法分别如图 7~9.

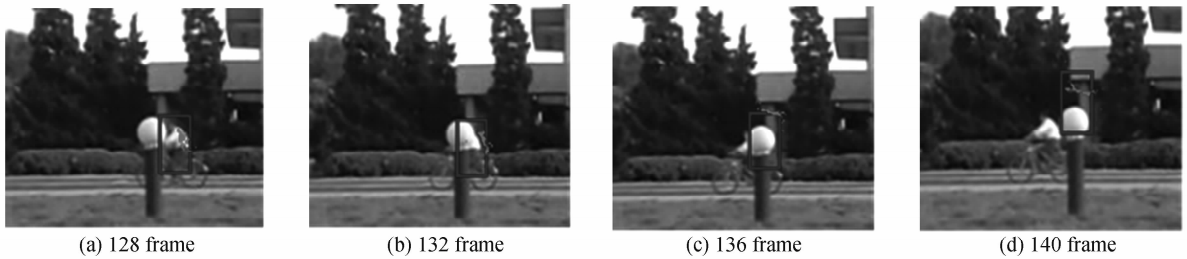


图 7 长时间遮挡情况下, MSEAPF 算法跟踪实验结果

Fig. 7 Tracking experiment result of MSEAPF algorithm for long time shelter

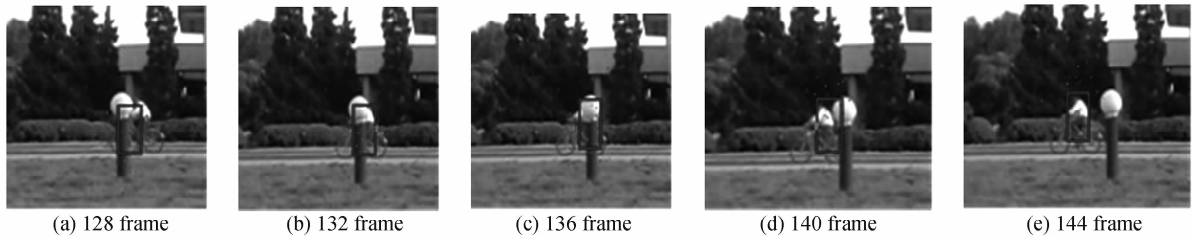


图 8 长时间遮挡情况下, LSPF 算法跟踪实验结果

Fig. 8 Tracking experiment result of LSPF algorithm for long time shelter

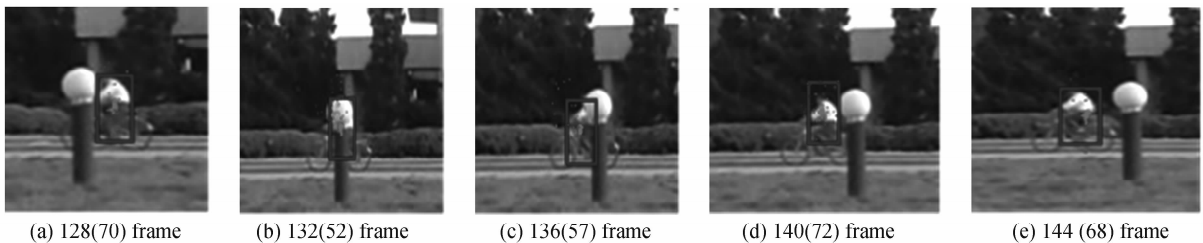


图 9 长时间遮挡情况下, ALSAPF 算法跟踪实验结果

Fig. 9 Tracking experiment result of ALSAPF algorithm for long time shelter

从两类场景跟踪结果分析, 当有遮挡时, MSEAPF 在粒子多样性上的缺失造成了跟踪质量明显下降, 在短时遮挡下需要较长时间恢复跟踪(约 7~8 帧), 而遮挡时间较长时甚至造成跟踪失败. 而 LSPF 算法和 ALSAPF 算法虽然在两类场景下都完成了跟踪, 但是 LSPF 算法的粒子分布显然不尽合理, 很多粒子都分布在目标区域外部甚至很远的地方, 而优化后代表目标似然区域的集中粒子部分其位置跳动很大, 带来了跟踪的不稳定. 这说明在干扰时以最大权值粒子进行多次 MS 迭代来产生新粒子集, 会影响跟踪准确度. 相比之下, ALSAPF 算法引入目标的预测位置作为新粒子集的来源, 两类场景下其优化粒子集位置始终很稳定. 在遮挡最严重的第 46、48、132 和 136 帧, 参与优化粒子的个数明显减少, 代表多样化的粒子个数增加, 其分布较稳定跟踪时明显分散, 充分体现了自适应分层粒子采样优化的特点.

2.3 跟踪准确度分析

本文提取每帧视频中人体腰部的中心点作为目

标实际位置以检验跟踪准确度. 设 (x_i, y_i) 代表算法估计位置, (x_{oi}, y_{oi}) 代表目标实际位置, 跟踪误差表示为: $\epsilon = \sqrt{(x_i - x_{oi})^2 + (y_i - y_{oi})^2}$. 图 10 给出了三种算法在 10~150 帧的跟踪误差曲线图, 表 1 则给出了跟踪误差的均值和方差. 由于 MSEAPF 算法在 140 帧开始因为遮挡跟踪失败, 为了更好比较算法性能, 表 1 小括号同时给出了三种算法在 10~120 帧稳定跟踪阶段的误差指标.

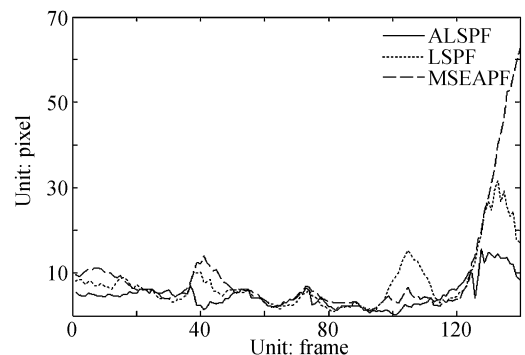


图 10 MSEAPF、LSPF 和 ALSAPF 算法跟踪误差

Fig. 10 Tracking error of MSEAPF, LSPF and ALSAPF algorithms

表 1 3种算法跟踪误差均值和方差

Table 1 The tracking error's mean and variance of the three algorithms

	MSEAPF	LSPF	ALSAPF
Error mean	9.26(5.64)	7.46(5.49)	4.80(3.74)
Error variance	139.53(8.77)	41.61(9.51)	10.59(2.82)

分析实验数据,在平稳跟踪阶段,三类算法均能实现稳定跟踪,ALSAPF 算法的跟踪误差均值和方差均明显小于 LSPF 和 MSEAPF 算法;而出现遮挡等干扰时,三种算法的性能会出现不同程度下降.相比较而言,ALSAPF 算法跟踪过程始终较平稳,即使在 130~140 帧出现连续遮挡等恶劣情况,跟踪误差均值只增加 28%(3.74 增加到 4.80);而 LSPF 算法误差均值增加了 36%(5.49 增加到 7.46),MSEAPF 算法误差均值增加了 64%(5.64 增加到 9.26),并最终跟踪失败.综合实验结果可以看出,ALSAPF 算法通过对粒子优化程度的自适应调整,很好的平衡了跟踪准确度和鲁棒性需求,其性能优于 MSEAPF 和 LSPF 算法.

2.4 实时性分析

本文实验视频共 309 帧,取连续的 150 帧视频来计算三种算法的平均单帧处理时间.

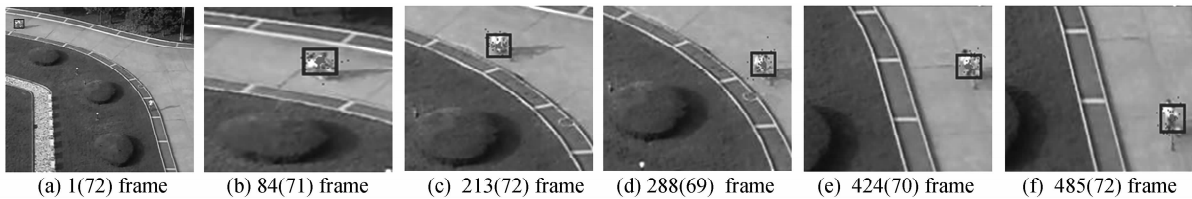


图 11 ALSAPF 算法跟踪实例-1

Fig. 11 Tracking example for ALSAPF algorithm-1

3.2 场景 2—目标被树木连续遮挡的情况

本场景的特点是目标行进于林荫道,处于时断时续遮挡中,目标区域为 $48 \times 20 \text{ pixel}^2$,粒子个数为 100,平均单帧处理时间为 40.2 ms.

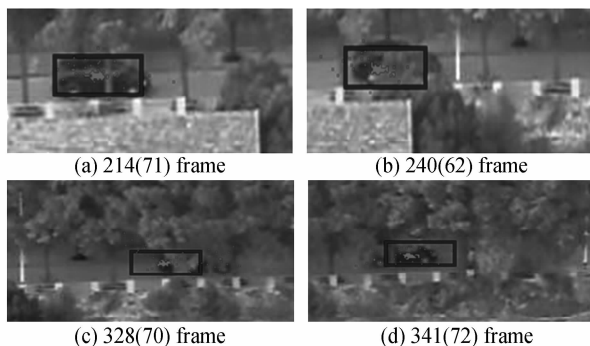


图 12 ALSAPF 算法跟踪实例-2

Fig. 12 Tracking example for ALSAPF algorithm-2

从场景 1 和 2 的跟踪情况可以看出,ALSAPF 算法对各种复杂环境下的目标跟踪具有一定的适应能力.场景 1 的跟踪,参与优化的粒子个数基本稳

表 2 3种算法的跟踪实时性

Table 2 The tracking realtime of the three algorithms

	MSEAPF	LSPF	ALSAPF
Average frame time	68 ms	38.6 ms	32.8 ms

由于 MSEAPF 算法要对所有粒子执行 MS 操作,因此消耗时间较长,满足不了 25 帧/秒的实时处理要求;LSPF 算法通常要对权值最大粒子执行多次迭代和更新来产生新粒子集(本实验取迭代 3 次),因此处理时间略长于 ALSAPF 算法,勉强达到实时处理要求;与 LSPF 算法相比,ALSAPF 算法增加了最小二乘法的目标位置预测计算,但是运算量较小;而且,基于预测点的 MS 操作一般经一次迭代就能产生满意的新粒子集,所以单帧处理时间最短.如果算法经过优化运行在 FPGA 或 DSP 等高速处理平台,应能完全满足实时性要求.

3 ALSAPF 算法的跟踪实例

3.1 场景 1—目标运动方向变化的场景

本场景的特点是目标行进方向是一个渐变的过程,目标区域为 $20 \times 20 \text{ pixel}^2$,粒子个数为 100,平均单帧处理时间为 18.7 ms.第 1 帧给出了目标行进路线的全景图.

定,跟踪过程平稳,代表多样性和集中性的粒子分布合理.值得指出的是,即使目标运动方向快速变化,但在每帧 40 ms 的时间段内其变化必然很小.只要目标区域大小适当,本文算法的实时性能能够保证逐帧处理,就可以应用于运动方向快变的场合;场景 2 中,代表多样性的粒子分布随着树木间或遮挡目标的程度不同而不断变化,而参与优化的粒子集基本稳定在目标区域的中心,确保了跟踪稳定.

4 结论

本文以视频跟踪中粒子滤波算法的粒子采样优化问题为研究内容,提出了一种能够平衡粒子多样性和集中性需求的自适应分层采样辅助粒子滤波算法.算法以 Bhattacharyya 系数为参量,设计了能够根据跟踪质量自适应更新参与优化的粒子个数的函数.同时,利用最小二乘法对目标运动的预测位置取代最大权值粒子,来作为当前帧 MS 迭代产生新粒子集的起点,改进了表征集中性的优化粒子集的稳

定性,并提高了算法效率.通过对比实验,说明了本文算法相较于与LSPF和MSEAPF算法在跟踪准确度、实时性和鲁棒性上的优越性.最后给出了算法在目标运动方向渐变和连续遮挡时的跟踪实例.

本文对ALSAPF算法的研究,目前仅考虑了遮挡和运动方向渐变的干扰.而实际应用中,还会有来自光照、形变以及方向快速变化的运动等单一或复合的干扰,对视频跟踪算法的稳定性、实时性和鲁棒性提出更高要求.将目标的多种特征描述与颜色直方图结合,并借鉴依据场景变化动态建模的思想,融合进ALSAPF算法框架,是解决问题的一种思路,也是本文内容进一步深入研究的方向.

参考文献

- [1] PITT M, SHEPHARD N. Filtering via simulation; auxiliary particle filters [J]. *Journal of the American Statistical Association*, 1999, **94**(446): 590-599.
- [2] SHEN C H, VAN DEN ANTON H, BROOKS M J, *et al.* Enhanced importance sampling; unscented auxiliary particle filtering for visual tracking [C]. *Proceedings of Australian Conference on Artificial Intelligence*, Cairns, Australia, 2004, **3339**: 180-191.
- [3] CHANG C, ANSARI R. Kernel particle filter for visual tracking [J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2005, **12**(3): 242-245.
- [4] COMANICIU D, RAMES V, MEER P. Kernel-based object tracking [J]. *IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2003, **25**(5): 564-577.
- [5] SHAN Cai-feng, TAN Tie-niu, WEI Yu-cheng. Real-time hand tracking using a meanshift embedded particle filter [J]. *Pattern Recognition*, 2007, **40**(7): 1958-1970.
- [6] ZHANG Bo, TIAN Wei-feng, JIN Zhi-hua. Head tracking based on the integration of two different particle filters [J]. *Measurement Science and Technology*, 2006, **17**(11): 2877-2883.
- [7] NAIT-CHARIF H, MCKENNA S J. Tracking poorly modeled motion using particle filters with iterated likelihood weighting [C]. *Proceedings of Asian Conference on Computer Vision*, Korea, 2004, **4**(1): 156-161.
- [8] ZHANG Bo. Research on visual tracking algorithm based on particle filter [D]. Shanghai: Shanghai Jiaotong University, 2007: 72-75.
张波. 基于粒子滤波的图像算法研究 [D]. 上海: 上海交通大学, 2007: 72-75.
- [9] LIU Yang, LI Yu-shan, ZHANG Da-pu, *et al.* Visual tracking based on dynamic object modeling in particle filter [J]. *Acta Photonica Sinica*, 2008, **37**(2): 375-380.
刘洋, 李玉山, 张大朴, 等. 基于动态目标建模的粒子滤波视觉跟踪算法 [J]. 光子学报, 2008, **37**(2): 375-380.

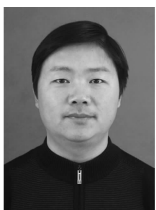
Adaptive Layered-sampling Auxiliary Particle Filter's Research and Application in Video Tracking

ZOU Wei-jun, GONG Xiang, BO Yu-ming

(College of Automation, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China)

Abstract: For the particle's sampling and optimization of particle filter in video object tracking, an adaptive layered-sampling auxiliary particle filter is proposed to realize the tracking precision and robustness's requirement. A function which adjusts the particle amount is designed based on the Baattacharyya coefficient. According to the tracking quantity, it can allocate the particles keeping precision and the particles keeping robustness adaptively in the particle set. A predicted point of object-moving based on the LSM (least square method) algorithm is used to be the origin to do the meanshift operation. By this operation, the new particle set is made, it will be better to describe the object's likelihood distribution and improve the algorithm efficiency. The tracking experiments under different environments demonstrate that this algorithm can achieve better tracking performance in presence of occlusion and object-moving in slow and variable direction, the consuming time is up to the requirement of real-time performance.

Key words: Video tracking; Auxiliary particle filter; Adaptive-layered-sampling; Least square method; Meanshift



ZOU Wei-jun was born in 1973. He received the B. S. degree from Nanjing University of Science and Technology in 2003. Now he is an associate researcher and his research interests focus on fire control, video-image processing and information fusion.