

运用聚类方法的分层采样粒子滤波算法

周航*, 叶俊勇

(光电技术及系统教育部重点实验室(重庆大学), 重庆 400044)

(*通信作者电子邮箱 forevermac1@gmail.com)

摘要:针对跟踪过程中运动目标形态不断变化及跟踪不精确导致鲁棒性差的问题,提出了一种运用聚类方法的分层采样粒子滤波算法。通过分层采样把采样空间分成多个部分,使采样点集中于被采样概率密度函数值大的部分,采样误差降低到了原算法的一半;聚类方法利用权重实现合理分配粒子,使粒子的多样性得到保持,因而粒子跟踪的精度得到了提高。实验结果表明,所提算法的跟踪误差不到原算法的一半,每个仿真时间里稳定性都有加强,而且跟踪精度也有所提高。

关键词:运动目标;粒子滤波;分层采样;聚类方法;追踪精度

中图分类号: TP311.11 **文献标志码:** A

Stratified sampling particle filter algorithm based on clustering method

ZHOU Hang*, YE Junyong

(Key Laboratory of Optoelectronic Technology and Systems (Chongqing University), Ministry of Education, Chongqing 400044, China)

Abstract: To solve the poor robustness due to the changing moving target or the inaccurate tracking, a stratified sampling particle filter algorithm based on clustering method was proposed. The sampling space was divided into several parts by group sampling to make sampling points focused on the big probability density value part, thus the sampling error was reduced half of the original; the clustering algorithm could group the particles reasonably by weight, the diversity of particles was kept, thus the tracking precision was improved. The experimental results show that the tracking error of proposed method is less than half of the original one, and the stability has strengthened in each simulation time, as well as the tracking precision.

Key words: moving target; particle filter; stratified sampling; clustering method; tracking precision

0 引言

视觉监控系统是近年来计算机视觉领域的前沿研究方向,在交通状况监控、动态环境中运动目标实时观测、自动驾驶系统中具有广泛应用前景。视频图像中的运动目标检测与跟踪技术是视觉监控系统中心的核心部分,具有重要的研究意义和应用价值。

粒子滤波(particle filter)^[1]是基于贝叶斯估计思想的非线性滤波新方法,由于其在非线性、非高斯系统表现出来的优越性,决定了它的应用范围非常广泛。粒子滤波通过寻找一组在状态空间中传播的随机样本,对概率密度函数 $p(\mathbf{x}_k | \mathbf{z}_k)$ 进行近似,以样本均值代替积分运算,从而获得状态的最小方差估计的过程。粒子滤波算法中最重要的就是保持粒子的有效性和多样性,克服样本贫化,这也是本文研究的重点。本文应用的分层采样^[2-3]是比随机采样更优越的一种采样方法,通过蒙特卡罗积分^[4]中分层采样的思想,把一个积分空间分层多个子空间,然后再去计算各个子空间的积分值,可以减少采样误差。在传统的粒子滤波算法当中,为了防止粒子匮乏,引入了重采样技术^[5]。但是重采样削弱了粒子滤波器可以并行处理的优势,也减少了粒子的多样性。因此本文在离散的粒子集合基础上构造一个连续的概率密度函数来代表状态的后验概率密度函数,然后运用聚类方法^[6],从连续的后验概率密度函数上抽取粒子代替重采样过程,这样可以提

高滤波性能,保持粒子的多样性。

1 基本粒子滤波

粒子滤波的基本思想是:首先依据系统状态向量的经验条件分布,在状态空间里抽样产生一组随机样本集合,这些样本集合称为粒子;然后根据观测值不断调整粒子的权重大小和样本位置;最后通过调整后的粒子信息修正最初的经验条件分布,估计出系统状态和参数。

粒子滤波是基于贝叶斯采样估计的顺序重要采集(Sequence Important Sampling, SIS)滤波思想,系统的状态方程和测量方程^[7]可以描述为:

$$\mathbf{x}_k = \mathbf{f}_k(\mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{v}_{k-1}) \quad (1)$$

$$\mathbf{z}_k = \mathbf{h}_k(\mathbf{x}_k, \mathbf{n}_k) \quad (2)$$

其中: \mathbf{f}_k 是系统状态 \mathbf{x}_{k-1} 的非线性(或线形)函数; $\{\mathbf{v}_{k-1}, k \in N\}$ 是平稳的噪声序列; N 为采样的次数; \mathbf{z}_k 为观测向量; \mathbf{h}_k 是系统状态 \mathbf{x}_k 的非线性(或线形)函数; $\{\mathbf{n}_k, k \in N\}$ 是平稳噪声序列。

在粒子滤波方法当中,重要性概率密度函数 $q(\mathbf{x})$ 的选取具有重要的意义,其与后验概率密度函数的逼近程度直接影响了采样的效率,从而决定状态估计的精度。如果 $q(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{z}_{1:k}) = p(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{z}_k)$,这将是最佳重要性概率密度函数,Doucet等^[8]已经做出了证明。而在实际的操作过程中,获取 $p(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{z}_k)$ 和在后验密度函数里面抽取样本一样的困难。

收稿日期:2012-07-05;修回日期:2012-08-07。 基金项目:国家科技支撑计划基金资助项目(2007BAG06B06)。

作者简介:周航(1987-),男,重庆人,硕士研究生,主要研究方向:机器视觉检测、模式识别; 叶俊勇(1963-),男,重庆人,副教授,博士,主要研究方向:机器视觉检测、模式识别。

当该算法迭代几次后,许多的粒子归一化后的重要权重都会接近0,这就使得大量的计算时间浪费在对于后验概率密度函数几乎没有作用的粒子更新上面。因此保持粒子的更新和多样性可以提高运算的效果^[9-10]。

2 聚类方法的分层采样粒子滤波

2.1 分层采样

粒子滤波可实现运动目标跟踪,但是跟踪效果并不理想,粒子仅从一个角度进行采样会导致粒子的单一性。分层采样从多角度进行采样,减少了采样误差。在分层采样过程中,采样空间被分成多个部分,每个不同的部分称为层。首先在采样空间划分为具有相同特性的不同分层,然后在每个分层中进行简单随机的采样^[11-12]。

采样空间分成 n 层,每一层的概率密度函数为 $p_i(\mathbf{x})$,则 $p(\mathbf{x})$ 可以表示成式(3):

$$p(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^n \beta_i p_i(\mathbf{x}) \quad (3)$$

其中 β_i 是跟 $p_i(\mathbf{x})$ 相对应的比例系数,而且满足 $\sum_{i=1}^n \beta_i = 1$ 。

2.2 聚类算法

由于粒子的随机分散性,在采样过程中难免会重复采样粒子。 K -means 聚类算法保持了粒子的多样性,在空间中根据不同权重实现合理分配粒子,具体运用于本文粒子滤波算法的步骤如下。

1) 从 n 个数据对象中选取 k 个系数最大的单元函数作为主单元,然后计算其他单元同它的距离测度 D_i ,如果 D_i 比预先设定的阈值 T 小,则把它们归为一类。

2) 然后又从剩下的单元当中选取系数最大的单元函数作为主单元,重复步骤1)的方法进行聚类。

3) 当全部单元聚类完毕后,如果类的数目小于指定的最大值 N_T ,则聚类结束;否则,就需要把距离测度调大,重新开始聚类,直到满足为止。

根据维纳滤波理论,任意给定的概率密度函数都可以通过高斯混合来近似描述。目的是根据粒子集合 $\{\mathbf{X}^{(i)}(k), \mathbf{w}^{(i)}(k)\}_{i=1}^N$ 来构造混合高斯分布近似真实分布。最简单的构造方式如式(4):

$$p(\mathbf{X}(k) | \mathbf{Z}_{1:k}) = \sum_{i=1}^N \mathbf{w}^{(i)}(k) N(\mathbf{X}(k); \mathbf{X}^{(i)}(k), \mathbf{h}P(k)) \quad (4)$$

在保持函数近似不变的情况下,采取聚类算法合并相似的单元,则可以简化为式(5):

$$p(\mathbf{X}(k) | \mathbf{Z}_{1:k}) = \sum_{i=1}^{C(k)} \beta_i N(\mathbf{X}(k); \mathbf{m}_i, \mathbf{P}_i) \quad (5)$$

2.3 算法流程

本文利用分层采样方法和聚类方法代替了传统粒子滤波中的重采样技术,提高了粒子的利用率。算法流程如图1所示。

算法的具体步骤如下。

1) 粒子的初始化。

$$\mathbf{y}(0) = \begin{bmatrix} \frac{\mathbf{z}(1) - \mathbf{z}(0)}{T} & 0 & \mathbf{z}(0) & \frac{1}{R_{\text{ave}}} \end{bmatrix}^T \quad (6)$$

$$p(0) = \text{diag}\left(\frac{2\sigma^2}{T^2}, \gamma, \sigma^2, \frac{(1/R_{\text{max}} - 1/R_{\text{min}})^2}{12}\right) \quad (7)$$

其中: T 是采样间隔; σ 是测量标准差; $R_{\text{min}}, R_{\text{max}}$ 是传感器最小、最大探测距离, R_{ave} 是随机变量,且 $R_{\text{ave}} \sim U[R_{\text{min}}, R_{\text{max}}]$,服从均匀分布; γ 是仿真参数。根据式(13)可以得到集合 $\{\mathbf{y}^{(i)}(0), \mathbf{W}^{(i)}(0)\}_{i=1}^N$, 其中: $\mathbf{y}^{(i)}(0) \sim N(\mathbf{y}(0), \mathbf{p}(0))$, $\mathbf{W}^{(i)}(0) = 1/N$ 。

2) 重要性采样。

重要性函数为 $p(\mathbf{y}(k) | \mathbf{y}(k-1))$, 根据极坐标系下的状态方程得到预测粒子集合 $\{\mathbf{y}^{(i)}(k | k-1)\}_{i=1}^N$ 。

3) 权值计算。

根据最新的预测值,更新粒子权值:

$$\mathbf{w}^{(i)}(k) \propto \mathbf{W}^{(i)}(k-1) p(\mathbf{z}(k) | \mathbf{y}^{(i)}(k | k-1)) \quad (8)$$

通过不断地更新权值,粒子会集中于更有效的区域。

4) 粒子聚类。

由粒子集合 $\{\mathbf{y}^{(i)}(k | k-1), \mathbf{W}^{(i)}(k)\}_{i=1}^N$, 给出最大聚类数 N_T , 然后构造出高斯混合密度函数为:

$$P(\mathbf{y}(k) | \mathbf{Z}_{1:k}) = \sum_{i=1}^{C(k)} \beta_i N(\mathbf{y}(k); \mathbf{m}_i, \mathbf{P}_i) \quad (9)$$

5) 分层采样。

把分层采样的方法运用于式(9), 更新粒子集合 $\{\mathbf{y}^{(i)}(k), \mathbf{W}^{(i)}(k) = 1/N\}_{i=1}^N$ 。

6) 结果输出。

$$\mathbf{y}(k) = \sum_{i=1}^N \mathbf{W}^{(i)}(k) \mathbf{y}^{(i)}(k) \quad (10)$$

$$p(k) = \sum_{i=1}^N \mathbf{W}^{(i)}(k) (\mathbf{y}^{(i)}(k) - \mathbf{y}(k)) (\mathbf{y}^{(i)}(k) - \mathbf{y}(k))^T \quad (11)$$

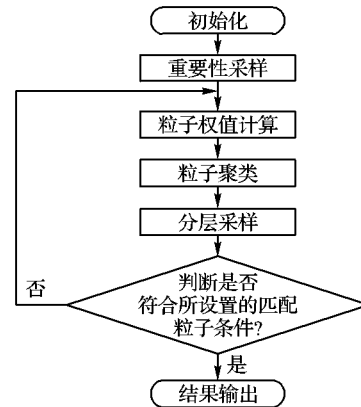


图1 本文算法流程

2.4 实验结果

为了验证本文算法的有效性,采用了两段像素为 320×240 的视频序列进行了测试。视频1中显示的是一架遥控飞机,视频2是走路的行人。实验平台是 Pentium E2180 2 GHz CPU, 1 GB 内存的 PC, 编程环境是采用 Matlab R2009a 版本。分别利用了传统粒子滤波和本文的基于聚类方法的分层粒子滤波(Clustering Particle Filter, CPF)进行跟踪。视频1中检测目标和摄像机都在不断地移动,而且目标在移动过程中的背景比较复杂,而且与树的颜色相似,给跟踪带来较大的干扰。跟踪的结果如图2~3所示。分别提取了视频中第50帧、250帧、400帧和500帧进行对比。可以发现,传统粒子滤波算法在跟踪过程当中会有一些偏差,而在第500帧,跟踪对象与背景图像颜色相似的时候发生较大偏移,甚至脱离跟踪对象。视频2中只有一个目标在运动,背景相对于视频1要

简单一些。跟踪的结果如图4~5所示,从中选择了第10帧、40帧和70帧进行对比。实验结果可知,CPF算法可以更加精确地跟踪运动目标,传统粒子滤波跟踪物体有一定的偏差。由于本文的CPF算法能够利用聚类方法和粒子分层方法,使粒子集中于权重大的位置,拥有更好的使用率,减少了粒子的浪费,提高了跟踪的精度。即使在背景相似的情况下,粒子也可以精确地识别运动物体,减少相似背景的干扰并完成跟踪。

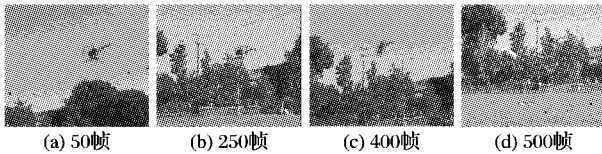


图2 视频1中传统粒子滤波算法的跟踪效果

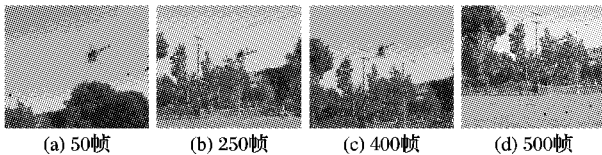


图3 视频1中改进粒子滤波算法的跟踪效果

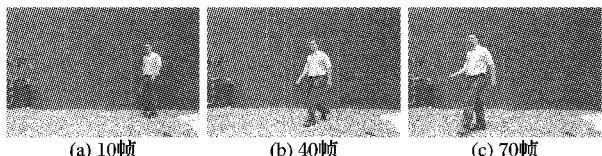


图4 视频2中传统粒子滤波算法的跟踪效果

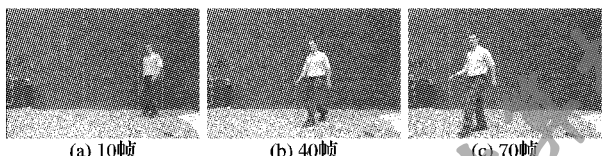


图5 视频2改进粒子滤波算法的跟踪效果

实验中本文取随机粒子 $N = 500$, 仿真长度为 $t = 100$, 进行对比仿真, 如图6所示。其中: 原点代表随机粒子的真实位置, 虚线代表传统粒子滤波的跟踪轨迹, 实线表示本文 CPF 算法的跟踪轨迹。比较发现利用传统粒子滤波算法训练的粒子与真实点重合的概率要小于利用本文算法训练的粒子, 在个别位置传统粒子滤波的位置点完全脱离了真实情况, 因此本文算法能更准确地找准粒子的位置, 有更好的精确性。图7给出了两种算法的均方根误差对比, 从图中可直观地看出虚线代表的本文算法一直在实线代表的传统算法的下方, 因此本文的 CPF 算法的均方根误差 (Root Mean Sequence Error, RMSE) 一直小于传统算法, 而且十分稳定, 随着迭代次数的增加, 误差还有一定的缩小, 说明在跟踪上面本文更加精确, 并且在误差方面有了明显的减小。

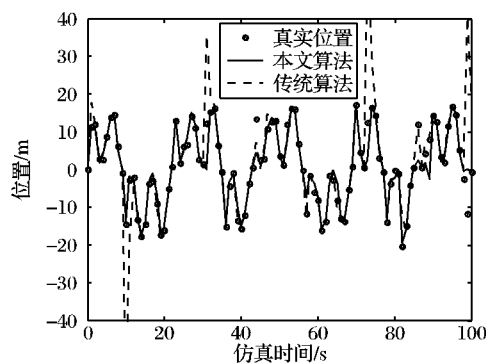


图6 两种算法的粒子误差

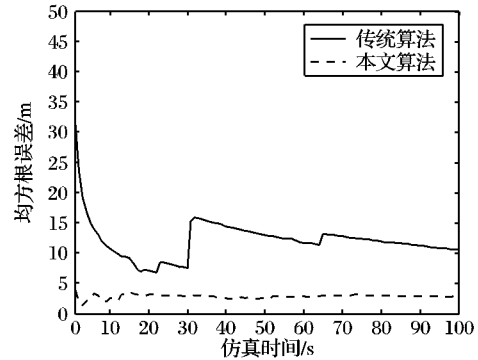


图7 两种算法的均方根误差

3 结语

本文提出了一种运用聚类方法的分层采样粒子滤波算法, 它利用了分层采样的方法, 把粒子空间分成多层空间, 让采样粒子更多集中于权重较大的空间层, 增强了粒子滤波方法中重要性概率函数与后验概率密度函数的相似度, 在一定程度上解决了跟踪丢失的问题; 运用聚类方法, 把相似粒子归为一类, 保持了粒子的多样性, 让粒子有更好的活力, 在一定程度上缓解了粒子匮乏的问题, 增强了粒子跟踪的准确性。实验结果验证了本文算法的优越性, 该算法能够精确地跟踪目标状态的不断变化, 而且有更强的抗背景干扰性能, 在精确度上面也有了较大的提高。

参考文献

- [1] CARPENTER J, CLIFFORD P, FEARNHEAD P. Improved particle filter for nonlinear problems [J]. IEE Proceedings of Radar, Sonar and Navigation, 1999, 43(12): 2-7.
- [2] MINKKINEN P. Practical application of sampling theory [J]. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 2004, 74(1): 85-94.
- [3] 侯代文, 殷福亮, 陈喆. 基于分层采样粒子滤波的说话人跟踪方法[J]. 大连理工大学学报, 2009, 49(4): 580-586.
- [4] PANG Z Y, LIU D R, JIN N, *et al.* A Monte Carlo particle model associated with neural networks for tracking problem [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems, 2008, 55-1(11): 3421-3429.
- [5] ATHALYE A, BOLIC M, HONG S, *et al.* Architectures and memory schemes for sampling and resampling in particle filters [C]// 2004 IEEE 11th Digital Signal Processing Workshop and the 3rd IEEE Signal Processing Education Workshop. Piscataway: IEEE Press, 2004: 92-96.
- [6] 杨广全, 朱昌明. 基于粒子群优化的模糊核聚类方法[J]. 上海交通大学学报, 2009, 43(6): 935-939.
- [7] 罗涛, 王建中, 陆培源. 融合背景信息的改进粒子滤波跟踪算法[J]. 北京理工大学学报, 2011, 31(5): 562-566.
- [8] DOUCET A, GODSILL S J, ANDRIEU C, *et al.* On sequential Monte Carlo sampling methods for Bayesian filtering [J]. Statistical Computation, 2000, 10(3): 197-208.
- [9] 相入喜, 李见为. 多特征自适应融合的粒子滤波跟踪算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2012, 24(1): 97-103.
- [10] 张苗辉, 李明, 刘先省. 基于粒子滤波的机动目标跟踪改进算法[J]. 系统工程与电子技术, 2008, 30(5): 945-951.
- [11] 胡士强, 敬忠良. 粒子滤波原理及其应用[M]. 北京: 科学出版社, 2010: 58-59.
- [12] 谷雨, 李平, 韩波. 基于分层粒子滤波的地标检测与跟踪[J]. 浙江大学学报: 工学版, 2010, 44(4): 687-691.