

联合 Mean-shift 与粒子滤波器的实时视频目标跟踪算法及实现

王丹玲

(辽东学院 艺术与设计学院,辽宁 丹东 118003)

摘要:粒子滤波器由于摆脱了高斯分布的约束条件,已经成为一种主流的、面向目标的非线性运动跟踪算法,广泛应用于视频压缩与检索、智能视频监控、智能人机交互等领域,其缺点是计算复杂度高、计算量庞大,无法满足实时应用的需求。针对粒子滤波器在计算量、实时性及粒子退化方面存在的问题,提出了将 Mean-shift 算法嵌入粒子滤波器,对重要性采样分布进行优化,以较少的采样粒子实现视频目标跟踪。仿真实验结果显示,联合 Mean-shift 的粒子滤波算法在目标跟踪过程中具有较好的实时性与鲁棒性。

关键词:视频跟踪;粒子滤波器;Mean-shift;Markov Chain Monte Carlo;重采样

中图分类号:TP391.413 **文献标识码:**A **文章编号:**1671-5322(2017)01-0024-04

从统计学的角度,目标跟踪可以看作是一个概率推断问题,即在给定观测值情况下求解目标状态后验概率分布的准确有效表示。对于简单的跟踪问题,目标状态指目标的位置与尺度;对于复杂的跟踪应用(如目标旋转或被遮挡、背景或轮廓复杂、光线发生变化等),目标状态还会包括姿态与旋转角度等。粒子滤波器(Particle Filter, PF)^[1],也称序列重要性采样算法(Sequential Importance Sampling, SIS),是通过蒙特卡罗(Monte Carlo)仿真模拟实现递推贝叶斯(Bayesian)估计,来近似目标状态的概率分布,适用于任何能用状态空间模型表示的非线性/非高斯系统。当采样粒子足够大时,其精度逼近最优估计,因此,该算法广泛应用于目标跟踪、视频压缩、机器人控制等领域^[2-3],但其计算复杂度高、计算量庞大的缺点,限制了实时应用^[4]。

Mean-shift 是一种非参数概率密度估计方法,具有处理目标轻微形变和部分遮挡不敏感、高效模式搜索及加权直方图建模等优点,引起广泛关注。文献[5-6]将 Mean-shift 算法应用于图像滤波、分割和目标跟踪等领域,取得了一些有价值的

研究成果。

本文将 Mean-shift 引入粒子滤波器中,对重要性采样分布进行优化,以期用较少的粒子达到准确预测。针对 Mean-shift 在跟踪过程中产生局部极值收敛问题,用 Markov Chain Monte Carlo 算法替换常规粒子滤波器重采样,以解决局部极值和粒子退化问题。

1 基于统计建模的视频目标跟踪算法

1.1 粒子滤波器

粒子滤波器的本质是将运动目标的跟踪问题抽象为状态向量的估计,可描述为:在给定的一组观测条件下,对目标的状态进行 Bayesian 估计,即通过状态转移模型预测离散时间点的状态向量(先验概率),再利用观测模型更新目标的状态分布(后验概率)。这样,通过新的观测数据 $z_{1:k}$ 来递归计算目标状态在不同时间步的后验概率 $p(x_k | z_{1:k})$,其预测与更新便可获得状态的最优估计。

假设动态系统的参考模型用如下方程描述:

收稿日期:2016-12-25

基金项目:辽宁省自然科学基金(2013020228)

作者简介:王丹玲(1973—),女,辽宁丹东人,副教授,博士,主要研究方向为数字媒体、计算机视觉与高性能计算。

$$\begin{cases} x_k = f_k(x_{k-1}, u_{k-1}) & (\text{动态方程}) \\ z_k = h_k(x_k, v_k) & (\text{观测方程}) \end{cases}$$

预测是计算先验概率 $p(x_k | z_{1:k-1})$ 。若已知 $p(x_0 | z_0) = p(x_0)$, 则状态的预测方程为:

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

更新是计算后验概率 $p(x_k | z_{1:k})$ 。当获得最新的观测向量 Z_k 后, 通过 Bayesian 公式更新先验概率 $p(x_k | z_{1:k-1})$, 得到后验概率密度, 方程为:

$$\begin{aligned} p(x_k | z_{1:k}) &= \frac{p(z_k | x_k) p(x_k)}{p(z_k)} = \\ \frac{p(z_k | x_k) p(x_k | z_{1:k-1})}{p(z_k | z_{1:k-1})} & \quad (z_k \text{ 与 } z_{1:k-1} \text{ 相互独立}) \end{aligned} \quad (2)$$

式中, $p(z_k | z_{1:k-1}) = \int p(z_k | x_k) p(x_k | z_{1:k-1}) dx_k$ 。

利用式(1)与式(2)的迭代计算可以得到后验概率的解析解, 但式(1)的积分很难实现, 因为如要得到上述迭代过程的解析解, 必须对系统模型作出严格的限制, 如噪声是方差已知的加性高斯噪声等, 而这样严格的条件在实际应用中是无法满足的, 所以式(1)与式(2)仅是理论上的解。关于 Bayesian 估计的内容参看文献[4]。

由 Monte Carlo 原理可知, 粒子滤波器^[7]的后验概率密度可利用采样粒子加权求和来近似。当采样足够大时, 粒子滤波逼近于最优 Bayesian 估计。假设用 M 个带有权值的粒子表示 k 时刻运动状态的后验概率密度, 后验概率近似为

$$P(x_{0:k} | z_{1:k}) \approx \sum_{i=1}^M \omega_k^i \delta(x_{0:k} - x_{0:k}^{(i)}) \quad (3)$$

式中, $\omega_k^{(i)} = \omega_{k-1}^{(i)} p(z_k | x_{k-1}^{(i)}) = \omega_{k-1}^{(i)} \int p(z_k | x_k) \times p(x_k | x_{k-1}^{(i)}) dx_k$, 且 $\sum_i \omega_k^i = 1$

上述的 SIS 算法经过迭代后, 大多数粒子的权值变得很小, 即粒子退化, 对求解后验概率几乎不起作用, 可忽略不计。重采样 (Resampling) 是为克服粒子退化而实施的一种策略。带有重采样的 SIS 算法由粒子预测、权值更新、重采样及估计输出组成, 描述如下:

$$\begin{aligned} [\tilde{x}_k^i]_{i=1}^N &= PF[\{x_{k-1}^i, \omega_{k-1}^i\}_{i=1}^N, z_k] \\ \text{for } i &= 0 \text{ to } M-1 \end{aligned}$$

(1) 粒子预测

$$x_k^{(i)} \sim p(x_k | x_{k-1}^{(i)});$$

(2) 权值更新

$$\text{计算重要度权值 } \omega_k^i \propto \omega_{k-1}^i p(z_k | x_k^i)$$

$$\text{权值归一化 } \omega_k^i = \frac{\omega_k^i}{\sum_{i=1}^N \omega_k^i}$$

end

(3) 重采样

均匀采 M 个随机数 $\{\tilde{x}_k^{(i)}\}_{i=0}^{M-1}$

(4) 估计输出

输出一组粒子, 得 $\{x_k^i, \omega_k^i\}_{i=0}^{M-1}$ 到目标当前位置的最大后验估计 $\hat{x}_k$

1.2 嵌入 Mean-shift 的粒子滤波跟踪

将 Mean-shift 嵌入粒子滤波算法进行目标跟踪时, 需要对目标建立动态模型并观测模型, 利用核密度函数对目标模型进行描述, 然后在图像序列中搜索匹配的目标, 再通过计算 Mean-shift 的向量跟踪窗口来最小化距离函数, 从而达到跟踪目的。

目标跟踪过程中, 位置和速度是最重要的 2 个参数。因此, 我们对目标建立动态模型时, 选取这 2 个参数在坐标轴上投影组成状态向量 $\{x_k^i, y_k^i, vx_k^i, vy_k^i\}$, 其中 x_k^i, y_k^i 为目标中心的位置坐标, vx_k^i, vy_k^i 为目标速度坐标。

连续 n 帧中目标的动态方程表示如下:

$$\begin{bmatrix} x_k \\ y_k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_{k-1} \\ y_{k-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} vx_k \\ vy_k \end{bmatrix} + Av_k \quad (4)$$

系统观测粒子的状态, 并将观测值所表示的目标状态与目标的真实状态进行相似度比较, 接近目标真实状态的粒子被赋予较大的权值, 反之则赋予较小的权值。观测值采用目标颜色的核密度估计, 初始位置设置 x_0 , 以此位置为中心的目标特征向量可表示为:

$$q_u = C \sum_{i=1}^n k(\| \frac{x_0 - x_i}{h} \|^2) \delta[b(x_i) - u] \quad (5)$$

第 I 帧第 i 个粒子的位置 $\{x_i^i, y_i^i\}^T$ 对应的目标的特征向量可依据公式(5)得出。利用 Bhattacharyya 系数度量相似程度, 第 i 个粒子对应的候选目标与原目标的相似度为:

$$\rho_i(y) \approx \rho[p(y), q] = \sum_{u=1}^m \sqrt{p_u(y) q_u} \quad (6)$$

相似距离为 $\sqrt{1 - \rho_i(y)}$

由此, 可计算观测值的概率密度函数为:

$$p(z_k | x_k^i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\delta} \exp\left\{-\frac{d_i^2}{2\delta^2}\right\} \quad (7)$$

通过式(5)、式(6)计算每个粒子所对应的目标区域的特征向量及 Bhattacharyya 距离, 再利用

式(7)计算对应观测值的概率密度 $p(z_k | x_k^i)$, 以此对粒子的权值进行更新。

2 实验结果

为了验证嵌入 Mean-shift 的粒子滤波算法的有效性, 分别将其应用于二维非线性跟踪模型 (Bearings-only) 和一段视频序列。实验运行在 i7-4710MQ 2.5GHz 个人计算机、Windows 10 操作系统 MATLAB 7.0 环境。

第 1 个测试是将算法应用于 Bearings-only 角度跟踪问题中, 状态空间模型如下:

$$\begin{cases} x_t = \Phi x_{t-1} + \Gamma w_t & t = 1, \dots, N \\ z_t = \tan^{-1}\left(\frac{z_t}{x_t}\right) + v_t \end{cases}$$

(转移模型)

(观测模型)

式中 $x_t = [x_t, V_{x_t}, y_t, V_{y_t}]^T$ 为状态向量, 初始状态设定为 $x_0 = [-0.05, 0.004, 0.7, -0.055]^T$; w_t, v_t 为零均值高斯噪声, 标准差分别为 0.001 与 0.005; Φ, Γ 为特征矩阵。

图 1 是在采样粒子 100、时间序列 50 条件下, 估计输出的位置 (x, y) 与速度 (V_x, V_y) 分量与真实轨迹的比较结果, 其中线条 1 是真实的运动轨迹, 线条 2 是运动目标的状态估计。

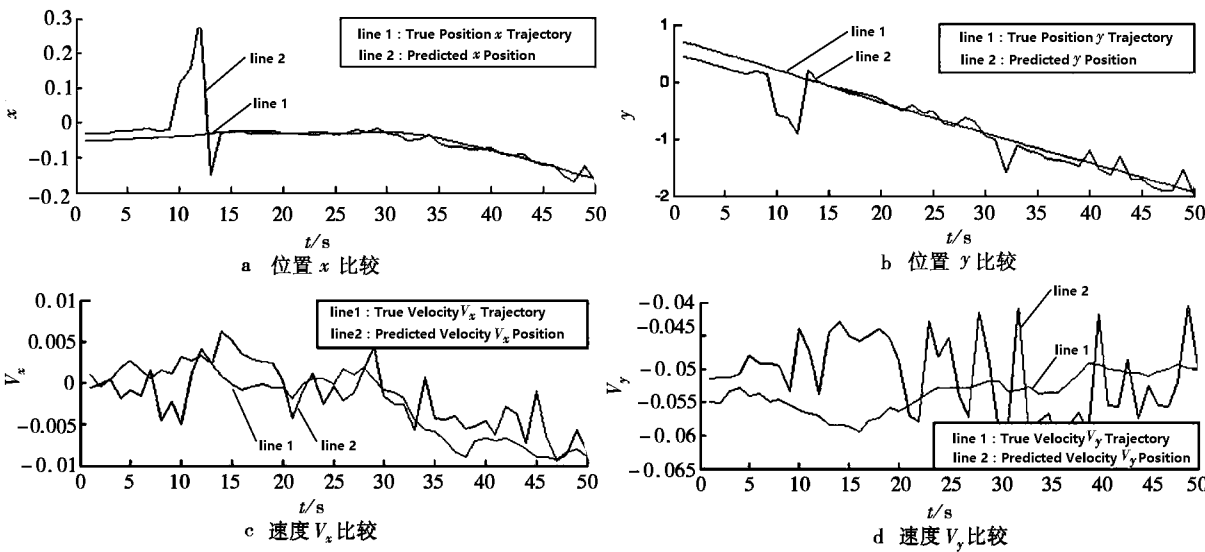


图 1 二维跟踪模型 Bearings-only 位移、速度分量跟踪结果

Fig. 1 Tracking results of displacement and velocity components of 2D tracking model Bearings - only

第 2 个测试是将本文算法应用于 256 级灰度格式、150 帧的视频序列。为了比较跟踪的鲁棒性, 分别采用不同数量的采样粒子测试跟踪结果。其中, 常规粒子滤波器使用 500 个采样粒子, 联合 Mean-shift 和粒子滤波器的视频跟踪算法采用 100 个采样粒子。图 2 给出了视频序列中第 88、101、115 和 141 帧的跟踪效果, 其中, 图 2a 中的框为粒子滤波算法得到的跟踪窗, 图 2b 中的框为嵌入 Mean-shift 的粒子滤波器对边界点进行拟合后的跟踪窗。从实验结果可以看出, 联合 Mean-shift 和粒子滤波器的视频跟踪算法在相同条件下用较少的粒子取得了较好的跟踪效果。

3 结束语

Mean-shift 算法能够处理目标变形、部分遮挡等复杂情形, 其高效的搜索策略, 兼顾了运动目标跟踪应用对实时性和稳健性的需求, 缺点是容易导致局部极值收敛。针对粒子滤波器计算复杂度高、计算量庞大及粒子退化等问题, 本文将 Mean-shift 算法引入常规粒子滤波器, 优化预测概率分布, 提出了联合 Mean-shift 和粒子滤波器的视频跟踪算法, 选用目标颜色作为特征信息匹配, 使用 Markov Chain Monte Carlo 采样函数解决粒子退化。实验结果表明, 联合 mean-shift 和粒子滤波器的视频跟踪算法用约常规粒子滤波器 1/5 的采样粒子实现较好的跟踪效果, 算法的计算时间降低, 满足了跟踪系统的实时性需求。

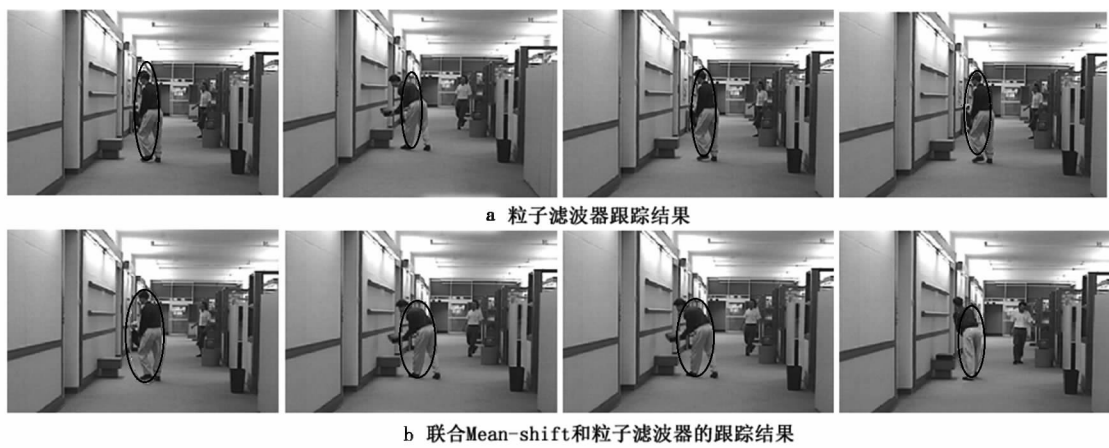


图 2 跟踪算法结果比较

Fig. 2 Comparison of tracking algorithm results

参考文献:

[1] DOUCET A, GODSILL S, ANDRIEU C. On sequential Monte Carlo sampling methods for Bayesian filtering[J]. Statistics and Computing, 2000,10(3):197-208.

[2] GUSTAFSSON F, GUNNARSSON F, BERGMAN N, et al. Particle filters for positioning, navigation, and tracking[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2002,50(2): 425- 435.

[3] HAYKIN S, HUBER K, CHEN Z. Bayesian sequential state estimation for MIMO wireless communications[C]. Proceedings of the IEEE, 2004,92(3):439- 454.

[4] 王丹玲,贾笑捷,王京玲,等. 分布式并行粒子滤波算法结构分析与研究[J]. 计算机工程与设计,2009,30(6):1 444-1 445.

[5] 朱胜利,朱善安. 基于卡尔曼滤波器组的 Mean Shift 模板更新算法[J]. 中国图象图形学报,2007,12(3):460-465.

[6] 彭宁嵩,杨杰,刘志,等. Mean-shift 跟踪算法中核函数窗宽的自动选取[J]. 软件学报,2005,16(9):1 542-1 550.

[7] GORDON N J, SALMOND D J, SMITH A F M. Novel approach es to nonlinear/non-Gaussian Bayesian state estimation [J]. Radar & Sigal Processing Iee Proceedings F, 1993,140(2):107-113.

A Real-time Video Target Tracking Algorithm and Its Implementation Combining Mean-shift and Particle Filter

WANG Danling

(College of Art and Design, Eastern Liaoning University, Dandong Liaoning 118003, China)

Abstract:Due to get rid of the constraint condition of Gauss distribution, particle filter has become a mainstream, target-oriented nonlinear motion tracking algorithm, widely used in video compression and retrieval, intelligent video surveillance, intelligent human-computer interaction and other areas, the drawback is the high computational complexity and huge amount of computation, can not meet the needs of real-time applications. In this paper, the problem of particle filter in computational complexity, real-time and particle degradation is proposed. The Mean-shift algorithm is embedded in the particle filter, and the importance sampling distribution is optimized. Video target tracking is achieved with less sampling particles. The simulation results show that the joint Mean-shift particle filter algorithm has good real-time and robustness in the process of target tracking.

Keywords:video tracking; particle filter; mean-shift; Markov Chain Monte Carlo; resampling

(责任编辑:李华云)