

采用 EM 算法对粒子滤波跟踪算法进行改进

孟勃^{1),2)} 朱明¹⁾

¹⁾(中国科学院长春光学精密机械与物理研究所, 长春 130033) ²⁾(中国科学院研究生院, 北京 100039)

摘要 提出了一种改进粒子滤波跟踪算法 EMPF(expectation-maximization particle filter)。针对传统粒子滤波存在的动态模型的不确定问题,将 EM 算法与粒子滤波算法有效结合,将运动模型的参数作为待估量,采用 EM 算法来确定目标的运动模型参数,从而获得对目标状态的较准确估计。实验结果表明,当目标做复杂的转弯运动时,该算法能够显著地提高对目标运动状态的预测精度。

关键词 目标跟踪 粒子滤波算法 EM 算法 运动模型 转弯机动

中图分类号: TP301.6 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2009)09-1745-05

The Application of EM Algorithm to Improve Particle Filter

MENG Bo^{1),2)}, ZHU Ming¹⁾

¹⁾(Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, Changchun 130033)

²⁾(Graduate School of the Chinese Academy of Sciences, Beijing 100039)

Abstract To deal with the uncertainties of the particle filter of the motion model, an improved particle filter EMPF(expectation-maximization particle filter) is proposed. The target states could be estimated more accurately by combining the EM and the PF algorithms, in which the parameters of the motion model are estimated and later confirmed by the EM algorithm. Thus the target states could be estimated more accurately. And the experiment results show that when the target was turning, the algorithm can improve the estimation of the target's motions dramatically.

Keywords target tracking, particle filter, EM algorithm, motion model, turn maneuver

1 引言

在运动目标跟踪算法的研究中,对于在复杂的背景下对非刚性运动目标进行状态预测是亟待解决的难题,特别是在复杂的环境中的非刚性运动目标的跟踪^[1-6]。粒子滤波通过非参数化的蒙特卡罗模拟方法来实现递推贝叶斯滤波,适用于任何能用状态空间模型表示的非线性系统,以及传统卡尔曼滤波无法表示的非线性系统,精度可以逼近最优估计^[4,7]。粒子滤波方法的使用非常灵活,容易实现,具有并行结构,实用性强。且粒子滤波能够保留对

于目标状态的多假设性,这使得跟踪器在目标被遮挡或者失去跟踪目标后,仍然可以重新跟踪到目标。但在现实世界中,目标的运动轨迹多是任意的、且事先未知的,目标运动模型的不确定性一直是影响跟踪系统性能的重要因素之一,尤其是对于目标做转弯机动时,多会发生跟踪不稳定甚至丢失目标的情况。在这个问题上,现有的粒子滤波算法都没能提出一种切实可行的解决方案,因此,在现有粒子滤波算法的基础上,建立一种既符合目标运动的实际又便于在数学上处理的目标运动模型,使之能够更加智能、鲁棒地应对目标运动发生的各种异常状况譬如转弯运动等,并实现对目标准确、稳定且实时的跟

基金项目:国家高技术研究发展计划(863)项目(2005AA778032)

收稿日期:2007-05-29; 改回日期:2007-10-23

第一作者简介:孟勃(1980~),女,中国科学院长春光学精密机械与物理研究所机械电子工程专业博士研究生。主要研究方向为数字图像的采集与处理、目标跟踪、模式识别、机器视觉。E-mail:mengbo_nannan@163.com

踪,是十分有必要的。

目前,针对模型单一化的问题,近两年来国内外也涌现出了一些解决方法,其中备受关注的一种是交互式多模型粒子滤波算法(IMM-PF):它是基于 IMM(interacting multiple model)算法^[8-9]基础上的,IMM 算法通过马尔可夫转移概率对多模型进行自动切换,能跟踪目标的任意机动。考虑状态的非线性和非高斯性,用 Particle Filter 来代替 IMM 算法中的 Kalman 滤波,用于任意轨迹的目标跟踪。由于 IMM 算法是基于最小均方误差(minimum mean-square error, MMSE)准则的一种次优算法,在 MMSE 准则下,要得到目标状态的最优估计,它的计算量就会随着量测的增长呈指数级增长,再加上粒子滤波本身的计算量也是一个限制算法应用于实际工程的瓶颈问题,这样的话,这种基于 IMM 算法的改进粒子滤波的计算负担就过于繁重,不能很好地满足实时性要求。

EM 算法是一种在不完全数据情况下计算极大似然估计或者后验分布的迭代算法,是一种针对概率模型设计的迭代优化技术。它分为计算期望(E)和极大化(M)两步。Avitzour 首先将 EM 算法应用于目标跟踪领域^[10],提出了一种极大似然的数据关联方法,近年来,由于该算法对机动目标跟踪参数估计的有效性,在解决最大似然估计问题中引起了极大的关注。Ben North 和 Andrew Blake 通过 EM 算法建立动态模型进行轮廓跟踪^[11]。文献[12]应用 EM 算法进行目标模型的更新。西安电子科技大学的乔向东,王宝树等人将 EM 算法应用在杂波环境下的机动目标跟踪中^[13]。

利用 EM 算法进行迭代运算,每次迭代的计算量随着量测的增长只是呈线性增长,最终可以得到 MAP(maximum a posteriori-probability) 准则下的最优估计。它的计算量相对于 IMM 模型要小得多,并且通过文献[13]的描述,其跟踪效果与 IMM 模型近似。

基于以上的分析,本文提出一种新的基于 EM 算法的改进粒子滤波算法(EMPF),对目标建立自适应的运动模型,采用转弯运动模型来描述目标的转弯机动,并将模型的参数作为待估量,用 EM 算法通过观测数据对模型进行参数的最大似然估计,对转弯速率序列进行估计,从而获得对目标运动状态的较精确预测。采用 EM 算法来代替 IMM 模型中系数矩阵的求取,可以在很大程度上减小算法的计算量,使算法能够满足工程对实时性的要求。

2 理论基础

2.1 运动模型的建立

目标的运动模型由如下的方程来描述^[14-15]:

$$x_{k+1} = \psi(v_k)x_k + \omega_k \quad (1)$$

式中, x_k 为 k 时刻目标的运动状态,状态变量为 $x = [x \ y \ \dot{x} \ \dot{y}]'$; v_k 为目标做转弯运动时的转弯速率;

$$\psi(v_k) = \begin{pmatrix} 1 & 0 & \frac{\sin(v_k T)}{v_k} & -\frac{1 - \cos(v_k T)}{v_k} \\ 0 & 1 & \frac{1 - \cos(v_k T)}{v_k} & \frac{\sin(v_k T)}{v_k} \\ 0 & 0 & \cos(v_k T) & -\sin(v_k T) \\ 0 & 0 & \sin(v_k T) & \cos(v_k T) \end{pmatrix} \quad (2)$$

为系统的状态转移矩阵,由 v_k 决定;过程噪声 ω_k 为均值为 0 的高斯白噪声。 T 为采样时间,单位为 s。将转弯速率 v_k 描述为一个马尔可夫链,并且具有 t 个可能的值

$$v_k \in T_t = \{v(1), v(2), \dots, v(t)\}$$

其中 0 元素表示匀速直线运动,且目标多数情况下是做匀速直线运动。假设转弯速率的初始概率 τ_i 和一步转移概率 $\pi_{i,j}$ 均为已知(一般为经验值),分别为

$$\tau_i = p(v_0 = v(i), i = 1, 2, \dots, t) \quad (3)$$

$$\pi_{i,j} = p(v_{k+1} = v(j) | v_k = v(i)) \\ i, j = 1, 2, \dots, t \quad (4)$$

目标的量测方程描述为

$$z_k = H_k x_k + n_k \quad (5)$$

式中, z_k 为对目标的量测值; H_k 为量测矩阵; n_k 为 0 均值的高斯白噪声。

定义量测序列 $Z_{1:K} = \{z_1, z_2, \dots, z_K\}$, 状态序列 $X_{1:K} = \{x_1, x_2, \dots, x_K\}$, 机动序列 $\Psi_{1:K} = \{v_1, v_2, \dots, v_K\}$ 。

2.2 EM 算法

假设量测序列已知,则采取 EM 算法在极大后验概率准则下寻找最优的机动序列,使得后验概率密度函数 $p(\Psi_{1:K} | Z_{1:K})$ 达到最大,然后对状态序列 $X_{1:K}$ 进行更新,以得到更准确的状态估计。

根据 EM 算法,将 $Z_{1:K}$ 当作不完全数据, $X_{1:K}$ 当作缺失数据, $\Psi_{1:K}$ 当作待估量。具体遵循如下步骤

(1) E 步骤

$$\Gamma(\Psi_{1:K} | \Psi_{1:K}^{(h)}) = E_{X_{1:K}} \{ \ln p(X_{1:K}, Z_{1:K}, \Psi_{1:K}) | Z_{1:K}, \Psi_{1:K}^{(h)} \} \quad (6)$$

式中, $\Gamma(\Psi_{1:K} | \Psi_{1:K}^{(h)})$ 为代价函数; $\Psi_{1:K}^{(h)}$ 为算法第 h 次迭代后得到的估计值

(2) M 步骤

$$\Psi_{1:K}^{(h+1)} = \arg \max \Gamma(\Psi_{1:K} | \Psi_{1:K}^{(h)}) \quad (7)$$

给定初始的参数,然后重复上述的步骤直至收敛。

2.3 EMPF (expectation-maximization particle filter) 算法

以目标的颜色特征作为描述目标的模型,建立状态空间,并建立目标的颜色空间。为了方便,在初始图像中,人为地给定包含目标的固定区域,得到模板的颜色分布,并设定粒子集,选取候选区域,得到候选区域的颜色分布,并通过 Bhattacharyya 系数作为两种分布之间的相似度(即匹配度)。计算步骤描述如下:

(1) 粒子初始化:选定粒子集,对目标模型和运动模型设置相应的初始值。这里假定转弯速率的初始概率 τ_i 和一步转移概率 $\pi_{i,j}$ 均为已知;

(2) EM 迭代过程:粒子按照初始的运动模型进行传播,进行 E 步骤与 M 步骤的迭代过程;

(3) 计算权值:依照 Bhattacharyya 系数来确定各粒子的权值;

(4) 更新过程:根据对目标状态的观测值自适应地调整运动模型的参数;

(5) 加权平均:得到对目标运动状态的估计值。

通过在 PF 算法中加入 EM 迭代过程,可以实现对目标模型参数的较有效估计,提高对目标发生转弯运动时的轨迹预测,有效提高了跟踪精度。

3 实验结果

以道路上高速运动的汽车作为跟踪目标,进行了大量的仿真实验,分别采用传统的 PF 算法和提出的 EMPF 算法对转弯目标进行追踪并进行实验数据的分析。如图 1 所示。图 1 是一组汽车序列的跟踪结果比较,该序列包含 281 帧 720×576 大小的图像,采用 40×30 的搜索窗,左边一组图像为传统 PF 算法的对目标的跟踪结果,右边一组图像为 EMPF 算法对目标的跟踪结果。假设汽车在前 59 帧内均做匀速直线运动,初始位置为图像的 $[387, 535]$ 处,则目标的初始状态为 $x_0 = [387 \ 535 \ 4.3 \ -1.6]'$,单位为 pixel 及 pixel/

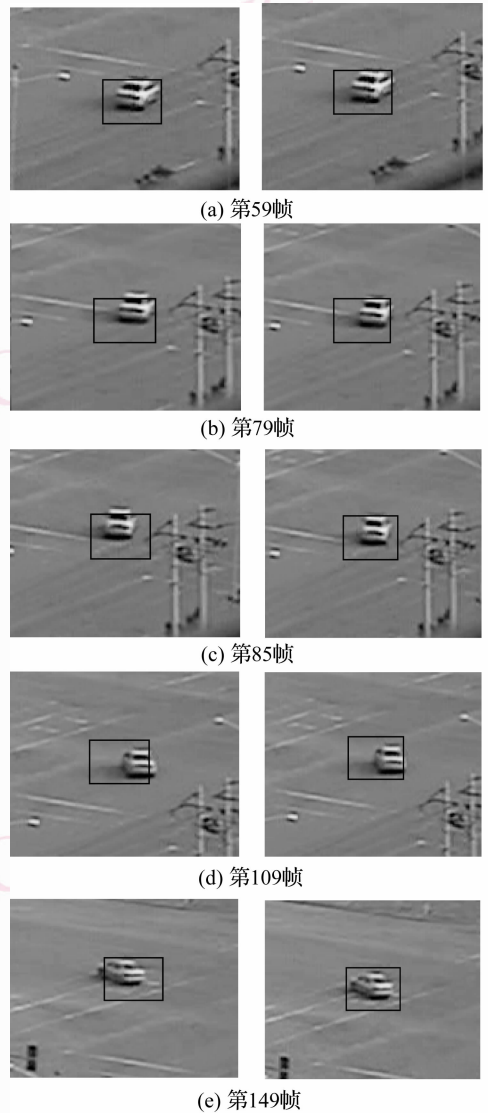


图 1 分别采用 EMPF 算法和传统 PF 算法对转弯车辆进行跟踪的结果比较

Fig. 1 The results comparison of two algorithm

frame。从第 60 帧开始,目标开始做复杂的转弯运动,如图 1 所示,目标在转弯的同时发生了形变等复杂的情况,如果不对目标建立转弯运动模型,正如图 1 左边一组中用传统的 PF 算法跟踪所得到的结果一样,跟踪框慢慢偏离了目标的中心位置,最后的结果就是导致了目标的丢失;而图 1 中右边一组采用 EMPF 算法对目标建立了转弯运动模型,仿真 277 个采样周期 ($T = 40 \text{ ms}$),得到了较准确的目标的转弯速率:

$$v_k = \begin{cases} 0 & \text{rad/s}, 0 \leq k < 48 \\ -0.012 & \text{rad/s}, 49 \leq k < 180 \\ 0 & \text{rad/s}, 180 \leq k < 277 \end{cases}$$

进而可以克服当目标做转弯运动时传统 PF 算法无法准确地估计目标运动模型的缺点,达到了稳定跟踪目标的目的,从图 1 右边图像中可以看到,当目标发生角度较大的转弯时,跟踪框仍然能够很好地附

在目标的位置处,直到目标又重新回到直线运动状态,跟踪效果比较稳定且准确。

图 2 给出了根据 EMPF 算法跟踪目标得到的目标的脱靶量,以及统计出的目标的运动轨迹。

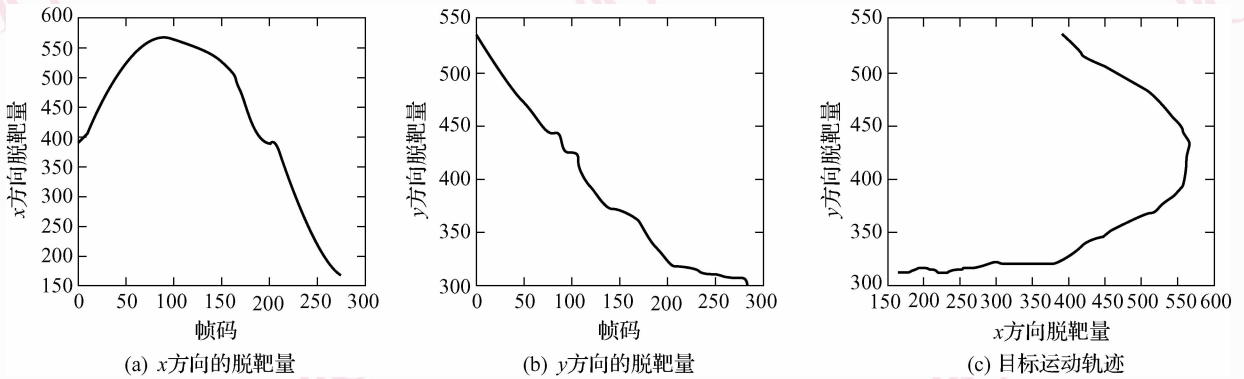


图 2 目标的脱靶量和运动轨迹

Fig. 2 Positions and actual track of object

用粒子的匹配度(即权重)来衡量跟踪效果的好坏,如图 3 所示(其中横坐标表示图像的帧数,纵坐标表示当前帧的粒子权值的期望值),采用 EMPF 算法,粒子的权值比较稳定,说明 EMPF 算法对目标的跟踪较稳定,始终能够保持一定的较高的匹配度;而 PF 算法则跟踪不稳定,尤其是当目标发生转弯机动时(60 帧~180 帧之内),匹配值有所降低。

EM 算法与粒子滤波算法有效结合,将运动模型的参数作为待估量,采用 EM 算法来确定目标的运动模型参数,从而获得对目标状态的较准确估计。试验结果表明,当目标做复杂的转弯运动时,该算法能够显著地提高对目标运动状态的预测精度。

参考文献 (References)

- 1 Bergman N. Recursive Bayesian Estimation [D]. Navigation and Tracking Application, Linkoping University, Sweden, 1999.
- 2 Simon M, Neil G. A tutorial on particle filters for on-line nonlinear/non-gaussian bayesian tracking [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2002, 50(2): 174-188.
- 3 Wang Hong-jian, Li Zhi-min. Real-time measuring system based on vehicle flow video image [J]. Optics and Precision Engineering, 2005, 13(z1): 222-226. [王洪建,李志敏. 基于视频图像的车辆流量实时检测系统 [J]. 光学精密工程, 2005; 13(z1): 222-226.]
- 4 Michael I, Andrew B. ICONDENSATION: Unifying low-level and high-level tracking in a stochastic framework [A]. In: Proceedings of the Fifth European Conference on Computer Vision [C], Berlin, Germany, 1998: 893-908.
- 5 Doucet A. On sequential Monte Carlo methods for Bayesian filtering [M]. UK: Springer Netherlands. Statistics and Computing, 2007: 197-208 Department of Engineering.
- 6 Meng Bo, Zhu Ming. Nonlinear object tracking using particle filter [J]. Optics and Precision Engineering, 2007, 9(15): 1421-1426. [孟勃,朱明. 粒子滤波算法在非线性目标跟踪系统中的应用 [J]. 光学精密工程, 2007, 9(15): 1421-1426.]
- 7 Doucet A, J F G de Freitas, Gordon N J. An Introduction to Sequential Monte Carlo Methods in Sequential Monte Carlo Methods

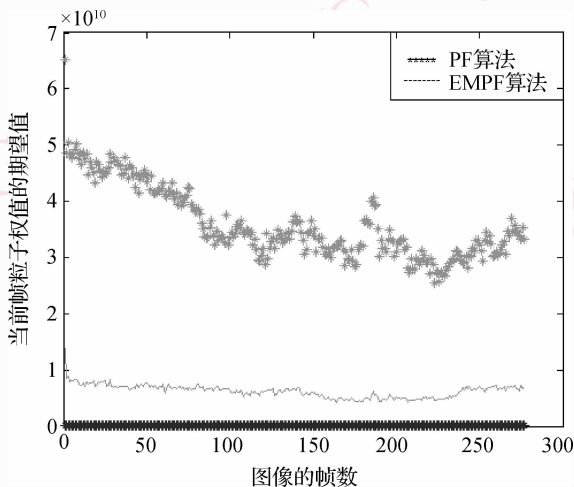


图 3 匹配值比较

Fig. 3 Comparison results of weights

4 结 论

提出了一种改进粒子滤波跟踪算法 EMPF。针对传统粒子滤波存在的动态模型的不确定问题,将

- in Practice[D]. New York, NY, USA: Springer-Verlag, 2001.
- 8 Blom H A P, Shalom Y B. The Interacting multiple model algorithm for system with Markovian switching coefficients [J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 1998, **33**(8):780-783.
 - 9 Mazor E, Averbuch A, Shalom Y B. Interacting multiple model methods in target tracking: A survey [J]. IEEE Transactions on Aerosp. Electron. Systems, 1998, **34**:103-123.
 - 10 Avitzour L. A Bayesian EM algorithm for optimal tracking of a maneuvering target in clutter [J]. Signal Processing, 2002, **82**(3):473-490.
 - 11 North B, Blake A. Learning dynamical models using expectation-maximisation [A]. In: Proceedings of International Conference on Computer Vision[C], Bombay, India, 1998:384-389.
 - 12 Rares A, Reinders M J T. Object tracking by adaptive modeling [J]. IEEE; Image Processing, 2000, **3**:74-77.
 - 13 Qiao Xiang-Dong, Wang Bao-shu. Study of tracking maneuvering targets in clutter based on the EM algorithm [J]. Journal of Xidian University, 2003, **30**(4):514-518. [乔向东, 王宝树. EM 算法在杂波环境下机动目标跟踪中应用研究[J]. 西安电子科技大学学报(自然科学版), 2003, **30**(4):514-518.]
 - 14 Yuan Xiang-hui, Han Cong-zhao. Maneuvering target tracking with coordinated turn motion based on expectation maximization algorithm [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2006, **40**(2):147-151. [元向辉, 韩崇昭. 基于期望极大化算法的转弯机动目标跟踪[J]. 西安交通大学学报, 2006, **40**(2):147-151.]
 - 15 Chen Hao, Tan Jiu-bin. A nonlinear filtering used to track photoelectricity object [J]. Optics and Precision Engineering, 2006, **14**(5):917-921. [陈浩, 谭久彬. 一种用于光电目标跟踪的非线性滤波算法[J]. 光学精密工程, 2006, **14**(5):917-921.]