

# 基于交互式多模型粒子滤波的状态估计方法<sup>\*</sup>

肖阳辉<sup>1,2,3,4</sup>, 史泽林<sup>1,3,4</sup>, 赵永廷<sup>1,2,3,4</sup>

(1 中国科学院沈阳自动化研究所, 沈阳 110016;

2 中国科学院研究生院, 北京 100049;

3 中国科学院光电信息处理重点实验室, 沈阳 110016;

4 辽宁省图像理解与视觉计算重点实验室, 沈阳 110016)

**摘要:**为了提高目标跟踪中状态估计环节的性能,基于交互式多模型粒子滤波的状态估计方法,采用交互式多模型(IMM)描述目标的运动过程,利用粒子滤波算法进行目标状态估计。方法避免了单一运动模型所带来的估计误差,同时克服了卡尔曼跟踪滤波算法的局限性,有效的提升了状态估计精确度。仿真实验证明了该方法在缺乏关于先验知识的情况下,对于不同的运动形式,均取得了较好的自适应性与鲁棒性。

**关键词:**状态估计;粒子滤波;IMM

**中图分类号:**TN957.52 **文献标志码:**A

## A State Estimation Method Based on Interactive Multiple Model Particle Filter

XIAO Yanghui<sup>1,2,3,4</sup>, SHI Zelin<sup>1,3,4</sup>, ZHAO Yongting<sup>1,2,3,4</sup>

(1 Shenyang Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Shenyang 110016, China;

2 Graduate University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China;

3 Key Laboratory of Optical-electronics Information Processing, Chinese Academy of Sciences, Shenyang 110016, China;

4 Liaoning Key Laboratory of Image Understanding and Vision Computation, Shenyang 110016, China)

**Abstract:** In order to improve the state estimation performance which belongs to target tracking, the interactive multiple model particle filter (IMMPF) adopts IMM to describe target movement, and estimate the target state by particle filters. IMMPF can avoid estimation error caused by single motion model. It also overcomes the limitation of Kalman tracking filter. When the priori knowledge is inadequate, IMMPF can estimate target position, velocity and acceleration with appropriate error under different form of exercise. So IMMPF improves adaptability and robustness.

**Keywords:** state estimation; particle filter; IMM

## 0 引言

状态估计是目标跟踪算法的一个非常重要的环节。卡尔曼滤波作为最常用的估计方法,对线性高斯过程可以实现最优估计<sup>[1]</sup>,然而在实际应用中,卡尔曼滤波对非线性非高斯过程的估计性能并不理想。当目标机动性变大时,卡尔曼跟踪滤波框架的估计性能降低。粒子滤波作为一种次优估计框架,当所取粒子数足够大时,可以逼近最优估计结果<sup>[1]</sup>。同时与卡尔曼滤波相比,粒子滤波的优势在于,其对非线性非高斯过程同样可以逼近最优估计。对于状态估计环

节,状态转移矩阵的选择将直接影响估计结果。由于目标运动轨迹形式的多样性和不确定性,单一的跟踪模型很难达到预期的跟踪效果,多模型估计方法具有更高的鲁棒性,文中采用交互式多模型(IMM)<sup>[4]</sup>作为描述运动轨迹的数学模型。

基于交互式多模型粒子滤波(IMMPF)的状态估计方法是在粒子滤波框架之下,结合 IMM 模型提出了一种状态估计方法,估计方法针对性的改进了输出交互的具体运算过程,使得 IMMPF 算法更适合于状态估计。

<sup>\*</sup> 收稿日期:2011-02-26

作者简介:肖阳辉(1968-),男,河南信阳人,研究员,博士研究生,研究方向:模式识别。

## 1 估计方法

### 1.1 贝叶斯估计

贝叶斯估计理论将未知量  $X$  被作为一个随机变量。在没有测量数据的情况下,根据先验知识引入概率密度函数  $p(x)$  用以描述随机变量  $X$  的分布。当获取到与  $X$  相关的测量数据后,依据测量数据对概率密度函数  $p(x)$  的参数进行修正,得到随机变量  $X$  的后验概率密度函数  $p(x|z)$ 。最后基于所得到的后验概率密度函数  $p(x|z)$  估计未知量  $X$  的相关值。

在建立后验概率的过程中,贝叶斯估计理论综合了先验知识和测量数据,因此具有较高的实用性和有效性。贝叶斯统计信号处理方法,一般分为预测和更新两大步骤。

预测过程:

$$P(x_{0,k}|z_{0,k-1}) = \int P(x_{0,k}, x_{0,k-1}|z_{0,k-1}) dx_{0,k-1} = \int P(x_{0,k}|x_{0,k-1})P(x_{0,k-1}|z_{0,k-1}) dx_{0,k-1} \quad (1)$$

更新过程:

$$P(x_{0,k}|z_{0,k}) = P(x_{0,k}|z_k, z_{0,k-1}) = \frac{P(z_k|x_{0,k}, z_{0,k-1})P(x_{0,k}|z_{0,k-1})}{P(z_k|z_{0,k-1})} = \frac{P(z_k|x_{0,k})P(x_{0,k}|z_{0,k-1})}{P(z_k|z_{0,k-1})} \quad (2)$$

其中:  $z_k$  为  $k$  时刻的测量值,  $x_k$  表示  $k$  时刻的未知参量。

### 1.2 粒子滤波算法

粒子滤波是一种基于蒙特卡罗方法和递推贝叶斯估计的统计滤波方法。应用于状态估计中时,根据贝叶斯理论,得到  $k$  时刻目标的状态后验概率分布为  $P(x_{0,k}|z_{1,k})$ , 于是  $k$  时刻的状态期望为:

$$\hat{x}_k = \int xP(x_{0,k}|z_{1,k}) dx \quad (3)$$

通过对概率分布函数  $P(x_{0,k}|z_{1,k})$  的抽样,可以得到离散状态集合  $\{x_{0,k}^i, i=1, \dots, N_s\}$  (其中  $N_s$  表示粒子数), 然后使用蒙特卡罗方法,逼近状态期望的结果。

为进一步介绍粒子滤波算法,引入离散集合  $\{x_{0,k}^i, \omega_k^i\}_{i=1}^{N_s}$ , 描述  $k$  时刻后验概率  $P(x_{0,k}|z_{1,k})$  的分布特性,集合中  $x_k^i$  表示  $k$  时刻的第  $i$  个离散采样值,  $\omega_k^i$  为  $x_k^i$  对应的重要性权值,集合中采样粒子与重要性权值满足以下两个条件:

$$\sum_{k=1}^{N_s} \omega_k^i = 1, P(x_{0,k}|z_{1,k}) \approx \sum_{i=1}^{N_s} \omega_k^i \delta(x - x_k^i) \quad (4)$$

在此基础上,可以离散化式(4),得到:

$$\hat{x}_k \approx \sum_{i=1}^{N_s} \omega_k^i x_k^i \quad (5)$$

为了在离散状态下更合理的逼近实际值,粒子滤波算法引入了重要性密度函数  $q(x_{0,k}|z_{1,k})$ , 所有的粒子集合通过对  $q(x_{0,k}|z_{1,k})$  抽样得到。重要性权值的递推公式变为:

$$\omega_k(x) = \omega_{k-1}(x_{k-1}) \frac{p_k(x_k|x_{k-1})}{q_k(x_k|x_{k-1})} \quad (6)$$

粒子退化是粒子滤波中无法避免的问题,其解决的方法主要是选取合适的重要性密度函数和粒子重采样。针对这两方面粒子滤波领域提出了多种滤波方法。文中采用了 IMM PF 作为状态的估计方法。

### 1.3 基于 IMM PF 的状态估计方法

通常情况下单一运动模型无法真实的描述目标运动的全过程。多模型估计(MME)算法采用一个集合来描述整个目标运动过程,最终结果是多个并行滤波结果的某种组合。其中 IMM 算法是目前为止最为有效的多模型算法之一。

IMM PF 算法融合了 IMM 和粒子滤波算法。首先通过先验概率密度函数得到一组初始粒子,这组粒子经过输入交互后作为各模型的输入,经过粒子滤波和重采样,再进行输出交互输出结果。

基于 IMM PF 的状态估计方法的步骤如下所示,  $\{\pi_{i,j}, i, j=1, 2, \dots, m\}$  为 Markov 模型中转移概率矩阵,  $\{u_{i,k}^n, i=1, 2, \dots, m, n=1, 2, \dots, N_s\}$  为各模型概率矩阵。 $m$  为模型数,  $N_s$  为粒子数。

1) 初始化粒子。轨迹前三个时刻观测值作为初始化粒子的数据,第三个时刻的位移观测值  $z_3$  作为所有粒子的当前位移值,位移差值  $z_3 - z_2$  与观测时间间隔  $T$  的比值作为当前速度值,将前两个时间间隔的速度差值与  $T$  的比值作为当前加速度值。初始化粒子权值为  $\frac{1}{N_s}$ 。

2) 输入交互。对各个模型的相应粒子进行交互。

$$\bar{x}_{j,k|k}^n = \sum_{i=1}^m \hat{x}_{i,k|k}^n u_{i,j,k|k} \quad (7)$$

式中:  $u_{i,j,k|k}^n = \frac{1}{c_j^n} \pi_{ij} u_{i,k}^n, c_j^n = \sum_{i=1}^m \pi_{ij} u_{i,k}^n, i=1, 2, \dots, m, j=1, 2, \dots, m, n=1, 2, \dots, N_s$ 。

3) 针对每一个模型进行粒子滤波,得到第  $k+1$  时刻的粒子集  $\{x_{j,k+1|k+1}^n, \omega_{j,k+1|k+1}^n, n=1, 2, \dots, N_s\}$ 。

4) 输出交互。文中提出一种自适应的交互式输出方式如下表述。

$$x_{j,k+1|k+1} = \sum_{i=1}^m \frac{\omega_{i,k+1|k+1}^i}{\sum_{l=1}^m \omega_{j,k+1|k+1}^l} x_{i,k+1|k+1}^i \quad (8)$$

$$\omega_{j,k+1|k+1} = \sum_{i=1}^m \frac{\omega_{j,k+1|k+1}^i}{\sum_{l=1}^m \omega_{j,k+1|k+1}^l} \omega_{j,k+1|k+1}^i \quad (9)$$

$$x_{k+1} = \sum_{j=1}^{N_s} \omega_{j,k+1|k+1} x_{j,k+1|k+1} \quad (10)$$

## 2 实验结果

为了验证基于 IMM PF 的状态估计方法的有效性,在 MATLAB 平台下做了大量实验进行论证。实验主要对匀速运动轨迹、匀加速运动轨迹和衰减震荡运动轨迹进行实际的测试,试验结果表明基于 IMM PF 的状态估计方法在保证稳定性的前提下,实现了对目标位移、速度以及加速度等物理量的估计。

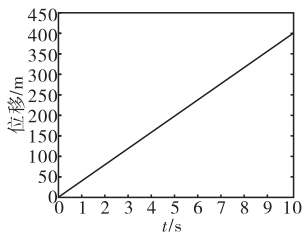


图 1 匀速运动轨迹

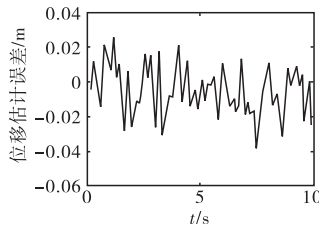


图 2 匀速直线运动  
位移估计误差

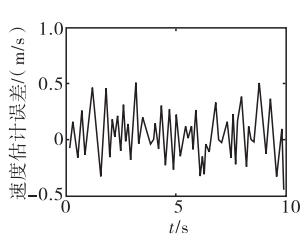


图 3 匀速运动速度估计误差

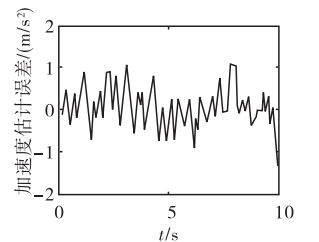


图 4 匀速运动加速度估计误差

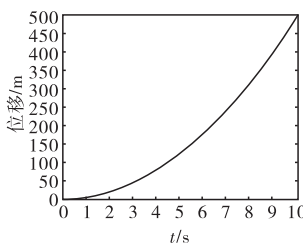


图 5 匀加速运动轨迹

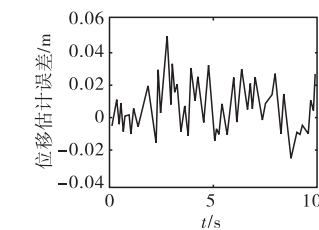


图 6 匀加速直线运动  
位移估计误差

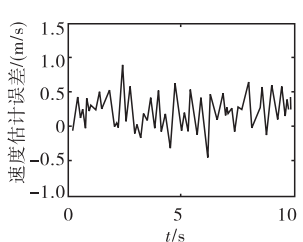


图 7 匀加速运动  
速度估计误差

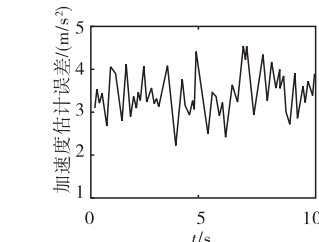


图 8 匀加速运动  
速度估计误差

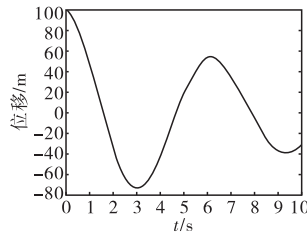


图 9 衰减震荡跟踪轨迹

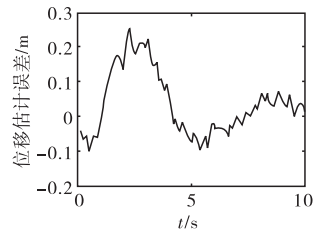


图 10 衰减震荡轨迹的  
位置估计误差

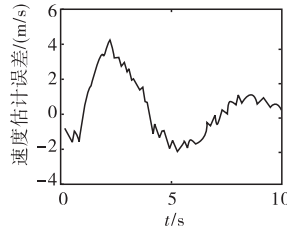


图 11 衰减震荡轨迹的  
速度估计误差

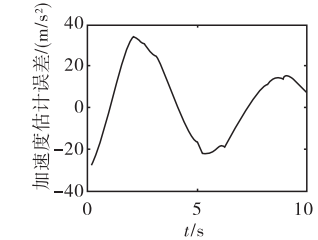


图 12 衰减震荡轨迹的  
加速度估计误差

## 3 结论

通过仿真实验的结果可以得出,基于 IMM PF 的状态估计方法可以实现对不同运动轨迹的状态估计。针对目标估计的特性提出的 IMM PF 输出交互的改进方法被证明是合理的。由于可以在不改变参数的情况下就可以对不同运动形式的轨迹进行跟踪估计,验证了基于 IMM PF 的状态估计方法具有较好的鲁棒性。

### 参考文献:

- [1] Arulampalam M S, Maskell S, Gordon N, et al. A tutorial on particle filters for online nonlinear/non-Gaussian Bayesian tracking[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2002, 50 (2): 174-188.
- [2] LI X R, JILKOV V P. A survey of maneuvering target tracking: Dynamic models[C]//Signal and Data Processing of Small Targets, SPIE Proc, 2000, vol. 4048: 212-235.
- [3] 彭可茂,申功璋,文传源. 机动目标状态估计器算法研究[J]. 北京航空航天大学学报, 2004, 30(3): 276-279.
- [4] Mazor E Averbuch, A Bar-Shalom, Y Dayan J. Interacting multiple model methods in target tracking: A survey [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1998, 34 (1): 103-123.