

·信号与信息处理·

交互式多模型粒子滤波算法及声源跟踪性能分析

牛 康,周城旭,李 平,王冬霞

(辽宁工业大学 电子与信息工程学院,辽宁 锦州 121001)

摘要:交互式多模型粒子滤波是一种融合了交互式多模型和粒子滤波的目标跟踪算法。为了便于对交互式多模型粒子滤波算法在声源跟踪的性能分析,首先阐述了交互式多模型粒子滤波算法的原理;然后对整个算法用到的关键参数进行了分析并对改进算法进行了归纳整理;最后对交互式多模型粒子滤波在声源跟踪当中的应用进行了仿真并指出未来的研究方向。

关键词:交互式多模型;粒子滤波;声源跟踪

中图分类号:TP301.6

文献标识码:A

文章编号:1673-1255(2015)-04-0039-04

Interacting Multiple Model Particle Filter Algorithm and Acoustic Source Tracking Performance Analysis

NIU Kang, ZHOU Cheng-xu, LI Ping, WANG Dong-xia

(School of Electronic and Information Engineering, Liaoning University of Technology, Jinzhou 121001, China)

Abstract: The interacting multiple model particle filter which combined by interacting multiple model and particle filter is applied in tracking maneuvering target. In order to analyze the performances of the interacting multiple model particle filter algorithm in the acoustic source tracking, the principle of the interacting multiple model particle filter algorithm is introduced at first. And then, the key parameters used in the algorithm are analyzed and the improved algorithm is concluded. Finally, the application of interacting multiple model particle filter in acoustic source tracking is simulated and the future research directions are pointed out.

Key words: interacting multiple model; particle filter; acoustic source tracking

在机动目标跟踪领域,交互式多模型(interacting multiple model, IMM)^[1-2]是在第一代多模型算法的基础上引入模型之间的交互而得出的。经典IMM算法采用卡尔曼作为滤波器,而卡尔曼滤波器只能处理线性系统、高斯噪声情况下的跟踪,这就导致IMM算法应用的局限性。因为粒子滤波算法(particle filter, PF)^[3]解决了非线性系统、非高斯噪声情况下的跟踪问题,所以该算法成为近年来IMM研究的热点之一。

粒子滤波是基于蒙特卡罗仿真的递推最优贝叶斯估计。其基本思想是: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进行近似,根据样本均值及其对应的权值计算状态变量的估计值^[4-5]。

为了将IMM算法应用在线性、非高斯的环境下,Boers和Driessen^[6]将IMM与PF结合,构建了交互式多模型粒子滤波(interacting multiple model particle filter, IMMPF)。IMMPF算法在模型的交互和融合方面与原有的IMM算法相同,改进的地方在于滤波器由原来的卡尔曼替换为粒子滤波。相比于IMM算法,IMMPF算法能够在非线性、非高斯的跟踪情况下得到状态输出的最优解。

收稿日期:2015-08-05

基金项目:辽宁省自然科学基金(201302022)

作者简介:牛康(1989-),男,山东济宁人,硕士研究生,研究方向为阵列信号处理及声源定位与跟踪。

1 基本的IMMPF算法

系统的状态转移方程和观测方程可以表示为

$$X(k) = F(X(k-1), m_k) + G(m_k)W(m_k) \quad (1)$$

$$Z(k) = H(X(k)) + V(k) \quad (2)$$

式中, $X(k)$ 表示 k 时刻模型 m_k 的状态向量; F 和 G 分别为状态转移矩阵和过程噪声输入矩阵; W 表示过程噪声。对于不同的模型, 状态转移矩阵 F 、过程噪声输入矩阵 G 以及过程噪声 W 是不相同的。 $Z(k)$ 表示相应的观测向量; H 表示观测矩阵; V 表示观测噪声。

假设系统中模型个数为 M , $m_k = 1, 2, \dots, M$ 。系统模型之间的转移概率由马尔科夫链表示, 即

$$\text{Prob}\{m_k = j | m_{k-1} = i\} = p_{ij}, i, j = 1, 2, \dots, M \quad (3)$$

一般来说, 在整个声源运动过程中 p_{ij} 是恒定不变的。若已知初始状态 $X(0)$, 初始模型概率 $\{\mu_i(0)\}_{i=1}^M$, 以及各个时刻观测值 $Z(k)$, 就可以估计出 k 时刻的状态估计 $X(k)$ 。

假设 $k-1$ 时刻各个模型的模型概率为 $\{\mu_i(k-1)\}_{i=1}^M$, 第 i 个模型在 $k-1$ 时刻的状态估计和相应的协方差分别表示为 $X_i(k-1)$ 和 $P_i(k-1)$ 。交互多模型粒子滤波算法主要分为以下四步。

(1) 输入交互

$k-1$ 时刻模型的交互概率为

$$\mu_{ij} = \frac{p_{ij}\mu_i(k-1)}{c_j} \quad (4)$$

式中, 归一化因子为

$$c_j = \sum_{i=1}^M p_{ij}\mu_i(k-1) \quad (5)$$

交互后模型 j 在 $k-1$ 时刻的输入为

$$X_{j_0}(k-1) = \sum_{i=1}^M X_i(k-1)\mu_{ij}(k-1) \quad (6)$$

交互后模型 j 在 $k-1$ 时刻状态变量的协方差为

$$P_{j_0}(k-1) = \sum_{i=1}^M \mu_{ij}(k-1) \cdot \left\{ P_i(k-1) + [X_i(k-1) - X_{j_0}(k-1)][X_i(k-1) - X_{j_0}(k-1)]^T \right\} \quad (7)$$

(2) 模型匹配滤波

预测 k 时刻粒子状态可表示为

$$\tilde{X}_j'(k) = F_j(\tilde{X}_j'(k-1)) + G_j W_j \quad (8)$$

式中, F_j 为模型 j 的状态转移矩阵; G_j 和 W_j 分别为模型 j 的过程噪声输入矩阵及过程噪声。

预测观测值如下

$$\tilde{Z}_j'(k) = H_j(\tilde{X}_j'(k)) \quad (9)$$

H_j 为模型 j 的观测矩阵。

粒子的残差为 $\delta_j'(k) = Z_j(k) - \tilde{Z}_j'(k)$, 且 $\tilde{\omega}_j'(k) \sim N(\delta_j'(k); 0, R)$

其中, R 是观测噪声的协方差。

归一化后的权值为

$$\omega_j'(k) = \frac{\tilde{\omega}_j'(k)}{\sum_{i=1}^L \tilde{\omega}_i'(k)} \quad (10)$$

k 时刻模型 j 的状态估计为

$$X_j(k) = \sum_{i=1}^L \omega_i'(k) \tilde{X}_i'(k) \quad (11)$$

k 时刻模型 j 协方差估计为

$$P_j(k) = \sum_{i=1}^L \omega_i' [\tilde{X}_i'(k) - X_j(k)][\tilde{X}_i'(k) - X_j(k)]^T \quad (12)$$

(3) 模型概率修正

$$\text{预测观测值的均值: } \bar{Z}_j(k) = \sum_{i=1}^L \omega_i'(k) \tilde{Z}_i'(k) \quad (13)$$

残差协方差为

$$S_j(k) = R + \sum_{i=1}^L \omega_i' [\tilde{Z}_i'(k) - \bar{Z}_j(k)][\tilde{Z}_i'(k) - \bar{Z}_j(k)]^T \quad (14)$$

$$\text{似然函数: } L_j(k) = \sum_{i=1}^L \omega_i'(k) N(\delta_j'(k); 0, S_j(k)) \quad (15)$$

$$\text{模型概率: } \mu_j(k) = \frac{L_j(k)c_j}{\sum_{j=1}^M L_j(k)c_j} \quad (16)$$

(4) 交互输出

$$X(k) = \sum_{j=1}^M X_j(k)\mu_j(k) \quad (17)$$

2 改进的IMMPF算法

为了提高IMMPF算法的跟踪精度、降低算法的运算量, 相关学者从不同的角度对IMMPF进行了改进。改进算法大致可以分为三类:

(1) 基于马尔科夫转移概率的修正

经典的IMMPF或IMM算法一般假设马尔科夫转移概率为固定值且是一阶的。一阶的马尔科夫转移概率容易造成滤波的精度不高。为了提高跟踪的精度, JIAN LAN等^[7]将二阶马尔科夫转移概率引入

到IMMPF算法中,文献通过实验证实采用二阶马尔科夫转移概率的IMMPF算法与原有算法相比,跟踪精度更高。封普文等^[8]为了打破转移概率为固定值的限制,利用后验信息对马尔科夫转移概率矩阵进行修正,提出一种马尔科夫转移概率矩阵在线更新算法。IMMPF算法的模型集是有限的,在跟踪强机动目标时容易出现发散的现象。文献[9]提出一种机动性检测的PTHMM算法。该算法将目标的机动性作为观测量,马尔科夫转移概率矩阵作为隐藏状态,建立隐马尔科夫模型,利用维特比算法计算出模型转移概率权值,进而动态修正转移概率矩阵。

马尔科夫转移概率矩阵是交互式多模型粒子滤波很重要的一个参数,其精确与否将直接决定交互后每个滤波器输入状态变量的精确度,进而影响整个算法的精确度。

(2) 基于模型概率的修正

模型概率作为决定最后输出结果的一个参量,其对最终的输出结果也起着至关重要的作用。模型概率类似于粒子滤波中权值,对并行运算的每个滤波器的输出结果加权融合得到最终的输出结果。对模型概率进行修正也能提高算法的跟踪精度。

在IMMPF算法中,模型概率的计算只是利用了新息和模型概率的预测值,没有利用当前时刻的状态协方差。文献[10]综合利用状态协方差的信息、新息和模型概率的预测值等信息,提出基于模型概率修正的交互式多模型算法。朱军祥^[11]基于模糊推理算法对模型概率进行了修正。修正后的算法将较小的模型概率设置成零,使与当前运动状态匹配程度更高的模型概率变大,进而降低模型之间的竞争,提高跟踪的精度。

(3) 滤波算法的改进

IMMPF算法在解决非线性、非高斯问题时,能够获得最优解。但当目标处于线性运动时,IMMPF算法的跟踪精度要低于IMM算法。文献[12]对滤波部分作了改进,其在滤波部分综合使用了卡尔曼滤波和粒子滤波。当状态方程是线性时滤波器匹配卡尔曼滤波器,当状态方程是非线性模型匹配粒子滤波。虽然粒子滤波在解决非线性、非高斯问题时具有无可比拟的优势。文献[13]为解决粒子滤波退化问题,提出一种改进的残差重抽样算法。算法不再单独取每个粒子的复制次数,而是对粒子权重与总的粒子数的乘积求和后再取整,也就是求得

累积粒子复制次数,最后输出粒子,保证重采样前后粒子数目不变。文献[14]通过改变目标状态方程的似然函数来调整粒子的权值,使得采样粒子更有效。文献[15]将无迹粒子滤波运用到IMM算法。无迹粒子滤波的重要性抽样函数考虑了当前时刻的测量信息,采样得到的粒子更接近真实后验概率密度函数,从而使滤波结果更加精确。

3 IMMPF算法在声源跟踪的仿真结果与分析

声源跟踪实质上是一种非线性滤波,运动模型是影响跟踪效果很重要的一个因素。IMMPF的运动模型可以包含多种运动形式,因此可以跟踪随意运动的目标。声源跟踪作为目标跟踪的一种应用场景,将IMMPF算法应用在声源跟踪当中一方面丰富了声源跟踪的理论,另一方面也拓展了IMMPF算法的应用领域。下文的论述是对IMMPF算法在声源跟踪的应用进行了仿真实验。

3.1 实验仿真环境

实验在一个5 m×4 m×3 m的房间内进行,房间的混响通过IMAGE模型仿真获得。实验中选取房间混响为300 ms,信噪比为30 dB的一段语音信号进行仿真分析。

实验采用匀速、左转弯和右转弯三种模型对声源的运动轨迹进行模拟仿真。实验中观测时间间隔 $T=0.064$ s,初始模型概率均为1/3,模型转移

概率矩阵 $P = \begin{bmatrix} 0.98 & 0.01 & 0.01 \\ 0.01 & 0.98 & 0.01 \\ 0.01 & 0.01 & 0.98 \end{bmatrix}$, 粒子数 $N=200$ 。

匀速模型、左转弯以及右转弯三个模型对应的过程噪声协方差 $Q_1=0.01, Q_2=0.1, Q_3=0.1$, 观测模型噪声协方差 $R=0.01$ 。三种模型初始状态协方差分别为、 $P_1(0)=\text{diag}(10^{-6} \times [400, 100, 400, 100])$ 、 $P_2(0)=\text{diag}(10^{-6} \times [100, 100, 100, 100])$ 、 $P_3(0)=\text{diag}(10^{-6} \times [100, 100, 100, 100])$ 。初始状态设定为 $[0.8; 0.4; 0.2; 0.3]$, 转弯速率为 $1.13^\circ/\text{s}$ 。

运动轨迹:

整个声源运动时间持续100 s,主要经历五个阶段

(1) 0~20 s 匀速直线运动;

(2) 21~45 s 声源以 $1.13^\circ/\text{s}$ 的速率作左转弯

运动;

- (3)46~60 s 目标继续作匀速运动;
- (4)61~85 s 声源以 $1.13^\circ/\text{s}$ 的速率作右转弯运动;
- (5)86~100 s 匀速运动。

3.2 实验仿真结果分析

实验仿真结果如图1所示。由图1可以看出,IMMPF算法在匀速运动阶段能够得到较好的跟踪效果。当声源处于转弯运动时,跟踪结果与真实轨迹稍有偏差。转弯模型是影响跟踪精度的一个很重要的参量,对转弯模型的优化有助于提高跟踪的精度。

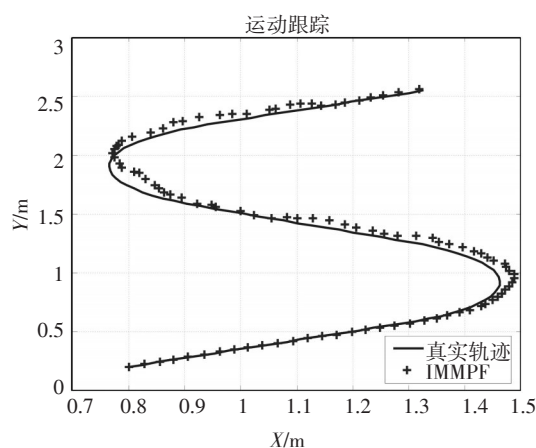


图1 运动跟踪的仿真

4 结论

IMMPF算法融合了IMM和PF各自的优点,在解决非线性、非高斯情况下的状态估计具有明显的优势。与此同时也要看到,IMMPF算法作为最近几年刚被提出的算法,其算法本身还不够成熟,在声源跟踪的应用也只是初步的尝试^[16]。如要完善IMMPF算法在声源跟踪的应用,仍有许多问题亟待解决。

现有的在声源跟踪方面的文献,大都选择匀速、转弯运动等模型集,有限的模型集使得交互式多模型粒子滤波在跟踪高速机动的声源目标时容易出现跟丢的状况。IMMPF算法中粒子滤波较大的计算量,阻碍了交互式多模型应用到需要实时性很强的运动场景。如能解决以上两个问题,既丰富了声源跟踪的理论,又拓展了IMMPF算法的应用领域。

参考文献

- [1] Mazor E, Averbuch A, Bar-shalom Y, et al. Interacting multiple model methods in target tracking: a survey[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1998, 34(1):103-122.
- [2] Blom H A P, Bar-shalom. The interacting multiple model algorithm for systems with markovian switching coefficients[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 1988, 33(8):780-783.
- [3] 蔡卫平,吴镇扬.一种基于粒子滤波的鲁棒声源跟踪方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2010, 24(5):407-413.
- [4] 胡志强,敬忠良.粒子滤波原理及应用[M]. 北京:科学出版社, 2010.
- [5] 胡士强,敬忠良.粒子滤波算法综述[J]. 控制与决策, 2005, 20(4):361-365.
- [6] Boers Y, Driessen J N. Interacting multiple model particle filter[J]. IEEE Proceedings of Radar Sonar navigation, 2003, 150(5):344-349.
- [7] JIAN Lan, RONG LI X, VESSELIN P, et al. Second-order Markov chain based multiple-model algorithm for maneuvering target tracking[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic System, 2013, 49(1):3-17.
- [8] 封普文,黄长强,曹林平,等.马尔可夫矩阵修正IMM跟踪算法[J]. 系统工程与电子技术, 2005, 35(4):2269-2274.
- [9] 杨洋.基于隐马尔科夫模型的交互式多模型跟踪算法的优化研究[D]. 上海:华东理工大学, 2015.
- [10] 刘昌云.雷达机动目标运动模型与跟踪算法研究[D]. 西安:西安电子科技大学, 2014.
- [11] 朱军祥.基于模糊推理的变结构交互多模型的机动目标跟踪算法[D]. 太原:太原理工大学, 2007.
- [12] 刘贵喜,高恩克,范春宇.改进的交互式多模型粒子滤波跟踪算法[J]. 电子与信息学报, 2007, 29(12):2810-2812.
- [13] 吕铁军,蒋宏,梁国威,等.改进的交互式多模型粒子滤波目标跟踪算法[J]. 弹箭与制导学报, 2013, 33(3)
- [14] 焦迎雪.改进的交互多模型粒子滤波算法在机动目标跟踪中的应用[D]. 太原:太原理工大学, 2013.
- [15] Deng X L, Xie J Y, Ni H W. Interacting multiple model algorithm with the unscented particle filter[J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2005, 18(4):366-371.
- [16] 侯代文,殷福亮.基于粒子滤波的交互式多模型跟踪方法[J]. 电子学报, 2010, 38(4):835-840.