

文章编号: 1001-0920(2007)04-0378-06

非线性交互粒子滤波算法

吕娜, 冯祖仁

(西安交通大学 a. 系统工程研究所, b. 机械制造系统工程国家重点实验室, 西安 710049)

摘要: 在非线性和非高斯系统状态估计问题中, 后验概率密度函数的解析形式难以获得, 标准粒子滤波算法采用状态转移概率函数代替后验概率作为重要性采样概率密度函数, 而未考虑当前观测数据的影响. 针对该问题, 首先提出了非线性交互多模型算法, 然后应用该算法产生重要性采样概率密度函数, 设计了新的非线性交互粒子滤波器. 新的概率密度函数融入最新观测数据, 更接近系统状态后验概率. 比较实验表明了所提出算法的有效性.

关键词: 非线性; 交互多模型; 扩展卡尔曼滤波; 粒子滤波; 重要性采样概率密度函数

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A

Nonlinear interacting particle filter algorithm

LV Na, FENG Zu-ren

(a. Systems Engineering Institute, b. State Key Laboratory for Manufacturing Systems Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China. Correspondent: FENG Zu-ren, E-mail: fzr9910@xjtu.edu.cn)

Abstract: In state estimation problem of nonlinear non-Gaussian systems, the analytical form of the posterior density function is hard to gain, so the common particle filter employs state transition density function as importance proposal distribution without considering the latest observation. For the above problem, a nonlinear interacting multiple model method is developed. The method is used to generate the importance density function (importance proposal distribution), based on which a modified particle filter, nonlinear interacting particle filter, is proposed. The new importance proposal distribution takes the latest observation into considerations, which makes it much more close to the posterior density function. Experiments show the effectiveness of the proposed algorithm.

Key words: Nonlinear; Interacting multiple model; Extended Kalman filter; Particle filter; Importance proposal distribution

1 引言

非线性非高斯系统的状态估计问题普遍存在于机动目标跟踪、现代信号处理、图像处理等领域, 众多学者对此问题进行了深入的研究^[1-4]. 扩展卡尔曼滤波(EKF)、无迹卡尔曼滤波(UKF)^[5,6]、粒子滤波、交互多模型算法等是处理该类问题的研究热点, 并且是解决该类问题的有效方法.

扩展卡尔曼滤波最为经典, 并得到了广泛应用. 但在非线性、非高斯条件下, 这种基于模型线性化和高斯假设的滤波方法在估计系统状态及其方差时误差较大, 并有时可能发散. 无迹卡尔曼滤波较扩展卡尔曼滤波能够获得更为精确的结果, 特别是能够对状态方差产生更好的估计, 但是它不适用于一般意义下的非高斯分布系统的状态估计^[4,6]. 交互多模型算法在机动目标跟踪领域获得了最为广泛的应用,

但它所应用的系统模型多为线性模型, 在非线性和非高斯系统集方面的研究还远远不够. 粒子滤波算法是一类算法的统称, 它是由最优贝叶斯滤波和蒙特卡罗方法发展而来的, 包括 CONDENSATION 滤波^[7], bootstrap 滤波^[8], 序列蒙特卡罗方法, 序列重要性采样(SIS)等. 标准粒子滤波器采用状态转移概率函数代替后验概率作为重要性采样概率密度函数, 没有考虑当前观测数据的影响, 引入了较大的权重方差, 同真实的后验概率产生的样本偏差较大. 特别是当观测数据出现在转移概率分布的尾部或似然函数同转移概率分布相比过于集中时(如呈尖峰型), 粒子滤波器可能失败, 而且这种情况在高精度的观测场合是不可避免的. 为了解决这个问题, 文献[3,4]等都在重要性采样函数的选择方面作了一些尝试, 但是[4]中提出的高斯-厄米特滤波器认为系统满足

收稿日期: 2005-12-19; 修回日期: 2006-03-09.

基金项目: 国家自然科学基金项目(60475023); 博士点基金项目(2005698032).

作者简介: 吕娜(1979—), 女, 山东淄博人, 博士生, 从事数据融合、图像跟踪的研究; 冯祖仁(1953—), 男, 西安人, 教授, 博士生导师, 从事机器人控制、机器视觉等研究.

高斯分布,而[3]中的方法则引入了 UPF 本身所存在的问题。

针对上述问题,本文将扩展卡尔曼滤波算法引入到交互多模型算法之中,从而使得交互多模型算法可以采用非线性模型集,提出了非线性交互多模型算法;然后利用非线性交互多模型算法来产生粒子滤波的重要性采样概率密度函数。这样既融合了最新观测值,使得重要性采样函数更加接近系统的后验概率分布,又兼顾了系统的非线性、非高斯特性,是对非线性模型交互算法和粒子滤波算法的有益探索。

2 非线性交互多模型算法

传统的交互多模型算法应用卡尔曼滤波器对所采用的模型集中的各个模型进行滤波,其所采用的模型主要包括常速度模型(CV)、常加速度模型(CA)、转弯模型、“当前”统计模型等,均为线性模型。本文提出的非线性交互多模型算法采用扩展卡尔曼滤波器对模型集进行各自的滤波,因而可以处理非线性模型集。

2.1 交互多模型算法

交互多模型算法(IMM)的精髓在于其对于研究对象运动模型的马尔可夫概率转移矩阵描述、输入状态交互、模型概率的在线更新和对于状态的加权估计。IMM 算法所讨论的系统可用如下所示的状态方程和量测方程来描述:

$$\begin{cases} X(k+1) = (k+1, k) X(k) + G(k) (k), \\ Z(k) = H(k) X(k) + V(k), \end{cases} \quad (1)$$

其中 $(k+1, k)$ 和 $H(k)$ 为状态转移矩阵和量测矩阵。该算法步骤可参见文献[9]。

2.2 扩展卡尔曼滤波

为了解决非线性问题的需要,在卡尔曼滤波算法的基础上提出了扩展卡尔曼滤波。假设所讨论的非线性系统方程如下:

$$\begin{cases} X(k) = f(X(k-1)) + [X(k-1)]W(k-1), \\ Z_k = h(X(k-1)) + V(k). \end{cases} \quad (2)$$

其中: W 为 Gamma 噪声, V 为零均值白噪声,两者相互独立,而且还可取其他一阶 Markov 自相关的有色噪声。

扩展卡尔曼滤波的思想就是围绕滤波值 $X(k)$ 将非线性函数 $f(x)$ 和 $h(x)$ 展开成泰勒级数并略去二阶以上的项,得到非线性系统的线性化近似模型。EKF 最终的方程如下:

$$\begin{cases} \hat{X}(k|k-1) = f(\hat{X}(k-1)), \\ \hat{X}(k) = \hat{X}(k|k-1) + K(k) [Z_k - h(\hat{X}(k|k-1))], \\ K(k) = P(k|k-1) H^T(k) [H(k) \times P(k|k-1) H^T(k) R(k)]^{-1}, \\ P(k|k-1) = (k) P(k-1)^T(k) + [\hat{X}(k-1)] Q(k-1)^T [\hat{X}(k-1)], \\ P(k) = P(k|k-1) - K(k) H(k) P(k|k-1), \\ s(k) = R(k) + H(k) P(k) H^T(k). \end{cases}$$

其中: Q 和 R 分别为状态噪声和量测噪声,

$$H(k) = \frac{\partial h}{\partial X(k)} \Big|_{\hat{X}_{k,k-1}}, \quad (k) = \frac{\partial f}{\partial X(k)} \Big|_{\hat{X}_{k,k-1}}.$$

2.3 非线性交互扩展卡尔曼滤波算法

为了处理状态方程和量测方程均为非线性方程的非线性、非高斯系统,非线性交互扩展卡尔曼滤波采用非线性模型集,应用扩展卡尔曼滤波方法进行滤波。本文采用的非线性系统模型为

$$\begin{cases} X_k = 1 + \sin(0.04k) + 0.5 X_{k-1} + W_{k-1}; \\ Y_k = \begin{cases} 0.2 X_k^2 + V_k, & k \leq 30; \\ 0.5 X_k - 2 + V_k, & k > 30. \end{cases} \end{cases} \quad (3)$$

为了对该非线性系统的状态变量进行估计,本文采用 3 个非线性模型进行交互,分别为

$$\begin{cases} X_k = \sin(0.1k) + 0.5 X_{k-1}, \\ Y_k = 0.5 X_k^2; \end{cases} \quad (4)$$

$$\begin{cases} X_k = \cos(0.04k) + X_{k-1} + 1, \\ Y_k = 0.2 X_k^2 + 0.3 X_k; \end{cases} \quad (5)$$

$$\begin{cases} X_k = \sin(0.06k) + 0.5 X_{k-1} + 2, \\ Y_k = 0.2 X_k^2 + X_k. \end{cases} \quad (6)$$

本文设计的非线性交互扩展卡尔曼滤波算法的主要步骤为:

Step1 确定概率转移矩阵和初始权概率 p , 元素 $p(i, j)$ 为模型由 i 转移到 j 的概率,以下用 p_{ij} 表示; $\mu_i(0)$ 表示在初始时刻研究对象模型为模型 i 的概率。

Step2 输入交互。观测数据用于更新每个模型的状态估计和方差矩阵,然后用假定的模型间的马尔可夫转移概率通过混合过程计算每个模型新的滤波状态和协方差矩阵,可以得到:

预测模型概率为

$$\bar{c}_j = \sum_i p_{ij} \mu_i(k-1), \quad (7)$$

混合概率为

$$\mu_{ij}(k-1|k-1) = (1/\bar{c}_j) p_{ij} \mu_i(k-1). \quad (8)$$

确定状态模型转移概率后,混合过程产生的所有模型新的滤波状态估计和协方差矩阵分别为

$$\hat{X}_{0j}(k-1/k-1) = \hat{X}_i(k-1/k-1) \mu_{ij}(k-1/k-1), \quad (9)$$

$$P_{0j}(k-1/k-1) = \{ P_i(k-1/k-1) + [\hat{X}_i(k-1/k-1) - \hat{X}_{0j}(k-1/k-1)] \times [\hat{X}_i(k-1/k-1) - \hat{X}_{0j}(k-1/k-1)]^T \} \times \mu_{ij}(k-1/k-1). \quad (10)$$

Step3 应用扩展卡尔曼滤波器分别进行模型集中各模型的滤波操作.首先对所有状态模型进行单步预测,有

$$\begin{aligned} \hat{X}_i(k/k-1) &= f(\hat{X}_{0j}(k-1/k-1)), \quad (11) \\ P_j(k/k-1) &= P_{0j}(k-1/k-1) \Gamma_j^T(k-1) + \\ &[\hat{X}_i(k/k-1), k] Q_{k-1}^{-T} [\hat{X}_i(k/k-1)]. \quad (12) \end{aligned}$$

再通过观测数据计算所有状态模型的滤波增益矩阵

$$K_j(k) = P_j(k/k-1) H_j^T(k) [H_j(k) \times P_j(k/k-1) H_j^T(k) + R_j(k)]^{-1}. \quad (13)$$

其中 Q_j 和 R_j 分别是系统状态噪声和量测噪声的协方差矩阵.于是可得到 k 时刻各状态模型的滤波输出和状态协方差矩阵,即

$$\hat{X}_j(k/k) = \hat{X}_j(k/k-1) + K_j(k) [Z_k - h(\hat{X}_j(k/k-1))], \quad (14)$$

$$P_j(k/k) = P_j(k/k-1) - K_j(k) H_j(k) P_j(k/k-1). \quad (15)$$

预测残差为

$$r_j(k) = Z_k - H_j(k) \hat{X}_j(k/k-1). \quad (16)$$

预测残差协方差为

$$s_j(k) = R_j(k) + H_j(k) P_j(k/k-1) H_j^T(k). \quad (17)$$

Step4 更新模型概率. k 时刻每个模型 j 都有一个预测残差 $r_j(k)$ 和其协方差矩阵 $s_j(k)$. 模型 j 的似然函数为

$$j(k) = \frac{\exp[-\frac{1}{2} r_j^T(k) s_j^{-1}(k) r_j(k)]}{(2\pi)^{\frac{m}{2}} |s_j(k)|^{\frac{1}{2}}}, \quad (18)$$

利用贝叶斯准则,可将模型 j 的概率更新为

$$\mu_j(k) = \frac{j(k) p_{ij} \mu_i(k-1)}{\sum_j j(k) p_{ij} \mu_i(k-1)}. \quad (19)$$

Step5 计算加权状态估计.不同状态模型按照概率合并输出得到最终状态估计和误差协方差矩阵,即

$$\begin{aligned} \hat{X}(k/k) &= \sum_j \hat{X}_j(k/k) \mu_j(k), \quad (20) \\ P(k/k) &= \sum_j \{ P_j(k/k) + [\hat{X}(k/k) - \hat{X}_j(k/k)] \times \\ &[\hat{X}_j(k/k) - \hat{X}(k/k)]^T \} \mu_j(k). \quad (21) \end{aligned}$$

3 粒子滤波算法

3.1 最优贝叶斯估计

贝叶斯滤波原理的实质是用所有已知信息来获得系统状态变量的后验概率密度,其中主要包括预测和更新两个步骤:

若概率密度初始值 $p(X_0/Z_0) = p(X_0)$,并假定 $k-1$ 时刻的后验概率密度 $p(X_{k-1}/Z_{k-1})$ 已知,则可通过下式进行预测:

$$p(X_k/Z_{1:k+1}) = \int p(X_k/X_{k-1}) p(X_{k-1}/Z_{1:k-1}) dX_{k-1}. \quad (22)$$

其中状态更新的概率模型由系统的状态方程和 w_{k-1} 的统计特性决定,可按式计算:

$$p(X_k/X_{k-1}) = \int (X_k - f_{k-1}(X_{k-1}, w_{k-1})) p(w_{k-1}) dw_{k-1}. \quad (23)$$

当获得测量值 Z_k 后,通过贝叶斯公式更新先验值,得到后验概率密度

$$p(X_k/Z_{1:k}) = \frac{p(Z_k/X_k) p(X_k/Z_{1:k-1})}{p(Z_k/Z_{1:k-1})}. \quad (24)$$

归一化常量

$$p(Z_k/X_k) p(X_k/Z_{1:k-1}) = \int p(Z_k/X_k) p(X_k/Z_{1:k-1}) dX_k. \quad (25)$$

其中 $p(Z_k/X_k)$ 取决于量测方程和测量噪声的统计特性,可按式计算:

$$p(Z_k/X_k) = \int (Z_k - h_k(X_k, v_k)) p(v_k) dv_k. \quad (26)$$

式(22)~(26)为贝叶斯滤波的基本原理,但式(22)中的积分项仅对某些动态系统能够获得解析解^[10],并且最为重要的一种解决方案是Kalman滤波器^[8].其中假定 f_k 和 h_k 是线性的,而且 w_k 和 v_k 是协方差已知的加性高斯噪声.基于随机采样运算的蒙特卡罗方法可将积分运算转化为有限样本点的求和运算,即可将式(22)的运算转化为有限样本点的概率转移累加过程,这就是蒙特卡罗方法的核心,即标准粒子滤波算法的核心.

3.2 标准粒子滤波算法

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 $p(X_k / Z_k)$ 进行近似,以样本均值代替积分运算,从而获得状态最小方差估计的过程,这些样本即称为粒子.采用数学的语言描述如下:对于平稳的随机过程,假定 $k - 1$ 时刻系统的后验概率密度为 $p(X_{k-1} / Z_{k-1})$,依据重要性采样概率密度函数选取 N 个随机样本点, k 时刻获得测量信息后,经过状态和时间更新过程, N 个粒子的后验概率密度可近似为 $p(X_k / Z_k)$.随着粒子数目的增加,粒子的概率密度函数逐渐逼近状态的概率密度函数,粒子滤波估计即达到了最优贝叶斯估计的效果^[11].其工作过程大致如下^[12]:由先验分布抽取状态空间中一组样本表示被估测量分布,根据观测数据计算每一样本的似然度,并以此作为概率权重;引入重采样,由原样本集抽样出一定数目(常为恒定)的等加权样本作为被估量后验分布的近似,从而留下有希望的样本,如此反复,使样本集逐渐接近真实状态.

重抽样的引入是为了避免粒子集的退化问题.重要性权重的方差随着时间随机递增,使得粒子的权重聚集到少数粒子上,甚至在递归几步之后,可能只有一个粒子有非零权值,结果粒子集无法表达出希望的后验概率分布,这就是粒子集的退化.重采样的方法为:将各个粒子的权重进行累加,得到如图 1 所示的区间,产生一个 $[0-1]$ 均匀分布的随机数,随机数落在哪个区间中则将属于这个区间的粒子复制一个.如果有 N 个粒子,则进行 N 次上述重采样,显然权重大的粒子复制的次数多.重采样后,每个粒子的权重都为 $1/N$,这样就得到了统一权重的粒子集.



图 1 重采样示意

4 非线性交互粒子滤波算法

如上所述,粒子滤波算法来源于贝叶斯采样估计的序贯重要性采样滤波思想,该算法存在两个重要问题:一是粒子集退化问题;二是重要性采样概率密度函数的选择.粒子集退化问题通过重采样以及引入进化算法的思想^[12],得到了一定程度的解决.本文的非线性交互粒子滤波器主要是针对第 2 个问题提出的.这里采用第 2 节所给出的非线性交互多模型算法(即非线性交互扩展卡尔曼滤波算法)来产生重要性采样概率密度函数.因其考虑了最新测量的影响,所以更加接近于系统的后验概率分布函数.

假定 k 时刻的粒子集为 $\{X_k^i, i = 1, 2, \dots, N\}$,其中 N 为粒子数, w_k^i 为各个粒子相应的权重,且 $\sum_{i=1}^N w_k^i = 1$,则有

$$p(X_k / Z_{1:k}) = \prod_{i=1}^N w_k^i (X_{0:k} - X_{0:k}^i), \quad (27)$$

且存在

$$w_k^i = \frac{p(X_{0:k}^i / Z_{1:k})}{q(X_{0:k}^i / Z_{1:k})} \quad (28)$$

其中

$$q(X_{0:k} / Z_{1:k}) = q(X_k / X_{0:k-1}, Z_{1:k}) q(X_{0:k-1} / Z_{1:k-1}) \quad (29)$$

通过 $X_k \sim q(X_k / X_{0:k-1}, Z_{1:k})$ 来更新粒子集,并通过下式:

$$w_k^i = w_{k-1}^i \frac{p(Z_k / X_k^i) p(X_k^i / X_{k-1}^i)}{q(X_k^i / X_{0:k-1}^i, Z_{1:k})} \quad (30)$$

来更新相应的权重. $p(Z_k / X_k^i)$ 为似然值, $p(X_k^i / X_{k-1}^i)$ 为先验概率, $q(X_k^i / X_{0:k-1}^i, Z_{1:k})$ 为重要性采样函数,又称为建议分布.

综上,非线性粒子滤波算法的主要步骤如下:

Step1 初始化.令 $k = 0$, 针对每个粒子 $i = 1, 2, \dots, N$, 令 $X_0^i \sim p(X_0)$, $k = 1$.

Step2 重要性采样.对每个粒子 $i = 1, 2, \dots, N$, 应用非线性交互多模型算法对 $k - 1$ 时刻的样本集 $\{X_{k-1}^i, i = 1, 2, \dots, N\}$ 进行滤波,得到每个粒子的状态和方差估计 $X_{k/k}^i$ 和 $P_{k/k}^i$, 并令重要性采样概率密度函数满足

$q(X_k^i / X_{0:k-1}^i, Z_{1:k}) \sim N(X^i(k/k), P^i(k/k))$, 以此来预测下一时刻的样本集 $\{X_k^i, i = 1, 2, \dots, N\}$, 然后根据式(30)更新每个粒子的权重,并按下式:

$$\bar{w}_k^i = w_k^i / \sum_{i=1}^N w_k^i \quad (31)$$

对其进行归一化处理.

Step3 重采样.根据权重从粒子集 $\{X_k^i, i = 1, 2, \dots, N\}$ 中重新采样 N 个粒子 $\{X_k^i, i = 1, 2, \dots, N\}$, 保留或复制具有较大重要性权值的粒子,消除具有较小重要性权值的粒子.经过重抽样,把原来不等权重的样本集 $\{\bar{X}_k^i, \bar{w}_k^i\}, i = 1, 2, \dots, N$, 映射为等权重样本集 $\{X_k^i, 1/N\}, i = 1, 2, \dots, N$, 从而后验分布如下式所示:

$$\hat{p}(X_k / Z_{1:k}) = \prod_{i=1}^N (X_k - X_k^i) \quad (32)$$

从而,系统的状态估计为

$$\hat{X}_k = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_k^i \quad (33)$$

然后,根据新的粒子集,保留其相应的状态变量、状

态变量协方差矩阵和模型概率,从而为下一步的非线性交互多模型滤波做好准备。

5 实验结果分析

5.1 非线性交互多模型实验

本文首先提出了一种非线性交互多模型算法,然后将该算法用于产生重要性概率密度函数,即粒子滤波算法的建议分布,因而实验验证了文中的非线性交互多模型算法(即非线性交互 EKF 算法)的有效性。这里采用式(3)来产生信号和观测值,采用式(4)~(6)给出的3个非线性模型作为非线性交互 EKF 算法(图2中简记为交互 EKF 估计)的模型集。对 EKF、标准粒子滤波算法和非线性交互 EKF 算法分别进行了100次蒙特卡罗仿真实验,图2给出了某单次实验的仿真结果。

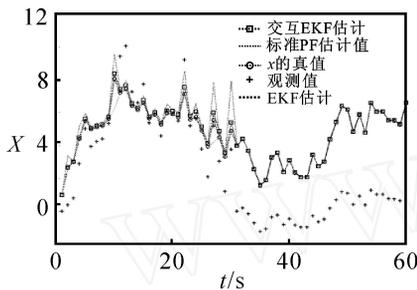


图2 非线性交互多模型算法实验系统状态估计

由图2可见,非线性交互 EKF 算法很好地吻合了系统状态的真实值,效果明显好于单模型的扩展卡尔曼滤波。从理论上讲,利用交互多模型算法的核心思想,即通过多个模型的交互可以更好地近似系统的真实系统模型,以更高的精度来完成系统的状态估计,实验结果验证了该理论推断。而且,本文中非线性交互多模型算法的估计精度也要略高于标准粒子滤波器的估计精度。

5.2 非线性交互粒子滤波器实验

实验依然采用式(3)来产生信号和观测值,其初始分布 $p(X_0) \sim N(0, 3/4)$, 过程噪声 $W \sim \text{Gamma}(2, 3)$, 方差为 $3/4$, 观测噪声 $V \sim N(0, 0.1 \times 10^{-5})$ 。采用式(4)~(6)所给出的非线性模型作为非线性交互扩展卡尔曼滤波算法的3个交互模型,粒子数取为 $N = 200$ 。分别用标准粒子滤波、扩展卡尔曼滤波、本文提出的非线性交互粒子滤波(图3中简记为“交互 EKF 粒子滤波”)、无迹卡尔曼滤波进行100次蒙特卡罗仿真实验。图3给出了PF、EKF和本文算法的均方误差 MSE,其中单次实验的均方误差按下式:

$$\text{MSE} = \left[\frac{1}{T} \sum_{k=1}^T (X_k - \hat{X}_k)^2 \right]^{1/2} \quad (34)$$

进行计算。其中 T 代表观测时间,实验中取 $T = 60$ 。

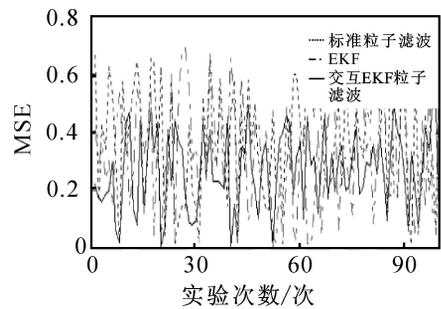


图3 均方误差曲线

表1给出了100次实验的均方误差均值与方差,图4给出了某单次实验的状态估计曲线。

表1 均方误差的均值与方差

算法	均方误差均值	均方误差方差
标准粒子滤波	0.393 8	0.039 384
EKF	0.420 3	0.023 539
UKF	0.236 4	0.010 489
非线性交互 EKF 粒子滤波	0.176 4	0.009 489

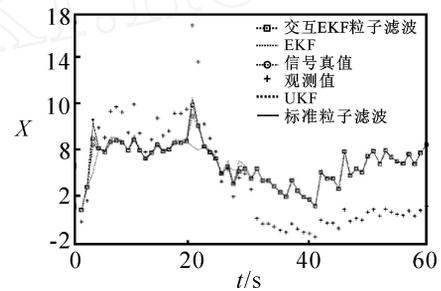


图4 非线性粒子滤波器实验系统状态估计

由上述实验结果可见,在非线性和非高斯的系统状态估计问题中,标准粒子滤波与 EKF 在状态估计的精度方面效果相近,UKF 更高,本文算法最高。非线性交互 EKF 算法通过采用多模型交互的技术,可以更好地近似系统实际的物理模型,因而由它产生的重要性采样概率密度函数更加接近于系统后验概率分布函数。特别是在似然函数呈尖峰型或者位于状态转移概率密度分布函数尾部,采用状态转移概率密度函数作为重要性采样概率密度函数偏差增大时,本文算法更加有效。

6 结 语

首先,本文所提出的非线性交互多模型算法进一步拓展了交互多模型算法的适用范围,将非线性模型集引入到交互多模型算法中,通过多个非线性模型的交互,使得所采用的状态模型和观测模型都更加接近于系统的真实模型,在一定程度上弥补了扩展卡尔曼滤波算法由于略去泰勒展开的二次项而引起的模型失真。实验也表明,非线性交互 EKF 算法要明显优于标准 EKF 算法。

其次,粒子滤波在非线性和非高斯系统的状态估

计问题中能够取得较好的效果. 但当似然函数呈尖峰型或者位于状态转移概率密度分布函数的尾部时, 由状态转移概率密度函数来充当重要性采样概率密度函数, 与系统的后验概率密度偏差较大, 导致标准粒子滤波器的性能无法保障. 本文采用新的非线性交互多模型算法来产生重要性采样概率密度函数, 既考虑了最新观测量的影响, 又更接近于实际的系统模型, 使得重要性采样概率密度函数更加接近于真实的后验概率分布, 提高了粒子滤波器的估计精度. 实验结果表明了本文算法的有效性.

参考文献 (References)

- [1] De Freitas N. Rao-Blackwellised particle filtering for fault diagnosis [C]. IEEE Aerospace Conf Proc. Montana: IEEE, 2002: 1767-1772.
- [2] 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.
(Hu S Q, Jing Z L. Overview of particle filter algorithm [J]. Control and Decision, 2005, 20(4): 361-365.)
- [3] 袁泽剑, 郑南宁, 贾新春. 高斯-厄米特粒子滤波器[J]. 电子学报, 2003, 31(7): 970-973.
(Yuan Z J, Zheng N N, Jia X C. The Gauss-Hermite particle filter[J]. Acta Electronica Sinica, 2003, 31(7): 970-973.)
- [4] Rudolph van der Merwe, Arnaud Doucet. The unscented particle filter [R]. Cambridge: Cambridge University, 2000.
- [5] Simon J Julier. A new extension of the Kalman filter to nonlinear systems[C]. Proc of AeroSense: The 11th Int Symposium on Aerospace/Defense Sensing, Simulation and Controls. Florida, 1997: 182-193.
- [6] Simon J Julier. The scaled unscented transformation [C]. Proc of the American Control Conf. Alaska: IEEE, 2002: 4555-4559.
- [7] Isard Michael, Blake Andrew. Condensation-conditional density propagation for visual tracking [J]. Int J Computer Vision, 1998, 29(1): 5-28.
- [8] Gordon N J, Salmond D J, Smith A F M. Novel approach to nonlinear/non-Gaussian Bayesian state estimation[J]. Proc of Institute Electric Engineering, 1993, 140(2): 107-113.
- [9] Doucet A, Gordon N. Sequential monte carlo methods in practice[M]. New York: Springer-Verlag, 2001.
- [10] 莫以为, 萧德云. 进化粒子滤波算法及其应用[J]. 控制理论与应用, 2005, 22(2): 269-272.
(Mo Y W, Xiao D Y. Evolutionary particle filter and its application[J]. Control Theory and Applications, 2005, 22(2): 269-272.)
- [11] Haykin S Kalman. Filtering and neural networks[M]. New York: John Wiley and Sons, 2001.
- [12] Bar-Shalom Y, Li X R. Multitargets multisensor tracking: Principle and techniques [M]. Stors, CT: YBS Publishing, 1995.
- [8] Zhao J, Dimirovski G M. Quadratic stability of a class of switched nonlinear systems [J]. IEEE Trans on Automatic Control, 2004, 49(4): 574-578.
- [9] Daafouz J, Riedinger P, Iung C. Stability analysis and control synthesis for switched systems: A switched Lyapunov function approach [J]. IEEE Trans on Automatic Control, 2002, 47(11): 1883-1887.
- [10] 宋政一, 赵军. 线性离散切换系统 H 问题可解的充分条件[J]. 东北大学学报, 2005, 26(1): 9-12.
(Song Z Y, Zhao J. A sufficient condition for stability with H performance for linear discrete-time switched systems[J]. J of Northeastern University, 2005, 26(1): 9-12.)
- [11] Zhai G S, Hu B, Yasuda K, et al. Disturbance attenuation properties of time-controlled switched systems[J]. J of the Franklin Institute, 2001, 338(7): 765-779.
- [12] Xie D M, Wang L, Hao F, et al. LMI approach to L_2 -gain analysis and control synthesis of uncertain switched systems[J]. IEE Proc Control Theory and Applications, 2004, 151(1): 21-28.

(上接第 377 页)