

基于代价参考的粒子滤波算法研究

姚宇青,何通能*,陈佩军

(浙江工业大学 信息工程学院,浙江 杭州 310023)

摘要:针对非线性模型滤波问题,分别研究了代价参考粒子滤波器和标准粒子滤波器。分析了两者在算法结构和算法思路中的相同点和不同点,并利用 Matlab 工具分析和比较了在同一单变量非静态增长模型下两者的滤波效果。研究结果表明基于数理统计的滤波方法在解决非线性问题中优于基于概率统计的滤波方法。

关键词:非线性问题;粒子滤波;代价参考函数

中图分类号: TP14

文献标志码:A

文章编号:1001-4551(2011)10-1250-03

Research on particle filter algorithms based on cost reference

YAO Yu-qing, HE Tong-neng, CHEN Pei-jun

(College of Information Engineering, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310023, China)

Abstract:In connection with the problem on non-linear model filter, cost-reference particle filtering and standard articles filtering were researched respectively. The differences and similarities between algorithm structure and algorithm were analyzed. The effects of the two filter in the same single-variable non-static growth model were analyzed and compared by Matlab. The research results indicate that the filter based on the mathematical statistic is better than the filter based on the probability statistics for solving the non-linear problem.

Key words:non-linear problem; particle filter; reference costs function

0 引 言

近年来发展迅速的粒子滤波是一种基于蒙特卡洛思想的非线性、非高斯系统滤波方法,它通过预测和更新来自于系统概率密度函数的采样值,来近似非线性系统的贝叶斯估计。粒子滤波融合了现代信号与信息处理理论和概率统计模拟理论^[1-3]。目前,粒子滤波算法在国外发展很快,并取得了许多研究成果,国内学者也开始积极探索粒子滤波的各种算法,并成功应用到目标跟踪、故障检测、语音识别等领域^[4-6]。

本研究主要探讨基于代价参考的粒子滤波算法。

1 标准粒子滤波

1.1 系统动态模型

模型如下:

$$\begin{aligned} x_t &= f_x(x_{t-1}) + u_t, t = 1, 2, \dots \\ y_t &= f_y(x_t) + v_t, t = 1, 2, \dots \end{aligned} \quad (1)$$

式中: $x_t \in \mathbf{R}^{L_x}$ —在时刻 t 的系统状态; $f_x: \mathbf{R}^{L_x} \rightarrow I_x \subseteq \mathbf{R}^{L_x}$ —系统的状态传递函数; $u_t \in \mathbf{R}^{L_x}$ —在时刻 t 的状态扰动或者系统噪声; $y_t \in \mathbf{R}^{L_y}$ —在时刻 t 依据系统状态所获得的观测向量; $f_y: \mathbf{R}^{L_x} \rightarrow I_y \subseteq \mathbf{R}^{L_y}$ —系统的观测函数; $v_t \in \mathbf{R}^{L_y}$ —在时刻 t 的观测噪声,它与系统噪声相互独立。

利用模型(1)来描述一个实际的时变系统,对分析、研究该系统状态变化情况非常重要。本研究用系统方程来描述状态随时间演变的过程,而用测量方程来描述与状态有关的噪声变量。在实际系统中,系统的状态往往不能直接测量出来,建立模型的目的是从观测序列 $Y_{1:t} = \{y_0, \dots, y_t\}$ 中获得状态序列 $X_{1:t} = \{x_0, \dots, x_t\}$ 。根据状态序列,便能够对系统进行控制。

收稿日期:2011-04-02

作者简介:姚宇青(1986-),男,浙江嘉善人,主要从事无线传感器网络开发利用方面的研究. E-mail: qingyu121@hotmail.com

通信联系人:何通能,男,副教授,硕士生导师. E-mail: htn@zjut.edu.cn

1.2 标准粒子滤波

粒子滤波是一种基于蒙特卡罗方法和递推贝叶斯的统计方法,基本思想是:首先依据系统状态向量的经验条件分布 $p(x_0)$, 在状态空间产生一组随机样本的集合(粒子), 然后根据测量值不断调整粒子的权重和位置, 通过调整后的粒子信息修正最初的经验条件分布。其本质是用由粒子及其权重组成的集合近似相关的概率分布, 并根据贝叶斯原理递推分析概率分布情况。

标准粒子滤波算法简单归纳如下:

(1) 初始化。由先验概率 $p(x_0)$ 产生粒子集 $\{x_0^{(i)}\}_{i=1}^N$, 所有粒子的权值为 $1/N$ 。

(2) 更新。在 k 时刻, 更新粒子权值, $w_k^i = w_{k-1}^i p(y_k | x_k^i) = w_{k-1}^i p_e(y_k - f_y(x_k^i))$, $i = 1, 2, \dots, N_s$, 归一化权值 $\omega_k^i = \omega_{k-1}^i / \sum_{j=1}^N \omega_{k-1}^j$, 则可得 k 时刻未知参数 x 的最小均方估计为 $\hat{x}_k \approx \sum_{i=1}^N \omega_k^i x_k^i$ 。

(3) 重采样。计算有效抽样尺度 N_{eff} , 当有效抽样尺度小于门限时, 进行重抽样, 否则不进行采样。得到新的粒子, 设置为 $\{x_{0,k}^{i*}\}_{i=1}^N$, 权值为 $1/N$ 。

(4) 预测。利用状态方程 f_x 预测未知参数 x_{k+1}^i 。

(5) 时刻 $k = k + 1$, 转到第(2)步。

1.3 算法仿真

本研究选取单变量非静态增长模型, 仿真对象的状态模型和测量模型如下:

$$\begin{aligned}
 x(t) &= 0.5x(t-1) + \frac{25x(t-1)}{1+x(t-1)^2} + \\
 &8\cos[1.2(t-1)] + w(t) \\
 y(t) &= \frac{x(t)^2}{20} + v(t)
 \end{aligned} \tag{2}$$

式中: $w(t)$, $v(t)$ 一零均值高斯噪声。

该系统是高度非线性系统, 似然函数呈现双峰, 用传统滤波方法来解决十分困难。为说明这个问题, 这里采用标准粒子滤波和扩展马尔科夫算法来进行比较, 标准粒子滤波的粒子数为 100, 仿真步长为 50, 系统噪声和测量噪声均服从高斯分布 $w(t), v(t) \sim N(0, 1)$, 初始化的先验概率服从 $p(x_0) \sim N(0.1, 2)$ 。

仿真效果图如图 1、图 2 所示。

比较两幅图, 扩展马尔科夫算法的滤波效果没有标准粒子滤波的效果好。尤其在步数为 20~38 之间, 扩展 Kalman 滤波没能跟随轨迹点。

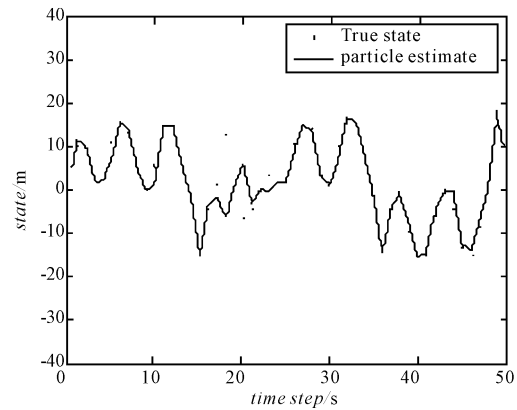


图 1 标准粒子滤波的效果

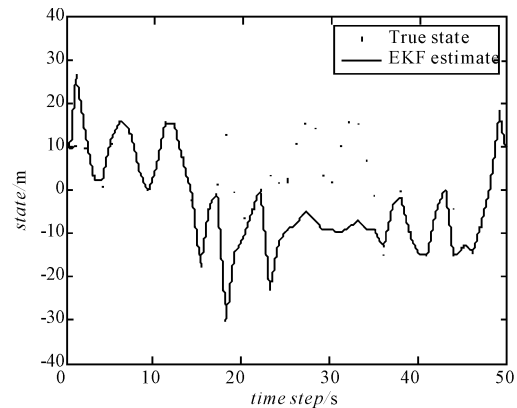


图 2 扩展 Kalman 滤波效果

然而, 标准粒子滤波由于本身固有的缺点, 使得滤波在某些位置的滤波效果不尽人意。因为经过数次迭代后, 粒子的权重集中到少数粒子上, 甚至只有一个粒子有非零权值, 这样, 粒子集无法表达实际的后验概率分布, 即出现粒子退化问题。为此本研究引入了重要密度函数和重采样技术。

重要性函数和重采样方法成为粒子滤波算法中的核心问题, 针对以上问题, 人们提出了很多改进的算法, 比如基于神经网络的粒子滤波算法 (NNWA-PF), 改进的遗传粒子滤波算法 (GPF), 免重采样粒子滤波, 代价参考粒子滤波。

2 代价参考粒子滤波

2.1 代价参考函数介绍

代价参考函数的引入, 能够动态地衡量状态滤波估计的质量, 成为评价最优状态的有效手段。当代价函数值较高, 说明状态估计与实际值相差较大; 相反, 如果代价函数值小, 说明状态估计接近实际值。代价参考函数如下:

$$C_{k+1}^{(i)} = \lambda C_k^{(i)} + \Delta C(x_{k+1}^{(i)} | y_{k+1}) \tag{3}$$

与标准粒子滤波相比, CRPF 从目标函数 $\|y_{k+1} - f_y(x_{k+1}^{(i)})\|^q$ 出发求解最优状态, 并结合粒子滤波算法体系, 即蒙特卡罗思想, 利用粒子集构造一个方差自适应的高斯分布, 以获得最优状态值。

2.2 算法步骤

算法步骤如下:

(1) 初始化权重粒子集:

提取 M 个粒子 $x_0^i \sim U(I_{x_0})$, 其中 $U(I_{x_0})$ 是均匀分布, 并指定它们的代价为 0, 则初始化权重粒子集为 $\Xi_0 = \{x_0^i, C_0^i\}_{i=1}^M$, 其中 $C_0^i = 0$ 。

(2) 选择在 $t+1$ 时刻的最佳轨迹:

根据粒子代价值赋予不同的权值:

① 对所有粒子计算风险值: $R_{t+1}^i = \lambda C_t^i + R(x_t^i | y_{t+1})$ 。

其中:

$R(x_t^i | y_{t+1}) = \|y_{t+1} - f_y(f_x(x_t^{(i)}))\|^q$, $q = 1$ 或者 $q = 2$ 。

② 根据粒子风险对粒子进行重采样, 设概率质量函数为 π , $\hat{\pi}_{t+1}^{(i)} \sim \mu(R_{t+1}^{(i)})$, $\mu: R \rightarrow [0, +\infty)$, 它服从下面的表达式:

即选取:

$$\hat{\pi}_{t+1}^{(i)} = \frac{(R_{t+1}^{(i)})^{-1}}{\sum_{i=1}^M (R_{t+1}^{(i)})^{-1}}$$

或者:

$$\hat{\pi}_{t+1}^{(i)} = \frac{(R_{t+1}^{(i)} - \min_{j \in [1, \dots, M]} R_{t+1}^{(j)} + \delta)^{-1}}{\sum_{i=1}^M (R_{t+1}^{(i)} - \min_{j \in [1, \dots, M]} R_{t+1}^{(j)} + \delta)^{-1}}, \quad 0 < \delta$$

$< 1, \beta > 1$

可以通过减小 δ 或者增大 β 来提高对于低代价粒子的分辨率。本研究根据概率质量函数 $\hat{\pi}_{t+1}^{(i)}$, 重采样 $\{x_t^{(i)}\}_{i=1}^M$ 的轨迹, 得到一个中间的权重粒子集, 选择有 $\hat{\pi}_{t+1}^{(k)}$ 权重的 $x_t^{(k)}$, 使得 $\hat{x}_t^{(i)} = x_t^{(k)}$, 于是可以构成粒子集 $\hat{\Xi}_t = \{\hat{x}_t^{(i)}, \hat{C}_t^{(i)}\}_{i=1}^M$ (其中, $\hat{C}_t^{(i)} = C_t^{(k)}$), 简单的说, $\hat{\pi}_{t+1}^{(k)}$ 是中间粒子集中概率质量函数最大的一个, 将其粒子和代价值进行重采样。

(3) $t+1$ 时刻粒子的随机传播:

本研究选择正态分布函数作为条件概率密度函数 $p_{t+1}(x_{t+1} | x_t)$, 并利用自适应方差方法, 构建新的粒子集合。首先满足 $x_{k+1}(i) \sim N(f_x(x_k^{(i)}, \sigma_k^{(i)} I_{L_x}))$ (L_x 为系统状态维数), 方差跟随粒子的分布情况, 动态的形成正态分布的方差, 这样的分布具有较好的鲁棒性:

$$\sigma_t^{(i)} = (t-1)\sigma_{t-1}^{(i)}/t + \|x_t^{(i)} - f_x(\hat{x}_{t-1}^{(i)})\|^2/tL_x \quad (4)$$

形成新的粒子集合 $\{x_{k+1}^{(i)}\}_{i=1}^N$; 然后根据式(3)的递归形式, 得到每个粒子的更新代价函数为 $C_{t+1}^{(i)}$, $\Delta C_{t+1}^{(i)} = \|y_t - f_y(x_t^{(i)})\|^2$, 于是得到最后的粒子集, $\Xi_{t+1} = \{x_{t+1}^{(i)}, C_{t+1}^{(i)}\}_{i=1}^M$ 。

(4) 估计 $t+1$ 时刻的系统状态, 选择最优的轨迹。

根据 $\hat{\pi}_{t+1}^{(i)} \sim \mu(C_{t+1}^{(i)})$, 最小代价的估计首先要求具有最大概率质量函数的第 i_0 个粒子, 然后第 i_0 个粒子所拥有的 $t+1$ 时刻的状态即为状态从 $0 \sim t+1$ 时刻的最小代价, 如下:

$$i_0 = \operatorname{argmax} \{ \pi_{t+1}^{(i)} \};$$

$$\hat{x}_{0:t+1}^{\min} = x_{t+1}^{(i_0)}。$$

以上内容为代价粒子滤波的基本算法。

2.3 算法仿真及比对

本研究利用之前提出的模型(1), 实现 CRPF 算法。初始化粒子 $x_0^{(i)} \sim U(-1, 1)$, $\sigma_0^2 = 10$, $\lambda = 0.95$, $\delta = 0.01$, $N = 50$, $tf = 50$, tf 为仿真步长, N 为粒子个数。

仿真结果如图 3 所示。

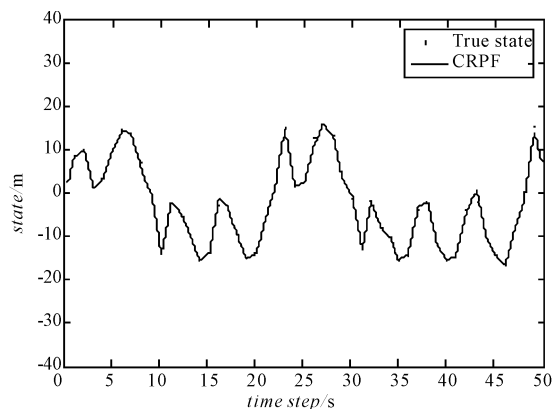


图 3 CRPF 滤波效果

比较图 1 和图 3, 可以看出 CRPF 的滤波效果要优于标准粒子滤波。从其结果可以分析出, CRPF 可以有效地减少标准粒子滤波出现的退化现象和样本枯竭问题。同时 CRPF 算法不需要知道系统的先验分布, 从建立最优目标函数 $\|y_t - f_y(x_t^{(i)})\|^q$ 出发, 建立逼近真实值的自适应的高斯分布, 并在分布中寻找满足条件的最优点作为状态值, 具有较强的鲁棒性和很高的实际工程应用价值。

3 结束语

代价参考粒子滤波是一种递归估计未观测动态系统状态的方法, 该方法利用一系列粒子及其相关的代

(下转第 1256 页)

```
fd = open("/dev/i2c7290/0", O_RDWR);
...
data.nmsgs = 2;
data.msgs = (struct i2c_msg *) malloc( data.nmsgs * sizeof
(struct i2c_msg));
```

signal(SIGIO, input_handler); //信号驱动(SIGIO)的异步 I/O 与 input_handler 建立联系

fcntl(fd, F_SETOWN, getpid()); //应用可以接收驱动的 SIGIO 信号

```
oflags = fcntl(fd, F_GETFL);
fcntl(fd, F_SETFL, oflags | FASYNC);
while(1)
{
usleep(100);
}
...
}
```

应用程序完成后,编译生成可执行文件。运行执行文件,当按键发生时,异步通知,中断函数执行,将键值读入 buft 中^[7-8]。

4 结束语

本研究从实际应用的角度全面的阐述了如何在 ARM Linux 系统中采用 I²C 总线的方式来解决键盘扫

描硬件资源的问题,比起传统的 I/O 口和矩阵扫描的方式,该方案具有占用较少的资源,获得较快的响应,同时移植方便,稳定可靠等特点。实际产品已稳定运行 3 年多,从未出现问题,具有广泛的应用与参考价值。

参考文献 (References):

- [1] 杜春雷. arm 体系结构与编程[M]. 北京:清华大学出版社,2003.
- [2] 广州周立功单片机发展有限公司. ZLG7290 用户手册 [EB/OL]. [2008 - 11 - 20]. http://www.embedtools.com/pro_kaifa/arm/easyarm2103/zlg7290b_app.pdf
- [3] CORBET J, KROAH-HARTMAN G, RUBINI A. Linux Device Drivers[M]. 3rd ed. O'Reilly, 2005.
- [4] 毛德操,胡希明. Linux 内核源代码情景分析[M]. 杭州:浙江大学出版社,2001.
- [5] 孙 琼. 嵌入式 Linux 应用程序开发详解[M]. 北京:人民邮电出版社,2006.
- [6] 孙桂鸿. 基于 ARM 的计算组成原理实验平台[J]. 机电技术,2010(5):35-37.
- [7] 汤建斌,蒋 庆,蔡晋辉,等基于 ARM 微处理器的自动称重选别系统[J]. 轻工机械,2009,27(1):58-60.
- [8] 戴钦来,马钧华. 基于 ARM 和 DSP 的多轴伺服系统以太网通信[J]. 轻工机械,2009,27(1):62-66.

[编辑:张 翔]

(上接第 1252 页)

价进行估计。它类似于标准的粒子滤波,两者具有相似的步骤:粒子传播、重采样、代价(权重)计算。而主要不同点在于前者使用统计假设,而后者依据较强的概率假设。标准粒子滤波利用重要性函数去构建后验概率分布以估计最优状态,而 CRPF 利用代价函数去构建自适应的高斯分布以估计最优状态。

在实际应用中,先验概率没有办法获得,而重要性函数的选择也很困难,没有统一的方法,使得标准粒子滤波的应用受到限制。而代价函数从 $\|y_i - f_y(x_i^{(i)})\|^q$ 出发,不需要知道先验概率分布,实际的应用价值,同时准确性也能到提高。

代价参考粒子滤波,而是从最优理论的目标函数出发,结合数理统计的方法,解决了非线性轨迹逼近问题。

参考文献 (References):

- [1] MÍGUEZ J, BUGALLO M F, DJURIE P M. A new class of particle filters for random dynamic system with unknown statistics[J]. EURASIP Journal on Applied Signal Processing, 2004(15):2278-2294.

- [2] DJURIE P M, BUGALLO M F. Cost-reference particle filtering for dynamic with nonlinear and conditionally linear states [C]. Proceeding of the Nonlinear Statistical Signal Processing Workshop: Cambridge (UK), 2006.
- [3] MÍ GUEZ J. Analysis of selection methods for cost-reference particle filtering with application to maneuvering target tracking and dynamic optimization [C]// In proceeding of Digital Signal Processing, 2007:787-807.
- [4] QI C, BONDON P. A new unscented particle filter [C]// IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, 2008:3417-3420.
- [5] YU zhi-jun, WEI Jian-ming, LIU Tao. Energy-efficient collaborative target tracking algorithm using cost-reference filtering in wireless sensor networks[J]. The Journal of China Universities of Posts and Telecommunications, 2009, 6(1):9-15.
- [6] ZHANG Jian , WU Cheng-dong, JIA Zi-xi, et al. Target Tracking using Gaussian Cost reference Particle Filter in WSN Based on Multi-Modality Information [C]// Control and Decision Conference 2010:1388 - 1392. [编辑:张 翔]