

基于变步长重采样的非高斯非线性目标跟踪^{*}

牛德智¹, 陈长兴¹, 班斐², 陈芳³, 王卓¹, 陈强¹

(1. 空军工程大学 理学院, 陕西 西安 710051;

2. 空军工程大学 科研部, 陕西 西安 710051;

3. 空军工程大学 训练部, 陕西 西安 710051)

摘要: 研究了非高斯噪声条件下非线性运动的目标跟踪问题。给出了非高斯噪声的两种产生方法, 分别是概率分布函数法和生成数据库法, 前者具有完整的数学理论支撑, 后者易于操作实现。提出了一种基于置信区间的变步长重采样方法, 并将其融入到粒子滤波的方法过程中。仿真表明, 产生的非高斯噪声具有较好的尖峰特性, 新的粒子滤波方法能够实现更高精度的目标跟踪, 避免了粒子退化问题, 为非线性目标跟踪问题的研究提供了一种思路。

关键词: 非高斯噪声; 目标跟踪; 置信区间; 重采样; 粒子滤波

中图分类号: TP273

文献标识码: A

文章编号: 0258-7998(2014)08-0129-04

Nonlinear target tracking in non-Gaussian noise condition based on variational-step resampling

Niu Dezhi¹, Chen Changxing¹, Ban Fei², Chen Fang³, Wang Zhuo¹, Chen Qiang¹

(1. Science College, Air Force Engineering University, Xi'an 710051, China;

2. Department of Scientific Research, Air Force Engineering University, Xi'an 710051, China;

3. Department of Training, Air Force Engineering University, Xi'an 710051, China)

Abstract: Target tracking problem of nonlinear moving in non-Gaussian noise was studied. Two methods of generating non-Gaussian noise were given, which were probability distribution function and data base. The former was supported by strict mathematic theory, and the latter was easy to operate. Furthermore, one variational-step re-sampling method based on confidence interval was proposed, which was added into process of particle filter. Simulation shows generated non-Gaussian noise has good peak characteristics, new particle filter method could realize target tracking with high precision and avoid the disadvantage of particle degeneracy, which provides new thoughts for study of nonlinear target tracking.

Key words: non-Gaussian noise; target tracking; confidence interval; re-sampling; particle filter

动态系统中的目标跟踪就是通过一组目标的观测对其状态量进行准确估计和预测的过程^[1-2], 其核心部分是滤波算法。卡尔曼滤波(KF)方法能有效跟踪线性运动目标, 对于非线性问题, 扩展卡尔曼滤波(EKF)和无迹卡尔曼滤波(UKF)分别具有一阶和二阶精度, 但其性能会受非线性程度高低影响, 且基于高斯假设条件^[1]。近年来出现的粒子滤波(PF)方法用粒子集来近似后验概率密度, 具有良好的非线性非高斯特性, 广泛应用于目标跟踪、定位和导航、状态监视与故障诊断、图像处理等方面^[2]。

为解决传统 PF 方法重采样过程中的粒子退化问题, 出现了优化组合重采样、分层转移重采样等方法^[3], 但是这些大都存在复杂度高、不易实现的缺点。另外, 实际中的观测噪声多为非高斯噪声, 噪声特性表现为概率密度函数具有“厚尾”特征, 但大多数滤波算法在讨论对非高斯噪声的适应性时, 都是用特定概率密度分布(如 gamma 分布、瑞利分布^[4]等)的噪声来代替, 并没有用具有真实特征的非高斯噪声来分析验证。

基于此, 本文首先给出非高斯噪声的产生方法, 并从克服基本 PF 方法粒子退化现象的角度出发, 提出一种易于实现且性能较优的变步长重采样粒子滤波方法用于目标跟踪。

^{*} 基金项目: 陕西省电子信息系统集成重点实验室项目(201107Y16)

1 目标跟踪的基本原理

目标跟踪是利用传感器所获得的量测数据对目标的状态进行持续和优化的估计与预测过程,其中目标状态包括运动参数和属性信息。实现原理^[1]如图1所示。

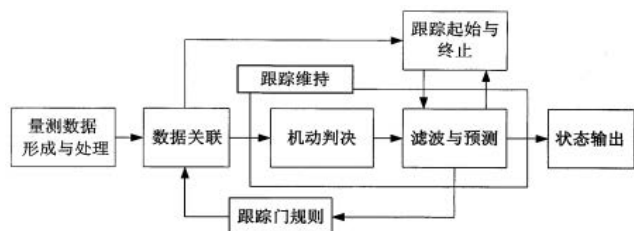


图1 目标跟踪基本原理图

对于一般的目标跟踪问题,可有如下的目标运动和观测方程^[5]:

$$x_{k+1}=f(x_k)+w_k \quad (1)$$

$$z_k=h(x_k)+v_k \quad (2)$$

式中, $f(\cdot)$ 和 $h(\cdot)$ 分别表示状态转移函数和观测函数, x_k 为系统的状态向量, z_k 为观测向量, w_k 和 v_k 分别为过程噪声和量测噪声。滤波的过程就是从观测序列 z_k 中估计状态向量 x_k 。

2 非高斯噪声的产生方法

在已有的文献资料中指出,可以由两种以上的概率密度函数加权组合得到非高斯噪声的概率密度函数^[6],如采用高斯概率密度函数和拉普拉斯概率密度函数组合就是一种方式,但是就其如何仿真形成具有实值序列的非高斯噪声并没有给出系统的方法流程;或者将具有两种函数特性的噪声序列值进行加权组合,以替代加权组合概率密度函数作为实际操作,但这种仿真过程较为粗糙。为更好地体现非高斯噪声的“厚尾”特性,本文给出两种非高斯噪声的产生方法。

将非高斯噪声的概率密度函数表示为:

$$f_{NG}(x)=\varepsilon P_G(x)+(1-\varepsilon)P_L(x) \quad (3)$$

其中, $P_G(x)$ 为高斯概率密度函数,其表达式为 $P_G(x)$

$$=\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma}e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}}, \text{通常情况下取标准正态分布,令}\mu=$$

$$0, \sigma=1, \text{则 } P_G(x)=\frac{1}{\sqrt{2\pi}}e^{-\frac{x^2}{2}}; P_L(x) \text{ 为拉普拉斯概率密度}$$

函数,其具有“厚尾”特性,表达式为 $P_L(x)=\frac{1}{2b}e^{-\frac{|x|}{b}}; \varepsilon$

为加权系数,且 $\varepsilon+(1-\varepsilon)=1$ 保证了满足 $F_{NG}(+\infty)=1$ 的条件限制。为了便于后文表述及在 Matlab 仿真中的应用实现,声明如下定义函数:

$$\operatorname{erf}(x)=\frac{2}{\sqrt{\pi}}\int_0^xe^{-t^2}dt \quad (4)$$

$$f(x)=e^{-\frac{x^2}{2}} \quad (5)$$

则非高斯噪声的概率分布函数为:

$$F_{NG}(x)=\int_{-\infty}^x[\varepsilon P_G(x)+(1-\varepsilon)P_L(x)]dx$$

$$\begin{aligned} &= \int_{-\infty}^x \varepsilon P_G(x)dx + \int_{-\infty}^x (1-\varepsilon)P_L(x)dx \\ &= \varepsilon \cdot \int_{-\infty}^x P_G(x)dx + (1-\varepsilon) \cdot \int_{-\infty}^x P_L(x)dx \\ &= \varepsilon \cdot \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \cdot F_1(x) + (1-\varepsilon) \cdot F_2(x) \end{aligned} \quad (6)$$

其中, $F_1(x)=\int_{-\infty}^xf(x)dx, F_2(x)=\int_{-\infty}^xP_L(x)dx$ 。

2.1 概率分布函数产生法

首先求解 $F_1(x)$:

$$\begin{aligned} F_1(x) &= \int_{-\infty}^xf(x)dx = \int_{-\infty}^xe^{-\frac{x^2}{2}}dx = \int_{-\infty}^0e^{-\frac{x^2}{2}}dx + \int_0^xe^{-\frac{x^2}{2}}dx \\ &= \operatorname{int}'(\exp(-\frac{x^2}{2}))', -\operatorname{inf}, 0) + \operatorname{int}(\exp(-\frac{x^2}{2})) \\ &= \frac{\sqrt{2\pi}}{2} + \frac{\sqrt{2\pi}}{2} \cdot \operatorname{erf}(\frac{\sqrt{2}}{2}x) \end{aligned} \quad (7)$$

式(7)中的第4个等号表示可以借助 Matlab 中的函数命令求解反常积分的数值。

$$\text{由于 } P_L(x)=\frac{1}{2b}e^{-\frac{|x|}{b}}=\begin{cases} \frac{1}{2b}e^{-\frac{x}{b}}, & x \leq 0 \\ \frac{1}{2b}e^{-\frac{x}{b}}, & x > 0 \end{cases}, \text{所以可求得:}$$

(1) 当 $x > 0$ 时:

$$\begin{aligned} F_2(x) &= \int_{-\infty}^xP_L(x)dx = \int_{-\infty}^0\frac{1}{2b}e^{\frac{x}{b}}dx + \int_0^x\frac{1}{2b}e^{-\frac{x}{b}}dx \\ &= 1 - \frac{1}{2}e^{-\frac{x}{b}} \end{aligned} \quad (8)$$

(2) 当 $x \leq 0$ 时:

$$F_2(x) = \int_{-\infty}^xP_L(x)dx = \int_{-\infty}^x\frac{1}{2b}e^{\frac{x}{b}}dx = \frac{1}{2}e^{\frac{x}{b}} \quad (9)$$

一般地, ε 描述了“厚尾”特性的概率密度函数所占权重值大小, b 表征了拉普拉斯概率分布的方差特性,如可取一组参数为: $\varepsilon=0.3, b=2$ 。这样,可以得到一种生成非高斯噪声序列的方法步骤如下:

(1) 随机生成 0~1 之间的均匀分布随机数 $U(0,1)$, 并令 $r(i)=U(0,1), i=1,2,\dots,N$ 为非高斯噪声序列的序号值。

(2) 求解 $\varepsilon \cdot \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \cdot F_1(x) + (1-\varepsilon) \cdot (1 - \frac{1}{2}e^{-\frac{x}{b}}) = r(i)$ 。若求得的 x 为正实值, 令 $X(i)=x$, 若 $x < 0$, 则转而求解 $\varepsilon \cdot \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \cdot F_1(x) + (1-\varepsilon) \cdot (1 - \frac{1}{2}e^{\frac{x}{b}}) = r(i)$, 取所求得的负实值 x , 并令 $X(i)=x$ 。

(3) 令 $X=[X(1), X(2), \dots, X(i), \dots, X(N)]$, 则序列 X 就是仿真生成的非高斯噪声序列。

该方法为非高斯噪声序列的仿真实现提供了一种工程借鉴意义。但是考虑到求解无解析形式原函数的积分会产生一定的时间复杂度, 下面考虑一种依托加权组合概率密度函数的时效性更高的非高斯噪声序列仿真实现手段。

2.2 生成数据库产生法

在一个大值区间 $x \in [-a, a]$ 按一定的步进步长 Δ (如 $\Delta=0.01$) 取遍区间上的所有 x , 然后用数值定积分的方法, 按照式(6)逐一获得一系列点集处的混合噪声(非高斯噪声)的概率分布函数, 并绘制曲线。这样, 大值区间上的数值点集与其对应的概率分布函数值的一一映射对之间便构成了一个非高斯噪声数据库 D , 并记 $D=[x_i; F_i], i=1, 2, \dots, N$, 其中 $x_i \in [-a, a]$, F_i 由 x_i 根据式(6)计算得来。

在此基础上, 便可以形成由数据库生成非高斯噪声序列的方法步骤:

- (1) 随机生成 0~1 之间的均匀分布随机数 $U(0, 1)$, 并令 $r(i)=U(0, 1)$ 。
- (2) 求解 $k=\arg \min |r(i)-F_i|$, 进而从数据库 D 中取出 x_k 。
- (3) $X=[x_k(1), x_k(2), \dots, x_k(N)]$, 则序列 X 就是仿真生成的非高斯噪声序列。

3 变步长重采样粒子滤波方法

3.1 基于置信区间的变步长重采样原理

针对粒子退化^[7]问题, 变步长重采样方法由此产生, 但是在现有的研究中, 对变步长重采样的实现过程和方法描述还存在模糊界限, 且主观性较大, 步长较小时收敛速度仍然缓慢, 步长较大时仍会发生退化问题^[8]。

这样, 本文给出一种基于置信区间的变步长重采样方法的实现过程。由假设检验的原理可知, 若随机变量 Y 服从均值为 $\bar{Y}$ 、方差为 σ_Y^2 的某分布, 则由大数定律可知, 变量 Y 的置信度为 $1-\alpha$ 的置信区间为 $[\bar{Y}-\sigma_Y u_{\alpha/2}, \bar{Y}+\sigma_Y u_{\alpha/2}]$, 若置信水平 $\alpha=0.05$, 则 $u_{\alpha/2} \approx 3$, 这就是工程上常用的统计数据是否合理的“ 3σ 准则”。借鉴这一思想, 在 PF 的重采样过程中, 对于小权值粒子的处理过程如下:

若 $x_k^{(j)}$ 为小权值粒子, $x_k^{(i)}$ 为大权值粒子, 则对 $x_k^{(j)}$ 的重新赋值过程为:

```

if  $x_k^{(i)} > x_k^{(j)}$ ,  $x_k^{(j)} = x_k^{(i)} - \sigma_q \cdot u_{\alpha/2} \cdot \text{rand}$ 
if  $x_k^{(i)} < x_k^{(j)}$ ,  $x_k^{(j)} = x_k^{(i)} + \sigma_q \cdot u_{\alpha/2} \cdot \text{rand}$ 
end

```

其中, σ_q 表示由重要性采样函数所描述的概率分布的标准差, rand 表示任意 0~1 之间的随机数。

3.2 新的 PF 方法步骤

采用以上的重采样方案后, 得到目标跟踪的新方法算法步骤为:

- (1) 初始化: 取 $k=0$, 以目标的初始运动状态作为先验 $p(x_0)$ 分布, 建立初始状态样本 $\{x_0^{(i)}, 1/N\}_{i=1}^N$, N 为粒子数。
- (2) 系统状态转移: 根据 $k-1$ 时刻的样本粒子 $\{x_{k-1}^{(i)}, 1/N\}_{i=1}^N$, 通过状态转移方程得到 k 时刻的样本粒子 $\{x_k^{(i)}, 1/N\}_{i=1}^N$ 。

$$\hat{x}(k|k-1) = f(\hat{x}(k-1|k-1)) + w(k) \quad (10)$$

(3) 生成观察样本:

$$z(k) = h(\hat{x}(k|k-1)) + v(k) \quad (11)$$

(4) 计算信息残差:

$$e(k) = z(k) - h(\hat{x}(k|k-1)) \quad (12)$$

(5) 权值计算并归一化: 按照选取的重要性函数 $q(x)$,

计算各个粒子的权值 $\tilde{\omega}_k^{(i)}$, 归一化 $\omega_k^{(i)} = \tilde{\omega}_k^{(i)} / \sum_{i=1}^N \tilde{\omega}_k^{(i)}$, 得

支撑点集 $\{x_k^{(i)}, \omega_k^{(i)}\}_{i=1}^N$ 。

(6) 目标状态后验输出: 由支撑点集计算后验滤波的状态输出, 即:

$$\hat{x}_k(k) = \sum_{i=1}^N x_k^{(i)} \omega_k^{(i)} \quad (13)$$

(7) 重采样: 根据有效数据长度原则从 $\{x_k^{(i)}, \omega_k^{(i)}\}_{i=1}^N$ 重新生成 N 个样本, 具体过程如下:

① 产生在 0~1 上均匀分布的随机数 u_j ;

② 计算权值累加函数, $C_m = \sum_{i=1}^m \omega_k^{(i)}, m=1, 2, \dots, N$;

③ 计算 u_j 落入权值累加函数的区间情况, 即满足 $C_m \geq u_j > C_{m-1}$;

④ 按照 3.1 节中描述的变步长法重采样:

$$\begin{cases} x_k^{(j)} = x_k^{(i)} - \sigma_q \cdot u_{\alpha/2} \cdot \text{rand}, & x_k^{(i)} > x_k^{(j)} \\ x_k^{(j)} = x_k^{(i)} + \sigma_q \cdot u_{\alpha/2} \cdot \text{rand}, & x_k^{(i)} < x_k^{(j)} \end{cases} \quad (14)$$

这样, 得到新的粒子集 $\{x_k^{(j)}, 1/N\}_{i=1}^N$ 。

(8) 返回到第(2)步, 跟踪系统接收下一帧。重复上述迭代过程, 获得目标的运动轨迹。

4 仿真实验

4.1 非高斯噪声序列的产生

这里, 首先仿真由加权组合形成的非高斯噪声概率密度函数曲线, 结果如图 2 所示, 从中可以看出其具有较长的“厚尾”特性(参数选取为 $\varepsilon=0.3, b=2$)。

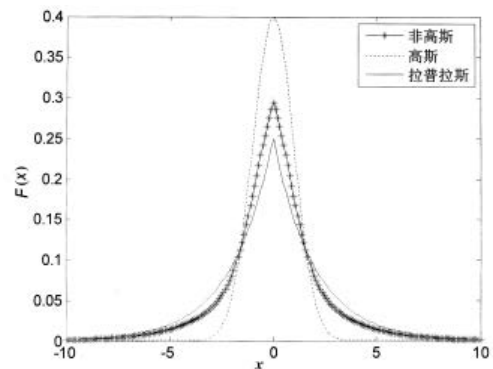


图 2 3 种概率密度函数曲线图

其次, 图 3 的仿真曲线为按照式(4)采用数值定积分法求解概率分布函数后绘制的曲线。这样, 在该曲线对应的非高斯噪声数据库中, 即可仿真给出具有一定长度的非高斯噪声序列。

图 4 所示为由加权组合概率密度函数生成非高斯噪声数据库的仿真实现方法模拟生成的长度为 500 的非高斯噪声序列。可以看出, 该噪声序列具有良好的尖峰特性。

4.2 非线性运动目标的跟踪实验

考虑使用双坐标雷达对平面上的一个运动目标进

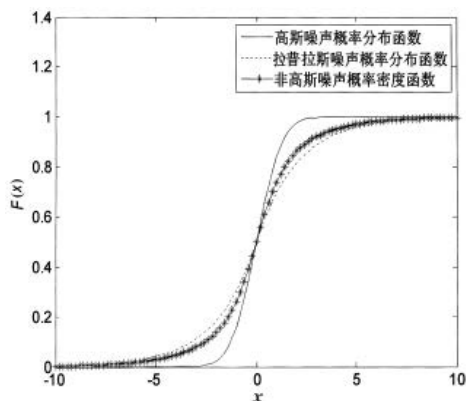


图3 数值积分法绘制的3种噪声概率分布函数

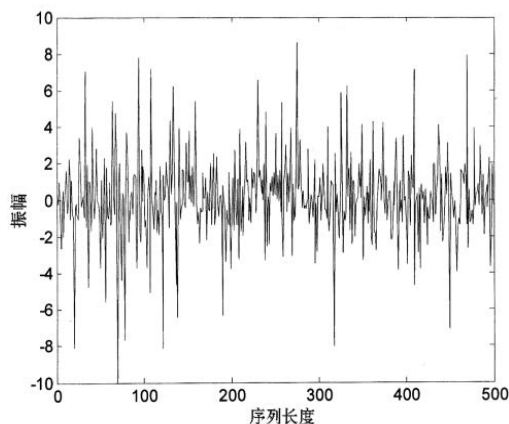


图4 仿真模拟的长度为500的非高斯噪声序列

行观测。目标的起始点为(2 000, 10 000), 目标在 $t=0\sim 400\text{ s}$ 沿 y 轴作恒速直线运动, 运动速度为 -15 m/s ; 在 $t=400\sim 600\text{ s}$ 向 x 轴作 90° 的慢转弯, 加速度在 x 方向和 y 方向的分量均为 0.075 m/s^2 , 完成慢转弯后加速度将降为 0; 从 $t=610\text{ s}$ 开始做 90° 的快转弯, 加速度为 0.3 m/s^2 ; 在 660 s 结束转弯, 加速度降至 0。雷达扫描周期 $T=2\text{ s}$, x 和 y 独立地进行观测, 观测噪声的标准差均为 100 m 。对该问题采用本文方法进行跟踪性能仿真, 得到的仿真结果如图 5、图 6 所示。

图 5 所示为新 PF 方法和标准 PF 方法(重采样采用系统重采样)的跟踪性能, 可知新 PF 方法对该目标的跟踪具有更好的效果和精度, 由图 6 中的跟踪位置误差便可说明这一点。

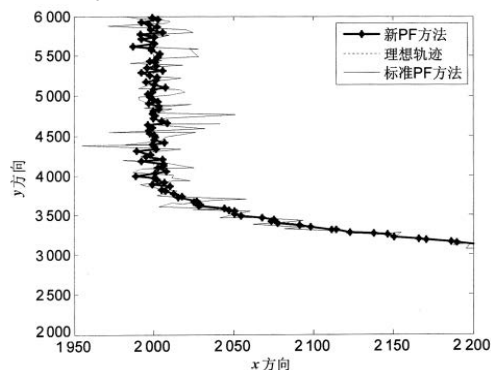
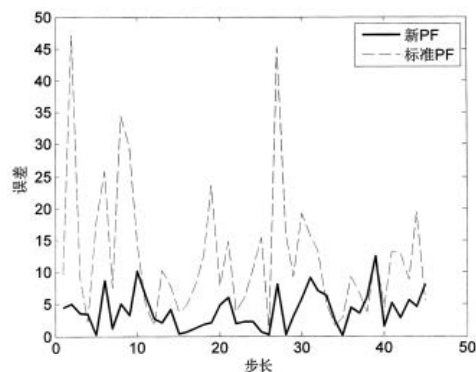


图5 两种方法的跟踪轨迹

图6 两种方法在 x 方向的跟踪位置误差

综上所述, 所提出的基于变步长重采样的新 PF 方法相比于标准 PF 方法, 具有更好的跟踪效果及精度, 说明其对于该类雷达目标跟踪问题具有一定的适应性。

本文主要研究了非高斯噪声条件下非线性运动目标的跟踪方法。首先给出了非高斯噪声的仿真生成方法, 进而提出了一种基于置信区间的变步长重采样 PF 滤波方法。仿真实验结果表明, 该方法可以有效应用于非高斯噪声条件下的非线性运动目标的跟踪, 说明了方法的有效性。

参考文献

- [1] Liu Changyun, Shui Penglang, Li Song. Unscented extended Kalman filter for target tracking[J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2011, 22(2): 188-192.
- [2] 顾裕丰, 刘国栋. 一种复杂场景下的运动目标跟踪算法[J]. 电子技术应用, 2012, 38(1): 122-125.
- [3] 田隽, 钱建生, 李世银. 基于分层转移的粒子滤波 MCMC 重采样算法[J]. 控制与决策, 2011, 26(8): 1253-1258.
- [4] 孙景乐, 唐林波, 赵保军, 等. 基于瑞利分布的粒子滤波跟踪算法[J]. 电子与信息学报, 2013, 35(4): 763-769.
- [5] 牛德智, 陈长兴, 王博, 等. 基于 FastICA 的雷达弱目标检测前跟踪方法研究[J]. 计算机应用研究, 2012, 29(8): 3120-3123.
- [6] 邹国辉, 敬忠良, 胡洪涛. 基于优化组合重采样的粒子滤波算法[J]. 上海交通大学学报, 2006, 40(7): 1135-1139.
- [7] 陈志敏, 薄煜明, 吴盘龙. 一种新的混合智能粒子滤波算法在雷达机动目标跟踪中的应用[J]. 兵工学报, 2012, 33(1): 83-88.
- [8] 李秀智, 刘红云, 居鹤华. 粒子滤波趋优重采样算法及仿真研究[J]. 计算机仿真, 2011, 28(2): 221-224.

(收稿日期: 2014-03-19)

作者简介:

牛德智, 男, 1984 年生, 博士, 主要研究方向: 信号与信息处理。

陈长兴, 男, 1964 年生, 教授, 主要研究方向: 信息系统建模与仿真。