

文章编号: 1000-5862(2015) 04-0399-05

漂移瑞利混合滤波算法改进及其在 机动目标纯方位跟踪中的应用

余 华 周 勤 刘 岚

(武汉东湖学院电子信息工程学院 湖北 武汉 430212)

摘要: 针对纯方位机动目标跟踪问题, 利用基于代价函数的高斯混合成分减少技术改进了漂移瑞利混合滤波算法, 提出一种改进型漂移瑞利混合滤波算法. 仿真结果表明: 在强杂波背景下, 改进型漂移瑞利混合滤波算法(MSRMF) 的计算量与漂移瑞利混合滤波算法相当, 但计算精度更高; 漂移瑞利混合滤波算法及其改进型算法的估值精度与粒子滤波算法相当, 但其计算量却比粒子滤波算法减小了一个数量级.

关键词: 纯方位跟踪; 改进型漂移瑞利混合滤波算法; 粒子滤波; 漂移瑞利混和滤波

中图分类号: TP 273 **文献标志码:** A **DOI:** 10. 16357/j. cnki. issn1000-5862. 2015. 04. 13

0 引言

纯方位目标跟踪问题的高度非线性源于其状态方程与含噪状态量之间的非线性关系, 因此必须采用非线性滤波算法进行相关处理. 针对其他纯方位目标跟踪算法存在的不足, J. M. C. Clark 等^[1]提出一种新算法——漂移瑞利滤波算法(SRF). 漂移瑞利滤波算法属于协方差匹配非线性滤波算法, 这类算法通过深入、细致地研究相关非线性函数的内部结构, 改进了现有的矩匹配滤波算法的性能, 从而能够计算得到更准确的参考概率分布函数, 因此非常适用于纯方位目标跟踪问题. 本文针对纯方位机动目标跟踪问题, 利用基于代价函数的高斯混合成分减少技术改进了漂移瑞利混合滤波算法(SRMF)^[2-4], 提出了一种改进型漂移瑞利混合滤波算法(MSRMF).

1 机动目标跟踪的漂移瑞利混合滤波算法

1.1 目标跟踪问题描述

记号说明: $z_{\sigma, \tau}$ 表示时间 σ 和 τ 之间, 其中 $\sigma \leq \tau$, 量测过程 $\{z_t\}$ 的量测序列 $\{z_{\sigma}, \dots, z_{\tau}\}$. 用小写字母 p

表示概率密度函数或概率分布律及其相关概念, 由上下文可知其具体含义. 如 $p(\theta_t = \psi_t | r_t = j)$ 表示在离散变量 r_t 取值为 j 时, 随机变量 θ_t 的条件概率密度函数在 $\theta_t = \psi_t$ 时的取值. $N(x|P)$ 表示多变量正态概率密度函数, 其均值为 x , 协方差矩阵为 P .

令状态过程 $\{x_t\}_{t \geq 0}$ 为一组 M 维随机变量序列, 用于描述 2 维平面内目标及用于观测目标的传感器平台的运动状态. 令量测过程 $\{\psi_t\}_{t \geq 1}$ 为一组随机变量序列, 即存在杂波干扰时 2 维平面内, 目标位置至传感器平台的含噪方位角量测值. 目标跟踪问题即在给定当前及以前量测值 $\psi_{1:t}$ 时, 估计目标状态 x_t 和模式 r_t .

假设状态过程为一个线性系统添加一个 M 维的白噪声过程 $\{v_t\}_{t \geq 1}$. 为刻画 t 时刻目标运动的机动特征, 令系统矩阵为模式过程 $\{r_t\}_{t \geq 1}$ 的函数, $\{r_t\}_{t \geq 1}$ 为在离散空间 $S = \{1, \dots, \mu\}$ 上取值的马尔可夫链. 本文采用的量测过程模型包含其他的过程.

下述方程中将引入以下变量: (i) d_t : 目标位置到传感器平台的 2 维位移向量; (ii) 扩展量测值 y_t : 2 维随机变量, 表示被随机变量过程 w_t 污染的位移量; (iii) 杂波过程: 一组数值型随机变量序列 $\{U_t\}_{t \geq 1}$; (iv) $\{k_t\}_{t \geq 1}$: 一组随机变量序列, 取值为 0 或 1, 分别表示没有杂波干扰或存在杂波干扰.

$$\begin{aligned}x_t &= F_t(r_t) x_{t-1} + u_t^s(r_t) + (Q_t^s)^{1/2}(r_t) v_t, \\d_t &= H_t(r_t) x_t + u_t^m(r_t),\end{aligned}$$

收稿日期: 2015-03-06

基金项目: 国家自然科学基金(61372165) 资助项目.

作者简介: 余 华(1973-), 女, 江西南昌人, 讲师, 博士, 主要从事人工智能与模式识别、现代信号处理、计算机网络安全和智能信号处理的研究.

$$y_t = d_1 + (Q_t^m)^{1/2} (r_t) w_t,$$

$$\theta_t = \tan^{-1}(y_t^1/y_t^2),$$

$$\psi_t = (1 - k_t) \theta_t + k_t U_t,$$

其中 $y_t = (y_t^1, y_t^2)^T$, 且对于每个 $r \in S$ 和时间 t , 有 $F_t(r)$ 为 $M \times M$ 阶系统矩阵, $Q_t^s(r)$ 为 $M \times M$ 阶状态噪声协方差矩阵, $H_t(r)$ 为 $2 \times M$ 阶输出矩阵, $Q_t^m(r)$ 为 2×2 阶量测噪声协方差矩阵, 向量 $u_t^s(r)$ 为 M 维外部状态输入, $u_t^m(r)$ 表示 2 维外部量测输入. 虽然没有明确指出, 但这些矩阵和向量均与过去的量测值 $\psi_{1:t-1}$ 相关. $\tan^{-1}(y_t^1/y_t^2)$ 表示在 2 维平面坐标的所有 4 个象限中, 向量 y_t 由 y 轴正向按顺时针方向旋转的角度(以弧度为单位). 噪声过程 $\{v_t\}$ 和 $\{w_t\}$ 为独立同正态分布的随机变量序列, 对于所有 t 有

$$v_t \sim N(0, I_{M \times M}), w_t \sim N(0, I_{2 \times 2}).$$

假设过程 $\{r_t\}$ 为独立静态马尔科夫过程, 其转换概率为

$$\pi_{ij} = P(r_t = j | r_{t-1} = i), \quad i, j \in S.$$

进一步假设随机变量 U_t 为独立同分布随机变量, 且其概率密度为 $p(U_t)$, U_t 在区间 $[-\pi, \pi]$ 上取值; 随机变量 k_t 也是独立同分布随机变量, 其概率分布率为

$$P(k = 1) = p_c, P(k = 0) = 1 - p_c,$$

其中 p_c 为某杂波干扰概率 ($0 \leq p_c \leq 1$). 当杂波干扰各向同性时, $p(U_t)$ 为均匀分布, 取值为 $(2\pi)^{-1}$. 另外, 假设 $\{r_t\}$, $\{v_t\}$, $\{w_t\}$, $\{U_t\}$ 和 $\{k_t\}$ 为相互独立的随机过程.

1.2 改进型漂移瑞利混合滤波算法

改进型漂移瑞利混合滤波算法 (MSRMF-Modified Shifted Rayleigh Mixture Filter) 能计算出任意 t 时刻 (x_t, r_t) 的条件概率分布函数的 n 阶高斯混合近似值, 相关参数为 $\{\hat{x}_t^n, \hat{P}_t^n, \hat{r}_t^n, w_t^n\}_{n=1}^N$.

假设已知 $\hat{x}_0^n, \hat{P}_0^n, \hat{r}_0^n$ 和 w_0^n , 其中 $n = 1, \dots, d$, 对于 0 时刻状态的条件概率分布函数定义一个的 N 阶高斯混合. 当 $t \geq 1$ 时, 给定 $\hat{x}_{t-1}^n, \hat{P}_{t-1}^n, \hat{r}_{t-1}^n$ 和 w_{t-1}^n , 按以下步骤计算.

1) 概率分布函数的更新.

对于 $n = 1, \dots, N$ 和 $j = 1, \dots, d$, 据下列方程式计算 $(\hat{x}_t^{nj}, \hat{P}_t^{nj}, \hat{r}_t^{nj}, \bar{w}_t^{nj})$

$$\hat{x}_t^{nj}(0) = g(\hat{x}_{t-1}^n, \hat{P}_{t-1}^n, \psi_t, j, t),$$

$$\hat{P}_t^{nj}(0) = G(\hat{x}_{t-1}^n, \hat{P}_{t-1}^n, \psi_t, j, t),$$

$$\hat{x}_t^{nj}(1) = F_t(j) \hat{x}_{t-1}^n + u_t^s(j),$$

$$\hat{P}_t^{nj}(1) = F_t(j) \hat{P}_{t-1}^n F_t(j)^T + Q_t^s(j),$$

$$f_t^{nj} = f(\hat{x}_{t-1}^n, \hat{P}_{t-1}^n, \psi_t, j, t),$$

$$L_t^{nj} = (1 - p_c) f_t^{nj} + p_c p(U_t = \psi_t),$$

$$q_t^{nj}(0) = (L_t^{nj})^{-1} (1 - p_c) f_t^{nj},$$

$$q_t^{nj}(1) = (L_t^{nj})^{-1} p_c p(U_t = \psi_t),$$

$$\bar{x}_t^{nj} = q_t^{nj}(0) \hat{x}_t^{nj}(0) + q_t^{nj}(1) \hat{x}_t^{nj}(1),$$

$$\bar{P}_t^{nj} = q_t^{nj}(0) [P_t^{nj}(0) + (\hat{x}_t^{nj}(0) - \bar{x}_t^{nj})(\hat{x}_t^{nj}(0) - \bar{x}_t^{nj})^T] + q_t^{nj}(1) [P_t^{nj}(1) + (\hat{x}_t^{nj}(1) - \bar{x}_t^{nj})(\hat{x}_t^{nj}(1) - \bar{x}_t^{nj})^T],$$

$$\bar{w}_t^{nj} = c_t^{-1} w_{t-1}^n \pi_{r_{t-1}^n, j} L_t^{nj},$$

$$\bar{r}_t^{nj} = j,$$

其中正规化常数 c_t 为 $\sum_{n=1}^N \sum_{j=1}^d w_{t-1}^n \pi_{r_{t-1}^n, j} L_t^{nj}$.

2) 状态估计及误差协方差矩阵的更新.

$$\hat{x}_t = \sum_{n=1}^N \sum_{j=1}^d \bar{w}_t^{nj} \bar{x}_t^{nj},$$

$$P_t = \sum_{n=1}^N \sum_{j=1}^d \bar{w}_t^{nj} [\bar{P}_t^{nj} + (\bar{x}_t^{nj} - \hat{x}_t)(\bar{x}_t^{nj} - \hat{x}_t)^T].$$

3) 混合成分的减少.

代价函数为 $J_S = \int \{f(x(k) | \Omega_{N_h}(k))\}^2 - 2f(x(k) | \Omega_{N_h}(k)) f(x(k) | \Omega_{N_r}(k)) + f(x(k) | \Omega_{N_r}(k))\}^2 dx(k)$. 混合成分减少计算公式为 $p_c = p_1 + p_2, \mu_c = \frac{1}{p_1 + p_2} \{p_1 \hat{x}_1 + p_2 \hat{x}_2\}$.

采用基于代价函数的高斯混合成分减少方法^[7-9], 由参数为 $\{\hat{x}_t^n, \hat{P}_t^n, \hat{r}_t^n, w_t^n\}_{n=1}^N$ 的 N 阶高斯混合近似表示, 参数为 $\{\hat{x}_t^{nj}, \hat{P}_t^{nj}, \hat{r}_t^{nj}, w_t^{nj}\}_{n=1}^N, j=1$ 的 $N \times d$ 阶高斯混合, 再返回第一步进行下一步计算.

假设已知 $t-1$ 时刻状态条件概率分布函数的近似值, 其形式为 N 阶高斯混合. 则计算所得 t 时刻状态的条件概率分布函数是一个 $N \times d$ 阶非高斯概率密度混合. 这个公式不适于实际计算 t 时刻条件概率分布函数的近似值, 因为每进行一次迭代, 近似混合中的数据项就增大 $d-1$ 倍. 漂移瑞利混合滤波算法的关键思想就是引入了更新方程式的分析近似. 首先, 利用具有相同 1 阶矩和 2 阶矩的高斯概率密度函数替代各概率密度函数分量(非高斯型); 通过选用一种混合成分减少技术, 利用 N 阶高斯混合近似表示所得的 $N \times d$ 阶高斯混合. 因为 ψ_t 可能是杂波, 所以每个概率密度函数均为 2 个概率密度函数的加权和, 这 2 个概率密度函数可表示为

$$p(x_t | r_t = j, x_{t-1}) \sim N(x_{t-1}, \hat{P}_{t-1}^n),$$

$$p(x_t | \theta_t = \psi_t, r_t = j, x_{t-1}) \sim N(x_{t-1}, \hat{P}_{t-1}^n).$$

分别对应于 ψ_t 为杂波和 ψ_t 不是杂波的情况. 这 2 个高斯概率密度函数中的参数分别记为 $(\hat{x}_t^{nj}(0),$

$P_i^{nj}(0)$) 和 $(\hat{x}_i^{nj}(1), P_i^{nj}(1))$. 数据对 $(\bar{x}_i^{nj}, \bar{P}_i^{nj})$ 为 2 阶混合函数的均值和协方差. 算法描述中出现的其他变量与权重计算相关.

1.3 改进型漂移瑞利混合滤波算法分析

改进型漂移瑞利混合滤波算法(MSRMF) 在具体应用中采用的具体形式取决于算法第 3 个步骤中用 N 阶高斯混合近似 $N \times d$ 阶高斯混合的具体方式. 为解决这类混合成分减少问题, 人们已经提出了多种不同的方法. 其中一些方法同时包含从混合函数中去除一些组成元素及合并某种意义上相似的组成元素^[8-10]. 上述过程涉及对混合组成元素的概率空间分布进行仔细地分析和修正, 因此该算法计算精度高但计算量较大. 因此, 有些混合元素减少方法通常不改变组成元素的概率密度, 且依据其权重大小决定保留或去除该混合元素. 这类方法包括单纯确定选择过程(如检测-估计算法^[11-13]), 单纯随机选择过程(如随机采样算法^[5-7]) 和部分随机过程. 在部分随机过程中某些元素是确定选取的, 其它元素是随机选取的. 本文采用由 Williams 和 Maybeck 提出的一种基于代价函数的高斯混合成分减少方法^[9] 来改进漂移瑞利混合滤波算法(SRMF)^[2], 因为该算法计算精度高.

2 仿真实验与分析

在本文仿真试验中, 利用传统量测模型 $\psi_i^k = (1 - k_1^k) \theta_i^k + k_1^k U_i^k$ 描述所得量测值和构造粒子滤波算法^[14].

仿真试验中所有参数的具体取值如表 1 所示.

表 1 仿真试验参数设定

参数取值	含义
$h = 5 \text{ s}$	采样时间间隔
$T = 600 \text{ s}$	跟踪时间长度
$\omega_0 = 0.03^\circ/\text{s}$	转弯率
$q_1 = 0.006$	目标扰动强度
$q_2 = 30$	传感器扰动强度
$q_3 = 0.006$	大幅度漂移扰动强度
$0.349^\circ \leq \sigma_1 \leq 20^\circ$	传感器-目标量测噪声的标准差
$0.349^\circ \leq \sigma_2 \leq 20^\circ$	监测器-传感器量测噪声的标准差
$p_c = 0.667$	传感器-目标的方位角量测值为杂波的概率

监测传感器平台的初始位置为 $(500, -2500)$, 沿直线匀速移动到位置 $(500, 500)$, 其中, 所有的距离单

位为 m. 监测传感器平台变化的坐标 x_i^{ms} 和 y_i^{ms} 出现在 u_i^m 的数据项中. 先验状态均值为 $\hat{x}_{0|0} = (1\ 500, -2\ 500, -1\ 500\ 5\ 500, 1\ 000, -1\ 500, -500, -2\ 500, -1\ 000, -1\ 000\ 2\ 2)^T$, 先验状态协方差矩阵为 $P_{0|0} = \text{diag}(10\ 000\ 1\ 10\ 000\ 1\ 0\ 0\ 0\ 0.02, 0.02)$. 目标按如下方式机动: $r_{1:20} = 2$, $r_{21:35} = 3$, $r_{36:65} = 2$, $r_{66:80} = 1$, $r_{81:100} = 2$, 其中 1 2 3 分别对应上述的左转, 右转协同转弯运动和近似匀速直线运动. 因为实际的模式转换概率对观测者来说是未知的, 本文利用下面这个马尔可夫转换矩阵来运行 SRMF 算法. 仿真证明, 只要参数在正常的范围内取值, 则下述马尔可夫转换矩阵中参数的具体取值对仿真结果几乎没有影响.

$$\pi = \begin{bmatrix} 0.9 & 0.05 & 0.05 \\ 0.05 & 0.9 & 0.05 \\ 0.05 & 0.05 & 0.9 \end{bmatrix}.$$

本文所研究的跟踪算法均将同时得到的量测值看作为一个量测序列, 量测值之间的时间间隔为 0. 本试验中并没有特别注意处理量测值的顺序.

图 1 显示了上述场景中改进型漂移瑞利混合滤波算法(MSRMF) 的估计结果, 其中 $p_c = 0.5$. 混合成分的个数 $N = 100$. 图 1 中目标轨迹用粗黑线表示; 改进型漂移瑞利混合滤波算法(MSRMF) 的估计结果用点线表示; 3 个声纳浮标传感器的位置用细线表示; 声纳浮标传感器的位置估计值用点划线表示; 细直线表示空中监测传感器的运行轨迹. 从图 1 可以看出 MSRMF 滤波算法成功地跟踪了机动目标.

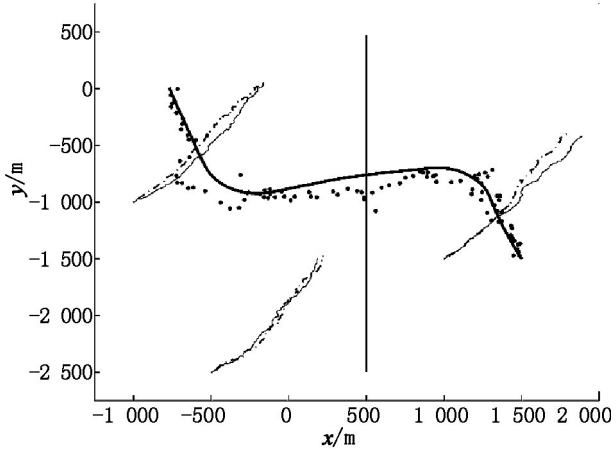


图 1 仿真结果

图 2 给出了 SRMF, MSRMF 和一种多模型自举滤波算法^[10](文献[11] 中的算法 2) 的估值均方根误差, 该自举滤波算法在最后的重采样阶段采用分层采样. 图 2 绘出了误差随计算时间及粒子数的变化. 其中黑线表示 MSRMF, 虚线表示 SRMF; 点线表

示 PF; 点旁边的数字表示粒子滤波算法计算所用的粒子数或 MSRMF 和 SRMF 算法中混合成分的个数; 坐标轴指示的计算时间是整个航迹跟踪过程所用的平均运动时间. 如图所示, MSRMF 经过大约 10 s 的计算时间之后渐进收敛, 是最高效的算法. 尽管粒子滤波算法最后也取得了相似的估计结果, 但需要大量的样本来处理该场景中的非线性(粒子滤波要取得与 MSRMF 算法相同的准确性, 需要 5 000 个样本). 从图上可以看到, PF 不如其他 2 种算法准确, 且算法的计算量更大.

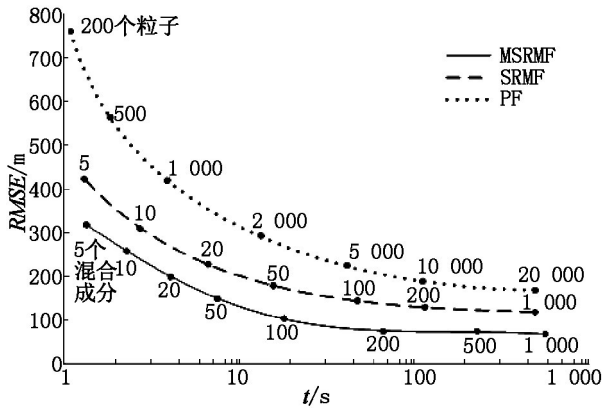


图2 位置估值均方根误差的时间平均值与计算时间的关系(进行 200 次蒙特卡洛仿真)

图 3 和图 4 分别给出了 3 种算法的位置和速度的均方根误差. 3 种算法中的混合成分个数和粒子个数是按照所需计算时间大体相等的原则选定的. 其中黑线表示 MSRMF, 虚线表示 SRMF; 点线表示 PF. 图 3 给出了 MSRMF 算法(包含 200 个混合成分)

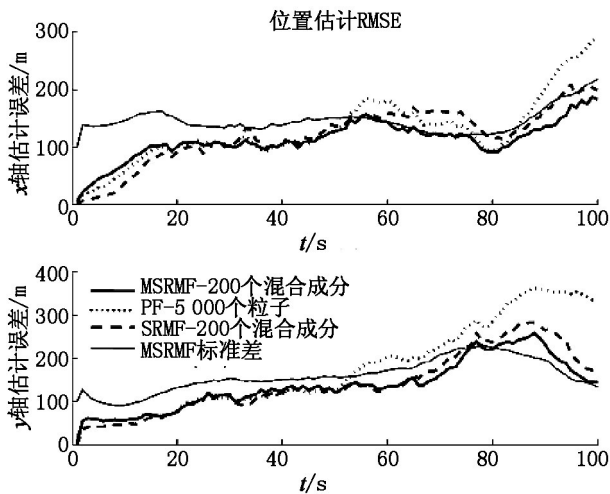


图3 位置估计的均方根误差(200 次蒙特卡洛仿真)
分), SRMF(包含 200 个混合成分)和粒子滤波算法(包含 5 000 个粒子)在整个跟踪过程中 x 轴和 y 轴位置的估值均方根误差. 其中黑线表示 MSRMF 的估值均方根误差; 虚线表示 SRMF 的估值均方根误差

差; 点线表示 PF 的估值均方根误差; 细线表示 MSRMF 算法标准差的估值均方根误差. 图 4 中的相关参数与图 3 相同.

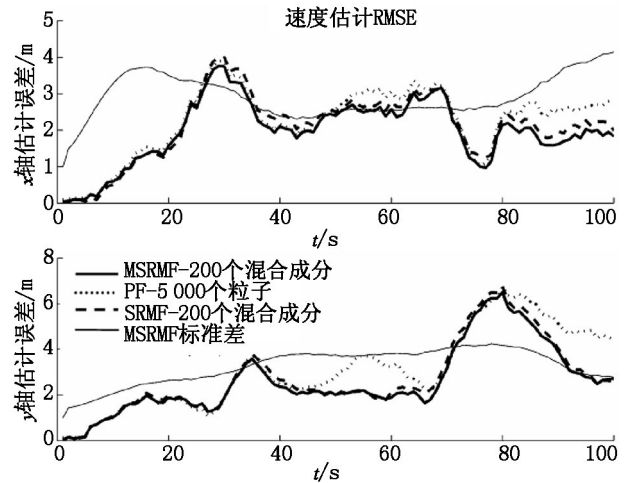


图4 速度估计的均方根误差(200 次蒙特卡洛仿真)

图 5 给出了杂波干扰对 MSRMF 和 PF 的估计结果的影响. 2 种算法的计算量大体相同. 其中实线表示包含有 100 个混合成分 MSRMF 的位置估值均方根误差; 虚线代表包含有 4 000 个粒子 PF 的位置估值均方根误差. 我们可以看到两种算法都能承受很强的杂波干扰, 杂波概率 p_c 甚至达到 0.667, 这相当于 $2/3$ 的量测值为杂波. 但是, 随着 p_c 继续增大, 2 种算法的跟踪性能变得不稳定, 算法均方根误差的不断增大反映出算法发生了目标跟踪丢失. 由此可见, 0.667 是 p_c 取值的一个临界点. 当噪声完全淹没了有效的方位角数据时, 算法用于进行跟踪的数据量明显不足, 而且由于噪声所占比例过大, 使得实际的量测值不足以提供用于分辨杂波和方位角数据的参考信息, 因此出现了算法的发散.

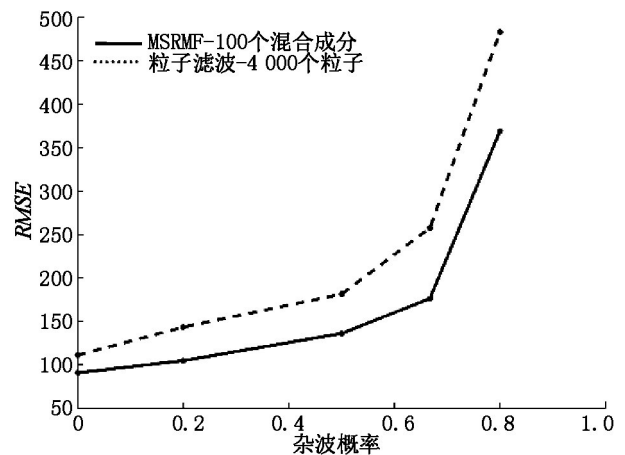


图5 位置估计均方根误差的时间平均值与杂波干扰概率的关系(100 次蒙特卡洛仿真)

3 结论

针对纯方位机动目标跟踪问题,利用基于代价函数的高斯混合成分减少技术改进了漂移瑞利混合滤波算法(SRMF),提出了一种改进型漂移瑞利混合滤波算法(MSRMF),改进型漂移瑞利混合滤波算法的有效性源于改进了的混合成分减少技术和漂移瑞利滤波算法中更细致的概率分析。

在包含杂波的复杂场景下,改进型漂移瑞利混合滤波算法(MSRMF)的计算量与漂移瑞利混合滤波算法(SRMF)相当,但计算精度更高;漂移瑞利混合滤波算法及其改进型算法的估值精度与粒子滤波算法相当,但其计算量却比粒子滤波算法减小了一个数量级。

4 参考文献

- [1] Clark J M C, Vinter R B, Yaqoob M M. The shifted Rayleigh filter for bearings only tracking [C]. Proc 8th International Conf on Information Fusion, Philadelphia, 2005: 93-100.
- [2] Clark J M C, Robbiati S A, Vinter R B. The shifted Rayleigh mixture filter for bearings-only tracking of maneuvering targets [J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2007, 55(7): 3218-3226.
- [3] Malcolm W P, Doucet A, Zollo S. Sequential Monte Carlo tracking schemes for maneuvering targets with passive ranging [C]. Proc 5th Int Conf Inform Fusion, 2002, 1: 482-488.
- [4] Bar-Shalom Y, Li X R. Estimation and tracking: principles, techniques, and software [M]. Norwood, MA: Artech House, 1993.
- [5] Akashi, Kumamoto H. Random sampling approach to state estimation in switching environments [J]. Automatica, 1977, 13: 429-434.
- [6] Chen R, Liu J S. Mixture Kalman filters [J]. J Roy Statist Soc B, 2000, 62(3): 493-508.
- [7] Doucet A, Gordon N J, Krishnamurthy V. Particle filter for state estimation of jump Markov linear systems [J]. IEEE Trans on Signal Process, 2001(3), 49(3): 613-624.
- [8] Fearnhead P, Clifford P. On-line inference for hidden Markov models via particle filters [J]. J Roy Statist Soc B, 2003, 65(4): 887-899.
- [9] Williams J L, Maybeck P S. Cost-function-based Gaussian mixture reduction for target tracking [C]. Proc 6th Int Conf Inform Fusion, 2003(2): 1047-1054.
- [10] Salmond D J. Mixture reduction algorithms for target tracking in clutter [C]. SPIE Signal Data Process Small Targets, 1990, 1305: 434-444.
- [11] Tugnait J K. Detection and estimation for abruptly changing systems [J]. Automatica, 1982, 18: 607-615.
- [12] McGinnity S, Irwin G. Multiple model bootstrap filter for maneuvering target tracking [J]. IEEE Trans Aerosp Electron Syst, 2000, 36(3): 1006-1012.
- [13] Carpenter J, Clifford P, Fearnhead P. Improved particle filter for nonlinear problems [J]. Proc IEE Radar, Sonar Navigation, 1999, 146(1): 2-7.
- [14] 余华. 漂移瑞利滤波算法及其在纯方位跟踪中的应用 [J]. 计算技术与自动化, 2014, 33(4): 74-77.

Research on the Modified Shifted Rayleigh Mixture Filter and Its Use on Bearings-Only Maneuvering Target Tracking

YU Hua ZHOU Qin LIU Lan

(College of Electrical Information Engineering, Wuhan Donghu University, Wuhan Hubei 430212, China)

Abstract: The modified shifted Rayleigh mixture filter is introduced for bearings-only maneuvering targets tracking, which use Gaussian mixture reduction method based on cost-function to improve the shifted Rayleigh mixture filter. The MSRMF is based on jump Markov linear system and it permits the presence of strong noise. Simulations demonstrate the effectiveness of the MSRMF in challenging scenario with strong noise. It achieves the accuracy of a PF, while reducing the computational burden by an order of magnitude. Furthermore, it improves the SRMF as regards accuracy, through its computational demands is just about the same as the SRMF's.

Key words: bearings-only tracking; the modified shifted Rayleigh mixture filter; particle filter; shifted Rayleigh mixture filter

(责任编辑: 冉小晓)