

LOS/NLOS 混合环境中的粒子滤波跟踪算法

罗咏劫 万群 杨万麟
(电子科技大学电子工程学院 成都 610054)

摘要: 扩展卡尔曼滤波算法在直达波(Line-Of-Sight, LOS)和非直达波(None-Line-Of-Sight, NLOS)混合环境中存在显著的误差。该文根据混合噪声概率密度函数的数值近似公式,提出了一种基于传播环境 LOS/NLOS 二元状态信息的粒子滤波算法。仿真结果表明,利用了二元环境信息和混合噪声密度的粒子滤波算法能明显改善对移动目标的跟踪估计精度。

关键词: 跟踪; 粒子滤波; 非直达波; 环境信息

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2007)08-1833-04

Particle Filter Tracking Algorithm in LOS/NLOS Hybrid Environment

Luo Yong-jie Wan Qun Yang Wan-lin

(Dept. of E.E., University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu 610054, China)

Abstract: Large tracking error has been found in the use of classic extended Kalman filter in LOS/NLOS hybrid environment. This paper presents a modified particle filter algorithm based on the LOS/NLOS binary state information of propagation environment using the numerical method of the Probability Density Function (PDF) about the hybrid noise. Simulation results show that the new scheme integrated the LOS/NLOS environment information and the hybrid noise density can improve the tracking estimation accuracy effectively.

Key words: Tracking; Particle filtering(PF); NLOS; Environment information

1 引言

利用蜂窝网络对移动台定位和跟踪是十分活跃的研究领域,电波的非直达波(NLOS)传播,多径效应,测量误差噪声等因素都会影响估计的精度,其中NLOS传播对定位和跟踪性能的影响非常显著^[1,2]。卡尔曼滤波器及其变形是完成目标位置和速度估计的传统跟踪方式,LOS/NLOS混合环境破坏了卡尔曼滤波器的线性高斯条件,造成跟踪性能明显下降,有时还会出现发散现象^[3,4]。

近年来,基于序贯蒙特卡洛方法的粒子滤波器(Particle Filter, PF)在目标跟踪、参数估计、无线通信、计算机视觉、动态贝叶斯网络等领域得到了高度关注和成功应用^[5-8]。粒子滤波算法的关键之一在于如何有效利用过程噪声和测量噪声的概率密度。高斯和粒子滤波器(Gaussian-sum particle filter)^[9]着眼于通过高斯概率密度的叠加来构造非高斯噪声的概率密度,存在计算复杂、密度近似误差较大的问题。本文提出直接通过数值方法计算高斯与非高斯加性噪声的概率密度函数,利用PF抑制非直达波误差,提高LOS/NLOS混合环境中的跟踪性能。仿真实验表明了该方法的可行性。

2 粒子滤波原理

状态 $\mathbf{x}_t = [x_t \dot{x}_t \ y_t \ \dot{y}_t]^T$ 包括了 t 时刻目标的位置分量 (x_t, y_t) 与速度分量 (\dot{x}_t, \dot{y}_t) 。目标运动随时间演化的动态模型的概率表达形式为 $p(\mathbf{x}_t | \mathbf{x}_{t-1})$ 。接收到的观测量为 $\mathbf{y}(t)$,它通过测量模型 $p(\mathbf{y}_t | \mathbf{x}_t)$ 与目标的状态联系起来,可按如下形式表述^[7]:

$$\mathbf{x}_t = f(\mathbf{x}_{t-1}, \mathbf{u}_{t-1}) \tag{1}$$

$$\mathbf{y}_t = h(\mathbf{x}_t, \mathbf{v}_t) \tag{2}$$

其中 $f(\cdot)$ 为状态转移函数, $h(\cdot)$ 为状态测量函数, \mathbf{u}_{t-1} 为过程噪声, \mathbf{v}_t 为测量噪声。给定初始条件 $p(\mathbf{x}_0)$,我们希望递归计算滤波密度 $p(\mathbf{x}_t | \mathbf{y}_{1:t})$,这里 $\mathbf{y}_{1:t}$ 是到当前时刻为止并包括了当前时刻的测量值集合 $\mathbf{y}_{1:t} = \{\mathbf{y}_1, \mathbf{y}_2, \dots, \mathbf{y}_t\}$ 。根据 Chapman-Kolmogorov 方程, $p(\mathbf{x}_t | \mathbf{y}_{1:t})$ 可以通过下面的预测步骤^[8]:

$$\begin{aligned} p(\mathbf{x}_t | \mathbf{y}_{t-1}) &= \int p(\mathbf{x}_t | \mathbf{x}_{t-1}, \mathbf{y}_{1:t-1}) p(\mathbf{x}_{t-1} | \mathbf{y}_{1:t-1}) d\mathbf{x}_{t-1} \\ &= \int p(\mathbf{x}_t | \mathbf{x}_{t-1}) p(\mathbf{x}_{t-1} | \mathbf{y}_{1:t-1}) d\mathbf{x}_{t-1} \end{aligned} \tag{3}$$

以及更新步骤:

$$\begin{aligned} p(\mathbf{x}_t | \mathbf{y}_{1:t}) &= \frac{p(\mathbf{y}_t | \mathbf{x}_t, \mathbf{y}_{1:t-1}) p(\mathbf{x}_t | \mathbf{y}_{1:t-1})}{p(\mathbf{y}_t | \mathbf{y}_{1:t-1})} \\ &= \frac{p(\mathbf{y}_t | \mathbf{x}_t) p(\mathbf{x}_t | \mathbf{y}_{1:t-1})}{p(\mathbf{y}_t | \mathbf{y}_{1:t-1})} \end{aligned} \tag{4}$$

得到,其中 $p(\mathbf{y}_t | \mathbf{y}_{1:t-1})$ 与状态无关,视为标准化常数。

当状态的动态模型和测量模型满足线性高斯条件时上

2006-01-19 收到, 2006-06-13 改回

国家自然科学基金(60372022)和新世纪优秀人才支持计划(NCET-05-0806)资助课题

述递归计算的解析实现为卡尔曼滤波器, 不满足线性高斯条件时, 对模型做局部线性化就得到了扩展卡尔曼滤波器^[5, 6]。若将状态 \mathbf{x}_{t-1} , 噪声 \mathbf{u}_{t-1} 和 \mathbf{v}_t 的样本做某种变换后再把滤波密度 $p(\mathbf{x}_t | \mathbf{y}_{1:t})$ 近似为高斯概率密度, 即得到不寻迹的卡尔曼滤波器(Unscented Kalman Filter, UKF)^[10]。在LOS与NLOS混合的环境中, 观测量在某些时间段内服从高斯分布, 某些时间段内服从非高斯分布, 因此 $p(\mathbf{x}_t | \mathbf{y}_{1:t})$ 通常不再能较好地被高斯密度近似, 这是造成扩展卡尔曼滤波器(Extended Kalman Filter, EKF)或不寻迹的卡尔曼滤波器跟踪性能下降的原因。

当状态的动态模型和测量模型不满足线性高斯条件时上述递归计算的数值实现方法是先近似状态所服从的概率密度函数, 再从该密度采样, 由样本得到状态的各阶矩估计, 这就是粒子滤波的基本思想^[11]。利用含有 N 个样本的样本集 $\{\mathbf{x}_t^1, \mathbf{x}_t^2, \dots, \mathbf{x}_t^N\}$ 传递不确定性, 每个样本称为一个粒子, 样本及其伴随的权值 w_t^k 共同表示对 t 时刻目标状态 \mathbf{x}_t^k 的一个假设; 样本表示了目标处于状态空间中位于哪个位置, 对应的权值表示目标在该位置出现的机率有多大。根据重要性采样原理得到重要性权的递归公式^[6]:

$$\tilde{w}_t^k \propto w_{t-1}^k \frac{p(\mathbf{y}_t | \mathbf{x}_t^k) p(\mathbf{x}_t^k | \mathbf{x}_{t-1}^k)}{q(\mathbf{x}_t^k | \mathbf{x}_{t-1}^k, \mathbf{y}_{1:t})}, \quad k = 1, \dots, N \quad (5)$$

其中 $p(\mathbf{y}_t | \mathbf{x}_t^k)$ 为似然概率密度, $p(\mathbf{x}_t^k | \mathbf{x}_{t-1}^k)$ 为转移先验概率密度, $q(\mathbf{x}_t^k | \mathbf{x}_{t-1}^k, \mathbf{y}_{1:t})$ 为建议概率密度。注意建议概率密度一般是上一时刻的样本 \mathbf{x}_{t-1} , 当前测量值 \mathbf{y}_t 以及所有过去已经接收到的测量值 $\mathbf{y}_{1:t-1}$ 的函数。对 \tilde{w}_t^k 做归一化运算:

$$w_t^k = \frac{\tilde{w}_t^k}{\sum_{j=1}^N \tilde{w}_t^j} \quad (6)$$

随着递归运算的进行, 重要性权值的无条件方差会出现权重退化现象, 即仅有某一个样本的权值接近于1而其他样本对应的权值都接近于0, 使得对滤波密度的近似不再准确, 同时大量的计算浪费在更新那些极小权值的粒子上。为了消除退化现象对递归计算的影响Gordon引入了重新采样(resampling)步骤^[11]。关于权退化、重新采样方法、建议分布选取的讨论参见文献^[6, 8]。最后由样本集 $\{\mathbf{x}_t^1, \mathbf{x}_t^2, \dots, \mathbf{x}_t^N\}$ 和对应的重要性权集 $\{w_t^1, w_t^2, \dots, w_t^N\}$ 得到系统的状态估计:

$$\hat{\mathbf{x}}_t^{\text{MMSE}} = \sum_{k=1}^N w_t^k \mathbf{x}_t^k \quad (7)$$

3 LOS/NLOS 混合环境中的粒子滤波算法

考虑蜂窝网络中利用三基站的 TOA 观测量对移动台进行跟踪的问题。目标运动的动态模型和测量模型为

$$\begin{aligned} \mathbf{x}_t &= f(\mathbf{x}_{t-1}) + \mathbf{u}_{t-1} \\ &= \begin{bmatrix} 1 & \Delta T & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & \Delta T \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_{t-1} \\ \dot{x}_{t-1} \\ y_{t-1} \\ \dot{y}_{t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \Delta T^2 \cdot u_x / 2 \\ \Delta T \cdot u_x \\ \Delta T^2 \cdot u_y / 2 \\ \Delta T \cdot u_y \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (8)$$

$$\mathbf{y}_t = h(\mathbf{x}_t) + \mathbf{e}_t + \mathbf{n}_t$$

$$= \begin{bmatrix} \sqrt{(x_t - x^A)^2 + (y_t - y^A)^2} \\ \sqrt{(x_t - x^B)^2 + (y_t - y^B)^2} \\ \sqrt{(x_t - x^C)^2 + (y_t - y^C)^2} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_t^A \\ e_t^B \\ e_t^C \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} n_t^A \\ n_t^B \\ n_t^C \end{bmatrix} \quad (9)$$

其中 (x^A, y^A) , (x^B, y^B) , (x^C, y^C) 是三基站在直角坐标系中的位置, 状态转移函数 $f(\cdot)$ 满足牛顿运动模型, \mathbf{y}_t 为移动台到各基站的 TOA 观测量, 状态测量函数 $h(\cdot)$ 满足三圆相交模型。过程噪声 \mathbf{u}_{t-1} 描述目标在 x 和 y 方向的加速度分量, 服从均值为 $\boldsymbol{\mu}$ 协方差矩阵为 \mathbf{S}_u 的高斯分布。测量噪声中 \mathbf{e}_t 为直达波噪声, \mathbf{n}_t 为非直达波噪声。不论非直达波噪声出现与否, 直达波噪声总是存在的。单点定位问题可以通过将状态方程简化为

$$\mathbf{x}_t = f(\mathbf{x}_{t-1}) + \mathbf{u}_{t-1} = \begin{bmatrix} x_{t-1} \\ y_{t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \Delta T \cdot u_x \\ \Delta T \cdot u_y \end{bmatrix} \quad (10)$$

得到, 而测量方程形式不变, 即静止目标的定位可以化归到统一的滤波框架下完成。

若各基站与移动台之间的 TOA 观测量全为直达波, 似然概率密度 $p(\mathbf{y}_t | \mathbf{x}_t^k)$ 服从零均值、协方差矩阵为 \mathbf{S}_v 的高斯分布, 若测量噪声为混合噪声, 则难以给出解析形式的概率密度函数。因此自然的想法是把解析方法和数值方法结合起来得到混合噪声的 $p(\mathbf{y}_t | \mathbf{x}_t^k)$, 这需要先验地知道在跟踪时间段内哪些基站与移动台之间主要为直达波, 哪些为非直达波, 检验非直达波的方法参见文献^[12], 其基本想法是构造一个可变的经验概率密度函数, 根据实际数据使之表示高斯或者非高斯状态, 由此可得到二元环境信息。

假设各基站测到的 TOA 观测量是相互独立的, 在同一测量时间段内某些基站测到的 TOA 量是直达波, 而其他基站测到的是直达波与非直达波的混合, 则测量噪声的联合似然概率密度为

$$p(\mathbf{y}_t | \mathbf{x}_t^k) = \prod_{l=1}^L p(y_t^{(l)} | \mathbf{x}_t^k) \quad (11)$$

其中 L 是基站的数目, $y_t^{(l)}$ 为第 l 个基站与移动台之间的 TOA 观测量, $p(y_t^{(l)} | \mathbf{x}_t^k)$ 是相应的边缘似然概率密度。对观测量为直达波的基站, 有

$$p(y_t^{(l)} | \mathbf{x}_t^k) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma^{(l)}} \exp \left\{ -\frac{1}{2(\sigma^{(l)})^2} (y_t^{(l)} - h^{(l)}(\mathbf{x}_t^k))^2 \right\} \quad (12)$$

其中 $\sigma^{(l)}$ 为第 l 个基站与移动台之间直达波引起噪声的方差, $h^{(l)}(\mathbf{x}_t^k)$ 是从状态测量函数得到的直达波引起噪声的均值。对观测量为非直达波的基站, 则构造一张混合噪声值-对应概率密度值的表, 然后由每个接收到的观测量计算测量预测误差:

$$\boldsymbol{\Delta}^{(l)} = y_t^{(l)} - h^{(l)}(\mathbf{x}_t^k) \quad (13)$$

根据 $\boldsymbol{\Delta}^{(l)}$ 在表中查找相应的概率密度值。余下的问题就是如何通过数值方法构造混合噪声的密度函数值表。

首先从一个确定了均值和方差的高斯分布中取得 M 个样本 $\mathbf{p} = [p_1 p_2 \cdots p_M]$, 然后从能够描述非直达波现象的某个正性分布, 如指数分布^[4]中取得 M 个样本 $\mathbf{q} = [q_1 q_2 \cdots q_M]$, 得到 $\mathbf{s} = \mathbf{p} + \mathbf{q}$ 。在实际应用中正性分布的类型和参数由某个学习过程得到, 本文仿真时取为参数已知的一个指数分布。计算 \mathbf{s} 的累积函数 $c(s)$, 作为概率分布函数的近似, 再对累积函数求数值导数, 作为概率密度函数的近似。当样本数目足够多时, 上述计算得到的密度函数能较好地逼近我们期望的密度函数, 而后造表即可。注意, 对于超过表范围的测量预测误差(数值实验发现, 随着 M 的增大表的范围也在扩大, 因此足够大的 M 能保证超出表范围的 \mathbf{s} 被限制在一个相当小的数目以内), 取表的上限或下限; 对于在表范围内但不等于表项值的 $\mathbf{A}^{(i)}$, 可以取最接近 $\mathbf{A}^{(i)}$ 的那个表项作为替代, 也可用插值法计算其对应的概率密度值。导数的近似计算公式如下

$$\left. \frac{dc}{ds} \right|_{s=s(i)} \approx \frac{1}{P} \sum_{j=1}^P \frac{c(i+j) - c(i-j)}{s(i+j) - s(i-j)},$$

$$i = P+1, P+2, \dots, M-P \quad (14)$$

其中 P 是样本的起始点数, 也表示以第 i 点为中心求 P 次差分运算, 每次差分运算以关于 i 对称的样本点之间的间隔为自变量的增量, 样本点对应的累积分布值之差为函数值的增量。上述计算起到了局部平滑的作用, 从而能得到平滑的概率密度函数曲线。

考虑到测量噪声远远大与过程噪声, 也可以对重要性权引入退火因子^[6], 以增大先验密度的平坦性, 减小过大的测量噪声对滤波的影响。但仿真实验发现在本问题中退火的粒子滤波算法与标准粒子滤波算法相比并没有显著的优势。算法总结如下:

给定状态的初始密度为 $p(\mathbf{x}_0)$, 以先验密度为重要性密度,

For $t = 1, 2, \dots, T$:

Step1 根据环境信息确定观测量类型.

Step2 按如下步骤完成重要性采样

For $i = 1, 2, \dots, N$:

由式(8)计算 $p(\mathbf{x}_i^k | \mathbf{x}_{i-1}^k)$;

If 观测量为直达波

由式(12)计算边缘似然密度 $p(y_i^{(i)} | \mathbf{x}_i^k)$;

Else

边缘似然密度由查表法得到;

由式(11)计算联合似然密度;

(可选) 转移先验密度退火;

End If

从重要性密度中取得 t 时刻的样本 \mathbf{x}_i^k ;

由式(5), 式(6)计算粒子的重要性权并归一化;

End;

Step3 重新采样;

Step4 根据式(7)估计系统的状态.

End

4 仿真实验及其分析

为了验证算法的效果, 完成如下仿真实验, 其中距离的单位取为千米, 时间的单位取为秒, 速度的单位取为千米/秒。宏蜂窝系统中基站的位置为 $BS1 = (0, 0)$, $BS2 = (5, 0)$, $BS3 = (2.5, -4.33)$, 移动台初始位置为 $(0.5, 4)$, 初始速度为 $(0.01, -0.01)$, 加速度向量 \mathbf{u}_{i-1} 服从零均值, 协方差矩阵为 $\text{diag}\{0.001^2, 0.002^2, 0.001^2, 0.002^2\}$ 的高斯分布, 测量时间间隔 ΔT 取为 1 s。直达波噪声服从参数为零均值, 标准差为 0.06 km 的高斯分布, 非直达波噪声服从均值为 $1/2$ km 的指数分布。跟踪时间 T 为 300 s, 将其随机划分为 8 个时间段, 在图 1 中用矩形波表示环境的二元状态信息, 其中 1 表示环境信息为非直达波状态, 0 表示直达波状态。在计算数值导数的公式中 P 取为 500 , 噪声样本点数目 M 取为 20000 。

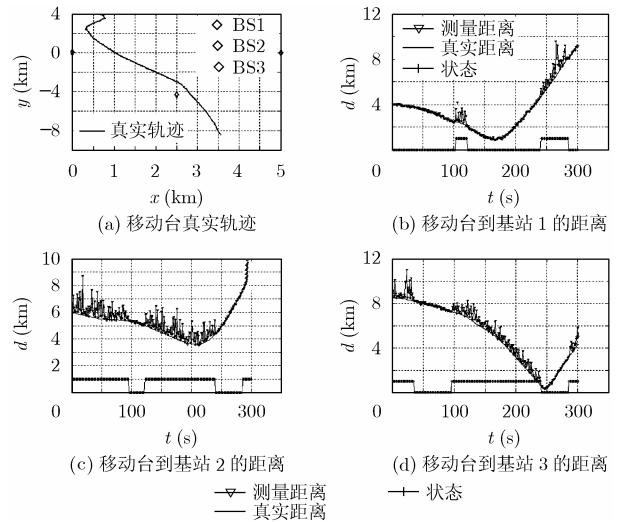


图1 目标运动轨迹及三站到目标距离的真实值和测量值

将本文给出的 PF 算法与两种 EKF 算法比较: 标准 EKF 算法不考虑环境信息, 考虑环境信息的 EKF 算法采用控制协方差矩阵各元素大小的方法抑制 NLOS 的影响, 在只出现直达波的时间段内减小协方差矩阵, 在出现混合噪声的时间段内增大协方差矩阵。PF 算法如前所述, 退火因子取 0.01 , 粒子数目取为 500 。由图 1 可见, 叠加了 NLOS 噪声后测距结果远大于目标和基站之间的真实距离。图 2 中两种 PF 的跟踪曲线比较平滑, 轨迹接近真实轨迹, 明显优于 EKF 的跟踪效果。由图 3 的目标跟踪误差累积分布函数曲线可见: 两种 PF 算法在测量噪声小于 100 m 时的误差概率大约为 67% , 退火的 PF 略好于标准的 PF, 当测量噪声小于 250 m 时两种 PF 的误差概率大约为 95% 和 90% , 退火的 PF 差于标准的 PF, 两种 PF 的性能均明显优于 EKF, 此外考虑了环境信息的 EKF 也明显优于不考虑环境信息的 EKF。

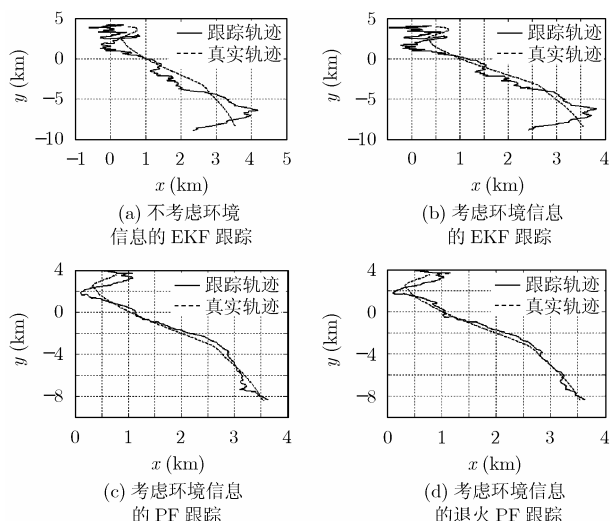


图2 跟踪结果对比

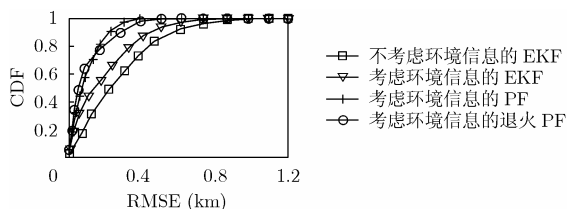


图3 均方根误差对比

5 结束语

本文研究结果表明考虑了环境信息的粒子滤波器在跟踪抑制非直达波误差,提高跟踪精度方面比传统的扩展卡尔曼滤波器有较明显的优势,本方法也可推广到一般的非高斯加性噪声滤波处理。注意到在实际移动通信定位和跟踪中,非直达波现象十分复杂,不可能用某个分布简单表示,因此需要研究根据环境信息对相应的时变分布做实时拟合的方法,文中假定的指数分布可以看作该时变分布的一个特例,但本文提出的造表法仍具有应用上的普遍意义。进一步改进的思路一是选择更适合的建议密度,以得到更好的重要性权,二是根据环境信息进一步修正与大噪声伴随的权重。

参 考 文 献

- [1] Caffery J Jr and Stuber G L. Overview of radiolocation in CDMA cellular systems[J]. *IEEE Communications Magazine*, 1998, 36(4): 38–45.
- [2] Caffery J Jr. *Wireless Location in CDMA Cellular Radio Systems*[M]. Boston: Kluwer Academic Publishers, 1999, Chapter 1.
- [3] Nájjar Montse and Vidal Josep. Kalman tracking for mobile

location in NLOS situations[A]. Personal, Indoor and Mobile Radio Communications(PIMRC) [C], Beijing, China, Sept. 2003, Vol.3: 2203–2207.

- [4] Chen Pi-Chun. A cellular based mobile location tracking system[A]. *IEEE Vehicular Technology Conference(VTC)*[C], Houston, Texas, USA, May 1999, Vol.3: 1979–1983.
- [5] Doucet A. On sequential simulated-based methods for bayesian filtering[EB/OL]. Available from <http://www.researchindex.com>, July 2005.
- [6] Chen Zhe. Bayesian filtering: from Kalman filters to particles, and beyond[EB/OL]. Available from: <http://soma.ertl.mcmaster.ca/~zhechen/homepage.htm>, Oct. 2005.
- [7] Arulampalam M S, Maskell Simon, and Gordon Neil, *et al.* A tutorial on particle filters for online nonlinear/non-Gaussian Bayesian tracking[J]. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 2002, 50(2): 174–188.
- [8] Maskell S, Briers M, Wright R, and Horrigan P. Tracking using a radar and a problem specific proposal distribution in a particle filter[J]. *IEE Proceedings on Radar, Sonar and Navigation*, 2005, 152(5): 315–322.
- [9] Jayesh H K and Petar M D. Gaussian sum particle filtering[J]. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 2003, 51(10): 2602–2612.
- [10] Wan E A and Van Der Merwe R. The unscented Kalman filter for nonlinear estimation[A]. *Adaptive Systems for Signal Processing, Communications, and Control Symposium(AS-SPCC)*[C], Lake Louise, Alberta, Canada, Oct.2000: 153–158.
- [11] N J Gordon, D J Salmond, and Smith A F M. Novel approach to nonlinear/non-Gaussian Bayesian state estimation[A]. *IEE Proceedings on Radar and Signal Processing-F*, 1993, 140(2): 107–113.
- [12] Wylie M P and Holtzman J. Mobile tracking using UKF, time measures and LOS-NLOS expert knowledge[A]. *Acoustics, Speech, and Signal Processing(ICASSP)*[C], Philadelphia, PA, USA, March 2005, Vol. 4: 901–904.

罗咏劼: 男, 1979年生, 硕士生, 研究方向为无线电定位与跟踪, 贝叶斯滤波。

万 群: 男, 1971年生, 教授, 博士生导师, 从事多传感器移动台定位、多维信号处理和雷达目标成像与识别等研究。

杨万麟: 男, 1945年生, 教授, 博士生导师, 从事微波成像、雷达目标识别等方面的研究。