

分布式移动通信系统中基于多普勒测速与卡尔曼滤波的动态定位算法

潘文 蒋占军 杜正锋 王炎 尤肖虎
(东南大学移动通信国家重点实验室 南京 210096)

摘要: 该文提出了一种分布式移动通信系统中的动态定位算法, 算法中首先通过远端天线单元(RAU)测量移动台(MS)的多普勒频偏, 将其变换为MS到各RAU方向的径向速度, 建立状态方程和观测方程, 然后采用扩展卡尔曼滤波法估计移动台的当前位置, 并通过逐次迭代即可实现MS运动轨迹的动态估计。因为卡尔曼滤波法的引入, 该算法有效地降低了当前估计误差对后续时刻估计值的影响, 从而可获得较高的定位精度。

关键词: 分布式移动通信系统; 无线定位; 多普勒频偏; 卡尔曼滤波

中图分类号: TN929.53

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2008)06-1420-04

An Algorithm for Dynamic Location Based on Doppler Velocity Estimation and Kalman Filtering in Distributed Mobile Communication System

Pan Wen Jiang Zhan-jun Du Zheng-feng Wang Yan You Xiao-hu
(National Mobile Communications Research Lab, Southeast University, Nanjing 210096, China)

Abstract: An algorithm is presented for dynamic location in distributed mobile communication system. In the algorithm, Doppler frequency offsets of the MS are estimated by RAUs firstly, and the velocity in each direction from the MS to each RAU is derived. And then, the states equation and the observation equation are constituted, and an Extended Kalman Filter (EKF) is employed to estimate the position of the MS, and the trajectory of the MS can be obtained through a step by step way. The algorithm can improve the location precision because of employing of Kalman filter, which reduces the error accumulation in the Doppler dynamic location algorithm, and this issue is verified by simulation as well.

Key words: Distributed mobile communication system; Wireless location; Doppler frequency offset; Kalman filter

1 引言

近年来有关蜂窝移动通信网络中移动台(MS)定位技术的研究备受关注, 它在导航、旅游、娱乐及安全等方面都有着重要的作用^[1]。美国联邦通信委员会(FCC)发布了 E-911 (类似我国的 110 服务)定位需求条例, 要求无线蜂窝网络必须能对发出 E-911 紧急呼叫的 MS 提供精度在 125m 内的定位服务, 且满足此定位精度的概率至少为 67%^[2]。目前蜂窝无线通信网络中定位技术主要有以下几种方法: 接收信号强度(RSS)定位, 到达时延定位(TOA), 到达时延差定位(TDOA), 到达角度定位(AOA), 以及这些方法的混合定位等。

上述各种方法可分为静态定位和动态定位两类, 相比较而言后者充分利用了定位的历史信息, 从而使 MS 的运动轨迹估计更加准确。文献[3]建立了一种 MS 移动状态的自回归模型, 并通过其实现了基于 RSS, AOA, 以及 TDOA 的 MS 动态轨迹估计; 文献[4]给出了 GSM 网络中, 一种使用遗传算法实现基于 RSS 的动态定位的研究方法; 文献[5,6]

分别描述了利用 Markov 模型和神经网络技术进行 MS 动态定位的方法; 文献[7]中作者对使用空间概念地图实现移动定位的方法作了研究。

分布式移动通信系统具有无线信号覆盖范围大、系统容量和系统功率效率高等优点, 已经被广泛认为是未来移动通信网络中的一种关键的多天线接入方式^[8, 9]。在分布式移动通信系统中, MS 可以同时和多个远端接入单元(RAU)通信, 合理的利用各个RAU接收信号的特性, 可以实现比较理想的定位效果, 目前国内外在此方面的研究还很少。在文献[10]中, 作者介绍了分布式移动通信系统网络中, 利用多普勒(Doppler)测速实现MS动态定位的原理, 分析结果表明该方法效果比较理想, 且不受多址干扰的影响, 但是这种Doppler动态算法在动态定位过程中存在定位误差积累, 从而不利于作长距离连续定位的估计。为解决这一问题, 本文提出了一种基于多普勒测速和卡尔曼滤波(Doppler-Kalman)的动态定位算法, 对MS位置与速度信息进行联合估计, 并通过卡尔曼滤波以减小误差对下一次估计的影响。本文第2节对系统模型做了描述, 并介绍了通过多普勒测速确定观测方程的方法; 第3节分析了扩展卡尔曼滤波方法对系统状态进行估

计的方法; 第4节通过仿真验证了所用方法的合理性; 最后对全文进行总结。

2 系统模型

分布式移动通信系统中, 多个 RAU 通过光纤、电缆连接到相同的基站(BS)形成一个广义小区(GN-cell), 假设有 M 个 RAU 用于定位服务, 记 RAU $_i$ 位置为 (x_{ri}, y_{ri}) 。本文采用离散时间模型, 抽样时间间隔为 T , 抽样时刻统一使用 k 表示。记 k 时刻 MS 的位置在点 (x_k, y_k) , MS 的实际移动速度为 v_k , 其在 x 轴和 y 轴上的速度分量为 \dot{x}_k 和 \dot{y}_k , 如图 1 所示。

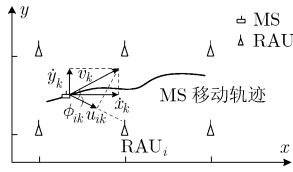


图1 分布式移动通信系统结构

当抽样间隔 T 足够小时, 两个连续时刻的位置关系为

$$\begin{cases} x_{k+1} = x_k + T\dot{x}_k \\ y_{k+1} = y_k + T\dot{y}_k \end{cases} \quad (1)$$

记 e_{xk} 和 e_{yk} 为 k 到 $k+1$ 时刻 MS 的速度抖动, 假设其为零均值标准差为 q_e 的随机变量, 则

$$\begin{cases} \dot{x}_{k+1} = \dot{x}_k + e_{xk} \\ \dot{y}_{k+1} = \dot{y}_k + e_{yk} \end{cases} \quad (2)$$

令 k 时刻的状态向量 $\mathbf{s}_k = (x_k, y_k, \dot{x}_k, \dot{y}_k)^T$, 上标 T 表示转置运算, 可得状态方程为

$$\mathbf{s}_{k+1} = \mathbf{A}\mathbf{s}_k + \mathbf{e}_k \quad (3)$$

其中 \mathbf{A} 为转移矩阵, 其表达式为

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & T & 0 \\ 0 & 1 & 0 & T \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (4)$$

$\mathbf{e}_k = [0, 0, e_{xk}, e_{yk}]^T$ 是 k 时刻 MS 的移动速度抖动向量, 其相关阵 \mathbf{Q}_e 可表示成下式:

$$\mathbf{Q}_e = q_e^2 \begin{bmatrix} \mathbf{O}_2 & \mathbf{O}_2 \\ \mathbf{O}_2 & \mathbf{I}_2 \end{bmatrix} \quad (5)$$

其中 \mathbf{O}_2 表示 2×2 的零阵, \mathbf{I}_2 是 2 阶单位阵。

定义 k 时刻 MS 的径向移动速度为实际移动速度 v_k 在 MS 到 RAU $_i$ 方向上的分量, 将其记作 $u_k = [u_{1k}, u_{2k}, \dots, u_{Mk}]^T$ 。RAU $_i$ 测得的多普勒频偏为 $f_{Di} = v_k \cos(\phi_{ik}) / \lambda_c = u_{ik} / \lambda_c$, ϕ_{ik} 为在 k 时刻 MS 移动速度与从移动台到 RAU $_i$ 方向的夹角, λ_c 为载波波长。RAU $_i$ 通过多普勒测速得到 MS 相对于 RAU $_i$ 的径向移动速度 $u_{ik} = f_{Di} \lambda_c$, 根据几何关系有^[10]

$$u_{ik} = \frac{\dot{x}_k(x_k - x_{ri}) + \dot{y}_k(y_k - y_{ri})}{\sqrt{(x_k - x_{ri})^2 + (y_k - y_{ri})^2}} + z_{ik} = f_i(\mathbf{s}_k) + z_{ik} \quad (6)$$

式(6)中 $f_i(\mathbf{s}_k)$ 表示无误差的多普勒测速结果, 第 2 项 z_{ik} 表示测量误差, 假设其为零均值标准差为 q_z 的高斯随机变量^[11]。记 $f(\mathbf{s}_k) = [f_1(\mathbf{s}_k), f_2(\mathbf{s}_k), \dots, f_M(\mathbf{s}_k)]^T$; $\mathbf{z}_k = [z_{1k}, z_{2k}, \dots, z_{Mk}]^T$, \mathbf{z}_k 的相关阵为 $\mathbf{Q}_z = q_z^2 \mathbf{I}_M$, \mathbf{I}_M 为 M 阶单位阵; 可以得到观测方程为

$$\mathbf{u}_k = f(\mathbf{s}_k) + \mathbf{z}_k \quad (7)$$

至此已得到广义卡尔曼滤波器(EKF)的状态方程式(3)和观测方程式(7), 下面分析通过 EKF 工具对状态向量进行估计的算法。

3 移动轨迹的卡尔曼算法

为了分析简洁, 将式(7)作线性近似如下:

$$\mathbf{u}_{ik} \approx f_i(\mathbf{s}_{k-1}) + \nabla f_i(\mathbf{s}_{k-1})(\mathbf{s}_k - \mathbf{s}_{k-1}) + z_{ik} \quad (8)$$

其中 $\nabla f_i(\mathbf{s}_{k-1}) = \left[\frac{\partial f_i}{\partial x_{k-1}}, \frac{\partial f_i}{\partial y_{k-1}}, \frac{\partial f_i}{\partial \dot{x}_{k-1}}, \frac{\partial f_i}{\partial \dot{y}_{k-1}} \right]$ 表示梯度运算,

由式(6)中对 $f_i(\mathbf{s}_k)$ 的定义可得

$$\left. \begin{aligned} \frac{\partial f_i}{\partial x_{k-1}} &= \frac{(y_{k-1} - y_{ri})[\dot{x}_{k-1}(y_{k-1} - y_{ri}) - \dot{y}_{k-1}(x_{k-1} - x_{ri})]}{\sqrt{(x_{k-1} - x_{ri})^2 + (y_{k-1} - y_{ri})^2}} \\ \frac{\partial f_i}{\partial y_{k-1}} &= \frac{(x_{k-1} - x_{ri})[\dot{y}_{k-1}(x_{k-1} - x_{ri}) - \dot{x}_{k-1}(y_{k-1} - y_{ri})]}{\sqrt{(x_{k-1} - x_{ri})^2 + (y_{k-1} - y_{ri})^2}} \\ \frac{\partial f_i}{\partial \dot{x}_{k-1}} &= \frac{(x_{k-1} - x_{ri})}{\sqrt{(x_{k-1} - x_{ri})^2 + (y_{k-1} - y_{ri})^2}} \\ \frac{\partial f_i}{\partial \dot{y}_{k-1}} &= \frac{(y_{k-1} - y_{ri})}{\sqrt{(x_{k-1} - x_{ri})^2 + (y_{k-1} - y_{ri})^2}} \end{aligned} \right\} \quad (9)$$

记 $\mathbf{C}_{k-1} = [(\nabla f_1(\mathbf{s}_{k-1}))^T, (\nabla f_2(\mathbf{s}_{k-1}))^T, \dots, (\nabla f_M(\mathbf{s}_{k-1}))^T]^T$ 为 $M \times 4$ 观测矩阵, 由式(7)和式(8)可得到:

$$\mathbf{u}_k - f(\mathbf{s}_{k-1}) + \mathbf{C}_{k-1}\mathbf{s}_{k-1} \approx \mathbf{C}_{k-1}\mathbf{s}_k + \mathbf{z}_k \quad (10)$$

因此根据卡尔曼滤波器算法对 MS 的轨迹估计的式(11)–式(15)组成的方程组:

$$\hat{\mathbf{s}}_{k,k-1} = \mathbf{A}\hat{\mathbf{s}}_{k-1} \quad (11)$$

$$\mathbf{P}_{k,k-1} = \mathbf{A}\mathbf{P}_{k-1}\mathbf{A}^T + \mathbf{Q}_e \quad (12)$$

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{k,k-1}\mathbf{C}_{k-1}^T(\mathbf{C}_{k-1}\mathbf{P}_{k,k-1}\mathbf{C}_{k-1}^T + \mathbf{Q}_z)^{-1} \quad (13)$$

$$\hat{\mathbf{s}}_k = \hat{\mathbf{s}}_{k,k-1} + \mathbf{K}_k[\mathbf{u}_k - f(\hat{\mathbf{s}}_{k-1}) + \mathbf{C}_{k-1}\hat{\mathbf{s}}_{k-1} - \mathbf{C}_{k-1}\mathbf{A}\hat{\mathbf{s}}_{k-1}] \quad (14)$$

$$\mathbf{P}_k = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k\mathbf{C}_{k-1})\mathbf{P}_{k,k-1} \quad (15)$$

其中式(11) $\hat{\mathbf{s}}_{k,k-1}$ 为状态的预测估计, 即由观测量 $\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, \dots, \mathbf{u}_{k-1}$ 对 k 时刻的状态 \mathbf{s}_k 的估计, 式(12) $\mathbf{P}_{k,k-1}$ 是 $\hat{\mathbf{s}}_{k,k-1}$ 的误差相关阵, 式(13) \mathbf{K}_k 为卡尔曼滤波增益矩阵, 式(14) $\hat{\mathbf{s}}_k$ 为状态的滤波估计, 即由观测量 $\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, \dots, \mathbf{u}_k$ 对 k 时刻的状态 \mathbf{s}_k 的估计, 式(15) \mathbf{P}_k 为 $\hat{\mathbf{s}}_k$ 的误差相关阵。MS 的初始状态 \mathbf{s}_0 和初始误差相关阵 \mathbf{P}_0 可以通过文献[10]中介绍的多普勒定位方法以及其它定位方法(如 TDOA)估计得到。

状态向量 \mathbf{s}_k 包含了 MS 在 k 时刻的位置与速度信息, 经过逐次迭代, 即可得到 MS 在一段时间内的移动轨迹。由于 Kalman 滤波器有效地利用了状态方程和观测方程的综合信

息,可以有效降低当前估计误差对后续估计的影响,进而提高定位精度。由式(11)–式(15)可知 k 时刻的定位误差的方差为

$$\sigma_k^2 = [P_k]_{11} + [P_k]_{22} \quad (16)$$

其中 $[M]_{ij}$ 表示矩阵 M 的第 i 行第 j 列元素。

4 仿真分析

仿真分析在单个小区的分布式移动通信系统中进行,假设小区中有 4 个 RAU 分别位于点 (a,a) , $(a,-a)$, $(a,-a)$ 及 $(-a,-a)$, 其中 $a=2\text{km}$, MS 的初始值状态信息为, $s_0 = [-1.8\text{km}, -2\text{km}, 5\text{m/s}, 5\text{m/s}]^T$, 卡尔曼滤波器初始估计误差相关阵为 $P_0 = O_4$, 即初始状态是不存在误差的准确值。抽样间隔 $T=1\text{s}$ 。

图 2 给出了一个动态定位效果对比图,仿真中 MS 移动速度抖动的标准差 $q_e = 0.1\text{m/s}$, 多普勒测速误差的标准差 $q_z = 10\text{m/s}$ 。图中实线为 MS 的实际移动轨迹,虚线为采用本文介绍的 Doppler-Kalman 动态定位算法所得的估计路径,点线为采用文献[10]中介绍的 Doppler 动态定位算法所得的估计路径。可见通过卡尔曼滤波,可以有效地改善长距离动态定位的精度,其原因在于通过卡尔曼滤波器,充分利用状态方程和观测方程的综合信息减小了当前估计误差对后续定位估计的影响。

MS 的移动速度的抖动以及多普勒测速的误差将会影响 Doppler-Kalman 动态定位精度。图 3 给出了平均定位误差与 q_e 和 q_z 之间的关系。显然多普勒测速的误差范围越大,定位误差也越大;同样,较大的 MS 移动速度抖动范围,亦将导致较大定位误差。

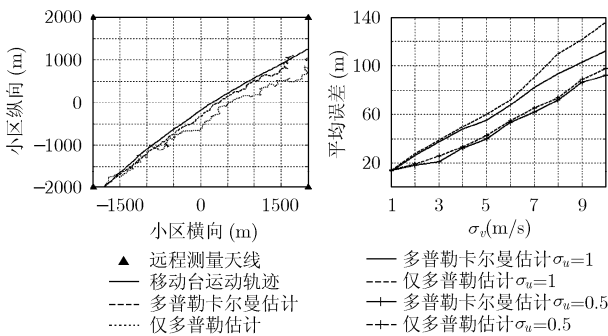


图 2 动态定位仿真实例 ($q_e = 0.1\text{m/s}$, $q_z = 10\text{m/s}$)

为了更清楚地说明 Doppler-Kalman 动态定位算法对于 Doppler 动态定位算法的改善程度,图 4 给出了 $q_e = 0.1\text{m/s}$ 时的定位误差的累积概率分布函数,可见在多普勒测速误差变化范围较大时, Doppler-Kalman 动态定位算法更具优势。对于 Doppler-Kalman 动态定位算法,当 $q_z = 5\text{m/s}$ 时, 67% 的定位精度约为 75m, 当 $q_z = 10\text{m/s}$ 时, 67% 的定位精度约为 140m。

图 5 比较了不同 RAUs 数目的不同跟踪方法的估计精度,仿真中对 RAUs 数目分别为 4,6,7 的场景进行,其中 RAUs 数目为 4 和 6 时为在 3km 米半径的圆上均匀安置 RAUs (即正方形和正六边形), 而 RAUs 数目为 7 时则表示在圆心处再放置一个 RAU。仿真时, $q_e = 0.5\text{m/s}$, $q_z = 1\text{m/s}$ 。除了 RAUs 的数目不同外,移动台的移动轨迹和速度都相同。仿真表明通过加多 RAU 数目可以在提高动态跟踪精度。

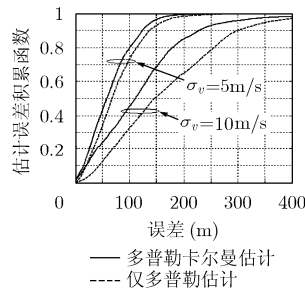


图 4 定位精度的累计概率分布 ($q_e = 0.1\text{m/s}$)

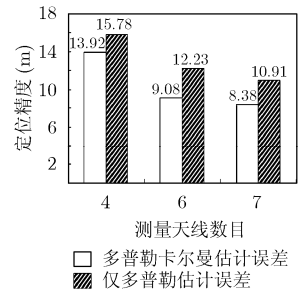


图 5 不同 RAU 数目用不同跟踪方法的精度比较

5 结束语

本文提出了一种分布式移动通信系统中基于多普勒测速与卡尔曼滤波的动态定位算法,文章对算法作了详细的描述,由于算法中采用卡尔曼滤波器,从而有效地降低了估计误差的累积与传播,从而提高了定位精度。仿真分析表明,当多普勒测速误差和 MS 移动速度抖动两参数的变化范围较大时,与单纯的多普勒定位算法相比,该算法具有更高的定位精度。但是当 MS 处于静止状态或移动台的移动速度很小的时候,多普勒频偏将不能准确的得到,此时可以结合传统定位方法(如 TDOA)实现联合定位,我们有关此方面的研究目前正在进行中。

值的说明的是,为便于分析本文假设测量误差为零均值高斯分布,对其它分布(如零均值均匀分布的测量误差),通过仿真可观察到其性能虽比高斯分布误差略差但也相比最小二乘跟踪卡尔曼滤波器仍可得到较好的结果。

进一步的工作还包括:(1)将 Doppler 定位与其它定位方法结合使用。(2)将其它形式的滤波器应用于定位中。如采用粒子滤波器减少除非零均值误差的影响。采用抽样 Kalman 滤波器优化观测方程的非线性对跟踪精度的影响等。

参考文献

[1] Dran E C, Macnau G M, and Scott C. Positioning GSM telephones [J]. *IEEE Communications Magazine*, 1998, 36(4): 46-54.
 [2] Zagam M, Parl S A, and Bussgang J, et al. Providing universal location services using a wireless E911 location network [J]. *IEEE Communications Magazine*, 1998: 36(4): 66-71.

- [3] Hussain S S R, Shah S A H, and Sheikh M I. A mobile tracking algorithm for adaptive array smart antennas by adapting the weights of the transmit antenna [C]. IEEE INCC, Lahore, 2004: 58-63.
- [4] Lin D B, Juang R T, and Lin H P. Mobile location estimation and tracking for GSM systems. Personal [C], IEEE International Symposium on Indoor and Mobile Radio Communications, Barcelona, 2004, (4): 2835-2839.
- [5] Gu J, He F, and Gong Y H. W-CDMA wireless cellular location and tracking based on Markov models [J]. Proc. IEEE Inter'l Conj Comm., Circuits and Syst. and West Sino Expositions, Chengdu, 2002, (1): 234-237.
- [6] Liou S C and Lu H C. Applied neural network for location prediction and resource reservation scheme in wireless networks [C]. Proceedings of ICCT2003, Beijing, 2003: 958-961.
- [7] Samaan N and Karmouch A. A mobility prediction architecture based on contextual knowledge and spatial conceptual maps [J]. *IEEE Trans. on Mobile Computing*, 2005, 6(4): 537-551.
- [8] 尤肖虎, 赵新胜. 分布式无线电和蜂窝移动通信网络结构[J]. 电子学报, 2004: 32(12A): 16-21.
- [9] Kerpez K J. A radio access system with distributed antennas [J]. *IEEE Trans. on Vehic Tech*, 1996: 45(2): 265-275.
- [10] Pan W, Wu J, and Wang Y, *et al.* The network centralized location scheme based on Doppler in distributed antenna [C]. ITST2006, Chengdu, 2006: 94-97.
- [11] 曹振华, 赵平, 胡跃清. 概率论与数理统计[M]. 南京: 东南大学出版社, 2001: 188.
- 潘文: 男, 1971年生, 博士生, 研究方向为未来移动通信系统多天线技术基础理论与关键技术研究.
- 蒋占军: 男, 1975年生, 博士生, 研究方向为分布式移动通信系统切换与调度算法研究.
- 杜正峰, 男, 1975年生, 博士生, 研究方向为未来移动通信系统基础空时编码和检测算法研究.
- 王炎: 男, 1969年生, 教授, 研究方向为通信与雷达中的阵列天线、分布式多天线、信号处理、信号检测算法.
- 尤肖虎: 男, 1962年生, 教授, 研究方向为未来宽带移动通信理论与技术、智能信号处理与通信.