

基于多尺度的 EKF 滤波融合定位跟踪算法*

田增山, 邢培基, 周非

(重庆邮电大学 移动通信技术重点实验室, 重庆 400065)

摘要: 针对无线定位中快速移动目标的定位精度差的问题, 提出了一种简单有效的定位跟踪算法。该算法将信号的多尺度分析方法与基于 TDOA 的蜂窝网定位技术相结合, 基于某尺度上获得的单一的观测量, 建立了一个新的多尺度的观测模型。基于新的多尺度观测模型, 利用扩展 Kalman 滤波对目标进行定位跟踪, 获得比在原始尺度上直接进行滤波定位跟踪更好的效果。通过仿真验证了该方法对提高蜂窝网无线定位精度的有效性。

关键词: 多尺度估计; 到达时间差; 定位跟踪; 扩展 Kalman 滤波; 观测模型

The algorithm of location tracking by EKF filtering based on multi-scale

TIAN Zeng Shan, XING Pei Ji, ZHOU Fei

(Key Lab of Mobile Communication Technology, Chongqing University Posts and Telecommunication, Chongqing 400065, China)

Abstract: In view of the poor accuracy of cellular wireless location, one kind of simple and effective localization tracking algorithm is proposed. By combining the TDOA-based localization technology with the multi-scale analysis method of signal, a new multi-scale measured model based on a single measurement from a single scale is proposed. Based on the new multi-scale measured model and Expanded Kalman Filtering, the estimate obtained by using the new algorithm is more accurate. A set of simulations is performed, and the results show the efficiency of the improved accuracy of cellular wireless location.

Key words: multi-scale estimation; TDOA; location tracking; expanded Kalman filter; observation model

在自然界和工程实践中, 许多现象或过程都具有多尺度特征或多尺度效应。同时, 人们对现象或过程的观察往往也是在不同尺度(分辨级)上进行的。因此, 用多尺度系统理论来描述、分析这些现象或过程是十分自然的, 它能够很好地表现这些现象或过程的本质特征。多尺度系统理论研究基于三个基本出发点: 所研究的现象或过程具有多尺度特性或多尺度效应; 无论现象或过程是否具有多尺度特性, 通常观测信号是在不同尺度上(或分辨级)上得到的; 无论现象或过程是否具有多尺度特性, 观测信号是否在不同尺度上或分辨级上得到, 利用多尺度算法往往能获得更多信息, 从而降低问题的不确定性及复杂性。

这三个基本出发点为研究传统意义上的信号处理理论和方法提供了全新的思想。这是因为现代高性能、多层次、复杂系统往往要求多个传感器在不同尺度上对研究的现象或过程进行观测。怎样将不同类型、不同尺度上的传感器获得的信息进行有效的综合是目前普遍关注的问题。而另一个同样重要又往往被忽视的工作

是: 如何将某一尺度或分辨率上已获取的信号在不同尺度上进行描述和分析, 即将多尺度系统理论的第三个基本点扩展为: 无论现象或过程是否具有多尺度特性, 观测信号是否在不同尺度或分辨级上得到, 利用多尺度算法与具有先验信息的动态系统的估计、辨识理论相结合, 能获取更多的信息, 从而降低问题的不确定性^[1]。

自美国 E-911 颁布以来, 无线定位技术在各国都受到高度重视和深入研究^[2]。在蜂窝移动定位跟踪中, 对于电波的多径效应、NLOS 测量误差、噪声等影响, 如何提高定位精度一直都是研究的热点^[3]。目前能够很好地提高定位精度的定位算法大都结构复杂、不容易实现。本文从多尺度系统理论的第三个基本点上考虑, 将多尺度估计理论运用到无线定位跟踪技术之中, 提出了基于多尺度的 EKF 滤波融合定位跟踪算法, 该算法简单有效, 充分利用各个尺度上量测的特性及信息的互补性, 实现了单一尺度情况下用传统方法无法达到的效果。文中针对蜂窝网中高速运动的车辆目标进行定位跟踪研究, 建立了基于 Singer 模型的目标状态模型和基于 TDOA 的观测模型, 用小波对单尺度下的观测量进行分

* 基金项目: 教育部科学技术研究重点项目(NO.207097)

解重构,得到多组观测量(相当于有不同的多个传感器同时对目标进行跟踪),利用多尺度融合算法将多个观测量进行融合,最后用扩展 Kalman 对目标位置进行基于全局的最优估计。

1 基于 TDOA 的定位跟踪模型

1.1 车辆目标运动的状态方程

本文采用在垂直 y 方向使用 Singer 模型而在水平 x 方向上使用匀速运动模型,在两个方向运动独立的情况下,对于离散化的状态向量为:

$$X(k)=[x(k),\dot{x}(k),y(k),\dot{y}(k),\ddot{y}(k)]^T \quad (1)$$

$x(k),\dot{x}(k)$ 分别表示 k 时刻目标 x 方向的位置坐标、

速度。 $y(k),\dot{y}(k),\ddot{y}(k)$ 分别表示 k 时刻目标 y 方向的位置坐标、速度和加速度。则目标状态方程为:

$$X(k)=A(k,k-1)X(k-1)+W(k-1) \quad (2)$$

状态转移矩阵为:

$$A = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T & (\alpha T - 1 + e^{-\alpha T})/\alpha^2 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & (1 - e^{-\alpha T})/\alpha \\ 0 & 0 & 0 & 0 & e^{-\alpha T} \end{bmatrix} \quad (3)$$

状态噪声协方差矩阵为:

$$Q(k)=E[W(k)W^T(k)] = 2\alpha\sigma_m^2 \begin{bmatrix} T^3/3 & T^2/2 & 0 & 0 & 0 \\ T^2/2 & T & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & q_{11} & q_{12} & q_{13} \\ 0 & 0 & q_{21} & q_{22} & q_{23} \\ 0 & 0 & q_{31} & q_{32} & q_{33} \end{bmatrix} \quad (4)$$

$$q_{11} = \frac{1}{2\alpha^5} (1 - e^{-2\alpha T} + 2\alpha T + \frac{2\alpha^3 T^3}{3} - 2\alpha^2 T^2 - 4\alpha T e^{-\alpha T})$$

$$q_{12} = q_{21} = \frac{1}{2\alpha^4} (e^{-2\alpha T} + 1 - 2e^{-\alpha T} + 2\alpha T e^{-\alpha T} - 2\alpha T + \alpha^2 T^2)$$

$$q_{13} = q_{31} = \frac{1}{2\alpha^3} (1 - e^{-2\alpha T} - 2\alpha T e^{-\alpha T})$$

$$q_{22} = \frac{1}{2\alpha^3} (4e^{-\alpha T} - 3 - e^{-2\alpha T} + 2\alpha T)$$

$$q_{23} = q_{32} = \frac{1}{2\alpha^2} (e^{-2\alpha T} + 1 - 2e^{-\alpha T})$$

$$q_{33} = \frac{1}{2\alpha} (1 - e^{-2\alpha T})$$

α 是机动时间常数的倒数,即机动频率,它的取值要通过实时测量才能确定^[4]。 T 为采样间隔。 σ_m^2 是目标的加速度方差。

1.2 基于 TDOA 的定位观测模型

基于 TDOA 定位算法^[3],相应的离散化观测方程表示如下:

$$Y(k)=h(X(k))+V(k) \quad (5)$$

$Y(k)=[R_{2,1}(k) \ R_{3,1}(k) \ \cdots \ R_{n,1}(k)]^T$ 表示各 TDOA 距离测量值; $V(k)=[V_{2,1}(k) \ V_{3,1}(k) \ \cdots \ V_{n,1}(k)]^T$ 表示各 TDOA 距离

测量值的测量噪声。

$$h(X(k)) = \begin{bmatrix} \sqrt{(x(k)-x_2)^2+(y(k)-y_2)^2} - \sqrt{(x(k)-x_1)^2+(y(k)-y_1)^2} \\ \sqrt{(x(k)-x_3)^2+(y(k)-y_3)^2} - \sqrt{(x(k)-x_1)^2+(y(k)-y_1)^2} \\ \cdots \\ \sqrt{(x(k)-x_n)^2+(y(k)-y_n)^2} - \sqrt{(x(k)-x_1)^2+(y(k)-y_1)^2} \end{bmatrix} \quad (6)$$

$h(X(k))$ 表示 n 个基站的 TDOA 观测矩阵,以编号 1 的基站为参考基站。 $(x_i, y_i), i=1, 2, \dots, n$ 是参与定位的 n 个基站的坐标。

将观测方程 $Y(k)=h(X(k))+V(k)$ 围绕滤波估计值进行 Taylor 展开并略去二次以上项:

$$Y(k) \approx h(\hat{X}(k)) + \frac{\partial h}{\partial X} \Big|_{X(k)=\hat{X}(k)} \cdot [X(k) - \hat{X}(k)] + V(k) = CX(k) + V(k) \quad (7)$$

测量噪声主要受 NLOS、多径传播和几何精度因子等因素影响^[5],本文主要考虑两种测量噪声:TDOA 测量误差和 NLOS 误差。TDOA 测量噪声误差服从 $(0, \sigma_r^2)$ 的高斯分布,而对于 NLOS 误差可以近似认为服从具有正均值和较大方差的高斯分布^[6],假设 NLOS 误差均值为 μ_N , 方差为 σ_N^2 。此时总的观测误差分布服从均值为 $\mu = \mu_N$, 方差 $\sigma^2 = \sigma_r^2 + \sigma_N^2$ 的高斯分布。观测误差协方差矩阵为:

$$R(k) = \text{diag} \left\{ \underbrace{\sigma_2, \sigma_2, \dots, \sigma_2}_{n-1 \text{ 个}} \right\} \quad (8)$$

2 多尺度 EKF 滤波融合定位跟踪算法

小波变换将信号分解为低频分量的近似信号和高频分量的细节信号。服从高斯分布的白噪声,在经过小波变换后其能量主要集中于幅值较低的高频分量^[7]。对这些高频分量进行处理可以达到削弱噪声的作用。另外根据多尺度系统理论,利用小波变换将信号分解到不同尺度上,可以得到更多信息。将不同尺度上的估计进行数据融合^[8],可以得到更好的效果。

本文利用 Haar 小波对观测量进行分解,假设观测量原始尺度为 M ,则对观测量进行 $M-1$ 次分解,然后对分解得到的各级细节信号进行处理后结合近似信号进行各级重构,重构后的观测量加上原始尺度的观测量则共可以得到 M 组观测量,比原来增加了 $M-1$ 组观测量,相当于有 M 个虚拟传感器同时对目标进行测量,增加了目标的信息量。此时利用多尺度 EKF 滤波融合估计算法对目标进行跟踪可以得到更好的定位效果。

假设观测信息原始尺度为 M ,连续跟踪目标 $N(N=2^{M-1})$ 个时间点,将尺度 M 上 N 个时间点的测量值 $Y(M)$ 利用 Haar 小波进行多尺度分解,各尺度上的近似信号和细节信号分别为:

$$Y_{D,i} = \begin{bmatrix} Y_{D,M}(1) & Y_{D,M}(k) & \cdots & Y_{D,M}(N) \\ Y_{D,i}(1) & Y_{D,i}(k) & \cdots & Y_{D,i}(N) \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ Y_{D,1}(1) & Y_{D,1}(k) & \cdots & Y_{D,1}(N) \end{bmatrix} \quad (9)$$

$$Y_{v,i} = \begin{bmatrix} Y_{v,M}(1) & Y_{v,M}(k) & \cdots & Y_{v,M}(N) \\ Y_{v,i}(1) & Y_{v,i}(k) & \cdots & Y_{v,i}(N) \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ Y_{v,1}(1) & Y_{v,1}(k) & \cdots & Y_{v,1}(N) \end{bmatrix} \quad (10)$$

其中, $i=1,2,\dots,M$ 表示尺度。对于服从高斯分布的白噪声来说,在经过小波变换后其能量主要集中于幅值较低的高频分量^[7](即细节信号)。因此将各级细节信号略去,即令各级细节信号为零,然后把各级近似信号分别重构回尺度 M ,这样可以达到去除噪声的作用,得到新的测量值:

$$Y_i = \begin{bmatrix} Y_M(1) & Y_M(k) & \cdots & Y_M(N) \\ Y_i(1) & Y_i(k) & \cdots & Y_i(N) \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ Y_1(1) & Y_1(k) & \cdots & Y_1(N) \end{bmatrix} \quad (11)$$

此时虽然各级分解信号已经重构回尺度 M ,但由于各级细节信号全部略去,因此式(12)矩阵的行向量,仍然代表各级近似信号的信息。此时可以等效地将每一个列向量看作某时刻 M 个传感器对同一目标状态的测量值,构建状态方程和观测方程:

$$X(k+1) = A(k)X(k) + W(k) \quad (12)$$

$$Y_M(k) = C_M(k)X(k) + V_M(k) \quad (13)$$

其中: $Y_M(k) = [Y_1(k), Y_2(k), \dots, Y_M(k)]^T$, $C_M(k) = [C_1(k), C_2(k), \dots, C_M(k)]^T$, $V_M(k) = [V_1(k), V_2(k), \dots, V_M(k)]^T$, $R_M(k) = \text{diag}\{R(k), R(k), \dots, R(k)\}$ M 个

利用新建的状态方程和观测方程,用扩展 Kalman 滤波进行滤波估计。假设已得到 k 时刻状态 $X(k)$ 基于全局的融合估计值 $\hat{X}(k|k)$ 及估计误差协方差阵 $P(k|k)$; 当得到 $k+1$ 时刻各个尺度上的观测值时,利用扩展 Kalman 滤波器将得到状态 $X(k+1)$ 基于全局信息的最优融合估计值 $\hat{X}(k+1|k+1)$ 及估计误差协方差阵 $P(k+1|k+1)$ ^[11], 即:

$$\hat{X}(k+1|k+1) = \hat{X}(k+1|k) + P(k+1|k+1) \sum_{i=1}^M \{P_i^{-1}(k+1|k+1)$$

$$[\hat{X}_i(k+1|k+1) - \hat{X}(k+1|k)] - P_i^{-1}(k+1|k) [\hat{X}_i(k+1|k) - \hat{X}(k+1|k)]\} \quad (14)$$

$$P^{-1}(k+1|k+1) = P^{-1}(k+1|k) + \sum_{i=1}^M [P_i^{-1}(k+1|k+1) - P_i^{-1}(k+1|k)] \quad (15)$$

其中:

$$\hat{X}(k+1|k) = A(k)\hat{X}(k|k) \quad (16)$$

$$P(k+1|k) = A(k)P(k|k)A^T(k) + Q(k) \quad (17)$$

而对于 $\hat{X}_i(k+1|k)$, $P_i(k+1|k)$, $\hat{X}_i(k+1|k+1)$, $P_i(k+1|k+1)$ 有:

$$\hat{X}_i(k+1|k) = A(k)\hat{X}_i(k|k) \quad (18)$$

$$\hat{X}_i(k+1|k+1) = \hat{X}_i(k+1|k) + K_i(k+1)[Y_i(k+1) - h[\hat{X}_i(k+1|k), k+1]] \quad (19)$$

$$K_i(k+1) = P_i(k+1|k)C_i^T(k+1)[C_i(k+1)P_i(k+1|k)C_i^T(k+1) + R(k+1)]^{-1} \quad (20)$$

$$P_i(k+1|k) = A(k)P_i(k|k)A^T(k) + Q(k) \quad (21)$$

$$P_i(k+1|k+1) = [I - K_i(k+1)C_i(k+1)] \cdot P_i(k+1|k) \quad (22)$$

3 算法仿真与分析

本文采用三基站布局进行 TDOA 定位跟踪仿真,覆盖半径为 5km。三基站位置坐标分别为 (0,0)m, (5000 $\sqrt{3}$, 5000)m, (5000 $\sqrt{3}$, -5000)m。跟踪目标为高速移动的汽车,初始位置为 (3000,0)m,水平 x 方向的初始速度为 13.89m/s (约 50km/h); 垂直 y 方向的初始速度为 10m/s(36km/h), y 方向初始加速度为 0,运动过程中加速度方差为 3.8667,机动频率为 0.1;观测误差和 NLOS 误差分别服从 (0,45²)m, (650,200²)m 高斯分布。观测间隔为 1s,由于目标的高速运动性,考虑到基站的覆盖范围对定位的影响,对目标跟踪 80s。初始状态向量 $X(0) = [4000, 13.89, 0, 10, 0]^T$, 则根据上面的算法进行仿真。

图 1~图 4 分别为同一个运动轨迹在不同融合程度

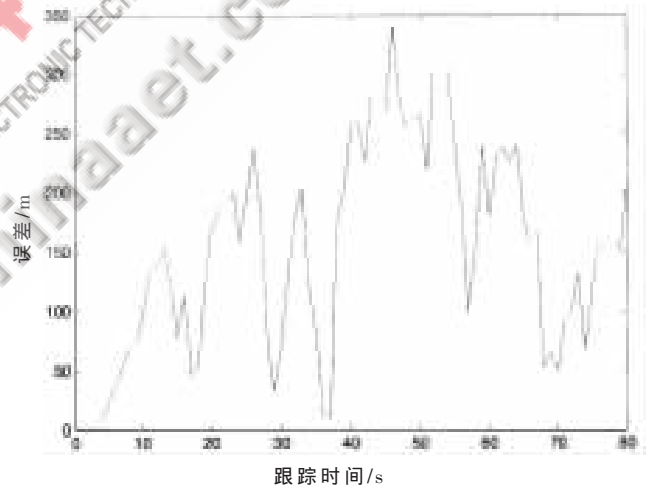


图 1 原始尺度上直接 EKF 的误差曲线

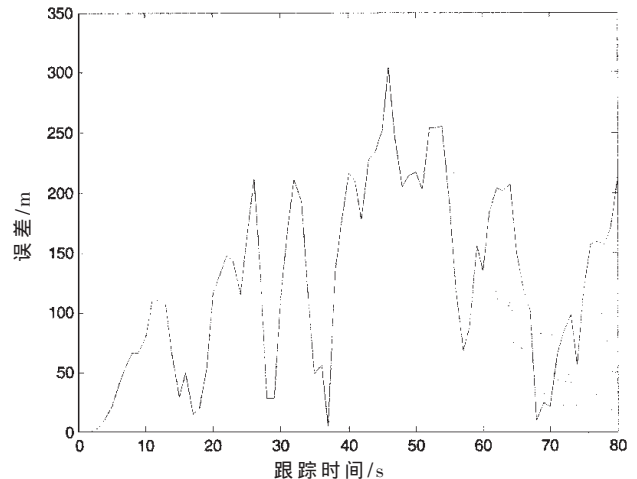


图 2 尺度 2 上融合尺度 2.1 的误差曲线

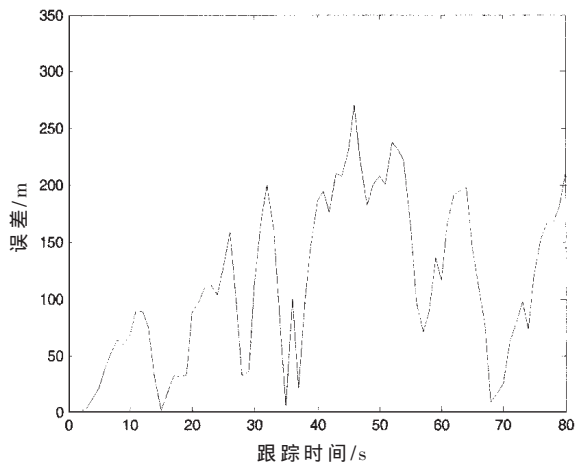


图3 尺度3上融合尺度3、2、1的误差曲线

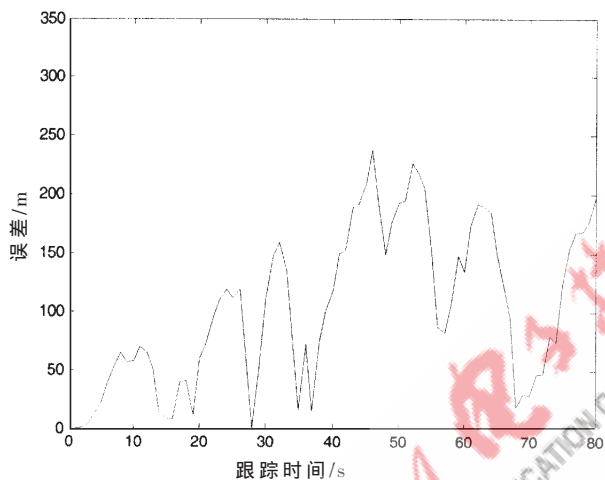


图4 尺度4上融合尺度4、3、2、1的误差曲线

下的定位估计误差变化曲线。图1为没有进行小波分解的原始尺度上的观测量直接进行扩展Kalman滤波的误差曲线;图2为原始尺度2上融合尺度2、1上的观测量进行扩展Kalman滤波的误差曲线;图3为原始尺度为3时融合尺度3、2、1的观测量进行扩展Kalman滤波后得到的误差曲线;图4为原始尺度为4时融合尺度4、3、2、1的观测量进行扩展Kalman滤波后的误差曲线。表1为图1~图4中不同融合程度的误差均值和标准差的比较。表2为相同仿真条件下进行100次仿真,每次仿真均采用仿真模型随机生成运动轨迹的定位误差统计结果。

通过对图1~图4的比较和表1、表2中各尺度融合的对比可以得出:经过多尺度融合后的定位精度要明显

表1 图1~图4误差统计

| | 均值/m | 标准差/m |
|---------------------|--------|-------|
| 原始尺度上直接滤波跟踪 | 151.48 | 87.81 |
| 尺度2上融合尺度2、1滤波跟踪 | 124.22 | 79.16 |
| 尺度3上融合尺度3、2、1滤波跟踪 | 112.25 | 73.43 |
| 尺度4上融合尺度4、3、2、1滤波跟踪 | 101.89 | 67.72 |

表2 100次仿真误差统计

| | 均值/m | 标准差/m |
|---------------------|--------|-------|
| 原始尺度上直接滤波跟踪 | 127.09 | 93.82 |
| 尺度2上融合尺度2、1滤波跟踪 | 112.86 | 84.86 |
| 尺度3上融合尺度3、2、1滤波跟踪 | 101.28 | 79.52 |
| 尺度4上融合尺度4、3、2、1滤波跟踪 | 97.43 | 74.74 |

好于未经过分解直接用原始尺度上的观测量进行跟踪的精度,且分解级数越多精度越高,误差具有更小的标准差。同时,从表2中还可以看出,随着分解级数的增加定位精度比上一级提高的幅度在减小,分别为:15m、11m、4m。所以分解级数的增加对于提高定位精度是有限的,一般分解3~4级就可以达到很好的效果。分解级数过高不但对于提高定位精度没有很好的帮助,反而还会影响跟踪的实时性。在实际跟踪过程中可以根据不同的环境选择合适的分解级数,以达到最优效果。

本文将信号的多尺度分析方法与基于TDOA的定位技术相结合,基于某一尺度上获得的单一的观测量,建立了一个新的多尺度的观测模型。利用扩展Kalman滤波对高速运动目标进行基于全局的最优的定位跟踪,获得了比在原始尺度上直接进行滤波定位跟踪更好的效果,并利用计算机仿真进行了验证。

参考文献

- [1] 文成林,周东华.多尺度估计理论及其应用[M].北京:清华大学出版社,2002:115-171.
- [2] 谢显中.基于TDD的第四代移动通信技术[M].北京:电子工业出版社,2005:357-359.
- [3] 范平志,邓平,刘林.蜂窝网无线定位[M].北京:电子工业出版社,2003:52-100.
- [4] 何友,修建娟,张晶炜,关欣等.雷达数据处理及应用[M].北京:电子工业出版社,2006:139-146.
- [5] IEEE 802.16e-2005, IEEE Standards for Local and Metropolitan Area Networks Part 16: Air Interface for Fixed and Mobile Broadband Wireless Access Systems[J].February 2006.
- [6] WYLIE M P, HOLTZMAN J. The non-line-of-sight problems in mobile location estimation[J], WINLAB TR-121, June 1996.
- [7] 王欣,王德隽.离散信号的滤波[M].北京:电子工业出版社,2002:65-116.
- [8] BEICHL I, SULLIVAN F. The importance of importance sampling. Computing in Science & Engineering[see also IEEE Computational Science and Engineering][J].Volume 1, Issue 2. March-April 1999:71-73.

(收稿日期:2008-03-29)