

## 通过变维 kalman 滤波实现融合定位\*

王 玲 魏 星 万建伟 刘云辉

(国防科技大学 电子科学与工程学院 湖南 长沙 410073)

**摘要** :为了更好地跟踪、定位机动目标,提出了一种将蜂窝网定位信息与本地传感器信息相融合,利用变维 Kalman 滤波实现定位的方法。本地传感器信息指目标的运动速度和方向。仿真实验证明该方法具有较强的机动跟踪能力,定位精度高,且计算相对简便。

**关键词** :信息融合 蜂窝网定位 ;TDOA ;变维 Kalman 滤波

**中图分类号** :TP391.41 **文献标识码** :A

## VD-Kalman Tracking for Mobile Vehicle Positioning

WANG Ling ,WEI Xing ,WAN Jian-wei ,LIU Yun-hui

(College of Electronic Science and Engineering , National Univ. of Defense Technology ,Changsha 410073 ,China)

**Abstract** :A new method for tracking the maneuver of a mobile vehicle by fusing the information of network-based positioning and the local sensors equipped on the vehicle is proposed. We employ the positioning system of the commercial mobile communication network as the network based positioning. The local sensors used here are internal sensors , such as position and velocity sensors of the vehicle. In order to reject random noises in the global and local position sensing , the variable-dimension Kalman filter is employed to fuse the information from different sources and estimate the position of the vehicle. The performance of this new method has been verified by simulations on the tracking of maneuvering vehicles.

**Key words** :information fusion ;network based positioning ;TDOA ;VD-Kalman

通过蜂窝网对移动目标进行导航定位是一门新兴的学科,基于信号到达时间差的 TDOA 定位法是蜂窝网定位的主要手段<sup>[1~3]</sup>。由于现阶段通信蜂窝网同步水平低,无法有效克服多径效应和非视距传播,TDOA 法蜂窝网定位精度仍然较低,无法独立应用于目标的导航定位。考虑到待定位目标(如机器人、特种车辆等)往往可以提供丰富的本地传感器信息,所以可以通过信息融合的方法提高定位精度。运动速度和运动方向是最普遍的两种可以通过本地传感器(里程表、陀螺仪等)提供的辅助信息。国内外很多研究机构对 TDOA 定位信息与速度、方向信息进行数据融合的方式进行了研究:文献[4]介绍了一种利用 GPS 定位信息周期修正定位结果,通过目标的运动速度和运动方向进行轨迹推演得到的定位结果的方法,这种思路也可以应用在蜂窝网定位上;文献[5]提出了一种将目标的运动速度和运动方向等观测量与信号到达时间差观测量在数据层上进行融合的方法如图 1 所示。

## 1 增加速度和方向观测量的变维 Kalman 滤波

用下列差分方程对目标的运动模型进行描述:

$$X(k+1) = X(k) + TX(k) + \frac{1}{2} a_x(k) T^2 \quad (1)$$

$$\dot{X}(k+1) = \dot{X}(k) + Ta_x(k) \quad (2)$$

其中,  $X(k) = [x(k), y(k)]^T$  和  $\dot{X}(k)$  分别表示在第  $k$  个定位点  $x$ 、 $y$  方向的坐标位置和速度,  $a_x(k)$  是目标的加速度,  $T$  是目标的定位周期(假定是恒定的),  $a_x(k)$  假定是平稳随机序列,服从正态分

\* 收稿日期 2004 - 10 - 08

基金项目 国家 863 高技术资助项目(2002AA422250)

作者简介 王玲(1966—)女,副教授,在职博士生。

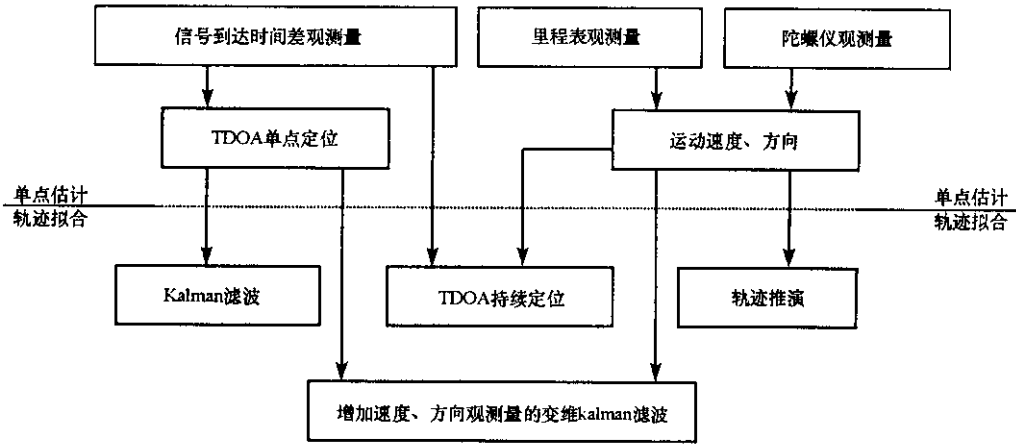


图 1 各种数据融合方法的示意框图

Fig.1 Data fusion diagram

布 均值为零 ,方差为  $\sigma_a^2$  ,且假定在某一时刻的加速度与另一时刻的加速度不相关 ,即  $E\{a_x(k)\}=0$ 。

利用卡尔曼滤波技术对目标的位置和速度进行估计 ,其估计的均方误差是最小的 ,对位置和速度的最佳滤波和最佳预测如下 :

定位预测 :

$$\hat{X}(k/k-1) = \Phi \hat{X}(k-1/k-1) \tag{3}$$

定位预测误差协方差 :

$$P(k/k-1) = \Phi P(k-1/k-1) \Phi^T + Q(k) \tag{4}$$

卡尔曼增益 :

$$K(k) = P(k/k-1) H^T [H P(k/k-1) H^T + R(k)]^{-1} \tag{5}$$

定位滤波 :

$$\hat{X}(k/k) = \hat{X}(k/k-1) + K(k) [Z(k) - H \hat{X}(k/k-1)] \tag{6}$$

定位滤波协方差 :

$$P(k/k) = [I - K(k)] P(k/k-1) \tag{7}$$

目标定位的预测滤波过程如图 2 所示。

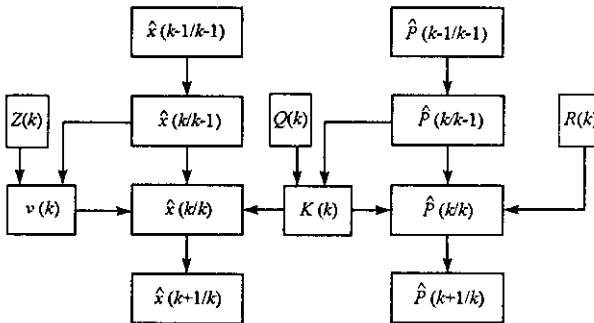


图 2 Kalman 预测滤波流程图

Fig.2 Kalman filter process

当目标以恒定的速度运动 ,它处于非机动状态 ,状态方程为 :

$$X(k+1) = \Phi X(k) + GW(k) \tag{8}$$

其中  $X(k) = \begin{bmatrix} x(k) \\ \dot{x}(k) \\ y(k) \\ \dot{y}(k) \end{bmatrix}$  ,  $\Phi = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$  ,  $G = \begin{bmatrix} T/2 & 0 \\ 1 & 0 \\ 0 & T/2 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$  ,  $W = [w_1 \ w_2]^T$ 。  $W(k)$  是 高 斯 随 机

序列均值为零,方差阵为  $Q$  本实验中  $Q = \sigma_a^2 I$ ,即在二个坐标方向上加速度相互独立,且有相同的方差  $\sigma_a^2$ 。

观测方程为:

$$Z(k) = HX(k) + V(k) \tag{9}$$

其中  $H = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$ ,  $Z(k) = \begin{bmatrix} zx \\ zyx \\ zy \\ zvy \end{bmatrix}$ 。(zx,zy)为蜂窝网定位确定的第k点位置(zvx,zvy)为通过传感器获得的x,y方向的速度观测量。V为零均值、协方差阵为R的白噪声,与W不相关。

当目标以恒定的加速度在运动,则它处于机动状态,状态方程可表示为:

$$X^m(k+1) = \Phi^m X^m(k) + G^m W^m(k) \tag{10}$$

其中,  $X^m = \begin{bmatrix} x^m \\ \dot{x}^m \\ y^m \\ \dot{y}^m \\ \ddot{x}^m \\ \ddot{y}^m \end{bmatrix}$ ,  $\Phi^m = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 & 0 & T^2/2 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & T & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T & 0 & T^2/2 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & T \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$ ,  $G^m = \begin{bmatrix} T^2/4 & 0 \\ T/2 & 0 \\ 0 & T^2/4 \\ 0 & T/2 \\ 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$ ,  $E[W^m(k)] = 0$ ,

$$E[W^m(k)W^{mT}(j)] = Q^m \delta_{kj}$$

其观测模型与非机动的观测模型相同,只是H矩阵为  $H^m$ ,  $H^m = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}$ 。

## 2 机动检测

所用的变维卡尔曼滤波算法采用非机动和机动两种模型:目标无机动时采用低阶的卡尔曼滤波器,目标有机动时采用高阶卡尔曼滤波器。两种模型之间的转换通过机动检测器进行判决,判决的依据是加速度估计是否具有统计显著性意义<sup>[6]</sup>。如图3所示。

滤波器开始工作于非机动模型,其输出的息序列为  $v(k)$ ,令

$$\mu(k) = \alpha \mu(k-1) + v^T(k) S^{-1}(k) v(k) \tag{11}$$

其中  $0 < \alpha < 1$ ,  $S(k)$ 是  $v(k)$ 的协方差矩阵,取  $\Delta = (1 - \alpha)^{-1}$ 作为检测机动的有效窗口长度,如果  $\mu(k) \geq T_h$ ,则认为目标在  $k - \alpha - 1$ 开始有一恒定的加速度加入,这时目标模型应由非机动模型转向机动模型。

返回到非机动模型的方法是,估计的加速度与它们的标准偏差进行比较,如果加速度估计无显著性意义,则滤波器退出机动模型。加速度估计显著性检验的统计量为:

$$\delta_a(k) = \hat{a}'(k/k) [P_a^m(k/k)]^{-1} \hat{a}(k/k) \tag{12}$$

其中  $\hat{a}$ 是加速度分量的估计,  $P_a^m$ 是协方差矩阵的对应块,在长度为  $p$ 的窗口上,如果

$$U_a(k) = \sum_{j=k-p+1}^k \delta_a(j) \tag{13}$$

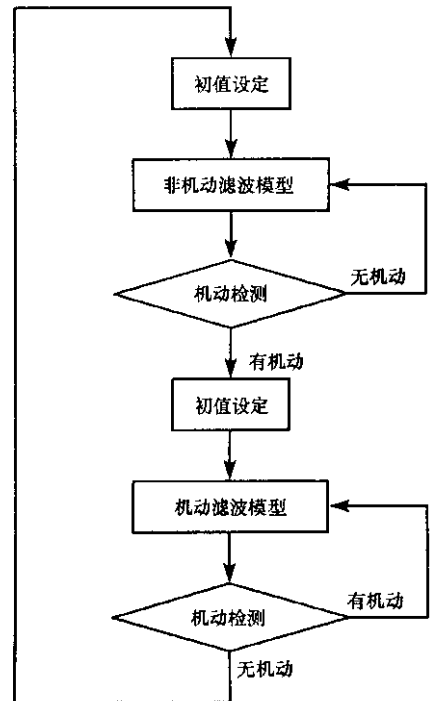


图3 机动检测流程图

Fig.3 Maneuver detection diagram

低于门限,则加速度无显著性意义。

### 3 仿真实验及结果分析

在具有四个观测基站的定位区域内,对一变加速移动目标通过三种方法(离散的蜂窝网定位法、对蜂窝网定位结果进行 Kalman 滤波的定位法、通过 VD-Kalman 滤波融合本地信息的定位法)进行持续定位,然后对定位误差和均方误差进行分析比较。待定位目标起始位置为(-1000, 2000);在 0~400s 沿 y 轴负方向匀速运动;在 400~450s 目标静止于原地;在 450~900s 沿 x 轴正方向匀速运动;在 900~1000s 转弯;在 1000s~1500s 匀减速至停止。蜂窝网定位采用循环主站的 TDOA 定位法,假设时差的观测误差为 100ns 的高斯白噪声和 0~200ns 的均匀噪声,以此仿真受到测量误差和非视距传播影响下测量的时间差。本地传感器可以提供一段时间内目标所走过的里程和方向,仿真中在目标的实际运动方向和运动速度上随机附加 20°/h 的角度测量漂移误差和 1m/s 的速度测量误差。实验中假定蜂窝网定位与传感器测量存在对应的同步关系,蜂窝网定位频率与本地传感器测量频率都为 1 次/s。整个定位过程重复进行 50 次,最后对实验结果进行统计平均。

图 4~6 是对离散的蜂窝网定位法和通过 VD-Kalman 滤波融合本地信息的定位法的定位效果比较。利用 Kalman 滤波可以对离散的蜂窝网定位结果进行线性最小均方估计,消除定位结果中的随机误差。

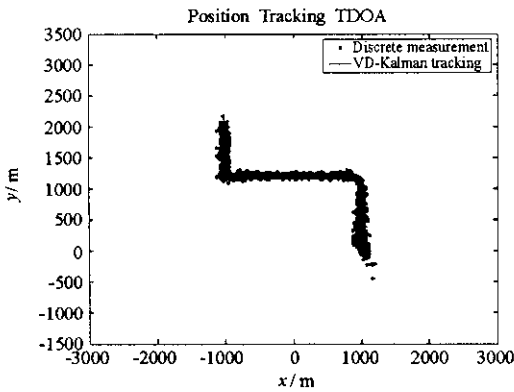


图 4 离散的蜂窝网定位和通过 VD-Kalman 滤波融合本地信息的定位的轨迹比较  
Fig.4 Comparison of the trajectories obtained by measurements and the VD-Kalman method

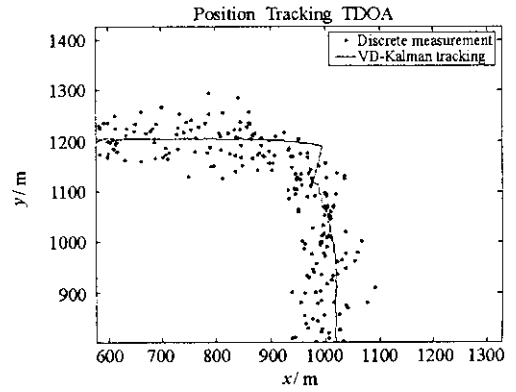


图 5 图 4 的局部放大  
Fig.5 Zoom of fig.4

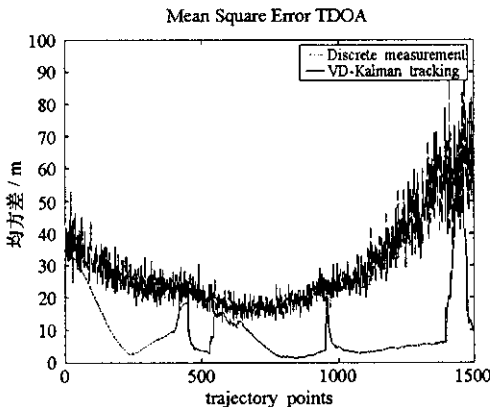


图 6 离散的蜂窝网定位与 VD-Kalman 滤波融合本地信息的定位的均方误差比较  
Fig.6 The mean square errors of the discrete measurement and the VD-Kalman tracking

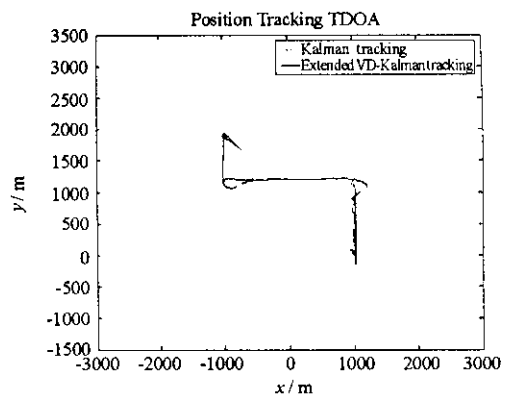


图 7 对蜂窝网定位结果进行 Kalman 滤波与 VD-Kalman 滤波融合本地信息的定位的轨迹比较  
Fig.7 Comparison between the Kalman filtering and the VD-Kalman filtering methods

图 7~9 是对通过 VD-Kalman 滤波融合本地信息的定位法与仅对蜂窝网定位结果进行 Kalman 滤波

的定位法的定位效果比较。加入速度观测量之后,系统对目标的机动跟踪得更加紧密。在未增加速度观测量之前,当目标出现机动时,系统的定位精度较低,附加速度观测量之后,系统可以较快地监测到目标的机动,改变系统模型,跟踪上目标的运动。当目标无机动时,附加速度观测量之后的定位效果较未增加速度观测量之前略有下降,这是由速度测量的误差造成的。由于用于速度测量的本地传感器(如里程表、陀螺等)随着时间的增长会发生漂移,所以在目标运动的后期,速度观测量与真实值差别较大,使得定位精度有所降低。

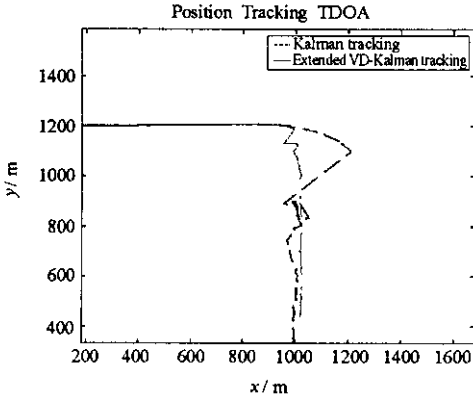


图8 图7的局部放大  
Fig.8 Zoom of fig.7

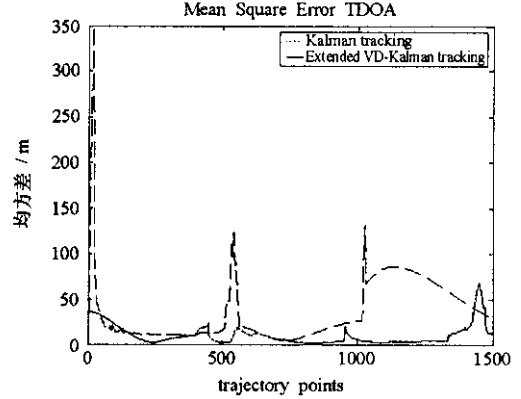


图9 对蜂窝网定位结果进行 Kalman 滤波与 VD-Kalman 滤波融合本地信息的定位的均方差比较  
Fig.9 The mean square errors of the Kalman filtering method and the VD-Kalman filtering method

#### 4 结论

通过蜂窝网对移动目标进行导航定位是一门新课题,具有广阔的应用前景。寻找一种可以有效利用本地传感器信息的融合定位方法是提高目标定位精度的途径之一。本文在分析了几种定位信息融合方法的基础上,提出了一种利用变维 Kalman 滤波进行融合定位的方法。仿真实验证明,通过变维 Kalman 滤波将 TDOA 单点定位结果与目标的运动速度和运动方向进行融合的方法,具有较强的机动跟踪能力,定位精度较高,且计算相对简便。

#### 参考文献:

[ 1 ] Drane C, Macnaughtan M, Scott C. Positioning GSM Telephones[ J]. IEEE Communications Magazine, April 1998.

[ 2 ] 范平志, 邓平, 刘林. 蜂窝网无线定位[ M]. 北京: 电子工业出版社, 2002.

[ 3 ] Chan Y T, Ho K C. A Simple and Efficient Estimator for Hyperbolic Location[ J]. IEEE Transaction on Signal Processing, 1994, 42( 8 ).

[ 4 ] 万德钧, 房建成, 王庆. GPS 动态滤波的理论、方法及其应用[ M]. 南京: 江苏科技出版社, 2002.

[ 5 ] Najar M, Vidal J. Kalman Tracking based on TDOA for UMTS Mobile Location[ A ]. PIMRC 2001 Symposium, 2001.

[ 6 ] 刘福声, 罗鹏飞. 统计信号处理[ M]. 长沙: 国防科技大学出版社, 1999.

[ 7 ] Yang L, Zhou Y Y, Sun Z K. Passive Location and Accuracy Analysis Using TDOA Information of Multi-Stations[ J]. Journal of National University of Defense Technology, 20( 2 ) 49 - 53, 1998.

[ 8 ] Negenborn R. Robot Localization and Kalman Filters On Finding your Position in a Noisy World[ Z ]. <http://www.negenborn.net/kal-loc/thesis.pdf>.

[ 9 ] Fabrizi E, Oriolo G, Panzieri S, et al. Mobile Robot Localization via Fusion of Ultrasonic and Inertial Sensor Data[ Z ]. <http://panzieri.dia.uniroma3/ISORA2000.pdf>.

[ 10 ] Kiriş E, Buehler M. Three-state Extended Kalman Filter for Mobile Robot Localization[ Z ]. <http://www.cim.mcgill.ca/kiriş/publications/eKF-3state.pdf>.

[ 11 ] Borenstein J, Everett H R, Feng L. Where am I? Sensors and Methods for Mobile Robot Positioning[ J]. Navigating Mobile Robots-Systems and Technique, April, 1996.

[ 12 ] Oussalah M, Maaref H, Barret C. Positioning of a Mobile Robot with Landmark-based Method[ A ]. IEEE/RSJ Proc. of Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems, 1997 865 - 871.

[ 13 ] Chultz A C, Adams W. Continuous Localization Using Evidence Grids[ A ]. Proc. of IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation, 1998 2833 - 2839.



