

基于检测概率模型的多信号组合滤波算法研究

周 非 范馨月 何伟俊

(重庆邮电大学通信与信息工程学院, 重庆 400065)

摘 要: 无线定位技术中, 由于环境的限制, 导致单一信号覆盖面受限, 而且不连续, 因此很难获得较高的定位精度和较广的覆盖面。同时, 传统的非线性滤波计算复杂度太高, 严重影响定位的实时性。考虑到精度、覆盖面和实时性相互制约的关系, 如何寻找到一种不过多增加计算负担, 并能保证一定定位精度的无缝定位方法是本文的重点。本文考虑利用检测概率模型, 充分而有效地融合目标区域内的多种信号的量测信息, 在贝叶斯框架下建立一种线性和非线性的组合滤波模型, 对目标进行有效地定位估计, 改善了定位跟踪技术的稳健性问题, 具有较高的实际价值。仿真结果表明, 论文所设计的多信号组合滤波模型, 既能保证定位的精度, 又能较多地节省计算时间, 显著提高了定位跟踪的综合性能。

关键词: 组合滤波; 非线性; 检测概率; 定位估计

中图分类号: TN96 **文献标识码:** A **文章编号:** 1003-0530(2011)08-1195-05

The Research of Multiple Signal Hybrid Filter Based on Detection Probability Model

ZHOU Fei FAN Xin-yue HE Wei-jun

(Dept. of communication & Information Eng, Chongqing University Posts and Telecommunication, Chongqing 400065, China)

Abstract: In wireless location technology, the environment restriction cause the coverage area of single signal is limited and in-continuous. So it is hard to get better position precision and larger coverage area. At the same time, the traditional non-linear filter has too high complexity, So the speed of location is influenced very bad. Due to the mutual limits among precision, coverage and real-time, how to find a way to get a good position precision with less complexity is a key problem. The paper considers utilizing detection probability model to fuse multiple measurement signals in target area effectively. Then a line and nonlinear hybrid filter under Bayesian rule is established to estimate target location information. It is extremely interesting to improve the robust of location and tracking. Simulation results show the various signal fusion algorithm based on hybrid filter can not only guarantee the positioning accuracy very well, but also save more computation time. At all the performance of positioning and track is improved very well.

Key words: hybrid filter; non-linear; detection probability; location estimation

1 引言

定位技术最关心的是:精度、实时性和覆盖性。这三者之间相互制约,从而导致系统的高复杂度。当前,各种各样的无线信号密集分布,尤其是人口密集的大城市区域。但是,虽然信号密集,却由于建筑物的阻挡,很多信号都会出现在临界区域,同时缺乏连续性。如:无线蜂窝网(Wireless Cellular Network, WCN)、全球定位系统(Global Positioning System, GPS)信号和无线局域网(Wireless Local Area Network, WLAN)信号等。如果能够构建高性能的滤波器将不同性质的信号

融合起来,不仅能提高定位的实时性和精度,也能提高定位覆盖程度。

定位跟踪的系统模型主要分成两类:线性和非线性。线性滤波如卡尔曼滤波器(Kalman Filter, KF)^[1,2],这类滤波器结构简单、计算量小,但对于高度非线性的模型,会导致高度发散。非线性滤波器如粒子滤波器(Particle Filter, PF)^[3,4],这类滤波器能有效解决非线性非高斯滤波问题,其主要缺点是计算复杂度高,实时性差。而以边缘化粒子滤波器(Marginalized Particle Filter, MPF)为代表的组合滤波算法综合了上述两种滤波的优势,在精度和实时性在达到了某种均

衡。近几年,国际上出现了基于MPF的信息融合跟踪定位算法^[5],大多是针对单一稳定的信号源。然而单一信号虽然分布密集,但既不连续,也不稳定。

该论文对定位技术无缝性和高实时性进行综合考虑,针对被多种定位信号覆盖的临界区域,利用检测概率模型将收集到的所有定位信号量测信息通过似然度计算融合起来。在贝叶斯框架下,建立一种基于组合滤波器的量测信息融合算法,对目标进行定位估计。既不增加较大的计算负担,又可提高目标在该区域的定位精度,同时还扩展了定位的覆盖区域。

2 多信号融合模型建立

2.1 模型框架

图1所示的数据融合模型是结合了线性和非线性滤波各自的优势,考虑将其应用到多信息融合模型中,希望借助组合滤波的优良性能实现真正的无缝定位。

$$\begin{cases} x_k = f(x_{k-1}) + u_{k-1} \\ y_k = h(x_k) + v_k \end{cases} \quad (1)$$

对于混合线性/非线性系统而言,式(1)中的 $f(\cdot)$ 或 $h(\cdot)$ 是非线性函数, u_{k-1} 和 v_k 分别是服从某种分布的状态噪声和观测噪声, x_k 是 k 时刻待估计的系统状态, y_k 是它的观测值。

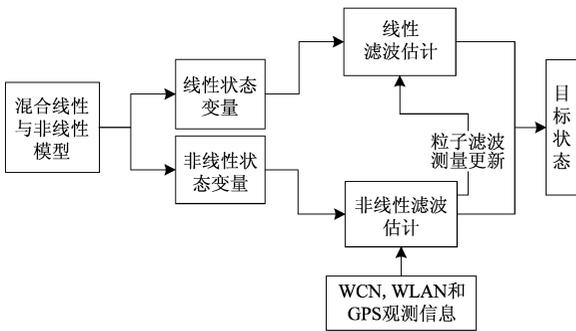


图1 融合模型框架

Fig. 1 The frame of fusion model

结合图1可知,式(1)中的状态变量 x_k 包含了非线性 x_k^n 与线性状态变量 x_k^l ^[6]。

$$x_k = \begin{bmatrix} x_k^n \\ x_k^l \end{bmatrix} \quad (2)$$

式(3)是式(1)经变量分割以后,状态空间模型可转换为^[8]:

$$\begin{cases} x_k^n = f_{k-1}^n(x_{k-1}^n) + A_{k-1}^n(x_{k-1}^n)x_{k-1}^l + u_{k-1}^n \\ x_k^l = f_{k-1}^l(x_{k-1}^n) + A_{k-1}^l(x_{k-1}^n)x_{k-1}^l + u_{k-1}^l \\ y_k = h_k(x_k^n) + C_k(x_k^n)x_k^l + v_k \end{cases} \quad (3)$$

2.2 多信号检测概率模型

若第 n 种定位信号在 k 时刻发射时的信号强度为 I ,信号传播衰减为 L ,所以接收器接收到的信号强度为 $s^n(k) = I - L$,设信号接收器对第 n 种定位信号的检测阈值为 T_n ,接收器接收到的信号强度大于阈值 T_n 时,才能产生检测,低于阈值 T_n 时不产生检测,设检测信息:

$$D^n = \begin{cases} 1 & s^n(k) > T_n \\ 0 & s^n(k) \leq T_n \end{cases} \quad (4)$$

设信号 n , $s_E^n(k) = s^n(k) - T_n$,接收器接收到该信号的概率为^[6]:

$$\begin{aligned} p_D^n(k) &= p(s^n(k) + \varepsilon^n(k) \geq T_n) = p(\varepsilon^n(k) \geq -s_E^n(k)) \\ &= 1 - \int_{-\infty}^{-s_E^n(k)} \frac{1}{\sigma_n \sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{z^2}{2\sigma_n^2}\right) dz \end{aligned} \quad (5)$$

其中, $\varepsilon^n: N(0, \sigma_n^2)$,接收器对第 n 种信号的检测信息的似然度为:

$$L(D^n = 0) = 1 - p_D^n(k) = \int_{-\infty}^{-s_E^n(k)} \frac{1}{\sigma_n \sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{z^2}{2\sigma_n^2}\right) dz \quad (6)$$

$$L(D^n = 1) = p_D^n(k) = 1 - \int_{-\infty}^{-s_E^n(k)} \frac{1}{\sigma_n \sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{z^2}{2\sigma_n^2}\right) dz \quad (7)$$

当 $D^n = 1$ 时,产生量测信息,则量测方程为:

$$z^n(k) = f_n(e(k)) \quad (8)$$

$e(k)$ 为观测噪声。量测方程给出了量测信息的似然度函数:

$$L(z^n(k) | X(k)) = p(z^n(k) | X(k)) \quad (9)$$

由于接收机的检测信息 $D^n = 1$ 和量测 z^n 彼此互相独立,响应信息的似然度为:

$$L(D^n = 1, z^n(k)) = p(D^n = 1) p(z^n(k)) \quad (10)$$

以此类推,当接收机没有检测到第 n 种信号时,响应信息似然度为:

$$L(D^n = 0, z^n(k)) = p(D^n = 0) \quad (11)$$

假设 k 时刻, N 种不同信号产生的检测信息为 $D_k = (D_k^1, D_k^2, \dots, D_k^N)$,接收机接收到所有信号的量测信息为:

$$z(k) = (z_k^{n_1}, z_k^{n_2}, \dots, z_k^{n_m}, n_1, \dots, n_m \in \{1, 2, \dots, N\}) \quad (12)$$

由于接收的 N 种信号相互独立,所以得到所有 N 种信号的响应信息融合似然度为:

$$L(D_k, z_k) = \prod_{n=1}^N L(D_k) \prod_{j=1}^m L(z_k^{n_j}) \quad (13)$$

3 基于组合滤波的多信号融合算法

出于篇幅的考虑该文仅仅选择限定在在定位领域常见的三种信号模式做分析,分别是全球定位系统信号、无线蜂窝信号和无线局域网信号。

式(14)由 GPS 的量测方程可得到量测的似然度为^[9];式(15)由 WCN 的 TDOA 量测方程^[10]可得到量测的似然度为;式(16)由 WLAN 的 TOA 量测方程^[10,11]可得到量测的似然度为:

$$L(z_x^{gps}(k) | x^{gps}(k)) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_{k,gps}^x} \exp \left[-\frac{1}{2(\sigma_{k,gps}^x)^2} (z_x^{gps}(k) - x^{gps}(k))^2 \right] \quad (14)$$

$$L(z_{1,2}^{WCN}(k) | x(k), y(k)) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_{k,WCN}^{12}} \exp \left[-\frac{1}{2(\sigma_{k,WCN}^{12})^2} (z_{1,2}^{WCN}(k) - D)^2 \right] \quad (15)$$

其中,

$$D = \sqrt{(x(k) - x_1(k))^2 + (y(k) - y_1(k))^2} - \sqrt{(x(k) - x_2(k))^2 + (y(k) - y_2(k))^2}$$

$$L(z_1^{WLAN}(k) | x(k), y(k)) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_{1,WLAN}} \exp \left[-\frac{1}{2(\sigma_{1,WLAN})^2} * K_1 \right] \quad (16)$$

其中:

$$K_1 = z_1^{WLAN}(k) - \sqrt{(x_1(k) - x_0(k))^2 + (y_1(k) - y_0(k))^2}$$

和把式(13)中的响应信息似然度代替组合滤波中粒子滤波测量更新中的重要性权函数,得到融合响应似然度,代入融合算法,从而获得状态的最优估计。信号滤波顺序如图 2 所示。

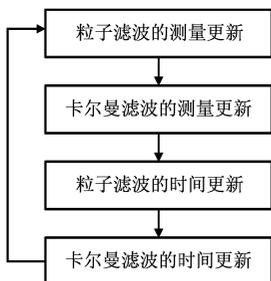


图 2 滤波顺序框图

Fig. 2 The flow chart of filter

算法的具体步骤描述如下:

第一步,初始化,初始化粒子 $x_{0|-1}^{n,(i)} \propto p_{x_0^n}(x_0^n)$,并令

$$\{x_{0|-1}^{i,(i)}, P_{0|-1}^{(i)}\} = \{x_0^i, P_0\}.$$

第二步,粒子滤波测量更新

1) 检测 k 时刻对三种定位信号,构建量测信息,利用式(12)获取融合似然度 $L(D_k^{GPS,WLS,WLAN}, z_k^{GPS,WLS,WLAN} | X_k)$,对其权值进行更新。

$$\omega_k^i \propto \omega_{k-1}^i L(D_k^{GPS,WGN,WLAN}, z_k^{GPS,WGN,WLAN} | X_k) \quad (17)$$

2) 如(18)式权值归一化,然后重采样。

$$\omega_k^j = \frac{\hat{\omega}_k^j}{\sum_{j=1}^N \hat{\omega}_k^j} \quad (18)$$

第三步,更新 Kalman 量测信息

$$\hat{x}_{k|k}^i = \hat{x}_{k|k-1}^i + K_k (y_k - h_k - C_k \hat{x}_{k|k-1}^i)$$

$$P_{k|k} = P_{k|k-1} - K_k C_k P_{k|k-1}$$

$$S_k = C_k P_{k|k-1} C_k^T + R_k$$

$$K_k = P_{k|k-1} C_k^T S_k^{-1}$$

第四步,粒子滤波的时间更新,将粒子 $x_{k-1}^{n,(i)}$ 代入状态方程式(3)递推得到下一时刻粒子的预测值 $\hat{x}_k^{n,(i)}$ 。

第五步,卡尔曼滤波的时间更新

$$\hat{x}_{k+1|k}^{i,(i)} = A_k^i \hat{x}_{k|k}^{i,(i)} + L_k (z_k - A_k^n \hat{x}_{k|k}^{i,(i)})$$

$$P_{k+1|k}^{(i)} = A_k^i P_{k|k}^{(i)} (A_k^i)^T + Q_k^i - L_k N_k L_k^T$$

$$L_k = A_k^i P_{k|k}^{(i)} (A_k^n)^T N_k^{-1}$$

$$N_k = A_k^n P_{k|k}^{(i)} (A_k^n)^T + Q_k^n$$

第六步,令 $k = k + 1$,重复第二步。

4 仿真分析

但是为了便于仿真跟踪结果演示,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且无误差的运动模型,在两个方向运动独立的情况下,可得:

$$X_k = [x_k, \dot{x}_k, y_k, \dot{y}_k, \ddot{y}_k]^T$$

$$f(x_k) = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T & (\alpha T - 1 + e^{-\alpha T})/\alpha^2 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & (1 - e^{-\alpha T})/\alpha \\ 0 & 0 & 0 & 0 & e^{-\alpha T} \end{bmatrix} \cdot X_k$$

论文考虑了无线蜂窝网、无线局域网以及 GPS。仿真所用参数如表 1 所示。仿真所使用的计算机配置如下: Pentium(R) D CPU 2.80GHz, 512M 内存,仿真工具: MATLAB 7.1。

表1 仿真参数表

Tab.1 Simulation parameter table

WCN 基站坐标位置	$P_{WCN_1} = (0, 0)$; $P_{WCN_2} = (8660, 5000)$; $P_{WCN_2} = (8660, -5000)$
WLAN 基站坐标位置	$P_{WLAN_1} = (4000, 1000)$; $P_{WLAN_2} = (4000, -1000)$; $P_{WLAN_2} = (5732, 0)$
观察时间	$T = 200s$
时间间隔	$t = 1s$
速度方差	$\sigma_m^2 = 8$
机动频率	$\alpha = 0.1$
目标初始位置	$(3500, 500)$
加速度	$\alpha_x = 0, a_y \in (-0.5m/s^2, 2m/s^2)$
速度	$V_x = 13.89m/s, V_y = 10m/s$

把融合无线蜂窝网信号、无线局域网信号和卫星定位信号的 MPF 算法与 EKF 算法、利用 WCN 的 PF 算法、融合 WCN、WLAN 和 GPS 的 PF 算法以及利用 WCN 的 MPF 四种算法在定位精度和定位时间上进行比较。跟踪轨迹如图 3 所示,图中给出了五种算法的跟踪轨迹的比较情况,图中实线为目标运动轨迹,星号的跟踪点即为论文所介绍的融合了 WCN、WLAN 和 GPS 的组合滤波算法 MPF_ALL 的跟踪轨迹。图 3 中可以明显看出,融合了三种定位信号的组合滤波算法 MPF_ALL 的跟踪效果明显优于 EKF_ALL,也优于只利用了 WCN 蜂窝信号的 PF_WCN 算法和 MPF_WCN 算法。通过误差比较分析图以及计算误差的 RMSE,对各种算法的性能进行进一步比较。跟踪误差分析如图 4 所示,各种算法的 RMSE 与滤波时间比较如表 2 所示。从中可以得出结论:MPF_ALL 算法的跟踪精度明显优于 PF_WCN 算法以及 MPF_WCN 算法;与使用 WCN 的 PF_WCN 算法相比 RMSE 减少了约 70%,与使用 WCN 的 MPF_WCN 算法相比, RMSE 减少了约 84%。与使用三种观测信号的 PF_ALL 算法相比,虽然精度受到较小的影响,但是滤波时间却有大幅度下降,只用了 188.9592s,时间降低了 58.17%。

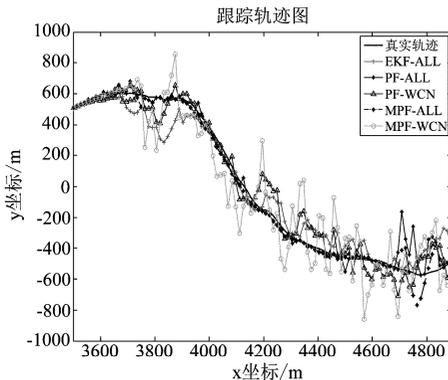


图3 跟踪误差轨迹图

Fig.3 The track error trajectory

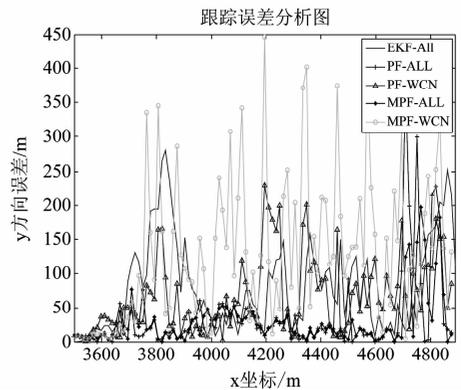


图4 跟踪误差分析图

Fig.4 The analysis of track error

表2 各种算法的 RMSE 与滤波时间比较表

Tab.2 The filter time comparison of different algorithm

	EKF_ALL	PF_ALL	MPF_ALL
滤波总时间(s)	14.9783	451.812	188.9592
RMSE(m)	141.029	32.3373	44.1954

仿真结果表明,融合三种观测信号的 MPF 算法,在精度上接近于粒子滤波算法,同时又能节省大量的计算时间。

5 结论

该论文考虑利用组合滤波对多信号进行融合处理,针对收到多种信号覆盖的临界区域,给出了一种利用检测概率改进传统组合滤波的思路及其算法实现。结果表明该算法跟踪精度明显优于只使用单一信号的 PF 或者 MPF 算法,更是远远高于 EKF 算法,滤波时间相对 PF 也有大幅度下降。因此,通过滤波处理,可以在定位区域的覆盖度、定位精度和实时性方面找到较为均衡的解决方法,该思路具备一定的价值。

参考文献

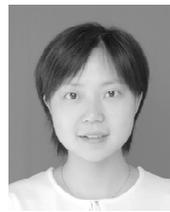
- [1] Jian Wang; Qianhao Liang; Kun Liang; Wei Shangguan. A New Extended Kalman Filter Based Carrier Tracking Loop [C]. Microwave, Antenna, Propagation and EMC Technologies for Wireless Communications, 2009 3rd IEEE International Symposium on. 2009, : 1181-1184.
- [2] Ma Di; Er Meng Joo; Lim Hock Beng. A Comprehensive Study of Kalman Filter and Extended Kalman Filter for Target Tracking in Wireless Sensor Networks [C]. Systems, Man and Cybernetics, 2008. SMC 2008. IEEE International Conference on, 2008, : 2792-2797.
- [3] Hwang Ryol Ryu; Huber. MA Particle Filter Approach for Multi-Target Tracking [C]. Intelligent Robots and Systems, 2007. IROS 2007. IEEE/RSJ International Conference on. 2007. : 2753-2760.
- [4] Jia Zi-xi; Wu Cheng-dong; Zhang Yun-zhou; Huang Yue. Based on Adaptive Variable Rate Particle Filter Tracking Research in Wireless Sensor Networks [C]. Wireless Communications, Networking and Mobile Computing, 2009. WiCom'09. 5th International Conference on, 2009:1-4.
- [5] Cheng Shu-hong; Hu Chun-hai. Particle Filter Tracking Algorithm Based on Multi information Fusion [C]. Information Engineering and Computer Science, 2009. ICIECS 2009. International Conference on. 2009. :1-4.
- [6] Kim S, Holmstrom L, Menames J. Multiharmonic tracking using Marginalized Particle Filters [J]. 30th Annual International IEEE EMBS Conference [C]. 2008. : 29-33.
- [7] Tafti A D, Sadati N. A novel adaptive tracking algorithm for fusion by neural network [J]. The International Conference on "Computer as a Tool". 2007. 9 (12): 818-822.
- [8] Thomas Schoh, Fredrik Gustafsson, J Nordlund. Marginalized Particle Filters for Mixed Linear/Nonlinear State-Space Models [J]. IEEE Transaction of signal processing, 2005, 53(7): 2279-2289.
- [9] Guu J-A, Wei C-H. Tracking technique for manoeuvring target with correlated measurement noises and unknown parameters [J]. Radar and Signal Processing. IEE Proceedings F. 1991, 138 (3): 278-288.
- [10] 曹轶超, 方建安, 罗贤云. 一个基于 TDOA 的无线定位新算法 [J]. 电波科学学报. 2008 年 10 月. 23(5): 841-846.
CAO Yi-chao, FANG Jian-an, LUO Xian-yun. Constrained least-squares and wireless location based on TDOA measurements [J]. Chinese Journal of Radio Science, 2008, 23(5): 841-846. (in Chinese)
- [11] Ciurana M, Barcelo-Arroyo F, Llobart M. Improving the performance of TOA over wireless systems to track mobile targets [C]. Communications Workshops. ICC Workshops 2009. IEEE International Conference on. 2009. 1-6.

作者简介



周 非(1977-),男,出生于湖北浠水县,2006年毕业于电子科技大学,获工学博士学位,现工作于重庆邮电大学通信与信息工程学院,副教授,主要研究方向:信号处理、导航算法及网络安全等。

E-mail:zhoufei@cqupt.edu.cn



范馨月(1979-),女,出生于四川犍为县,2005年毕业于电子科技大学,获工学硕士学位,现工作于重庆邮电大学通信与信息工程学院,讲师,主要研究方向:通信信号处理等。E-mail:fanxy@cqupt.edu.cn