

基于联邦 UKF 算法的移动机器人自主组合导航

郭剑辉¹, 赵春霞¹, 石杏喜^{1,2}

GUO Jian-hui¹, ZHAO Chun-xia¹, SHI Xing-xi^{1,2}

1.南京理工大学 计算机学院, 南京 210094

2.南京理工大学 理学院, 南京 210094

1.Computer Department, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China

2.Sciences Department, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China

E-mail: dafeel2002@yahoo.com.cn

GUO Jian-hui, ZHAO Chun-xia, SHI Xing-xi. Autonomous integrated navigation for mobile robot based on federated UKF algorithm. Computer Engineering and Applications, 2007, 43(32): 59-61.

Abstract: The integrated navigation technology can contribute greatly to solving land mobile robot autonomous navigation, in which the GPS/DR is one typical system. In view of the non-linear characteristic of the GPS/DR state equations, an improved federated UKF based on Unscented Kalman Filtering (UKF) and distributed information fusion technology is designed and used in the navigation system. Numerical simulation results indicated that, federated UKF has the better filter precision compared to federated EKF, simultaneously has a higher stability and the fault tolerance, is an ideal nonlinear filter method for GPS/DR navigation.

Key words: autonomous integrated navigation; federated Unscented Kalman Filtering; Extended Kalman Filtering (EKF); nonlinear filtering

摘要: 组合导航技术是解决地面机器人自主导航的一个有效途径, 其中 GPS/DR 是一种典型的组合方式。常用的卡尔曼滤波主要用于处理线性问题, 针对该导航系统非线性的特点, 对 Unscented 卡尔曼滤波 (UKF) 与分散式滤波技术相结合的方法进行了研究, 建立了用于 GPS/DR 导航系统的联邦 UKF 算法。数值仿真实验表明, 联邦 UKF 比联邦 EKF 有更好的滤波精度, 同时有更高的稳定性和容错性, 是一种理想的 GPS/DR 导航非线性滤波方法。

关键词: 自主组合导航; 联邦 UKF; EKF; 非线性滤波

文章编号: 1002-8331(2007)32-0059-02 **文献标识码:** A **中图分类号:** TP24

采用多传感器信息融合组合导航是目前通用的高精度导航模式, 组合导航系统与单独导航系统相比, 具有较高的导航精度和较好的容错性能。航位推算 (Dead-Reckoning, DR) 和全球定位系统 (Global Positioning System, GPS) 是目前在移动机器人导航系统中最常用的两种定位技术。低成本的 DR 系统可实现连续自主式定位, 但其定位误差会随时间积累; 另外, 推算只能确定相对位置和航向, 导航开始时, 需要预知车辆的初始绝对位置和方向, 因而 DR 系统不能单独、长时间地使用。GPS 能够迅速、全天候地提供高精度的三维位置、速度和时间信息, 但是当车辆行驶在城市高楼区、林荫道、立交桥或涵洞隧道中时, 由于卫星信号受到遮挡, GPS 接收机无法给出定位解或定位精度很差。由此可见, 单独的 DR 系统和 GPS 系统均不能提供移动机器人导航所需的精确、连续、可靠的定位导航信息。通过组合导航技术, 把上述两种具有很强互补性的导航系统有机结合起来, 构成 GPS/DR 组合导航系统, 可以综合利用两种定位技术的优点, 获得任何单独一种导航系统无法达到的导航精确度和可靠性^[1,2]。

卡尔曼滤波 (Kalman Filtering, KF) 理论目前广泛应用于航空航天、导航定位、目标跟踪、控制等各种领域。基于 Kalman 滤波和信息分享技术而设计的分散式联邦滤波 (Federated filtering), 以其平行数据处理技术及容错设计得到了广泛应用^[3,4]。由于组合导航的系统模型本质上具有非线性特性, 当前多采用扩展卡尔曼滤波 (Extended Kalman Filtering, EKF) 进行处理。EKF 实质上是对非线性模型的系统方程或观测方程进行泰勒展开并取其一阶近似项, 这样不可避免地引入了线性化误差, 当线性化假设不成立时, 采用这种算法会导致滤波器性能下降甚至造成发散。另外, 在一般情况下计算系统状态方程和观测方程的 Jacobi 矩阵或 Hesse 矩阵是不易实现的, 增加了算法的计算复杂。Julier 和 Uhlmann^[5]等人提出的基于多元函数代表点思想的 Unscented 卡尔曼滤波 (UKF) 方法则很好地克服了 EKF 的上述缺点。

本文建立了移动机器人 GPS/DR 组合导航的联邦 UKF 滤波模型, 由于 DR 为一非线性系统, 将 UKF 滤波应用于其局部滤波器中, 正好避免了线性化带来的误差。并对联邦 UKF 的滤

波效果进行了仿真,将最后结果与采用 EKF 局部滤波器的传统方法进行了比较。结果表明,联邦 UKF 算法在相同仿真条件下对状态的估计更准确,定位精度更高,算法的鲁棒性更强。

1 联邦滤波(Federated Filtering)在组合导航中的应用

联邦滤波器是一个两级数据处理过程,可以看成是一个特殊的分散式卡尔曼滤波,它的特殊之处在于其包含一个信息分配的过程。在这一过程中,主滤波器需要向各子滤波器分配动态信息:动态系统噪声、初始条件信息及公共的观测量信息。如图 1 所示为联邦滤波器的结构框图。联邦滤波器的关键就是如何向各子滤波器分配信息改善容错性,提高计算能力。

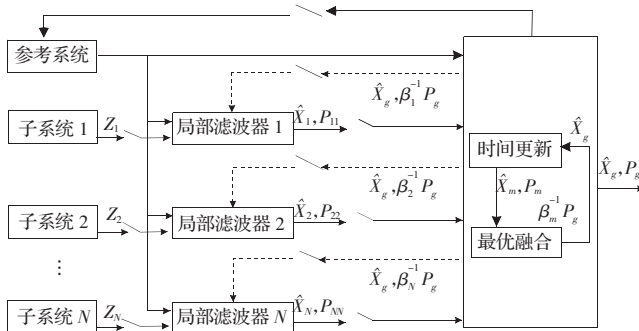


图 1 联邦滤波器算法的一般结构

绝大多数实际物理系统都可以看作下列马尔科夫序列:

$$\mathbf{X}_k = \Phi_{k,k-1} \mathbf{X}_{k-1} + \mathbf{W}_{k-1} \quad k \geq 1 \quad (1)$$

而相应的量测方程为:

$$\mathbf{Z}_k = \mathbf{H}_k \mathbf{X}_k + \mathbf{V}_k \quad (2)$$

式(1),式(2)中, \mathbf{X}_k 为 $(n \times 1)$ 阶状态向量; $\Phi_{k,k-1}$ 为 $(n \times n)$ 阶状态转移矩阵; \mathbf{W}_{k-1} 为 $(n \times 1)$ 阶系统白噪声向量,其协方差为 \mathbf{Q} ; \mathbf{Z}_k 为 $(m \times 1)$ 阶观测量向量; \mathbf{H}_k 为 $(m \times n)$ 阶观测量矩阵; \mathbf{V}_k 为 $(m \times 1)$ 阶传感器的观测白噪声向量,其协方差为 \mathbf{R} 。

局部滤波器的状态估计矢量、系统协方差阵、状态矢量协方差阵分别记为 $\hat{\mathbf{X}}_i, \mathbf{Q}_i, \mathbf{P}_{ii} (i=1, 2, \dots, N)$;主滤波器的状态估计矢量、系统协方差阵、状态矢量协方差阵分别记为 $\hat{\mathbf{X}}_m, \mathbf{Q}_m, \mathbf{P}_m$,下标 m 表示主滤波器;全局融合的卡尔曼滤波器的状态估计矢量、系统协方差阵、状态矢量协方差阵分别记为 $\hat{\mathbf{X}}_g, \mathbf{Q}_g, \mathbf{P}_g$,下标 g 表示全局估计。各局部传感器的信号只传给相应局部滤波器,各局部滤波器利用局部传感器的测量信息和参考系统的数据进行独立运算,得到局部估计值 $\hat{\mathbf{X}}_i$ (公共状态)及协方差阵 \mathbf{P}_{ii} ,并将其送入主滤波器,与主滤波器的估计值一起进行融合以得到全局最优估计:

$$\hat{\mathbf{X}}_g = \mathbf{P}_g \left(\sum_{i=1}^N \mathbf{P}_{ii}^{-1} \hat{\mathbf{X}}_i + \mathbf{P}_m^{-1} \hat{\mathbf{X}}_m \right) \quad (3)$$

$$\mathbf{P}_g = \left(\sum_{i=1}^N \mathbf{P}_{ii}^{-1} \hat{\mathbf{X}}_i + \mathbf{P}_m^{-1} \right)^{-1} \quad (4)$$

$$\mathbf{Q}_g = \left(\sum_{i=1}^N \mathbf{Q}_i^{-1} + \mathbf{Q}_m^{-1} \right)^{-1} \quad (5)$$

局部滤波器和主滤波器合成的全局估计 $\hat{\mathbf{X}}_g$ 及其相应的协方差 \mathbf{P}_g 被放大到 $\beta_i^{-1} \mathbf{P}_g$ 后,再反馈到局部滤波器,以重置局部

滤波器的估计值^[6],即:

$$\hat{\mathbf{X}}_i = \hat{\mathbf{X}}_g \quad \mathbf{P}_{ii} = \beta_i^{-1} \mathbf{P}_g \quad \mathbf{Q}_i = \beta_i^{-1} \mathbf{Q}_g \quad (6)$$

同时,主滤波器的预报方差也可置为全局估计协方差的 β_i^{-1} 倍,即为 $\beta_i^{-1} \mathbf{P}_{g0}$ 其中, $\beta_i (i=1, 2, \dots, N, m)$ 是信息分配系数,必须满足:

$$\sum_{i=1}^N \beta_i + \beta_m = 1 \quad (7)$$

在系统噪声分配过程中,采用方差上界技术,对滤波过程进行适当的改造,在使得局部估计实际上不相关,所得到的滤波估计成为一种局部保守、全局最优解。

2 UKF(Unscented Kalman Filtering)非线性滤波

UKF算法是基于UT(Unscented Transform)变换的最小方差估计。UT变换通过选取一组权值不同,且能够表征随机状态变量统计特性的代表点(Sigma点),将这些代表点代入非线性函数处理后,重构出新的统计特性(如,均值和方差)。将UT变换得到的均值、估计方差和量测方差引入到Kalman滤波器的逐步递推过程中,就构成了UKF滤波。

UKF算法^[6,7]具体描述如下:

初始化:

$$\hat{\mathbf{x}}_0 = E[\mathbf{x}_0] \quad (8)$$

$$\mathbf{P}_0 = E[(\mathbf{x}_0 - \hat{\mathbf{x}}_0)(\mathbf{x}_0 - \hat{\mathbf{x}}_0)^T]$$

计算Sigma点:

$$\mathbf{X}_0 = \hat{\mathbf{x}}$$

$$\mathbf{X}_i = \hat{\mathbf{x}} + (\sqrt{(n+\lambda)\mathbf{P}})_i \quad i=1, 2, \dots, n \quad (9)$$

$$\mathbf{X}_i = \hat{\mathbf{x}} - (\sqrt{(n+\lambda)\mathbf{P}})_{i-n} \quad i=n+1, \dots, 2n$$

其中 $(\sqrt{(n+\lambda)\mathbf{P}})_i$ 表示取矩阵均方根的第 i 列。

时间更新:

状态预测值

$$(\hat{\mathbf{X}}_{k,k-1})_i = \Phi_{k,k-1} \cdot (\mathbf{X}_{k-1})_i \quad i=1, 2, \dots, 2n \quad (10)$$

状态预测值均值

$$\hat{\mathbf{x}}_{k,k-1} = \sum_{i=0}^{2n} w_i^{(m)} (\hat{\mathbf{X}}_{k,k-1})_i \quad (11)$$

状态预测误差矩阵

$$\mathbf{P}_{k,k-1} = \sum_{i=0}^{2n} w_i^{(c)} [(\hat{\mathbf{X}}_{k,k-1})_i - \hat{\mathbf{x}}_{k,k-1}] [(\hat{\mathbf{X}}_{k,k-1})_i - \hat{\mathbf{x}}_{k,k-1}]^T + \mathbf{Q}_k \quad (12)$$

观测量预测值

$$(\hat{\mathbf{Z}}_{k,k-1})_i = h(\hat{\mathbf{X}}_{k,k-1})_i \quad i=1, 2, \dots, 2n \quad (13)$$

观测量预测均值

$$\hat{\mathbf{z}}_{k,k-1} = \sum_{i=0}^{2n} w_i^{(m)} (\hat{\mathbf{Z}}_{k,k-1})_i \quad (14)$$

测量更新:

$$\mathbf{P}_{zz} = \sum_{i=0}^{2n} w_i^{(c)} [(Z_{k,k-1})_i - \hat{\mathbf{z}}_{k,k-1}] [(Z_{k,k-1})_i - \hat{\mathbf{z}}_{k,k-1}]^T + \mathbf{R}_k \quad (15)$$

$$\mathbf{P}_{xz} = \sum_{i=0}^{2n} w_i^{(c)} [(\hat{\mathbf{X}}_{k,k-1})_i - \hat{\mathbf{x}}_{k,k-1}] [(Z_{k,k-1})_i - \hat{\mathbf{z}}_{k,k-1}]^T$$

$$\text{卡尔曼增益: } \mathbf{K} = \mathbf{P}_{xz} \mathbf{P}_{zz}^{-1} \quad (16)$$

$$\text{滤波值: } \hat{\mathbf{x}}_k = \hat{\mathbf{x}}_{k,k-1} + \mathbf{K} (\mathbf{z}_k - \hat{\mathbf{z}}_{k,k-1}) \quad (17)$$

$$\text{滤波误差矩阵: } \mathbf{P}_k = \mathbf{P}_{k,k-1} - \mathbf{K} \mathbf{P}_{zz}^{-1} \mathbf{K}^T \quad (18)$$

式(10)~式(18)中, $w_i^{(m)}$ 为均值权值, $w_i^{(c)}$ 为方差权值,取值为:

$$w_0^{(m)} = \frac{\lambda}{n+\lambda}$$

$$w_0^{(c)} = \frac{\lambda}{n+\lambda} + (1-\alpha^2+\beta)$$

$$w_i^{(m)} = w_i^{(c)} = \frac{\lambda}{2(n+\lambda)}, i=1, 2, \dots, 2n$$

$$\lambda = \alpha^2(n+\kappa) - n$$

式(19)中, n 为状态矢量维数, α 为尺度参数,决定 Sigma 点的遍布范围,通常取一个小的正数, κ 通常取 0。经验表明,当 x 服从高斯分布时, β 取 2 为最优。

3 GPS/DR 组合导航系统的联邦 UKF 算法实现

系统包含两个局部滤波器,分别处理 GPS 和 DR 系统的定位数据。无参考系统, $\beta_m=0$,即主滤波器无信息分配。图 2 为联邦 UKF 的系统结构图。

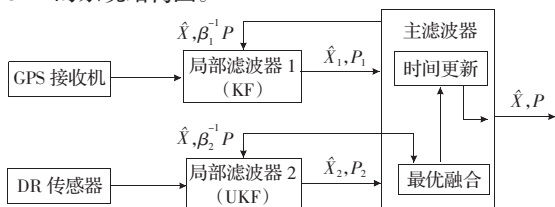


图 2 GPS/DR 组合导航联邦 UKF 滤波的结构图

局部滤波器 1 采用标准的 kalman 滤波器,局部滤波器 2 采用 UKF 滤波器。物体运动的坐标取为地理坐标系(东北天)。GPS、DR 系统所对应的信息分配系数分别为 β_1, β_2 。

3.1 系统的状态估计矢量

地面移动机器人的定位导航是在二维平面内进行的,因此本系统的 kalman 滤波的公共状态变量 X 取为:

$$X_c = [e \ v_e \ a_e \ n \ v_n \ a_n]^T \quad (20)$$

分别用下标 1 和 2 表示 GPS、DR 两个局部滤波器,有

$$X_1 = \begin{bmatrix} X_c \\ \varepsilon_e \\ \varepsilon_n \end{bmatrix} \quad X_2 = \begin{bmatrix} X_c \\ \delta_\theta \\ \delta_s \end{bmatrix} \quad (21)$$

式中(20)、(21), $e \ v_e \ a_e$ 分别为机器人东向的位置、速度和加速度分量, $n \ v_n \ a_n$ 分别为机器人北向相应的三个分量; $\varepsilon_e \ \varepsilon_n$ 分别为 GPS 各种误差源在两个坐标轴上造成的总的位置误差; $\delta_\theta \ \delta_s$ 分别为罗盘输出的相对转角误差和里程表的距离误差。

3.2 系统的观测方程

GPS 局部滤波器的观测方程为:

$$Z_1(k) = H_1(k)X_1(k) + V_1(k) \quad (22)$$

式中

$$Z_1(k) = \begin{bmatrix} e(k) \\ n(k) \end{bmatrix} \quad H_1(k) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$V_1(k) = \begin{bmatrix} w_e(k) \\ w_n(k) \end{bmatrix}$$

$w_e(k) \ w_n(k)$ 分别为 $(0 \ \sigma_e^2)$ 和 $(0 \ \sigma_n^2)$ 的高斯白噪声序列;

$$R_1(k) = E[V_1(k)V_1^T(k)] = \text{diag}\{\sigma_e^2, \sigma_n^2\}$$

DR 局部滤波器的观测方程:

$$Z_2(k) = \begin{bmatrix} \theta(k) \\ S(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \arctan(\frac{v_n(k)}{v_e(k)}) + \delta_\theta \\ T\sqrt{v_e^2(k) + v_n^2(k)} + \delta_s \end{bmatrix} + V_2(k) \quad (23)$$

式(23)中, T 为里程表的采用间隔, $S(k)$ 为机器人在采用间隔 T 内行进的距离。 $w_\theta(k)w_s(k)$ 分别为 $(0 \ \sigma_\theta^2)$ 和 $(0 \ \sigma_s^2)$ 的高斯白噪声序列;

$$R_2(k) = E[V_2(k)V_2^T(k)] = \text{diag}\{\sigma_\theta^2, \sigma_s^2\}$$

显然,DR 局部滤波器的观测方程是非线性的。

3.3 自适应信息分配系数

求取信息分配系数的方法有多种,如滤波误差方差阵求逆法、特征值分解法及 Frobenius 范数法等^[9]。由于 GPS 接收机能输出反映定位精度的参数(如 PDOP、GDOP),可以此为依据来自动调整 β_1, β_2 的大小。

4 实验结果

假定机器人在二维平面内运动,起始点坐标为(0,0),机器人在 $t=0 \text{ s} \sim 300 \text{ s}$ 沿北向作匀速直线运动,运动速度为 $v_e=0 \text{ m/s}$, $v_n=1.5 \text{ m/s}$;在 $t=300 \text{ s} \sim 400 \text{ s}$ 向东向做 90° 的转弯,加速度为 $a_e=0.001 \text{ 5 m/s}^2$, $a_n=-0.015 \text{ m/s}^2$;完成转弯后在 $t=400 \text{ s} \sim 500 \text{ s}$ 内做匀速运动;然后在 $t=500 \text{ s} \sim 600 \text{ s}$ 又向右进行 90° 的转弯,加速度为 $a_e=-0.001 \text{ 5 m/s}^2$, $a_n=-0.015 \text{ m/s}^2$,完成第二次转弯后加速度为零,机器人做匀速运动直到仿真结束。

仿真时间为 900 s,采样间隔为 $T=1 \text{ s}$,GPS、DR 的观测噪声为 $\sigma_e^2 = \sigma_n^2 = (10 \text{ m})^2$, $\sigma_{ae}^2 = \sigma_{an}^2 = (0.1 \text{ m/s}^2)^2$, $\tau_{ae} = \tau_{an} = 1 \text{ s}$, $\sigma_\theta^2 = (0.4^\circ \cdot \pi/180)^2$, $\sigma_s^2 = (1 \text{ m})^2$;滤波初始值为 $X_c = [0 \ 0.001 \ 0 \ 0.001 \ 1.5 \ 0]^T$, $P(0) = 0$;分配系数 $\beta_1 = \beta_2 = 0.5$ 。

图 3 为仿真结果,可看出滤波后的估计位置与 GPS 的观测位置及机器人的真实位置的对比,滤波效果理想。

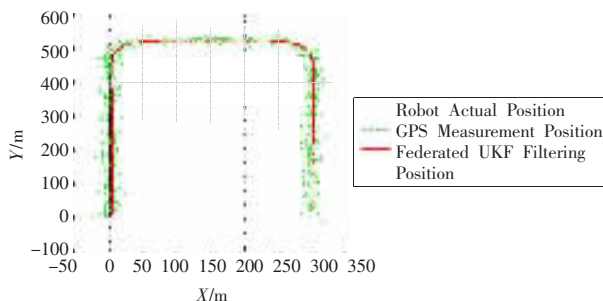


图 3 基于联邦 UKF 的导航位置估计

为了研究 GPS 信号被遮挡时的滤波效果,分别假设 GPS 接收机工作在以下状况:(1)工作良好;(2) $t=300 \text{ s} \sim 400 \text{ s}$ 无信号;(3) $t=300 \text{ s} \sim 500 \text{ s}$ 无信号;(4) $t=300 \text{ s} \sim 600 \text{ s}$ 无信号;(5) $t=300 \text{ s} \sim 700 \text{ s}$ 无信号,GPS 无信号时单独依靠 DR 系统进行导航。并将这四种情况下联邦 UKF 的滤波标准差与联邦 EKF 的滤波标准差进行了对比,结果见表 1、2。可以看出,当 GPS 失去信号单独依靠 DR 系统导航时,由于 DR 的误差累积性,使得联邦 EKF 的滤波结果的标准差随单独使用时间的增长而迅速的增加,而联邦 UKF 的滤波效果明显更好。

表 1 东向标准差比较

Number	Federated UKF	Federated EKF
1	1.741 9	1.742 4
2	2.365 4	3.812 5
3	2.765 4	4.446 3
4	2.887 4	5.963 3
5	3.183 5	6.166 6