一种用于 GPS/DR组合定位的非线性滤波算法

刘 旭 张其善 杨东凯

(北京航空航天大学 电子信息工程学院, 北京 100083)

摘 要: 建立了适用于车辆导航系统的基于 UKF(Unscented Kalman Filter)的 GPS/DR(Global Positioning System/Dead Reckoning)组合定位滤波模型及算法. 针对系统状态方程为线性、观测方程为非线性的特点,提出了一种将 UKF和 EKF(Extended Kalman Filter)相结合的非线性滤波算法. 结合后的算法和原有 UKF算法相比减少了在时间更新阶段的运算量,并且由于采用基于 Unscented变换的思想来处理系统观测方程的非线性问题,避免了 EKF引入的线性化误差,提高了滤波精度. 仿真结果证明:算法在减少运算量的同时,仍具有较高的滤波精度,且明显优于 EKF,因而能够满足车辆导航系统占用资源少、滤波精度高的要求.

关 键 词: 航位推算法; GPS;组合导航;卡尔曼滤波

中图分类号: TN 967. 2; U 491. 512

文献标识码: A **文 章 编 号**: 1001-5965(2007)02-0184-04

Nonlinear filter algorithm for GPS/DR integrated positioning

Liu Xu Zhang Qishan Yang Dongkai

(School of Electronics and Information Engineering, Beijing University of Aeronautics and Astronautics, Beijing 100083, China)

Abstract: A filter model and its algorithm based on UKF (unscented Kalman filter) for GPS/DR (global positioning system/dead reckoning) integrated positioning in land vehicle navigation system were established. Aiming at the system characteristic of linear state equation and nonlinear measurement equation, the algorithm which combines UKF with EKF (extended Kalman filter) was proposed. Compared with general UKF, the operation time used for the phase of time updating is less than that of general UKF. The error caused by the linearization of EKF is eliminated and the precision is improved contributing to processing the nonlinear problem with unscented transform. The simulation result demonstrates that the algorithm has better filtering precision than EKF, and reduces computing time, which is fit for integrated navigation system demanding for little resource and high precision.

Key words: dead reckoning; GPS; integrated navigation; Kalman filtering

全球定位系统 (GPS, Global Positioning System)在交通诱导系统中有着相当重要的地位,无论是交通信息的实时采集,还是车辆的路径诱导都和 GPS息息相关. 但是由于 GPS容易受到外界环境的干扰而无法连续定位,要得到连续可靠的定位信息就必须依赖其它手段. 航位推算 (DR, Dead Reckoning)是典型的独立定位技术,在短时间内能够保持较高的精度,且其有效性不受外界影响,但仅能确定相对位置,且误差将随推算过程而累加. 而将 GPS和 DR两者有机结合起来构成组合定位系统,可以大大提高定位精度,从而实现连续可靠定位. 近年来, GPS/DR组合定位研究较多[1-4],由于观测方程为非线性方程,组合定位滤波算法多采用扩展卡尔曼滤波 (EKF, Extened Kalman Filter)实现. EKF对于非线性系统是利用泰勒级数将非线性变换方程展开,用展开得到的一阶线性方程近似原有非线性方程,得到最佳估计的一阶近似. 但一阶近似将会引入较大的误差,使得滤波精度低、不稳定,甚至出现滤波发散.

近年来非线性滤波算法的研究取得了一定进

收稿日期: 2006-03-09

作者简介: 刘 旭 (1978 -),男,湖北荆州人,博士生, liuxu - buaa6666@sina. com.

展,针对系统非线性问题, Julier等提出了基于 Unscented变换的卡尔曼滤波算法 (UKF, Unscented Kalman Filter)算法[5-7]. Unscented变换是计算高斯随机变量经过非线性变换后统计分布的一种方法,具体实现是:首先选择一系列采样点去近似高斯分布随机变量,然后将这些表征均值和方差的采样点进行非线性变换,利用变换后的样本点计算得到的均值和方差,以三阶精度逼近真实均值和方差. 其特点在于,采用确定性采样方法来捕获分布的高阶信息,能更好地逼近系统的非线性特性,从而较好地解决非线性问题. Unscented变换应用到卡尔曼滤波的时间更新和测量更新中便得到 UKF算法,它仍然采用与扩展卡尔曼滤波类似的一套递推公式,通过状态向量与误差协方差阵的递推及利用测量时刻的观测信息进行更新,得到状态估计值和估计误差协方差阵,并且其估计精度高于 EKF.

本文以 GPS/DR组合定位应用为前提,提出一种将 UKF与 EKF相结合的非线性滤波算法,并利用实际跑车数据对算法的性能进行了仿真分析. 结果表明:算法在减少运算量的同时,仍有较高的滤波精度,且明显优于 EKF,因而能满足车辆导航系统占用资源少、滤波精度高的要求.

1　GPS/DR组合定位系统模型

1.1　系统状态方程

本文对系统状态变化过程采用机动载体的"当前"统计模型[1,8],由于 UKF是针对离散系统提出的,所以对连续系统状态方程进行了典型的离散化处理,得到系统离散状态方程为

$$X(k) = \Phi(k, k-1)X(k-1) + U(k-1) + W(k-1) \quad (1)$$

其中, $X(k) = [e(k), v_e(k), a_e(k), n(k), v_n(k), a_n(k), \varepsilon_w(k), \psi(k)]^T$ 为 k时刻的离散状态向量; $e(k)$和 $n(k)$分别为 k时刻的东向和北向位置; $v_e(k)$和 $v_n(k)$分别为 k时刻的东向和北向速度; $a_e(k)$和 $a_n(k)$分别为 k时刻的东向和北向加速度; $\varepsilon_w(k)$为 k时刻的角速率陀螺仪的随机漂移误差; $\psi(k)$为 k时刻的里程仪标定系数;状态转移矩阵为

$$\Phi(k, k-1) = \mathrm{diag}\left\{\Phi_e, \Phi_n, e^{-\alpha_{\varepsilon_w}T}, 1\right\} \quad (2)$$

$W(k-1)$为系统过程噪声向量,其协方差阵为

$$Q(k-1) = E\left[W(k-1)W^T(k-1)\right] = \mathrm{diag}\{2\alpha_{a_e}\sigma^2_{a_e}Q_e(k-1), 2\alpha_{a_n}\sigma^2_{a_n}Q_n(k-1), 2\alpha_{\varepsilon_w}\sigma^2_{\varepsilon_w}, \sigma^2_\psi\} \quad (3)$$

其中, $\alpha_{\varepsilon_w}, \alpha_{a_e}, \alpha_{a_n}$为一阶马尔可夫过程的相关时间常数的倒数; $\sigma^2_{a_e}, \sigma^2_{a_n}, \sigma^2_{\varepsilon_w}, \sigma^2_\psi$分别为 a_e, a_n, ε_w, ψ的方差. Φ_e, Φ_n, $Q_e(k-1)$, $Q_n(k-1)$, $U(k-1)$的计算见参考文献[1,8].

1.2　系统观测方程

选取 GPS接收机输出的东向、北向位置及角速率陀螺输出的相对转角和里程仪输出的采样周期 T内行进的距离作为系统观测量,得到离散化观测方程为

$$Y(k) = h(X(k), k) + V(k) \quad (4)$$

$$h(X(k), k) = \begin{bmatrix} e(k) \\ n(k) \\ \dfrac{v_n(k)a_e(k) - v_e(k)a_n(k)}{v_e(k)^2 + v_n(k)^2} + \varepsilon_w(k) \\ \psi(k)T\sqrt{v_e(k)^2 + v_n(k)^2} \end{bmatrix} \quad (5)$$

其中, $Y(k)$为系统 k时刻的观测向量; $V(k)$为系统观测噪声向量,其协方差阵为

$$R(k) = \mathrm{diag}\left[\sigma^2_e, \sigma^2_n, \sigma^2_w, \sigma^2_s\right] \quad (6)$$

其中$\sigma^2_e, \sigma^2_n, \sigma^2_w, \sigma^2_s$分别为观测噪声各分量方差.

2 基于 *UKF*的 *GPS/DR*滤波算法实现

GPS/DR组合定位通常用在车辆导航系统中,目的是为了获得连续可靠的定位,但需要注意的是,车载导航计算机通常资源有限,所以在研究算法时,在提高精度的同时,要尽可能减少运算量,即在精度和运算量上作相应的折中,这就是下面提出简化算法的原因. 所提出的简化算法运算量降低了,但和原有算法具有几乎一致的精度.

GPS/DR组合定位研究通常考虑加性高斯白噪声,因此计算时首先可以考虑采用加性噪声条件下的 UKF算法,后面称为通用 UKF算法[7]. 通用 UKF算法考虑的是状态方程和观测方程均为非线性的情况,所以在时间更新阶段求解预测值和预测误差协方差阵时也采用基于 Unscented变换的思想来实现. 利用 $k-1$时刻估计值和估计误差协方差阵来产生采样点,所得采样点经过状态方程传播后产生时间更新采样点,然后利用时间更新采样点和相应权值来计算预测值和预测误差协方差阵. 而从前面的模型可以看到, GPS/DR组合定位模型状态方程为线性,所以可以考虑将通用 UKF算法进行简化,在时间更新阶段对于预测值和预测误差协方差阵的求解与采用与 EKF一致的求解方式,利用求得的预测值和预测误差协方差阵来产生采样点,然后代入观测方程得到观

测预测值 $\hat{Z}(k/k-1)$,而测量更新阶段与通用UKF算法一致.由于采用基于Unscented变换的思想来处理系统观测方程的非线性问题,避免了EKF引入的线性化误差,具有较高的滤波精度,后面的仿真结果证实了这点.简化后的算法在预测阶段的运算量得到了降低,以乘法为例,通用UKF算法预测阶段的乘法运算次数为 $144\times(2\times8+1)=2\,448$次,而简化UKF算法预测阶段的乘法运算次数为 $64\times(2\times8+1)=1\,088$次,也就是说乘法运算次数减少了1 360次,即减少了一半以上乘法运算量.运算量得到了降低,而又具有较高的精度,使得更能满足资源有限的车辆导航系统的需要.算法的具体实现步骤如下:

时间更新阶段(状态预测):

1) 计算预测值和预测误差协方差阵

$$\hat{X}(k/k-1)=\Phi_1(k,k-1)\hat{X}(k-1/k-1) \tag{7}$$

$$P(k/k-1)=\Phi(k,k-1)P(k-1/k-1)\cdot\Phi^{T}(k,k-1)+Q(k-1) \tag{8}$$

其中 $\Phi_1(k,k-1)$根据机动载体加速度均值自适应算法得到[1,8].

2) 根据 $\hat{X}(k/k-1)$, $P(k/k-1)$进行确定性采样获得采样点 $\chi_i(k/k-1)$, $i=0,\cdots,2L$,其中 L 为状态向量的维数,取值为8.

$$\chi_0(k/k-1)=\hat{X}(k/k-1) \tag{9}$$

$$\chi_i(k/k-1)=\hat{X}(k/k-1)+\left(\sqrt{(L+\lambda)P(k/k-1)}\right)_i \quad i=1,\cdots,L \tag{10}$$

$$\chi_i(k/k-1)=\hat{X}(k/k-1)-\left(\sqrt{(L+\lambda)P(k/k-1)}\right)_i \quad i=L+1,\cdots,2L \tag{11}$$

下标 i 表示平方根阵的第 i 列.

3) 采样点经非线性观测方程传递得到 $Z_i(k/k-1)$,再利用相应权值 $W_i^{(m)}$ 计算 $\hat{Z}(k/k-1)$.

$$Z_i(k/k-1)=h(\chi_i(k/k-1),k)\quad i=0,\cdots,2L \tag{12}$$

$$\left.\begin{aligned}\hat{Z}(k/k-1)&=\sum_{i=0}^{2L}W_i^{(m)}Z_i(k/k-1)\\ W_0^{(m)}&=\lambda/(L+\lambda)\\ W_i^{(m)}&=0.5/(L+\lambda)\\ i&=1,\cdots,2L\end{aligned}\right\} \tag{13}$$

$\lambda=\alpha^2(L+\kappa)-L$,计算时取 $\kappa=0$, $\beta=2$, $\alpha=0.01$.

测量更新阶段(状态估计):

4) 根据在时间更新阶段得到的 $\chi_i(k/k-1)$, $\hat{X}(k/k-1)$和 $Z_i(k/k-1)$, $\hat{Z}(k/k-1)$计算滤波增益阵 $K(k)$,从而得到滤波估计值 $\hat{X}(k/k)$和估计误差协方差阵 $P(k/k)$:

$$P_{\tilde{z}(k/k-1)}=\sum_{i=0}^{2L}W_i^{(c)}(Z_i(k/k-1)-\hat{Z}(k/k-1))\cdot(Z_i(k/k-1)-\hat{Z}(k/k-1))^{T}+R(k) \tag{14}$$

$$P_{\hat{X}(k/k-1)\tilde{Z}(k/k-1)}=\sum_{i=0}^{2L}W_i^{(c)}(\chi_i(k/k-1)-\hat{X}(k/k-1))\cdot(Z_i(k/k-1)-\hat{Z}(k/k-1))^{T} \tag{15}$$

$$K(k)=P_{\hat{X}(k/k-1)\tilde{Z}(k/k-1)}P_{\tilde{Z}(k/k-1)}^{-1} \tag{16}$$

$$\hat{X}(k/k)=\hat{X}(k/k-1)+K(k)\cdot(Z(k)-\hat{Z}(k/k-1)) \tag{17}$$

$$P(k/k)=P(k/k-1)-K(k)P_{\tilde{Z}(k/k-1)}^{-1}K^{T}(k) \tag{18}$$

其中,$W_0^{(c)}=\lambda/(L+\lambda)+(1-\alpha^2+\beta)$; $W_i^{(c)}=0.5/(L+\lambda)$, $i=1,\cdots,2L$; $\lambda=\alpha^2(L+\kappa)-L$,计算时取 $\kappa=0$, $\beta=2$, $\alpha=0.01$.

3 仿真与结果分析

为了验证本文提出算法的有效性,利用实际跑车数据对算法进行了验证.其中跑车轨迹如图1,仿真时利用高斯-吕格投影将原有GPS经纬度数据转换为平面直角坐标,参数选取为 $\alpha_{a_e}=\alpha_{a_n}=0.002$, $\alpha_{\varepsilon_w}=100$, $\sigma_{a_e}^2=\sigma_{a_n}^2=0.1^2$, $\sigma_{\varepsilon_w}^2=0.001\,7^2$, $\sigma_{\psi}^2=0.013\,4^2$, $\sigma_e^2=\sigma_n^2=10^2$, $\sigma_w^2=\left(\frac{0.1\pi}{180}\right)^2$, $\sigma_s^2=1^2$, $T=1$ s



图1 跑车实验路线图

图2给出了东向位置滤波后结果比较,从图中可以看出,简化UKF滤波后东向位置数据形成的轨迹与EKF滤波后数据形成的轨迹相比更加平滑,与通用UKF滤波后数据形成的轨迹非常接近.为了比较几种算法的滤波精度,给出东向位置

估计均方误差比较曲线,如图 3.从图中可以看到几种算法滤波精度变化趋势基本相同,简化 UKF和通用 UKF精度较为接近,且明显高于 EKF.几种算法都出现了两段精度明显变化的区域,这是因为在大约 1555点处和 1680处车辆减速,由运动状态变为静止状态,如图 4所示.此时测量噪声变化,导致滤波增益调整,从而引起了滤波精度变化.滤波精度的提高使得简化 UKF和通用 UKF在预测阶段求解得到的预测协方差阵的差异越来越小,从而使得两种算法最终达到了几乎一致的精度,但由于简化 UKF和通用 UKF在测量更新阶段采用了确定性采样的方法来处理观测方程的非线性问题,避免了 EKF引入的线性化误差,所以其滤波精度要高于 EKF.

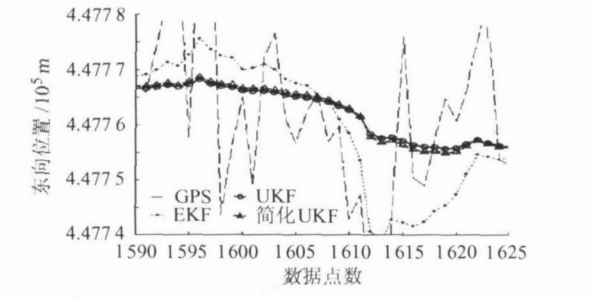


图 2　东向位置滤波结果比较(局部放大图)

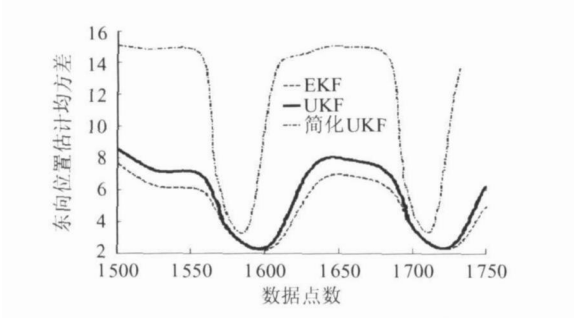


图 3　东向位置估计均方误差比较

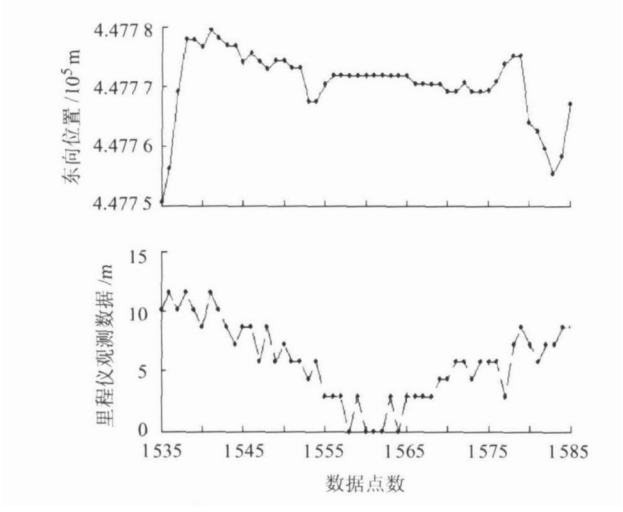


图 4　观测噪声变化

4　结 束 语

本文针对 GPS/DR组合定位提出了一种将 EKF和 UKF相结合的非线性滤波算法,结合后的算法和原有 UKF算法相比减少了在时间更新阶段求解预测值和预测误差协方差阵时的运算量,并且由于采用基于 Unscented变换的思想来处理系统观测方程的非线性问题,避免了 EKF引入的线性化误差,具有较高的滤波精度,非常适用于资源有限而对精度要求较高的车辆导航系统.

参考文献 (References)

[1] 房建成,申功勋,万德钧.自适应卡尔曼滤波器在陆地车辆导航中的应用[J].北京航空航天大学学报,1999,25(2):235 - 239
Fang Jiancheng, Shen Gongxun, Wan Dejun. Adaptive extended kalman filter model for integrated land vehicle navigation system [J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 1999, 25(2): 235 - 239 (in Chinese)

[2] 郑平方,常青,张其善,等.车载 GPS/DR组合导航系统数据融合算法研究[J].通信学报,2000,21(2):42 - 48
Zhen Pingfang, Chang Qing, Zhang Qishan, et al. The study of data fusion algorithm of GPS/DR integrated vehicular navigation system [J]. Journal of Communication, 2000, 21(2): 42 - 48 (in Chinese)

[3] 寇艳红,张其善,李先亮.车载 GPS/DR组合导航系统的信息融合新方案[J].遥测遥控,2002,23(1):7 - 12
Kou Yanhong, Zhang Qishan, Li Xianliang. New scheme of information fusion for GPS/DR integrated vehicle navigation system [J]. Journal of Telemetry, Tracking, and Command, 2002, 23(1): 7 - 12 (in Chinese)

[4] 寇艳红,张其善,李先亮.车载 GPS/DR组合导航系统的数据融合算法[J].北京航空航天大学学报,2003,29(3):264 - 268
Kou Yanhong, Zhang Qishan, Li Xianliang. Data fusion algorithm for GPS/DR integrated vehicle navigation system [J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2003, 29(3): 264 - 268 (in Chinese)

[5] Julier S, Uhlmann J K. A new approach for filtering nonlinear systems [C]//The Proceedings of the American Control Conference. [S. l]: IEEE Press, 1995: 1628 - 1632

[6] Wan E A, Merwe R. The unscented kalman filter for nonlinear estimation [C]//Proc of IEEE Symposium 2000 on Adaptive Systems for Signal Processing, Communications, and Control Symposium. [S. l]: IEEE Standard Office, 2000: 153 - 158

[7] Wan E A, Merwe R. The square-root unscented kalman filter for state and parameter-estimation [C]//Proceedings (ICASSP '01) 2001 IEEE International Conferenc. [S. l]: IEEE Press, 2001: 3461 - 3464

[8] Zhou H R, Kumar K S P. A current statistical model and adaptive algorithm for estimating maneuvering targets [J]. Journal of Guidance, Control and Dynamics, 1984, 7(5): 596 - 602

(责任编辑:娄　嘉)