



文章编号:1671-251X(2014)04-0027-05

DOI:10.13272/j.issn.1671-251x.2014.04.007

刘晓文,王存,王龙.井下捷联惯导系统导航数据处理滤波分析[J].工矿自动化,2014,40(4):27-31.

# 井下捷联惯导系统导航数据处理滤波分析

刘晓文, 王存, 王龙

(中国矿业大学 信息与电气工程学院, 江苏 徐州 221008)

**摘要:**针对现有煤矿井下定位技术误差较大、准确性不足的问题,引入了捷联惯导系统对煤矿井下人员和设备进行精确定位导航。为进一步提高捷联惯导系统的定位精度,提出了采用扩展卡尔曼滤波和采样卡尔曼滤波对系统数据进行滤波的算法,分析了扩展卡尔曼滤波和采样卡尔曼滤波的滤波原理,并对算法公式以及滤波效果进行了仿真分析。仿真结果表明,在假设井下噪声为高斯白噪声的前提下,采样卡尔曼滤波抖动性较小,曲线更为平滑,即滤波后的数据更加接近于真实数据,能够更准确地反映出坐标信息,且误差基本控制在允许的范围之内,具有较好的滤波效果。

**关键词:**捷联惯导;精确定位;SBG IG-500E系统;数据处理;数据滤波;EKF;UKF

中图分类号:TD655 文献标志码:A 网络出版时间:

网络出版地址:

Processing and filtering analysis of navigation data of underground  
strapdown inertial navigation system

LIU Xiaowen, WANG Cun, WANG Long

(School of Information and Electrical Engineering, China University of  
Mining and Technology, Xuzhou 221008, China)

**Abstract:**In view of problems of large errors and low accuracy of positioning technology in coal mine, the strapdown inertial navigation system was introduced into coal mine personnel and equipment for precise positioning and navigation. In order to further improve positioning accuracy of strapdown inertial navigation system, filtering algorithms of extended Kalman filter and unscented Kalman filter for system data were proposed, filtering principles of extended Kalman filter and unscented Kalman filter were analyzed, and formulas and algorithms and filtering effect were simulated. The simulation results show that unscented Kalman filter has less jitter and curve is more smoother, that is, filtered data is closer to real data, and it can reflect accurately coordinate information and its error is controlled within allowable range under precondition of assuming the underground noise is Gaussian white noise, which has a better filtering effect.

**Key words:**strapdown inertial navigation system; accurate positioning; SBG IG-500E system; data processing; data filtering; EKF; UKF

收稿日期:2013-09-12;修回日期:2014-01-22;责任编辑:张强。

基金项目:徐州市2012年一般科技项目(XM12B002)。

作者简介:刘晓文(1964—),女,江苏徐州人,教授,博士研究生导师,研究方向为电路与系统、无线传感器网络、信息获取与信息融合,已发表文章40余篇,E-mail:wcc8675399@126.com。

## 0 引言

我国煤矿井下地质复杂,环境恶劣。矿井巷道较长,作业人员与设备地点分散,且流动性较大。尤其在应急情况下很难确定人员和设备的具体位置<sup>[1]</sup>。因此,井下目标定位技术将对井下安全作业起到至关重要的作用。目前在煤矿中使用较多的定位技术有 RFID 射频技术和 WiFi 技术。RFID 射频技术是利用无线射频进行非接触位置定位的通信技术,仅能进行区域定位,且自主性较差;WiFi 定位技术是通过无线信号强弱进行位置计算的定位技术,但需要安装大量的无线 AP(Access Point)节点,而且受周围环境影响波动较大,定位粗糙<sup>[2-3]</sup>。针对上述问题,本文采用了实时性较强、定位精度较高且成本低廉的井下捷联惯导系统(Strapdown Inertial Navigation System,SINS)目标导航定位方法,为进一步提高 SINS 的定位精度,提出了采用扩展卡尔曼滤波(Extended Kalman Filter,EKF)和采样卡尔曼滤波(Unscented Kalman Filter,UKF)对系统数据进行滤波的算法。

## 1 捷联惯导基本原理

### 1.1 捷联惯导基本原理

SINS 工作原理如图 1 所示。SINS 是把惯性元件(Inertial Measurement Unit,IMU)直接固定在目标载体上。陀螺仪测量载体相对于惯性空间的三轴角速度。加速度计测量载体坐标系的三轴加速度分量,并且通过姿态转换算法,将其转换为导航坐标系的加速度。然后经过积分计算,最终得到运载体的速度、位置以及姿态等各种导航信息<sup>[4]</sup>。IMU 模块即为 SBG IG-500E 数据采集系统,上位机软件实时处理数据并显示目标所在的位置。

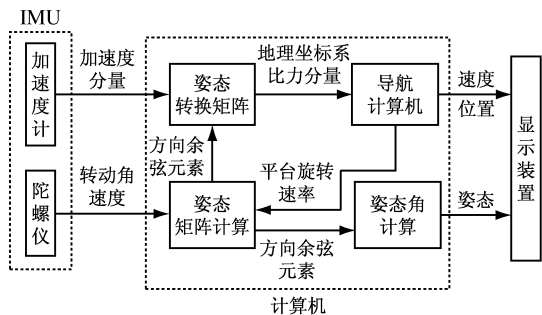


图 1 SINS 工作原理

### 1.2 SBG IG-500E 系统模块

SBG IG-500E 是一种高性能且价格低廉的辅

助惯性导航和定位传感器。通过一种改革性的技术,SBG IG-500E 能够接收各种外部辅助信息,从而在姿态和位置测量方面达到很高精度。其内部由实时扩展卡尔曼滤波器和惯性测量单元组成,并能够融合惯性测量数据与外部辅助信息数据。SBG IG-500E 系统不仅价格低廉,而且定位精度高,即使在像城市峡谷或是在短暂的 GPS 中断的特殊情况下,也能提供精确无漂移三维定位和光滑的位置信息。

SBGIG-500E 系统模块框图如图 2 所示。

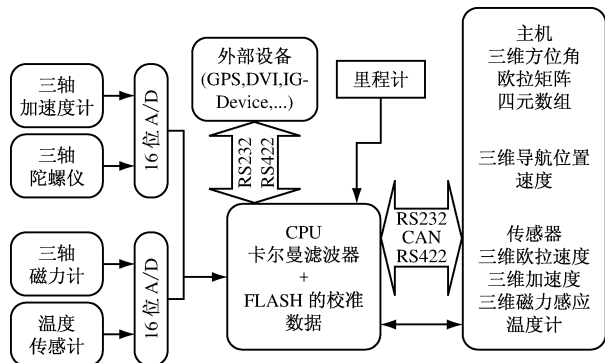


图 2 SBG IG500-E 系统模块

## 2 SINS 数据处理滤波算法

导航系统能够精确定位的关键是数据融合,由于井下环境复杂,SINS 采集的数据含有大量的噪声,故必须对原始采集数据进行滤波处理,以去除干扰数据。各种滤波算法的出现,为井下导航数据的处理提供了理论基础和数学工具。滤波的基本步骤:首先建立系统的状态和观测方程;然后采用相应的滤波算法对系统状态进行最优估计,滤除部分噪声,得到基本准确的状态估计值;最后利用这些状态估计值去修正系统的测量误差,从而获得准确的导航参数信息,以达到提高精度的目的<sup>[5]</sup>。目前滤波算法中结构较为简单、实用性较强、使用最广泛的为扩展卡尔曼滤波(EKF)和采样卡尔曼滤波(UKF)。

### 2.1 扩展卡尔曼滤波

由于 SINS 采集的数据是非线性的,目前对非线性状态的估计使用最多的滤波方法是 EKF,其基本原理是以状态方程的估计值作为非线性模型,然后对其进行一阶泰勒级数展开,最后再利用传统的卡尔曼滤波对状态进行估计。

非线性系统的状态方程和测量方程如下:

$$\begin{cases} x_t = f(x_t, t) + w_t \\ y_t = h(x_t) + v_t \end{cases} \quad (1)$$

式中: $x_t, y_t$  为系统状态估计; $f$  和  $h$  为非线性函数;

$t$  为更新次数;  $w_t$  为状态噪声;  $v_t$  为观测噪声。状态噪声和观测噪声均为高斯白噪声。

在滤波前必须将非线性系统进行线性化转换:

$$x_t' = x_t + \Delta x_t \quad (2)$$

式中:  $x_t'$  为估计量;  $\Delta x_t$  为状态纠正参数。

对  $\Delta x_t$  非线性系统的状态估计进行泰勒级数展开, 并取一次近似, 得

$$\begin{cases} x_t = f(x_t, t) | x_t' = x_t' + \frac{\partial f(x_t, t)}{\partial x_t} | x_t' = x_t' \Delta x_t + w_t \\ y_t = h(x_t, t) | x_t' = x_t' + \frac{\partial h(x_t, t)}{\partial x_t} | x_t' = x_t' \Delta x_t + v_t \end{cases} \quad (3)$$

则 EKF 滤波方程如下:

$$\begin{cases} \mathbf{X}_{t,t-1} = \mathbf{\Phi}_{t,t-1} \mathbf{X}_{t-1} \\ \mathbf{X}_t = \mathbf{X}_{t,t-1} + \mathbf{K}_t (\mathbf{Y}_t - \mathbf{H}_t \mathbf{X}_{t,t-1}) \\ \mathbf{K}_t = \mathbf{P}_t \mathbf{H}_t^T \mathbf{R}_t^{-1} \\ \mathbf{P}_{t,t-1} = \mathbf{\Phi}_{t,t-1} \mathbf{P}_{t-1} \mathbf{\Phi}_{t,t-1}^T + \mathbf{Q}_{t-1} \\ \mathbf{P}_t = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_t \mathbf{H}_t) \mathbf{P}_{t,t-1} \end{cases} \quad (4)$$

式中:  $\mathbf{X}_{t,t-1}$  为状态观测矩阵;  $\mathbf{\Phi}_{t,t-1}$  为状态转移矩阵;  $\mathbf{X}_{t-1}$  为  $t-1$  时刻的状态估计;  $\mathbf{K}_t$  为增益矩阵;  $\mathbf{Y}_t$  为实际测量值;  $\mathbf{H}_t$  为观测矩阵;  $\mathbf{P}_t$  为协方差矩阵;  $\mathbf{P}_{t,t-1}$  为  $t-1$  时刻的协方差估计;  $\mathbf{R}$  和  $\mathbf{Q}$  分别为系统状态和测量方差。

虽然 EKF 能够对非线性状态进行线性化估计, 但这种线性化的过程中会产生处理误差, 主要不足有两点: ① 将非线性函数用一阶或二阶泰勒展开, 忽略高阶项, 使得 EKF 只适合非线性较弱的系统, 对于较强的非线性系统, EKF 滤波性能极其不稳定, 甚至导致滤波发散; ② Jacobian 矩阵复杂的计算会引入到线性误差估计中, 影响系统的正常稳定工作。

## 2.2 采样卡尔曼滤波

基于对 EKF 不足的改进, Julier<sup>[6-7]</sup> 提出了一种新的非线性滤波方法——采样卡尔曼滤波(UKF), UKF 也是卡尔曼滤波的扩展, 但不同于 EKF, 它不对系统方程进行线性化, 而是引入有加性噪声的非线性动态方式<sup>[8]</sup>。UKF 的核心算法是 UT (Unscented Transformation) 变换, 它利用 sigma 点采样来逐步逼近系统的非线性分布, 即确定的采样策略和卡尔曼滤波相结合的综合滤波策略。

### 2.2.1 对称采样 UT 变换

UKF 滤波的核心与基础是 UT 变换——随机变量先经过非线性变换再计算统计特性的方法。煤矿井下 SINS 采用的是对称采样, 故本文只介绍对

称 sigma 采样原理。

UT 变换的原理是在状态分布点中先按某一规则取一些点, 并且所取点的协方差和均值均与原状态分布相等, 将这些点代入非线性函数中, 得到非线性函数值点集, 通过这些点集求取变换后的均值和协方差<sup>[9]</sup>。在对称采样中, 将  $x$  的均值  $\bar{x}$  和协方差  $\mathbf{P}_x$  由  $L=2k+1$  个对称 sigma 点近似, 其中  $L$  为选定特定的采样策略所产生的 sigma 点的个数, 得到函数:

$$G[(\{s_i\}, p(x))] =$$

$$\begin{cases} \sum_{i=0}^{2k} W_i - 1 \\ \sum_{i=0}^{2k} W_i s_i - \bar{x} \\ \sum_{i=0}^{2k} W_i (s_i - \bar{x})(s_i - \bar{x})^T - \mathbf{P}_x \end{cases} \quad (5)$$

式中:  $\{s_i\}$  为得到的 sigma 点集;  $p(x)$  为协方差估计。

求解式(5)得到 sigma 点为

$$\{s_i\} = [\bar{x} \quad \bar{x} + \gamma \sqrt{\mathbf{P}_{xx}} \quad \bar{x} - \gamma \sqrt{\mathbf{P}_{xx}}] \quad (6)$$

式中:  $\gamma = \sqrt{k+n}$ , 其对应的权值为

$$W_i = \begin{cases} n/(n+k), & i=0 \\ n/2(n+k), & i \neq 0 \end{cases} \quad (7)$$

式中:  $n$  为用于调节 sigma 点和  $\bar{x}$  的距离的比例系数, 仅对 2 阶之后的高阶矩带来的偏差有所影响;  $W_i$  为第  $i$  个 sigma 点的权值, 且有  $\sum W_i = 1$ 。

### 2.2.2 UKF 滤波方程

由于本文将井下 SINS 的状态噪声与观测噪声均假设为高斯白噪声, 方差分别为  $\mathbf{Q}$  和  $\mathbf{R}$ , 测量方程为线性的, 所以无需对状态维数扩展, 滤波算法过程如下:

首先根据输入变量  $x$  的统计量  $\bar{x}$  和  $\mathbf{P}_x$ , 选择一种 sigma 点采样策略, 得到输入变量的 sigma 点集以及相对应的均值加权值  $W_i$ <sup>[10]</sup>。

$$\begin{cases} \tilde{x}_0 = E[x_0] \\ \mathbf{P}_0 = E[(x_0 - \tilde{x}_0)(x_0 - \tilde{x}_0)^T] \end{cases} \quad (8)$$

式中:  $\tilde{x}_0$  为  $t=0$  时刻的采样点  $x_0$  的期望值;  $\mathbf{P}_0$  为  $t=0$  时刻的协方差矩阵。

对于时刻  $t=1, 2, \dots$ , 进行迭代。

产生  $L$  个 sigma 点组成的矩阵, 如式(9)所示, 根据 sigma 变换的原理, 产生的列向量  $\mathbf{x}_{i,t-1}$  为

$$\mathbf{x}_{i,t-1} =$$

$$\begin{cases} \bar{x}_{t-1} & i=0 \\ \bar{x}_{t-1} - (\sqrt{(L+\lambda)P_{t-1}})_i & i=1, \dots, L \\ \bar{x}_{t-1} + (\sqrt{(L+\lambda)P_{t-1}})_i & i=L+1, \dots, 2L \end{cases} \quad (L=k) \quad (9)$$

式中:  $\bar{x}_{t-1}$  为  $t-1$  时刻的采样均值;  $\lambda$  为自由参数;  $P_{t-1}$  为  $t-1$  时刻的方差。

设离散非线性系统  $\begin{cases} x_{t+1}=F(x_t, u_t) + w_t \\ Y_t=H(x_t, u_t, t) + v_t \end{cases}$ , 其中  $u_t$  为输入控制矢量。则 UKF 的时间更新方程为

$$\begin{cases} x_{t,t-1} = F(x_{t-1}, u_{t-1}, t-1) \\ \tilde{x}_t = \sum_{i=0}^{2k} W_i x_{t,t-1} \\ P_t^- = \sum_{i=0}^{2k} W_i [x_{t,t-1} - \tilde{x}_t][x_{t,t-1} - \tilde{x}_t]^T + Q \\ y_{t,t-1} = H(x_{t,t-1}, u_t, t) \\ \tilde{y}_t = \sum_{i=0}^{2k} W_i y_{t,t-1} \end{cases} \quad (10)$$

式中:  $x_{t,t-1}$  为状态观测矩阵;  $x_{t-1}$  为  $t-1$  时刻的状态估计;  $W_t$  为权值;  $u_{t-1}$  为  $t-1$  时刻输入控制矢量;  $\tilde{x}_t$  为状态预测值;  $P_t^-$  为协方差预测矩阵;  $y_{t,t-1}$  为状态输出矩阵;  $\tilde{y}_t$  为预测值。

测量更新方程为

$$\begin{cases} P_{yy} = \sum_{i=0}^{2k} W_i [y_{t,t-1} - \tilde{y}_t][y_{t,t-1} - \tilde{y}_t]^T + R \\ P_{xy} = \sum_{i=0}^{2k} W_i [x_{t,t-1} - \tilde{x}_t][y_{t,t-1} - \tilde{y}_t]^T + R \\ K_t = P_{xy} P_{yy}^{-1} \\ x_t = \tilde{x}_t + K_t (y_t - \tilde{y}_t) \\ P_t = P_t^- - K_t P_{yy} K_t^T \end{cases} \quad (11)$$

式中:  $P_{xy}$ ,  $P_{yy}$  为预测方差矩阵。

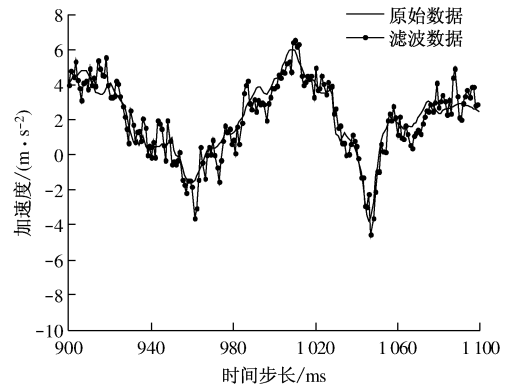
由滤波方程可知, UKF 利用一系列近似高斯分布的采样点, 通过 UT 变换来进行状态与误差协方差的递推与更新。在每一个状态更新过程中, 采样点同状态方程一起传递并随着测量方程不断变化。UKF 不仅能够保证系统状态估计的精度, 而且由于没有对非线性方程进行线性化变换, 因此, 具有更好的鲁棒性。这恰恰是 UKF 滤波相比 EKF 滤波的优越性所在。

### 3 数据滤波仿真及分析

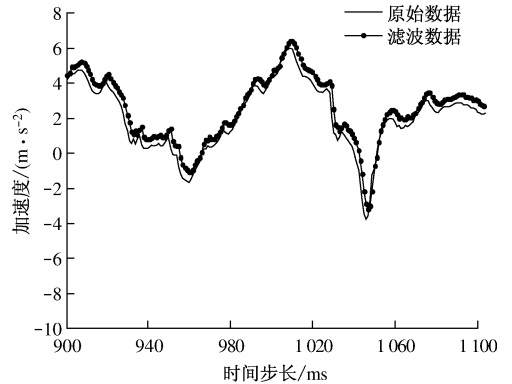
本文为了模拟井下巷道真实情况, 选择实验室的走廊作为 SINS 的惯导模拟环境。SBGIG-500E 系统测量的参数为模拟井下巷道的三轴坐标数据, 即以开始地点为零起点, 推动 SBGIG-500E 系统仿真器沿走廊走动一段距离, 测量出  $X, Y, Z$  轴的加速度以及陀螺仪坐标数据, 通过 Matlab 对含有噪声的数据进行滤波与仿真分析, 并与原数据进行对比。由于各个坐标轴数据都具有类似性, 故本文只对  $X$  轴的加速度数据进行仿真与分析。

#### 3.1 坐标仿真及误差仿真

由于 SBGIG-500E 系统是由井下作业人员佩带, 所以具有一定的摆动。另外, 由于 SBGIG-500E 系统的精度有限, 故数据难免会有一定误差。为了便于观察曲线拟合特征, 特截取了数据中第 900~1 100 ms 的一段加速度曲线, 如图 3 所示。



(a) EKF 对  $X$  轴加速度的滤波仿真曲线



(b) UKF 对  $X$  轴加速度的滤波仿真曲线

图 3 EKF 和 UKF 对  $X$  轴加速度的滤波仿真拟合曲线

从图 3 可以看出, UKF 滤波效果明显比 EKF 抖动性小, 且比较平滑, 与原始数据曲线较为吻合。

EKF 与 UKF 的滤波误差值比较如图 4 所示,

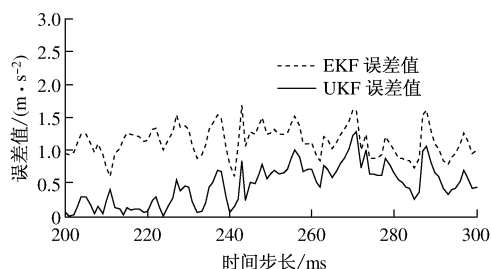


图4 EKF与UKF的滤波误差值比较

为了便于观察,特截取数据中第200~300 ms的一段数据。

### 3.2 系统仿真结果分析

本文将EKF和UKF应用于井下捷联惯导系统的数据滤波分析中,就坐标数据曲线和误差曲线进行了比较,得出以下结论:

(1) 2种滤波对系统模型的要求有所不同。EKF必须首先对系统方程进行线性化,然后再按照卡尔曼滤波进行分析处理;而UKF是直接引入有加性噪声的非线性动态方式,应用sigma点采样逼近系统非线性分布的滤波策略。

(2) 从图3—图4可以看出,宏观上2种滤波都能够反映出真实曲线的基本走势。但EKF滤波的误差抖动比较大,没有与实际曲线准确吻合,有一定的随机误差性;而UKF很好地克服了曲线的抖动,曲线较为平滑,且从图4可以看出,UKF的误差比EKF要小,具有较好的滤波效果。

## 4 结语

捷联惯导系统应用于井下人员定位,可以有效提高定位的精度,补充现有定位系统的不足。但系统数据中存在噪声等对研究有干扰的杂质成分,为提高系统的定位精度,故提出了EKF和UKF两种捷联惯导数据滤波方法,并对其原理算法进行了研

究,最后用Matlab仿真软件对测量出来的数据进行了仿真。仿真结果表明,UKF是一种最为适合、效果最好的滤波方法,不但能够滤除噪声,而且能够最大程度地接近原始数据曲线,使得误差最小,有利于提高井下惯导定位的精度。

### 参考文献:

- [1] 黄辉先,肖业伟,王晖. 矿井组合导航系统算法研究[J]. 计算机工程, 2012, 38(17): 265-267.
- [2] 湛浩昊. 煤矿井下移动目标定位系统设计[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2007.
- [3] 刘洋. 基于物联网的煤矿井下环境监测及人员定位系统的设计与实现[D]. 北京: 北京交通大学, 2011.
- [4] 武凤德, 李凤山. 高精度惯性导航基础[M]. 北京: 国防工业出版社, 2002.
- [5] 赵琳, 王小旭, 丁继成, 等. 组合导航系统非线性滤波算法综述[J]. 中国惯性技术学报, 2009, 17(1): 47-52.
- [6] JULIER S J, UHLMANN J K, DURRAT-WHYTE H F. A new approach for filtering nonlinear systems [C]//American Control Conference, Seattle, 1995: 1628-1632.
- [7] JULIER S, UHLMANN J, DURRANT-WHYTE H F. A new method for the nonlinear transformation of means and covariances in filters and estimators[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2000, 45(3): 477-482.
- [8] 周曜. 非线性估计中无迹滤波(UKF)与扩展卡尔曼滤波(EKF)之比较研究[J]. 宜春学院学报, 2009, 31(2): 52-54.
- [9] 陆海勇. 捷联惯性导航系统中UKF滤波技术的应用研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2009.
- [10] 刘铮. UKF算法及其改进算法的研究[D]. 长沙: 中南大学, 2009.