

文章编号 1004-924X(2016)04-0835-09

应用 RB 无迹卡尔曼滤波组合 导航提高 GPS 重获信号后的导航精度

张百强^{1,2*}, 储海荣¹, 孙婷婷^{1,2}, 贾宏光¹, 郭立红¹

(1. 中国科学院 长春光学精密机械与物理研究所, 吉林 长春 130033;

2. 中国科学院大学, 北京 100039)

摘要:针对微机电-船舶惯性导航/全球定位(MEMS-SINS/GPS)组合导航系统在 GPS 信号中断时造成的强非线性误差及重获信号后精度变差的问题,设计了基于 Rao-Blackwellised 无迹卡尔曼滤波(RB-UKF)的组合导航算法。首先,基于捷联平台欧拉失准角定义了姿态误差,建立了捷联惯导系统的非线性误差传播方程。然后,针对组合导航的状态方程为非线性而量测方程呈线性的特点,设计了 RB-UKF 算法,在保证精度的同时降低了计算量。最后,设计了滤波算法总体结构,分别给出了 GPS 信号正常时和中断时组合导航滤波计算的流程。将提出的算法用于跑车实验,结果表明:在 GPS 失锁 20 s 和 40 s 再重获信号之后,使用 RB-UKF 算法的组合导航系统位置精度分别优于 6 m 和 7.5 m,比扩展卡尔曼滤波(EKF)算法精度提高了 1.5 倍以上,误差收敛速度提高了 1.88~16.5 倍,计算量比 UKF 量测更新的计算量减小了 41.7%。实验显示该方法显著提升了组合导航系统 GPS 信号中断再恢复后的滤波精度,且易于工程实现。

关键词:组合导航;非线性误差;Rao-Blackwellised 无迹卡尔曼滤波(RB-UKF);GPS 失锁;最优估计

中图分类号:V241.6;U666.1 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20162404.0835

Precision improvement methodology for INS/GPS after GPS outage using RB-UKF

ZHANG Bai-qiang, CHU Hai-rong, SUN Ting-ting, ZHANG Yue, JIA Hong-guang, GUO Li-hong

(1. Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics,
Chinese Academy of Sciences, Changchun 130033, China;

2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100039, China)

* Corresponding author, E-mail: xgdzbq@sina.com

Abstract: An improved Rao-Blackwellised Unscented Kalman Filter (RB-UKF) algorithm fused by MEMS-SINS/GPS (Micro-Electrical-Mechanical System/Ship's Inertial Navigation/Global Positioning System) was established when the system has become strongly nonlinear after GPS outage. Firstly, the attitude misalignment was described based on the Euler platform error angle and the nonlinear error model for the SINS was set up. Then, as the state model was nonlinear while the observation model was linear, the RB-UKF algorithm was designed to ensure the accuracy of the UKF and to reduce its amount of computation. Finally, the algorithm structure was designed and its computing pro-

收稿日期:2015-07-20;修订日期:2015-08-27.

基金项目:中国科学院知识创新工程国防科技创新资助项目(No. YYYJ-1122)

cedures when the GPS was in normal or in the period of outage were given. The algorithm was used in an in-car-experiment, and the results indicate that the SINS and GPS are fused by using the method proposed in this paper, the position error is less than 6 m or 7.5 m after 20 s and 40 s GPS outage respectively, which is 1.5 times better than that of Expand Kalman Filter(EKF) algorithm. Moreover, the error convergence time by RB-UKF is 1.88 to 16.5 times faster than that of the EKF, and the amount of computation of measurement update by RB-UKF algorithm is 41.7% smaller than that of the UKF. It concludes that the proposed method can effectively reduce the navigation errors after GPS outages for MEMS-SINS/GPS systems and has advantages in project implementation.

Key words: Integrated navigation; non-linear error; Rao-Blackwellised Unscented Kalman Filter(RB-UKF); GPS outage; optimal estimation

1 引言

微机电惯性测量单元(MEMS-IMU)具有体积小、重量轻、可靠性高、成本低等优点。MEMS-SINS/GPS组合导航系统在无人机、战术导弹、车辆等领域具有广泛应用^[1]。但是GPS接收机在复杂的工作环境下会丢失信号,由此带来两个问题:第一,组合导航系统失去GPS信息的量测校正之后,只能以纯惯性导航模式工作,其误差将随着导航时间的增加而累积^[2];第二,由于MEMS-IMU精度较低,系统在纯惯性导航模式下工作将导致较大的非线性误差,使组合导航算法中扩展卡尔曼滤波(EKF)的近似线性状态方程失效,在GPS信号恢复之后,Kalman滤波器无法快速、准确地估计和校正系统的误差,同样会使导航精度降低。

对于组合导航系统GPS信号中断导致精度降低的问题,国内外已有大量的研究。文献[3]通过车载导航系统的载体运动轨迹和运动特性为惯导系统的误差提供约束;文献[4]使用里程计为组合导航系统提供额外的观测信息,这两种方法都只适用于运动轨迹较为简单的地面车辆导航。为解决一般组合导航系统GPS信号中断的问题,人工神经网络算法获得了广泛的应用,通过对神经网络进行在线训练来获得捷联惯导的输出和误差;文献[5]采用径向基函数神经网络(RBFNN)辅助卡尔曼滤波的算法,避免了单纯使用人工神经网络算法导致组合导航先验信息缺失的不足;文献[6]为RBFNN和Kalman滤波引入了自适应算法,提高了RBFNN训练效果不同时的计算精度;文献[7]考虑捷联惯导的误差增长趋势,提

出了小波神经网络(WNN)与强跟踪Kalman滤波(STKF)相结合的方法来提高定位;文献[8]和[9]提出利用支持向量机的在线学习对捷联惯导误差进行建模,在GPS信号中断后对其误差进行校正的方法。这些方法可以在GPS失锁后对捷联惯导的误差进行阻尼和校正,对提高组合导航系统的精度有较好的效果,但主要是解决SINS/GPS组合导航系统GPS信号丢失以后带来的第一个问题,而对于第二个问题则暂无文献报导。

为解决MEMS-SINS/GPS组合导航系统在GPS信号恢复后精度变差的问题,本文基于RB-UKF非线性滤波器设计了组合导航算法。首先通过建立SINS非线性误差模型建立滤波器状态方程;然后设计组合导航RBUKF算法总体结构,分别给出了在GPS信号正常的情况下和在GPS失锁的情况下利用RB-UKF进行滤波的流程。最后,通过仿真和跑车实验对EKF和RBUKF算法性能进行了对比,验证了新算法的有效性。

2 状态方程与量测方程

导航解算中使用的坐标系有:地心惯性系(i 系)、地心固定坐标系(e 系)、导航系(n 系,选取北-东-地3个方向为坐标轴)和载体系(b 系,选取载体前-右-下3个方向为坐标轴)。

RB-UKF滤波的状态方程包括SINS的误差传播方程组和IMU随机误差模型。SINS的误差传播方程组包括姿态误差方程、速度误差方程和位置误差方程,IMU随机误差模型包括加速度计和陀螺仪的误差模型。状态变量选取捷联惯导和IMU的误差: $\mathbf{x}=[\delta r \quad \delta v \quad \psi \quad \delta f_b^b \quad \delta \omega_b^b]^T$,其中: δr 为位置误差, δv 为速度误差, ψ 为姿态误

差, δf_b^a 为加速度计测量比力误差, $\delta \omega_b^a$ 为陀螺仪测量角速度误差。

2.1 捷联惯导非线性误差传播方程组

捷联惯导的姿态误差定义为:导航解算中计

$$\delta \mathbf{C}_b^n = \begin{bmatrix} \cos \psi_y \cos \psi_z & \cos \psi_y \sin \psi_z & -\sin \psi_y \\ -\cos \psi_x \sin \psi_z + \sin \psi_x \sin \psi_y \cos \psi_z & \cos \psi_x \cos \psi_z + \sin \psi_x \sin \psi_y \sin \psi_z & \sin \psi_x \cos \psi_y \\ \sin \psi_x \sin \psi_z + \cos \psi_x \sin \psi_y \cos \psi_z & -\sin \psi_x \cos \psi_z + \cos \psi_x \sin \psi_y \sin \psi_z & \cos \psi_x \cos \psi_y \end{bmatrix}. \quad (1)$$

记 n 系到 n' 系之间角速度矢量在 n'' 系上的投影为 $\omega_{m'}^{n''}$, 则姿态误差的微分方程为:

$$\dot{\boldsymbol{\psi}} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -\sin \psi_y \\ 0 & \cos \psi_x & \sin \psi_x \cos \psi_y \\ 0 & -\sin \psi_x & \cos \psi_x \cos \psi_y \end{bmatrix}^{-1} \boldsymbol{\omega}_{m'}^{n''}, \quad (2)$$

在此基础上得到姿态角误差传播方程为^[10]:

$$\dot{\boldsymbol{\psi}} = \mathbf{C}_\psi^{-1} [(\mathbf{I} - \mathbf{C}_n^{n'}) \tilde{\boldsymbol{\omega}}_m^n + \mathbf{C}_n^{n'} \delta \boldsymbol{\omega}_m^n - \mathbf{C}_b^n \delta \boldsymbol{\omega}_b^n], \quad (3)$$

式中: $\tilde{\boldsymbol{\omega}}_m^n$ 为导航系旋转角速度矢量计算值; $\delta \boldsymbol{\omega}_m^n$ 为导航系旋转角速度矢量的误差; $\delta \boldsymbol{\omega}_b^n$ 为角速度的测量误差; \mathbf{C}_b^n 为载体系到计算导航系的姿态矩阵。

速度误差传播方程为:

$$\begin{aligned} \delta \dot{\mathbf{v}}_b^n &= (\mathbf{I} - \mathbf{C}_n^{n'}) \mathbf{C}_b^n \tilde{\mathbf{f}}_b^b - (2\tilde{\boldsymbol{\omega}}_{ie}^n + \tilde{\boldsymbol{\omega}}_{on}^n) \times \delta \mathbf{v}_b^n - \\ & (2\delta \boldsymbol{\omega}_{ie}^n + \delta \boldsymbol{\omega}_{on}^n) \times \tilde{\mathbf{v}}_b^n + (2\delta \boldsymbol{\omega}_{ie}^n + \delta \boldsymbol{\omega}_{on}^n) \times \delta \mathbf{v}_b^n + \delta \mathbf{g}^n \\ & + \mathbf{C}_v^n \mathbf{C}_b^n \delta \mathbf{f}_b^b, \end{aligned} \quad (4)$$

式中: $\delta \mathbf{v}_b^n$ 为速度误差; $\tilde{\mathbf{f}}_b^b$ 为加速度计测量的比力值; $\tilde{\boldsymbol{\omega}}_{ie}^n$ 为地球自转角速度矢量计算值; $\tilde{\boldsymbol{\omega}}_{on}^n$ 为导航系绕地球系旋转角速度矢量计算值; $\delta \boldsymbol{\omega}_{ie}^n$ 和 $\delta \boldsymbol{\omega}_{on}^n$ 为它们的计算误差; $\tilde{\mathbf{v}}_b^n$ 为速度计算值; $\delta \mathbf{g}^n$ 为重力误差, $\delta \mathbf{f}_b^b$ 为比力的测量误差。

位置误差传播方程为:

$$\begin{cases} \delta \dot{L} = \frac{\tilde{v}_N}{\tilde{R}_N + h} - \frac{\tilde{v}_N - \delta v_N}{\tilde{R}_N - \delta R_N + h - \delta h} \\ \delta \dot{\lambda} = \frac{\tilde{v}_E \sec \tilde{L}}{(\tilde{R}_E + h)} - \frac{(\tilde{v}_E - \delta v_E) \sec(\tilde{L} - \delta L)}{(\tilde{R}_E - \delta R_E) + (h - \delta h)} \\ \delta \dot{h} = -\delta v_D \end{cases}, \quad (5)$$

式中: \tilde{L} 、 $\tilde{\lambda}$ 、 \tilde{h} 和 δL 、 $\delta \lambda$ 、 δh 分别为纬度、经度和高度的计算值和误差值, \tilde{R}_N 、 \tilde{R}_E 和 δR_N 、 δR_E 分别为地球子午圈、卯酉圈半径的计算值和误差值。

2.2 MEMS-IMU 的随机误差模型

MEMS-IMU 的随机误差包括加速度计和陀螺仪的误差, 将其建模为:

$$\boldsymbol{\epsilon}_{\text{IMU}} = \boldsymbol{\epsilon}_{\text{mk}} + \boldsymbol{\epsilon}_b + \boldsymbol{\omega}, \quad (6)$$

式中: $\boldsymbol{\epsilon}_{\text{IMU}}$ 为 IMU 误差的随机漂移, $\boldsymbol{\epsilon}_{\text{mk}}$ 为一阶马

尔可夫过程(记为 n' 系)到真实导航系(n 系)之间的欧拉角 $\boldsymbol{\psi} = [\psi_x, \psi_y, \psi_z]^T$, 利用姿态矩阵可表示为:

尔可夫过程; $\boldsymbol{\epsilon}_b$ 为随机常值零偏; $\boldsymbol{\omega}$ 为白噪声。

将其写成状态空间方程的形式为:

$$\begin{cases} \delta \dot{\mathbf{f}}_{ib}^b = \mathbf{F}_{\text{acce}} \delta \mathbf{f}_{ib}^b + \mathbf{w}_{\text{mk}}^a \\ \delta \dot{\boldsymbol{\omega}}_{ib}^b = \mathbf{F}_{\text{gyro}} \delta \boldsymbol{\omega}_{ib}^b + \mathbf{w}_{\text{mk}}^g \end{cases}, \quad (7)$$

式中: \mathbf{F}_{acce} 和 \mathbf{F}_{gyro} 为加速度计和陀螺仪一阶马尔科夫过程系数的对角矩阵, \mathbf{w}_{mk}^a 和 \mathbf{w}_{mk}^g 为加速度计和陀螺仪一阶马尔科夫过程噪声标准差。

公式(3)、(4)、(5)和(7)共同构成组合导航系统的状态方程。

2.3 量测方程

SINS/GPS 组合导航系统以 GPS 接收机输出的速度和位置信息作为量测量, 其量测方程为:

$$\mathbf{z} = \mathbf{H}\mathbf{x} + \mathbf{v}, \quad (8)$$

其中: 向量 \mathbf{z} 为量测值, 即 GPS 接收机输出的位置、速度与 SINS 解算的位置、速度之差: $\mathbf{z} = [r_{\text{GPS}} - r_{\text{INS}} \quad v_{\text{GPS}} - v_{\text{INS}}]^T$; \mathbf{H} 为 6×15 的系数矩阵: $\mathbf{H} = [\mathbf{I}_{6 \times 6} \quad \mathbf{0}_{6 \times 9}]$; \mathbf{v} 为量测噪声向量, 在此选取为 GPS 输出的速度和位置信息的随机误差均方根。

若假设姿态误差为小角度, 并忽略二阶以上项的速度和位置误差, 则(3)、(4)、(5)式退化为标准 EKF 算法中使用的线性误差方程。在姿态、速度和位置有较大误差时, 式(3)、(4)、(5)构成的组合导航误差状态方程为将表现出强非线性, 而量测方程(8)则始终为线性。

3 RB-UKF 基本算法

由于捷联惯导的误差传播方程为非线性, 因此无法用标准的 Kalman 滤波器进行状态估计。解决这个问题的一般方法是使用近似的线性化误差传播方程和扩展 Kalman 滤波器。但是在 GPS 信号中断后, SINS 产生较大的误差, 使近似的线性化误差传播方程失效。Julier 等人提出的无迹卡尔曼滤波算法(Unscented Kalman Filter,

UKF), 无需对非线性方程进行线性化近似, 可以直接使用非线性方程进行最优估计^[11]。它的核心是 UT 变换, 利用被估计量的协方差矩阵复制一倍 σ 样本点来近似状态的分布, 从而逼近其均值和方差, 可以达到三阶的近似精度, 但计算量较大^[12]。因此针对线性量测方程的系统, 又出现了对 UKF 进行简化的 Rao-Blackwellised Unscented Kalman Filter (RB-UKF) 算法, 避免了对量测状态做样本点扩增进行的大量计算。文献 [13] 证实, RB-UKF 算法与 UKF 在精度上相同, 但计算量小于常规 UKF 算法。因此使用 RB-UKF 算法, 在保证对非线性系统估计精度的同时, 可以降低量测更新的计算量。

标准 UKF 的主要计算步骤如下^[14]:

(a) 生成样本点:

$$\begin{cases} \boldsymbol{\chi}_{k-1}^{(0)} = \hat{\boldsymbol{x}}_{k-1} \\ \boldsymbol{\chi}_{k-1}^{(i)} = \hat{\boldsymbol{x}}_{k-1} + (\sqrt{(n+\lambda)\mathbf{P}_{k-1}})_{\alpha(i)}, \\ i=1, 2, \dots, n \\ \boldsymbol{\chi}_{k-1}^{(i)} = \hat{\boldsymbol{x}}_{k-1} - (\sqrt{(n+\lambda)\mathbf{P}_{k-1}})_{\alpha(i-n)}, \\ i=n+1, n+2, \dots, 2n \end{cases} \quad (9)$$

其中: n 为向量 \boldsymbol{x} 的维数, $\lambda = \alpha^2(n + \kappa) - n$, 决定样本点分配的权值, 一般取 $10^{-4} \leq \alpha \leq 1$; $\kappa = 3 - n$; $(\sqrt{(n+\lambda)\mathbf{P}_{k-1}})_{\alpha(i)}$ 为矩阵 $(n+\lambda)\mathbf{P}_{k-1}$ 的 Cholesky 分解第 i 列。

(b) 一步状态预测:

$$\boldsymbol{\xi}_{k|k-1}^{(i)} = \boldsymbol{f}(\boldsymbol{\chi}_{k-1}^{(i)}) \quad i=1, 2, \dots, 2n, \quad (10)$$

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

$$\mathbf{P}_{k|k-1} = \sum_{i=1}^{2n} \mathbf{W}_i^{(c)} [(\boldsymbol{\xi}_{k|k-1}^{(i)} - \hat{\boldsymbol{x}}_{k|k-1}) (\boldsymbol{\xi}_{k|k-1}^{(i)} - \hat{\boldsymbol{x}}_{k|k-1})^T] + \mathbf{Q}_{k-1}, \quad (12)$$

其中: \mathbf{Q}_{k-1} 为状态量噪声的协方差矩阵; $\mathbf{W}_i^{(m)}$ 和 $\mathbf{W}_i^{(c)}$ 为权值, 它们的计算方法为:

$$\begin{cases} \mathbf{W}_0^{(m)} = \frac{\lambda}{n+\lambda} \\ \mathbf{W}_0^{(c)} = \frac{\lambda}{n+\lambda} + 1 - \alpha^2 + \beta \\ \mathbf{W}_i^{(m)} = \mathbf{W}_i^{(c)} = \frac{\lambda}{2(n+\lambda)}, i=1, 2, \dots, 2n \end{cases}, \quad (13)$$

其中: α 和 λ 的计算方法如前面所述; β 的取值与状态量的分布形式有关, 认为状态量为正态分布, 取 $\beta=2$ 。

(c) 样本点增广:

$$\begin{cases} \boldsymbol{\chi}_{k|k-1}^{(i)} = \boldsymbol{\xi}_{k|k-1}^{(i)}, \\ i=1, 2, \dots, 2n \\ \boldsymbol{\chi}_{k|k-1}^{(i)} = \boldsymbol{\chi}_{k|k-1}^{(0)} + (\sqrt{(n+\lambda)\mathbf{Q}_{k-1}})_{\alpha(i-2n)}, \\ i=2n+1, 2n+2, \dots, 3n \\ \boldsymbol{\chi}_{k|k-1}^{(i)} = \boldsymbol{\chi}_{k|k-1}^{(0)} - (\sqrt{(n+\lambda)\mathbf{Q}_{k-1}})_{\alpha(i-3n)}, \\ i=3n+1, 3n+2, \dots, 4n \end{cases}, \quad (14)$$

$$\boldsymbol{z}_{k|k-1}^{(i)} = h(\boldsymbol{\xi}_{k|k-1}^{(i)}), i=1, 2, \dots, 2n, \quad (15)$$

$$\hat{\boldsymbol{z}}_{k|k-1} = \sum_{i=0}^{2n} \mathbf{W}_i^{(m)} \boldsymbol{z}_{k|k-1}^{(i)}. \quad (16)$$

(d) 量测更新

$$\mathbf{P}_{xz, k|k-1} = \sum_{i=0}^{2n} \mathbf{W}_i^{(c)} [(\boldsymbol{\chi}_{k|k-1}^{(i)} - \hat{\boldsymbol{x}}_{k|k-1}) (\boldsymbol{z}_{k|k-1}^{(i)} - \hat{\boldsymbol{z}}_{k|k-1})^T], \quad (17)$$

$$\mathbf{P}_{zz, k|k-1} = \sum_{i=0}^{2n} \mathbf{W}_i^{(c)} [(\boldsymbol{z}_{k|k-1}^{(i)} - \hat{\boldsymbol{z}}_{k|k-1}) (\boldsymbol{z}_{k|k-1}^{(i)} - \hat{\boldsymbol{z}}_{k|k-1})^T] + \mathbf{R}_k, \quad (18)$$

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{xz, k|k-1} \mathbf{P}_{zz, k|k-1}^{-1}, \quad (19)$$

$$\hat{\boldsymbol{x}}_k = \hat{\boldsymbol{x}}_{k|k-1} + \mathbf{K}_k (\boldsymbol{z}_k - \hat{\boldsymbol{z}}_{k|k-1}), \quad (20)$$

$$\mathbf{P}_k = \mathbf{P}_{k|k-1} - \mathbf{K}_k \mathbf{P}_{zz, k|k-1} \mathbf{K}_k^T. \quad (21)$$

以上为 UKF 基本计算公式。

由于组合导航量测方程为线性, 因此无需使用式 (14)~(21) 的方法对滤波器进行样本点增广量测更新, 仅需使用 UT 变换对状态进行预测即可。参照标准 Kalman 滤波的计算公式, 对 UKF 滤波的量测更新简化如下^[15]:

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{k|k-1} \mathbf{H}_k^T (\mathbf{H}_k \mathbf{P}_{k|k-1} \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k)^{-1}, \quad (22)$$

$$\hat{\boldsymbol{x}}_k = \hat{\boldsymbol{x}}_{k|k-1} + \mathbf{K}_k (\boldsymbol{z}_k - \mathbf{H}_k \hat{\boldsymbol{x}}_{k|k-1}), \quad (23)$$

$$\mathbf{P}_k = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k) \mathbf{P}_{k|k-1}. \quad (24)$$

由于组合导航系统使用了闭环式结构, 每一次滤波之后, 利用估计状态对惯导内部误差进行校正, 因此系统中只存在经过校正后的状态, 故 $\hat{\boldsymbol{x}}_{k-1} = 0$, 式 (9) 变为:

$$\begin{cases} \boldsymbol{\chi}_{k-1}^{(0)} = 0 \\ \boldsymbol{\chi}_{k-1}^{(i)} = (\sqrt{(n+\lambda)\mathbf{P}_{k-1}})_{\alpha(i)}, \\ i=1, 2, \dots, n \\ \boldsymbol{\chi}_{k-1}^{(i)} = -(\sqrt{(n+\lambda)\mathbf{P}_{k-1}})_{\alpha(i-n)}, \\ i=n+1, n+2, \dots, 2n \end{cases}, \quad (25)$$

式 (25)、(10)~(13) 及 (22)~(24) 共同构成 RB-UKF 算法的基本公式。

设状态量的维数为 m , 量测量的维数为 n , 则原 UKF 样本点增广和量测更新的计算量为^[15]:

$$1/3m^3 + 3m^2n + 10m^2n + 6mn^2 + 4m^2 + 3n^2 + 3mn + 2n + m.$$

对 UKF 进行简化之后,量测更新的计算量为:

$$2m^3 + 6m^2n + 4mn^2 + n^3 - m^2 + mn.$$

对于 SINS/GPS 组合导航系统,状态向量为 15 维,量测向量为 6 维,故原 UKF 样本点增广和量测更新的计算量为 29 295flops,使用 RBUKF 简化后量测更新的计算量为 17 091flops,计算量减小了 41.7%。

4 组合导航算法总体设计

组合导航总体算法结构如图 1 所示。惯导解算与 RB-UKF 滤波同时进行,捷联惯导以 200 Hz 的频率进行解算,GPS 接收机每 1 s 输出一次位置和速度信息,每 1 s 为一个完整的导航解算周期。在 $t = k$ 时刻,组合导航系统收到 GPS 接收机输出的速度、位置等信息,并储存下 $t = k - 1$ 、 $t = k - 0.5$ 及 $t = k$ 时刻的捷联惯导解算出的姿态、位置和速度等信息,供滤波器进行状态转移计算使用。接收到 GPS 的数据后,进行有效性判断,若 GPS 有效,则进行正常的 RB-UKF 滤波,估计出捷联惯导的误差并对其进行校正;若 GPS 数据无效,则执行 GPS 中断时的滤波流程,不对惯导进行校正,等待下一次判断 GPS 信号有效性。

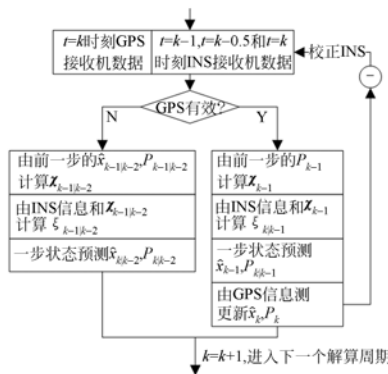


图 1 滤波算法总体示意图

Fig. 1 Block diagram of algorithm

在 GPS 信号有效的时候,算法流程如图 2 所示。

在 $t = k$ 时刻,首先利用式(25)进行样本点增广,然后使用 $k - 1$ 、 $k - 0.5$ 及 k 时刻的惯导信息和四阶龙德库塔公式求解状态方程(3)~(7),完

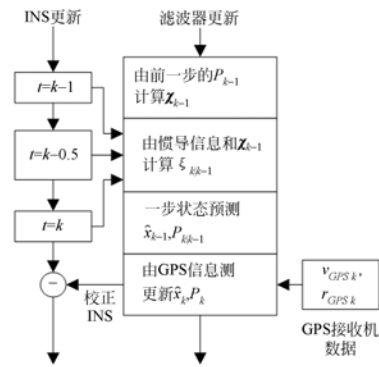


图 2 GPS 信号正常时的滤波算法流程

Fig. 2 FlowChat of UKF algorithm when GPS functioning well

成状态转移的计算,再利用式(11)和(12)进行状态预测和协方差预测,最后利用 k 时刻的 GPS 信息和式(22)~(24)完成量测更新计算,估计出 k 时刻的惯导误差状态,校正惯导误差后进入下一个导航解算周期。

在 GPS 信号失效的时候,算法流程如图 3 所示。

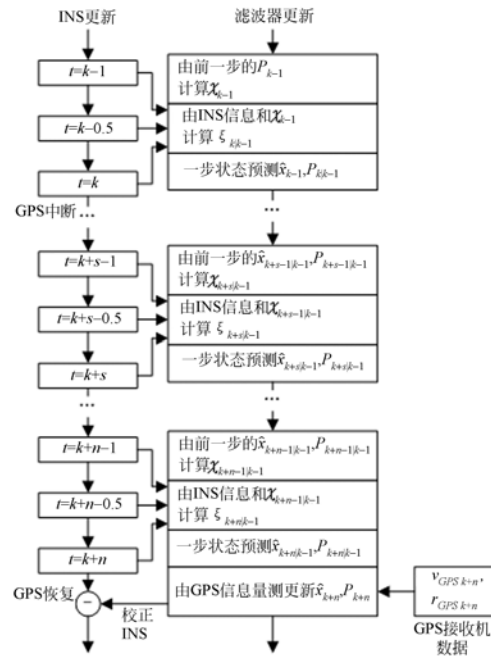


图 3 GPS 信号中断时的滤波算法流程

Fig. 3 FlowChat of UKF algorithm during GPS outage

假设在 $t = k$ 时刻 GPS 信号丢失,滤波器无法进行量测更新,只有 $k - 1$ 时刻的估计状态 \hat{x}_{k-1} 和协方差矩阵 P_{k-1} 。在 $k + n$ 时刻,GPS 接收机

重新获得信号,为了使滤波可以继续,需要计算出从 $k-1$ 到 $k+n$ 时刻的状态预测值 $\hat{\mathbf{x}}_{k+n|k-1}$ 和预测协方差 $\mathbf{P}_{k+n|k-1}$ 。

为此,利用 UT 变换以递推的方式进行状态转移和一步状态预测计算,不进行量测更新。设 $k+s$ 为 GPS 信号丢失期间的某一时刻,在该时刻使用 $k+s-1$ 时刻的状态预测值 $\hat{\mathbf{x}}_{k+s-1|k-1}$ 和预测协方差 $\mathbf{P}_{k+s-1|k-1}$ 代替状态估计值 $\hat{\mathbf{x}}_{k+s-1}$ 和协方差 \mathbf{P}_{k+s-1} 进行样本点扩增和一步状态预测,见式 ~ 所示,计算出该时刻的状态预测值 $\hat{\mathbf{x}}_{k+s|k-1}$ 和预测协方差 $\mathbf{P}_{k+s|k-1}$,以此类推,直到 $k+n$ 时刻 GPS 接收机重新获得信号。

GPS 接收机重新获得信号后,导航计算机已经得到了状态预测值 $\hat{\mathbf{x}}_{k+n|k-1}$ 和预测协方差 $\mathbf{P}_{k+n|k-1}$,之后可进行完整的导航滤波解算,利用 $k+n$ 时刻 GPS 接收机输出信息计算该时刻滤波增益矩阵 \mathbf{K}_{k+n} 、误差状态估计值 $\hat{\mathbf{x}}_{k+n}$ 和 \mathbf{P}_{k+n} ,对惯导误差进行校正。

$$\begin{cases} \boldsymbol{\chi}_{k+s-1|k-1}^{(0)} = \hat{\mathbf{x}}_{k+s-1|k-1} \\ \boldsymbol{\chi}_{k+s-1|k-1}^{(i)} = \hat{\mathbf{x}}_{k+s-1|k-1} + (\sqrt{(n+\lambda)\mathbf{P}_{k+s-1|k-1}})_{\alpha(i)}, \\ i=1,2,3,\dots,n \\ \boldsymbol{\chi}_{k+s-1|k-1}^{(i)} = \hat{\mathbf{x}}_{k+s-1|k-1} - (\sqrt{(n+\lambda)\mathbf{P}_{k+s-1|k-1}})_{\alpha(i-n)}, \\ i=n+1,n+2,\dots,2n \end{cases} \quad (26)$$

$$\boldsymbol{\xi}_{k+s|k-1} = f(\boldsymbol{\chi}_{k+s-1|k-1}), i=1,2,\dots,2n, \quad (27)$$

$$\hat{\mathbf{x}}_{k+s-1} = \sum_{i=0}^{2n} \mathbf{W}_i^{(m)} \boldsymbol{\xi}_{k+s|k-1}^{(i)}, \quad (28)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{P}_{k+s|k-1} &= \sum_{i=0}^{2n} \mathbf{W}_i^{(e)} [(\boldsymbol{\xi}_{k+s|k-1}^{(i)} - \hat{\mathbf{x}}_{k+s|k-1})(\boldsymbol{\xi}_{k+s|k-1}^{(i)} - \hat{\mathbf{x}}_{k+s|k-1})^T] \\ &+ \mathbf{Q}_{k-1}, \end{aligned} \quad (29)$$

5 仿真与实验分析

5.1 计算机仿真分析

为验证该算法的有效性,首先利用计算机仿真进行分析,对传统的 EKF 算法和 RB-UKF 算法下计算的姿态误差进行了对比。仿真原理如图 4 所示,利用轨迹发生器生成一段标准轨迹,包括载体姿态、速度、位置、加速度和角速度,然后在标准加速度和角速度数据上加入误差作为 MEMS-IMU 的仿真数据,在标准速度和位置上加入误差作为 GPS 仿真数据。

在仿真实验中,载体做 150 s 的俯仰和滚转

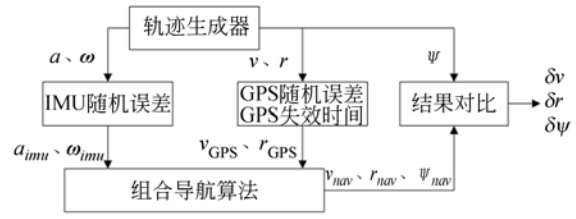


图 4 仿真原理图

Fig. 4 Schematic diagram of simulation

运动,陀螺仪带有 $20^\circ/\text{h}$ 的零偏和 $300^\circ/\text{h}(1\sigma)$ 的白噪声,加速度计带有 5 mg 的零偏和 $2 \text{ mg}(1\sigma)$ 的白噪声, GPS 接收机测速误差为 0.2 m/s , 水平位置误差为 5 m , 高度误差为 10 m 。

GPS 信号在第 50 s 时断开,在第 90 s 时恢复。以滚转角为例,其误差曲线如图 5 所示。在 GPS 信号恢复之后,使用 RB-UKF 算法计算的导航误差迅速被抑制住,仅需要 1 s 即重新收敛,而使用传统 EKF 算法计算的滚转角误差出现较大的波动,需要 15 s 左右的时间重新收敛,滤波效果与 RB-UKF 算法相比差距明显。

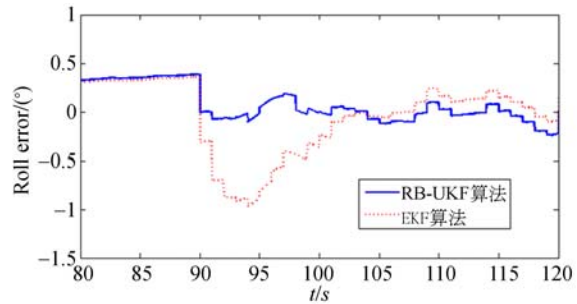


图 5 GPS 恢复后的滚转角误差比较

Fig. 5 Comparison of roll error using EKF and RB-UKF after GPS signal recovery

表 1 中统计了仿真实验中, GPS 信号恢复后的姿态误差,其中在 RB-UKF 算法下计算的俯仰

表 1 仿真 GPS 信号恢复后的姿态误差对比

Tab. 1 Attitude error comparison after 40 seconds GPS outage in the simulation

误差类别 算法类别	最大误差/ $^\circ$		收敛时间/s	
	EKF	RB-UKF	EKF	RB-UKF
滚转	1.168 4	0.440 5	15	1
姿态 俯仰	0.690 7	0.532 1	5	2
偏航	1.299 1	1.291 7	9	9

角和滚转角误差和收敛时间都好于 EKF 算法,而偏航角的收敛效果较差,这是因为在速度、位置组合模式下,航向角的观测性较差,滤波器估计精度较低。

5.2 跑车实验

为进一步验证算法的有效性,进行了跑车实验。实验设备如图 6 所示,基本参数如表 2 所示。以诺瓦泰 DL-V3 接收机和无线电电台作为差分站,通过高精度光纤陀螺 SINS/双天线差分 GPS 组合导航系统作为基准,使用 MEMS 陀螺和加速度计组成的 IMU 采集角速度和比力信息,使用 Olinkstar -CNS50 单频 GPS 接收机采集 GPS 信号。

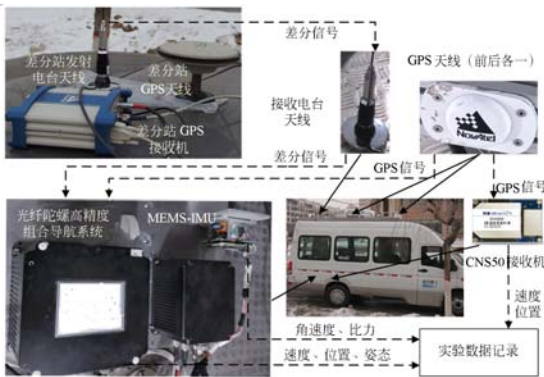


图 6 实验装置及原理图

Fig. 6 Experiment instruments and schematic diagram

表 2 实验设备主要参数

Tab. 2 Main specifications of experiment instruments

设备	主要参数	
高精度光纤陀螺 SINS/GPS 组合导航系统	姿态精度:	0.1°~0.2°
	速度精度:	0.1 m/s
	位置精度:	优于 1m(差分模式)
	输出频率:	50 Hz
CNS50 接收机	速度精度:	0.1~0.2 m/s
	位置精度:	5~10 m
	输出频率:	10 Hz
MEMS-IMU	陀螺仪	
	零偏:	±30°/h RMS
	零偏稳定性:	0.5°/h
	随机游走:	0.2°/√h
	非线性度:	200 ppm
	加速度计	
零偏:	5 mg	
零偏稳定性:	2 mg	
非线性度:	1 000 ppm	

跑车轨迹如图 7 所示。在运动期间,进行了 4 次模拟 GPS 信号断开、恢复的实验,为比较在不同 GPS 断开时间之后组合导航算法的计算结果,将其中第一次和第三次断开时间设为 20 s,第二次和第四次断开时间设为 40 s。在 GPS 断开期间,将 GPS 接收机的数据标志为无效。将采集到的 MEMS-IMU 数据和 GPS 数据,分别利用常规 EKF 组合导航算法和 RB-UKF 算法进行解算,将各算法的计算结果分别与高精度光纤陀螺 SINS/差分 GPS 组合导航系统采集到的速度、位置信息进行比较,得到各算法的计算误差。

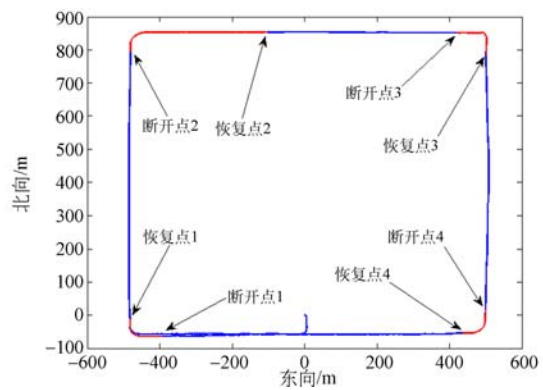


图 7 跑车轨迹

Fig. 7 Trajectory of vehicle in the experiment

以第二次 GPS 断开实验为例,GPS 信号在断开点 2 开始失效 40 s 的时间,然后在恢复点 2(第 920 s)重新获得。利用 EKF 和 RB-UKF 两种算法计算出的速度和位置误差分别如图 8 和图 9 所示。在 GPS 信号重获之后,利用 RB-UKF 和利用 EKF 计算出的速度误差均在 3 s 左右的时间收敛,但后者计算出的误差较大;而利用位置误差的差异非常显著,RB -UKF 算法的结果在 6 s 内收敛住,而利用 EKF 计算的位置误差则需要 105 秒的时间才能收敛,这表明 GPS 信号丢失之后,误差累积造成的位置非线性误差更为严重。

表 3 中统计了这 4 次实验中,GPS 信号恢复后两种算法计算结果的最大误差和收敛时间。由该结果可见,EKF 算法造成了 0.4~1.4 m/s 不等的速度误差和 15 m 以上的位置误差,且 GPS 信号失锁 40 s 后 EKF 算法计算误差大于失锁 20 s 的误差,这是因为失锁时间越长,捷联惯导误差积累导致的非线性误差越大,EKF 的滤波效果越差。而 RB-UKF 算法在失锁 20 s 之后的速度误

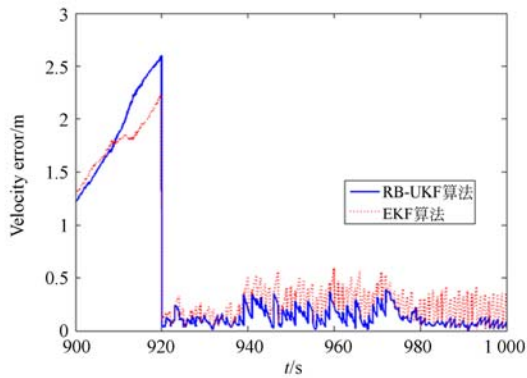


图 8 第二段 GPS 信号恢复后的速度误差对比

Fig. 8 Comparison of velocity error using RB-UKF and EKF after second GPS outage

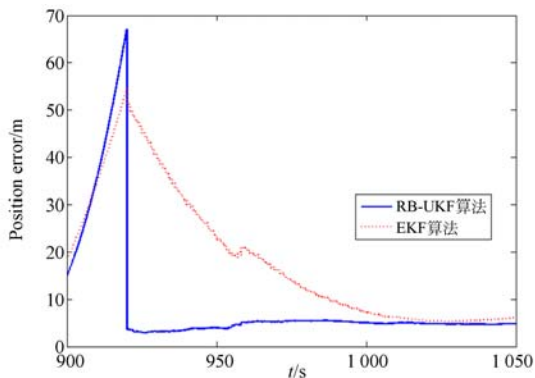


图 9 第二段 GPS 信号恢复后的位置误差对比

Fig. 9 Comparison of position error using RB-UKF and EKF after second GPS outage

表 3 GPS 信号恢复后速度、位置的最大误差及收敛时间

Tab. 3 Maximum error of velocity and position together with their convergence time after GPS outage

	误差类别	最大误差		收敛时间	
		EKF	RB-UKF	EKF	RB-UKF
速	第一段(20 s)	0.408 6 m/s	0.265 5 m/s	14 s	14 s
	第二段(40 s)	0.561 3 m/s	0.351 6 m/s	3 s	3 s
	第三段(20 s)	0.391 1 m/s	0.388 7 m/s	10 s	6 s
	第四段(40 s)	1.353 5 m/s	0.404 7 m/s	8 s	6 s
位	第一段(20 s)	19.864 9 m	5.438 0 m	72 s	25 s
	第二段(40 s)	51.202 0 m	4.017 1 m	105 s	6 s
	第三段(20 s)	15.029 0 m	5.864 7 m	70 s	5 s
	第四段(40 s)	53.86 5 m	7.327 9 m	85 s	6 s

参考文献:

[1] YUKSEL Y, EL-SHEIMY N. Error modeling and

characterization of environmental effects for low cost inertial MEMS units [C]. 2010 IEEE/ION Position Location and Navigation Symposium

差优于 0.4 m/s,位置误差优于 6 m,失锁 40 s 之后的计算出的速度误差优于 0.5 m/s、位置误差优于 7.5 m,与 EKF 相比,速度精度提高了 6%~50%,位置精度提高了 1.5 倍以上。在收敛时间方面,对于速度误差,EKF 与 RB-UKF 算法的差别并不明显,这是因为 GPS 失锁后造成的速度非线性误差较小,车辆震动、滤波算法误、环境干扰等因素的影响更为显著;而对于位置误差,RB-UKF 算法的收敛速度则比 EKF 快 1.88~16.5 倍,优势非常明显。

6 结 论

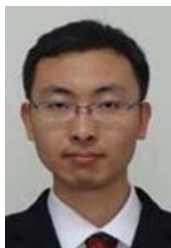
本文针对 MEMS-SINS/GPS 组合导航系统在 GPS 信号中断、重获后滤波效果变差这一问题,提出了使用 RB-UKF 进行滤波的方法。使用捷联惯导的非线性误差模型作为滤波器状态方程,采用 RB-UKF 算法对滤波器量测更新进行简化,减小计算量;在 GPS 信号正常时,执行正常的状态估计和误差校正流程,在 GPS 信号失效时,采用 UT 变换对误差状态进行预测,不进行量测更新,直到重新接收到 GPS 信号。最后,利用仿真、跑车实验对 RB-UKF 算法计算的姿态、速度和位置精度分别进行了验证。

与 UKF 算法相比,RB-UKF 算法的量测更新计算量减小了 41.7%;仿真结果表明,GPS 失锁 40 s,重获信号后使用 RB-UKF 算法的滚转角和俯仰角精度优于 0.55° ,误差收敛时间小于 3 s,而航向角由于观测性较差,滤波精度较低。跑车实验结果表明:使用 RB-UKF 算法,当 GPS 信号失锁 20 s 时,信号重获后的 100 s 内速度误差优于 0.4 m/s,位置误差优于 6 m;失锁 40 s 时,信号重获后的 100 秒内速度误差优于 0.5 m/s、位置误差优于 7.5 m。与 EKF 相比,速度精度提高了 6%~50%,位置精度提高了 1.5 倍以上,位置误差收敛速度提高了 1.88~16.5 倍。仿真和实验的结果,充分证明了该方法的有效性,可适用于复杂环境下的车载导航、无人机导航、战术导弹制导等领域。

characterization of environmental effects for low cost inertial MEMS units [C]. 2010 IEEE/ION Position Location and Navigation Symposium

- (PLANS), *Indian Wells*, 2010: 598-612.
- [2] GROVES P D. *Principles of GNSS, Inertial and Multisensor Integrated Navigation Systems* [M]: Artech House, INC., 2008.
- [3] GODHA S, CANNON M E. GPS/MEMS INS integrated system for navigation in urban areas[J]. *GPS Solutions*, 2007, 11(3): 193-203.
- [4] ILYAS M, YANG Y, QIAN Q S, *et al.*. Low-cost IMU/odometer/GPS integrated navigation aided with two antennae heading measurement for land vehicle application [C]. *25th IEEE Chinese Control and Decision Conference (CCDC)*, Guiyang, 2013: 4521-4526.
- [5] CHEN L Z, FANG J C. A Hybrid Prediction Method for Bridging GPS Outages in High-Precision POS Application [J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2014, 63(6): 1656-1665.
- [6] 崔留争,高思远,贾宏光,等.神经网络辅助卡尔曼滤波在组合导航中的应用[J].*光学精密工程*, 2014, 22(5):1304-1311.
- CUI L ZH, GAO S Y, JIA H G, *et al.*. Application of neural aided Kalman filtering to SINS/GPS [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2014, 22(5):1304-1311. (in Chinese)
- [7] CHEN X, SHEN C, ZHANG W, *et al.*. Novel hybrid of strong tracking Kalman filter and wavelet neural network for GPS/INS during GPS outages [J]. *Measurement*, 2013, 46(10): 3847-3854.
- [8] BHATT D, AGGARWAL P, DEVABHAKTUNI V, *et al.*. A novel hybrid fusion algorithm to bridge the period of GPS outages using low-cost INS[J]. *Expert Systems with Applications*, 2014, 41(5): 2166-2173.
- [9] JIANG Z, LIU C, ZHANG G, *et al.*. GPS/INS Integrated Navigation Based on UKF and Simulated Annealing Optimized SVM[C]. *78th. IEEE Vehicular Technology Conference (VTC Fall)*, Las Vegas, 2013: 1-5.
- [10] 严恭敏,严卫生,徐德民.基于欧拉平台误差角的SINS非线性误差模型研究[J].*西北工业大学学报*, 2009, 27(4):511-516.
- YAN G M, YAN W S, XU D M. A SINS nonlinear error model reflecting better characteristics of SINS errors[J]. *Journal of Northwestern Polytechnical University*, 2009, 27(4): 511-516. (in Chinese)
- [11] 贾瑞才.重力/地磁辅助的欧拉角无迹卡尔曼滤波姿态估计[J].*光学精密工程*, 2014, 22(12): 3280-3286.
- JIA R C. Attitude estimation base on gravity/magnetic assisted Euler angle UKF[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2014, 22(4):3280-3286. (in Chinese)
- [12] 马鹏斌,宝音贺西,沐俊山.利用火星卫星光学测量实现火星探测器自主导航[J].*光学精密工程*, 2014, 22(4): 863-869.
- MA P B, BAO Y H X, MU J S. Autonomous navigation of Mars probe based on optical observation of Martian moon [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2014, 22(4):863-869. (in Chinese)
- [13] HAO Y, XIONG Z, SUN F, *et al.*. Comparison of unscented Kalman filters [C]. *Proceedings of the 2007 IEEE International Conference on Mechatronics and Automation (ICMA)*, Harbin, 2007:895-899.
- [14] 秦永元,张洪钺,王叔华.卡尔曼滤波与组合导航原理(第2版)[M].西安:西北工业大学出版社, 2012.
- QIN Y Y, ZHANG H Y, WANG SH H. *Theory of Kalman filter and integrated navigation(2nd Edition)* [M]. Xi'an: North-western Polytechnical University Press, 2012. (in Chinese)
- [15] 张召友.非线性Bayesian滤波及其在SINS/GPS紧耦合导航中的应用研究[D].哈尔滨:哈尔滨工程大学, 2013.
- ZHANG ZH Y. *Research on nonlinear Bayesian filtering and its application for SINS/GPS tightly coupled navigation* [D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2013. (in Chinese)

作者简介:



张百强(1989—),男,吉林省吉林市人,博士研究生,2012年于西北工业大学获得学士学位,主要从事惯性与卫星组合导航技术研究。E-mail: xgdzqb@ sina.com



孙婷婷(1989—),女,吉林四平人,博士研究生,2011年于吉林大学获得学士学位,主要从事导航、制导与控制技术研究。E-mail: joystt@163.com.