

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J1905125

引入滑模观测器的 GPS/INS 组合导航滤波方法^{*}

杨菊花^{1,2}, 李文元^{2,3}, 陈光武^{2,3}, 张琳婧^{2,3}, 程鉴皓^{2,3}

(1. 兰州交通大学交通运输学院 兰州 730070; 2. 甘肃省高原交通信息工程及控制重点实验室
兰州 730070; 3. 兰州交通大学自动控制研究所 兰州 730070)

摘要:由低成本器件组成的卫星/惯性(GPS/INS)组合导航系统中,存在较大的非线性与不确定性,为改善这一问题,本文提出一种引入滑模观测器(SMO)的滤波方法。首先,该方法建立了组合导航系统模型,介绍了扩展卡尔曼滤波(EKF)计算过程并分析存在的不足。然后,介绍了滑模观测器的基本原理,根据系统构建观测器。最后,说明了引入滑模观测器的 EKF 组合导航算法实现流程,滑模观测器将模型误差、状态估计以及均值方差融入 EKF 算法,修正系统输出。通过轨迹仿真实验与车载实验验证了所提方法优于传统 EKF 算法,具有更高的滤波精度。在车载实验中,卫星信号失锁 15 s 情况下,与 EKF 方法相比,所提方法的东向位置误差降低了 53%,北向位置误差降低了 37%,证明该方法能够有效抑制 GPS/INS 组合导航误差发散,为以后工程实践提供一定的参考价值。

关键词: GPS/INS; 扩展卡尔曼滤波; 滑模观测器; 误差发散

中图分类号: TN967. 2 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510. 99

GPS/INS integrated navigation filtering method based on sliding mode observer

Yang Juhua^{1,2}, Li Wenyuan^{2,3}, Chen Guangwu^{2,3}, Zhang Linjing^{2,3}, Cheng Jianhao^{2,3}

(1. School of Traffic and Transportation, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou 730070, China;

2. Gansu Provincial Key Laboratory of Plateau Traffic Information Engineering and Control, Lanzhou 730070, China;

3. Automatic Control Research Institute, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou 730070, China)

Abstract: There are great nonlinearity and uncertainty in the Global Positioning System/Inertial Navigation System (GPS/INS) integrated navigation system composed of low cost devices. In order to improve this issue, a filtering method with Sliding Mode Observer (SMO) introduced is proposed in this paper. Firstly, in this method, the integrated navigation system model is established, the calculation process of Extended Kalman Filter (EKF) is introduced and its shortcomings are analysed. Then, the basic principle of SMO is introduced, and the Sliding Mode Observer is constructed according to the system. Finally, the implementation procedure of the EKF integrated navigation algorithm with SMO is explained. The SMO integrates the model error, state estimation and mean variance into EKF algorithm to correct the output of the system. The trajectory simulation experiment and vehicle test prove that the proposed method is superior to the traditional EKF method, and has higher filtering accuracy. In the vehicle test, when the satellite signal is out of lock for 15 s, compared with those of the EKF method, the eastbound and northbound position errors are reduced by 53%, 37%, respectively. The result proves that the proposed method can effectively suppress the error divergence of GPS/INS integrated navigation, and provides certain reference value for future engineering practice.

Keywords: GPS/INS; extended kalman filtering; sliding mode observer; error divergence

0 引言

惯性导航系统(inertial navigation system, INS)因其具有较好的自主性而得到广泛的应用,但是其误差会随着时间的不断累加。因此,需要定期的误差纠正。全球卫星定位导航系统(global positioning system, GPS)能够提供全天时、全天候的导航、定位、授时服务且没有误差积累。因此,结合 INS 与 GPS 两者的优势,组成卫星/惯性(global position system/inertial navigation system, GPS/INS)组合导航系统。在航海、航空、航天等领域,导航定位系统所采用的惯性测量单元精度高,因此适用线性近似误差方程,采用卡尔曼滤波实现数据融合。而近年来,随着物联网技术、智能交通、智慧城市等技术的发展,导航定位技术逐渐在民用领域也得到广泛应用,受成本、体积、功耗等因素限制,在民用领域内多采用中低精度的惯性测量单元。这类器件输出噪大,误差模型具有非线性。因此,目前通常采用扩展卡尔曼滤波(extended Kalman filter, EKF)算法实现 GPS/INS 组合导航系统数据融合^[1]。EKF 是一种函数近似法。先通过系统模型初步估计目标状态,再结合测量值对初步估计进行修正得到最优估计。EKF 围绕状态估计值对非线性模型进行泰勒级数展开,取其一阶项,忽略高阶项影响,从而把非线性问题转换为线性处理^[2]。

但 EKF 算法也存在一些不足。首先,在系统存在较大非线性时,线性化引起高阶项截断误差对滤波精度有影响,产生较大估计误差。并且,导航元件的噪声不确定性及误差模型扰动等都会影响滤波精度。针对以上不足,文献[3]利用拉格朗日插值(Lagrange interpolation, LRI)算法改进 EKF,提出的二阶或高阶拉格朗日插值算法相比线性插值更适用于相位拟合。文献[4]将尺度无迹变换引入 EKF 算法,通过对观测值更新减小线性化对非线性系统误差的影响。文献[5]将模糊神经网络与卡尔曼滤波算法结合,通过建立模糊规则实现动态调整测量噪声协方差矩阵以减小滤波误差。文献[6]将细胞分裂算法辅助扩展卡尔曼滤波算法实现 GPS/INS 组合导航信息融合,通过局部优化提高滤波精度。文献[7]提出一种基于比例多积分观测器的扩展卡尔曼滤波算法,通过二阶比例积分观测器估计传感器非线性误差以达到提高滤波精度的目的。另外,基于概率统计理论的非线性滤波方法在组合导航系统中得到研究,包括粒子滤波^[8]、无迹卡尔曼滤波^[9]以及容积卡尔曼滤波^[10]等,这类方法不必详细知道非线性函数的具体形式,而是通过加权样本点的传播近似状态的概率密度分布,适用于非线性较强的系统。但存在算法复杂度高,计算量大的缺点。

以上方法虽然在一定程度上提高了滤波输出精度,但未考虑到算法的复杂性以及导航系统噪声的不确定性。滑模观测器(sliding mode observer, SMO)是一种输入为估计输出和测量输出的误差观测器,对模型误差和未知干扰具有很好的鲁棒性,同时滑模观测器还具有计算量小,设计和实现简单等优点^[11]。鉴于以上,本文设计了一种引入滑模观测器的 GPS/INS 组合导航 EKF 方法。针对 EKF 算法存在的不足以及导航系统中误差的不确定性,通过引入滑模观测器估计系统模型误差和噪声,并将估计值引入 EKF 算法,在不改变原有 EKF 性能的基础上提高了滤波精度和跟踪能力。最后,设计 GPS/INS 组合导航系统仿真与车载实验,从滤波精度与系统鲁棒性两方面论证本文算法的可行性与有效性。

1 基于 EKF 的 GPS/INS 系统模型

在 GPS/INS 组合导航中,EKF 是常见的一种数据融合方法。INS 通过力学编排获取载体的速度、姿态等轨迹信息,GPS 数据对 INS 的计算数据进行修正。EKF 一方面完成融合数据的滤波处理,一方面实现对 INS 传感器的误差纠正。一种典型的 GPS/INS 组合定位方式如图 1 所示。

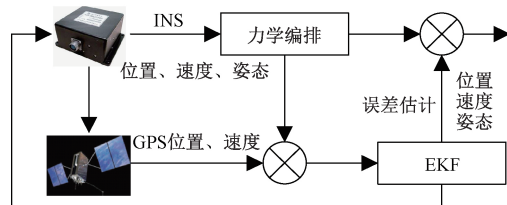


图 1 GPS/INS 组合定位方式示意图

Fig.1 Schematic diagram of GPS/INS integrated positioning mode

以东北天为导航坐标系,选取的 GPS/INS 的状态参数为:三维位置误差、三维速度误差、三维姿态失准角误差以及陀螺仪和加速度计分别在三轴上的漂移。根据 INS 误差方程,结合 GPS 和 INS 在导航坐标系下的位置和速度差,构造组合导航系统的状态方程和观测方程^[12]:

$$\begin{cases} \mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{f}_k(\mathbf{x}_k) + \mathbf{w}_k \\ \mathbf{y}_k = \mathbf{h}_k(\mathbf{x}_k) + \mathbf{v}_k \end{cases} \quad (1)$$

式中: $\mathbf{x}_k$ 为状态向量; $\mathbf{f}_k(\mathbf{x}_k)$ 为状态模型; $\mathbf{w}_k$ 为系统噪声向量; $\mathbf{y}_k$ 为测量向量; $\mathbf{h}_k(\mathbf{x}_k)$ 为观测模型; $\mathbf{v}_k$ 为测量噪声向量。假设 $\mathbf{w}_k$ 和 $\mathbf{v}_k$ 为独立零均值高斯白噪声。

系统的非线性误差模型^[13]为:

首先,姿态误差方程为:

$$\dot{\phi} = (\mathbf{I} - \mathbf{C}_n') \dot{\omega}_{im}^n + \mathbf{C}_n' \delta \omega_{im}^n - \mathbf{C}_b' (\boldsymbol{\varepsilon}^b + \boldsymbol{\sigma}_g^b) \quad (2)$$

式中: n' 表示计算导航坐标系; n 表示真实导航坐标系; b

表示载体坐标系; i 表示惯性坐标系; $C_n^{n'}$ 表示 n' 系到 n 系的姿态转移矩阵; $\hat{\omega}_{in}^n$ 表示 n 系相对于 i 系的旋转角速度在 n 系的投影的计算值; $\delta\omega_{in}^n$ 表示其计算值与真实值的误差; ϵ^b 表示陀螺常值漂移; σ_g^b 表示陀螺高斯零均值白噪声。

速度误差方程为:

$$\delta\dot{\mathbf{V}}^n = [\mathbf{I} - (\mathbf{C}_n^{n'})^T] \mathbf{C}_b^{n'} \hat{\mathbf{f}}^b + (\mathbf{C}_n^{n'})^T \mathbf{C}_b^{n'} (\nabla^b + \sigma_a^b) - (2\delta\omega_{ie}^n + \delta\omega_{en}^n) \times \mathbf{v}^n - (2\hat{\omega}_{ie}^n + \hat{\omega}_{en}^n) \times \delta\mathbf{v}^n \quad (3)$$

式中: $\hat{\mathbf{f}}^b$ 表示 b 系下的比力的计算值; ∇^b 表示加速度计常值漂移; σ_a^b 表示加速度计高斯零均值白噪声; $\hat{\omega}_{ie}^n$ 表示地球自转角速度; $\delta\omega_{ie}^n$ 表示其计算误差; $\hat{\omega}_{en}^n$ 表示 n 系旋转角速度; $\delta\omega_{en}^n$ 表示其计算误差。

位置(纬度、经度和高度)误差方程为:

$$\delta\dot{L} = \frac{1}{R_M + h} \delta v_N \quad (4)$$

$$\delta\dot{\lambda} = \frac{\sec L}{R_N + h} \delta v_E \quad (5)$$

$$\delta\dot{h} = \delta v_U \quad (6)$$

式中: R_M 表示子午圈主曲率半径; R_N 表示卯酉圈主曲率半径, R_M 、 R_N 在短时间内可视为常值。

陀螺与加速度计的误差方程分别为:

$$\dot{\delta}^b = \mathbf{0} \quad (7)$$

$$\dot{\nabla}^b = \mathbf{0} \quad (8)$$

上述方程式(2)~(8)构成系统的状态模型 $\mathbf{f}_k(\mathbf{x}_k)$ 。

根据以上构造的状态方程和观测方程,EKF 算法过程如下^[14]:

1) 滤波状态初始化

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{x}}_0 = E(\mathbf{x}_0) \\ \mathbf{P}_0 = E((\mathbf{x}_0 - \hat{\mathbf{x}}_0)(\mathbf{x}_0 - \hat{\mathbf{x}}_0)^T) \end{cases} \quad (9)$$

2) 计算雅可比矩阵

$$\begin{cases} \mathbf{F}_k = \left. \frac{\partial \mathbf{f}_k(\mathbf{x}_k)}{\partial \mathbf{x}} \right|_{\mathbf{x}=\mathbf{x}_k} \\ \mathbf{H}_k = \left. \frac{\partial \mathbf{h}_k(\mathbf{x}_k)}{\partial \mathbf{x}} \right|_{\mathbf{x}=\mathbf{x}_k} \end{cases} \quad (10)$$

3) EKF 滤波计算更新

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{x}}_{k+1|k} = \mathbf{f}_k(\hat{\mathbf{x}}_{k|k}) \\ \mathbf{P}_{k+1|k} = \mathbf{F}_k \mathbf{P}_{k|k} \mathbf{F}_k^T + \mathbf{Q}_k \\ \mathbf{K}_{k+1} = \mathbf{P}_{k+1|k} \mathbf{H}_k^T (\mathbf{H}_k^T \mathbf{P}_{k+1|k} \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_{k+1})^{-1} \\ \hat{\mathbf{x}}_{k+1|k+1} = \hat{\mathbf{x}}_{k+1|k} + \mathbf{K}_{k+1} (\mathbf{y}_{k+1} - \mathbf{h}_k(\hat{\mathbf{x}}_{k+1|k})) \\ \mathbf{P}_{k+1|k+1} = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_{k+1} \mathbf{H}_k) \mathbf{P}_{k+1|k} \end{cases} \quad (11)$$

EKF 算法的实质是对非线性模型的系统方程进行泰勒级数展开,并取其一阶近似项,这样不可避免地引入了线性化误差。同时,系统噪声的不确定性与误差模型的

扰动对 EKF 的滤波性能均有影响。因此,改善 EKF 算法性能成为 GPS/INS 组合导航领域的重要研究方向。

2 基于滑模观测器的组合导航系统

滑模控制是自动控制系统的一种设计方法,对于系统参数不确定性和外部扰动具有较强鲁棒性,因此在许多领域得到了广泛应用。与此同时,基于滑模控制理论设计的状态观测器不但可以用于估计控制系统的状态,而且滑模观测器同样具有滑模控制鲁棒性,是一种性能优良的观测器,具有广阔的应用前景^[15]。

2.1 滑模控制原理

滑模控制是一种使系统“结构”随时间变化的开关特性方法,具有控制的不连续性。通过这种控制,系统便可以沿着固定状态轨迹做小幅度、高频率的上下运动。由于这种滑动模态是人为设计的,因此处于该状态下的系统具有很强的鲁棒性^[16]。

一般情况下,考虑如下系统:

$$\dot{\mathbf{x}} = \mathbf{f}(\mathbf{x}, \mathbf{u}), \quad \mathbf{x} \in \mathbf{R}^n, \mathbf{u} \in \mathbf{R}^m \quad (12)$$

$$\mathbf{f}(\mathbf{x}, \mathbf{u}) = \begin{cases} \mathbf{f}^+(\mathbf{x}, \mathbf{u}) = \mathbf{f}(\mathbf{x}, \mathbf{u}^+), & s(\mathbf{x}) > 0 \\ \mathbf{f}^-(\mathbf{x}, \mathbf{u}) = \mathbf{f}(\mathbf{x}, \mathbf{u}^-), & s(\mathbf{x}) < 0 \end{cases} \quad (13)$$

在该系统的状态空间中,存在切换函数 $s(\mathbf{x}) = s(x_1, x_2, \dots, x_n)$, $ds(\mathbf{x})/dt$ 存在,即 $s(\mathbf{x})$ 可微分。它将状态空间分成 $s > 0$, $s = 0$, $s < 0$ 共 3 部分,其中称 $s = 0$ 为切换面,滑模控制的原理正是根据 $s(\mathbf{x})$ 的符号进行切换。由于系统方程在 $s(0) = 0$ 上没有定义,所以系统方程的右端 $\mathbf{f}(\mathbf{x}, \mathbf{u})$ 不连续,这也体现了系统结构根据 $s(\mathbf{x})$ 的正负变化改变,达到控制要求。将滑模切换面上的运动点分为平常点(A)、起始点(B)和终止点(C)3类,如图2所示。

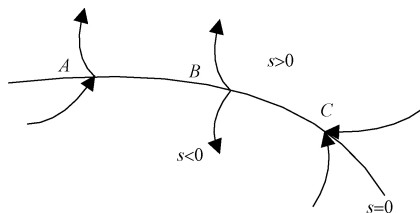


图2 切换面上的3类点

Fig.2 Three kinds of points on the handover surface

从图2中可以看出,当系统运动点到达切换面附近时,平常点和起始点对其没有约束作用,而终止点却不同,它能够将系统运动点“吸引”到切换面上来。滑模面的目的就是为了使系统沿着滑模面运动而不受外界干扰影响。根据以上分析,当系统达到滑模面附近时,需满足:

$$\lim_{s \rightarrow 0^-} \dot{s} \leq 0 \leq \lim_{s \rightarrow 0^+} \dot{s} \quad (14)$$

式(14)称为滑模面存在的条件。同时可以通过李雅普诺夫判断滑模控制系统的收敛性。

2.2 滑模观测器构建

为了能够将滑模估计应用于 GPS/INS 组合导航系统中,设计了一种组合导航观测器,对导航测量值(三维位置、三维速度、三维姿态)进行实时在线估计,其结构如图3所示。

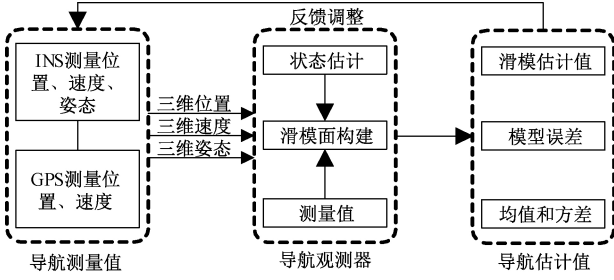


图3 GPS/INS 组合导航观测器结构

Fig.3 Observer structure of GPS/INS integrated navigation

针对 GPS/INS 组合导航系统的特殊性,构建其滑模观测器,GPS/INS 组合导航系统的测量值为^[17]:

$$\mathbf{u} = [\lambda, L, h, V_E, V_N, V_U, \varphi_r, \varphi_p, \varphi_y]^T,$$

式中: λ, L, h 表示载体经度、纬度和高度; V_E, V_N, V_U 表示载体东、北、天方向上的速度; $\varphi_r, \varphi_p, \varphi_y$ 表示载体的横滚角、俯仰角与航向角。设系统的状态参数为:

$$\mathbf{x} = [\delta\lambda, \delta L, \delta h, \delta V_E, \delta V_N, \delta V_U, \phi_E, \phi_N, \phi_U, \varepsilon_x, \varepsilon_y, \varepsilon_z, \nabla_x, \nabla_y, \nabla_z]^T$$

式中: $\delta\lambda, \delta L, \delta h$ 为载体的经度、纬度、高度误差; $\delta V_E, \delta V_N, \delta V_U$ 为载体的东、北、天方向上的速度误差; ϕ_E, ϕ_N, ϕ_U 为载体东、北、天向失准角误差; $\varepsilon_x, \varepsilon_y, \varepsilon_z$ 为与载体固联的陀螺仪在三轴的漂移; $\nabla_x, \nabla_y, \nabla_z$ 为与载体固联的加速度计在三轴的漂移。

考虑如下系统:

$$\begin{cases} \dot{\mathbf{x}} = \mathbf{F}\mathbf{x} + \mathbf{G}\mathbf{d} \\ \mathbf{y} = \mathbf{x} \end{cases} \quad (15)$$

式中: $\mathbf{F}$ 为系统矩阵; $\mathbf{G}$ 为噪声驱动矩阵; $\mathbf{d}$ 为系统未知且有界输入,根据滑模观测器理论,定义系统误差为:

$$\hat{\mathbf{x}} = \mathbf{x} - \hat{\mathbf{x}} \quad (16)$$

本文选取滑模面为系统误差,选取的李雅普诺夫函数为:

$$\begin{cases} \mathbf{S} = \hat{\mathbf{x}} \\ \mathbf{V} = \mathbf{S}\mathbf{S}^T/2 \end{cases} \quad (17)$$

对上式求导可得:

$$\dot{\mathbf{V}} = \mathbf{S}\dot{\mathbf{S}}^T = \mathbf{S}\dot{\mathbf{x}}^T = \mathbf{S}(\dot{\mathbf{x}} - \dot{\hat{\mathbf{x}}})^T \quad (18)$$

根据滑模状态观测器理论,把式(15)构造为如下

形式:

$$\dot{\hat{\mathbf{x}}} = \mathbf{F}\mathbf{u} + \mathbf{G}\hat{\mathbf{d}} + \mathbf{L}(\mathbf{x} - \hat{\mathbf{x}}) \quad (19)$$

其中, $\mathbf{L}$ 表示滑模观测器增益^[18]。

经过以上推导过程,GPS/INS 组合导航系统的滑模观测器为:

$$\begin{cases} \dot{\hat{\mathbf{x}}} = \mathbf{F}\mathbf{u} + \mathbf{G}\hat{\mathbf{d}} + \mathbf{L}(\mathbf{x} - \hat{\mathbf{x}}) \\ \mathbf{z} = \mathbf{k} \cdot \text{sgn}(\mathbf{S}) \end{cases} \quad (20)$$

其中, $\mathbf{x} - \hat{\mathbf{x}}$ 为系统误差; $\text{sgn}(\mathbf{S})$ 为符号函数,可表示为:

$$\text{sgn}(\mathbf{S}) = \begin{cases} 1, & \mathbf{S} > 0 \\ 0, & \mathbf{S} = 0 \\ -1, & \mathbf{S} < 0 \end{cases} \quad (21)$$

根据式(15)和式(21)进一步求系统误差导数,可得未知输入量 $\mathbf{d}$ 的最终估计值为:

$$\hat{\mathbf{d}} = \mathbf{G}^{-1} \text{sgn}(\mathbf{S}) + \mathbf{G}^{-1} \mathbf{L}(\mathbf{x} - \hat{\mathbf{x}}) \quad (22)$$

3 SMO-EKF 算法实现

通过以上分析,设计引入滑模观测器的 GPS/INS 组合导航方法。通过引入滑模观测器解决 EKF 在导航中精度较低、跟踪能力不足的问题。GPS/INS 组合导航数据一方面直接送入 EKF 滤波,一方面送入 SMO,SMO 通过对导航数据的估计,将模型误差、状态估计以及均值方差融入 EKF 算法,修正后的 EKF 算法对原始导航数据及修正后的误差进行滤波处理得出导航系统输出值。同时,为了提高 SMO 性能,EKF 的输出值将通过反馈方式送入 SMO 中,实现闭环调整。将此方法记为 SMO-EKF,其算法如图4所示。

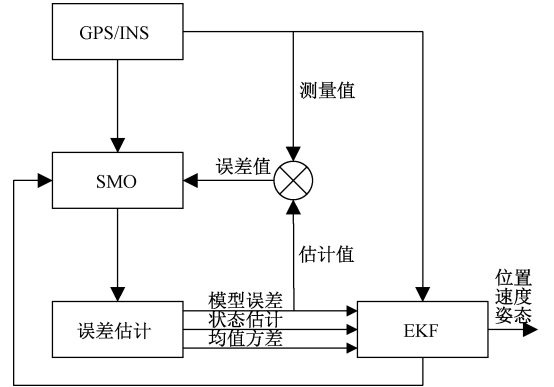


图4 SMO-EKF 算法示意图

Fig.4 Schematic diagram of SMO-EKF algorithm

具体 SMO-EKF 算法步骤如下:

1) 滤波初始化。如式(9)所示。

2) 时间更新。

根据式(15)可得在 $k+1$ 时刻的估计结果为:

$$\hat{\mathbf{x}}_{k+1|k} = \mathbf{G}^{-1} \text{sgn}(\mathbf{S}) + \mathbf{G}^{-1} \mathbf{L}(\mathbf{x} - \hat{\mathbf{x}}) \quad (23)$$

假设滑模观测器在滑模面(目标值附近)“调整”的次数为 n , 此时状态预测协方差为:

$$\mathbf{P}_{k+1|k} = \sum_{i=0}^n (\hat{\mathbf{x}}_{i,k+1|k} - \hat{\mathbf{x}}_{k+1|k}) (\hat{\mathbf{x}}_{i,k+1|k} - \hat{\mathbf{x}}_{k+1|k})^T \quad (24)$$

3) 过程观测。

根据式(1)中的观测方程以及状态方程, 可得预测观测值和预测观测值的误差值为^[19]:

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{z}}_{k+1} = \mathbf{h}(\hat{\mathbf{x}}_{k+1|k}) \\ \mathbf{v}_{k+1} = \mathbf{z}_{k+1} - \hat{\mathbf{z}}_{k+1} \end{cases} \quad (25)$$

其中, 对时间观测值和预测值的差值为 $k+1$ 时刻的预测状态校正值。

4) 测量更新。

由以上分析可知, 在 $k+1$ 时刻滤波的状态向量和方差估计为:

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{x}}_{k+1|k+1} = \hat{\mathbf{x}}_{k+1|k} + \mathbf{K}_{k+1} \mathbf{v}_{k+1} \\ \mathbf{P}_{k+1|k+1} = \mathbf{P}_{k+1|k} - \mathbf{K}_{k+1} \mathbf{J}_{x_{k+1}} \mathbf{P}_{k+1|k} \end{cases} \quad (26)$$

其中, 为观测方程关于 $\hat{\mathbf{x}}_{k+1|k}$ 的 Jacobian 矩阵。 $\mathbf{K}_{k+1}$ 为扩展卡尔曼滤波增益, 可以表示为方差与滑模增益的乘积:

$$\mathbf{K}_{k+1} = \mathbf{P}_{k+1|k} \mathbf{J}_{x_{k+1}}^T \mathbf{L} \quad (27)$$

4 实验验证与分析

本节设计 GPS/INS 组合导航系统仿真与车载实验, 从滤波精度, 跟踪能力与系统鲁棒性三方面论证本文算法的有效性。

4.1 仿真验证

采用 EKF 和引入滑模观测器的 EKF 滤波算法 (SMO-EKF), 对基于 GPS/INS 组合导航定位进行了 MATLAB 仿真分析。根据车载运动环境特点以及组合导航系统的实际使用情况, 设置仿真实验。图 5 所示为仿真运动轨迹, 作为参考轨迹用于比较。仿真的初始位置为纬度 36.107° , 经度 103.720° ; 各个方向的运动初始速度为 0 m/s ; 初始俯仰角、横滚角、航向角均为 0° , 航向、俯仰和横滚角的初始失准角均设置为 0.1° ; 初始位置误差为 1 m ; 初始速度误差 0.2 m/s ; GPS 位置误差为 3 m , 速度误差为 0.03 m/s 。陀螺仪零偏 $25.2^\circ/\text{h}$, 陀螺随机游走 $2.4^\circ/(\text{s} \cdot \sqrt{\text{h}})$; 加速度计均值误差 $200 \mu\text{g}$, 随机游走为 $0.2 \text{ mg}/\sqrt{\text{hr}}$; 惯性传感器与 GPS 接收机输出频率分别设置为 100 Hz 和 1 Hz 。整个仿真实验持续时间 2000 s , 包括加速、减速、匀速以及转弯运动。

在上述仿真条件下, 分别用 EKF 和 SMO-EKF 算法对 GPS/INS 组合导航系统进行滤波处理, 由于仿真轨迹由水平方向的运动组成, 因此, 水平方向的误差代表了系

统的误差, 图 6 所示为东向速度、北向速度、东向位置与北向位置的误差曲线以及对应的误差概率密度分布图。

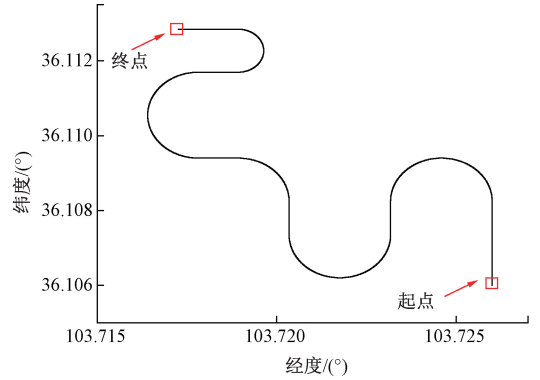
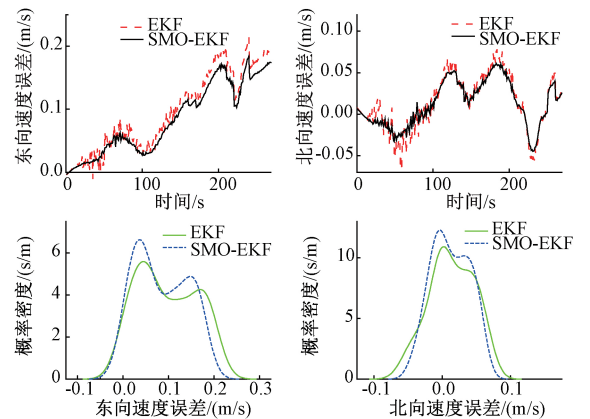


图5 仿真组合导航运动轨迹

Fig.5 Simulated motion trajectory of integrated navigation

图 6 记录了东向与北向两种算法的滤波误差, 以及对误差的概率密度分布。概率密度函数描述的是某随机变量的输出值在某个确定的取值点附近的可能性的函数。随机变量的取值落在某个区域之内的概率则为概率密度函数在这个区域上的积分。因此, 误差的概率密度可以用来分析误差在某确定的误差点周围的可能性。在误差概率密度图中, 靠近 0 附近的概率密度值越高, 说明此段误差曲线中数值接近于 0 的越多, 误差越小。从图 6 中的概率密度分布图中可以看出, 两种方法的速度、位置误差的概率密度值均集中在 0 附近, 说明误差大部分都比较小, 且本文所提算法的要更小一些。特别地, 两方向上速度的概率密度分布都有两处“高峰”, 这与速度误差曲线是对应的。从误差曲线中可以看到, 两方向的速度误差并不是在 0 上下波动的, 一部分误差数值集中在 0 附近, 另一部分误差集中在某一大于 0 的确定点处, 因此会出现图示情况。而本文所提算法的误差在 0 附近的集中程度比 EKF 的更高。同样地, 位置误差曲线和概率密度分布均可反映出, 本文所提的算法的误差均值要小于 EKF。



(a) 速度误差与概率密度分布
(a) Velocity error and probability density distribution

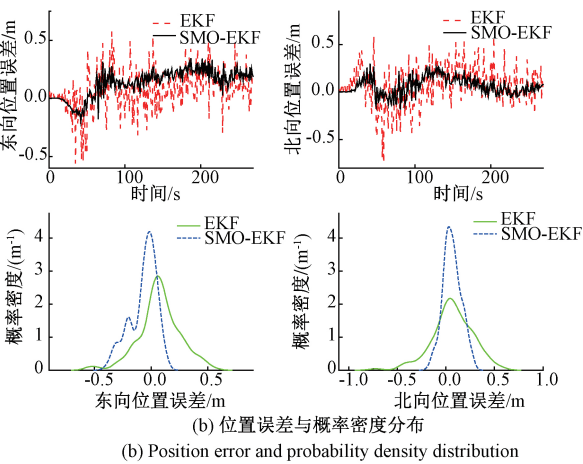


图 6 仿真轨迹误差对比

Fig.6 Simulation trajectory error comparison

为进一步说明滤波结果,记录上述误差数据的标准差如表 1 所示。表中用 δV_E 、 δV_N 表示东向、北向速度误差, δP_E 、 δP_N 表示东向、北向位置误差。

表 1 各方法误差标准差对比

Table 1 Error standard deviation comparison for various methods

方法	δV_E	δV_N	δP_E	δP_N
EKF	0.06	0.03	0.18	0.21
SMO-EKF	0.05	0.02	0.11	0.09

从表 1 的数据可以看出,经过 SMO-EKF 方法处理,水平方向的各误差标准差均小于 EKF 的结果。这说明基于 SMO-EKF 组合导航系统的误差波动程度小于 EKF,系统输出结果更稳定可靠。结合图 6 的结果,本文所提的算法在两个分析方向上速度与位置误差值均小于 EKF。因此,可以得出,本文所提的算法处理的结果误差均值更小,误差波动情况更平缓,输出的结果精度更高且更可靠。

由于载体运动环境复杂多变,有以下几种情况可能造成 GPS 信号失锁^[20]:

- 1) 当载体运行至两侧有高楼的路径, GPS 接收机接收到的信号经过多次反射,造成多径效应;
- 2) 道路两旁有树木遮挡,卫星发射的定位信号进一步衰减;
- 3) 当进入隧道、山区时, GPS 接收机无法接收定位信号。

因此,在仿真试验中加入 GPS 定位信号失锁区域模拟以上情况的发生,将仿真路径中第 150 s 设置为 GPS 信号失锁起点,绘制滤波器位置误差估计如图 9 所示。

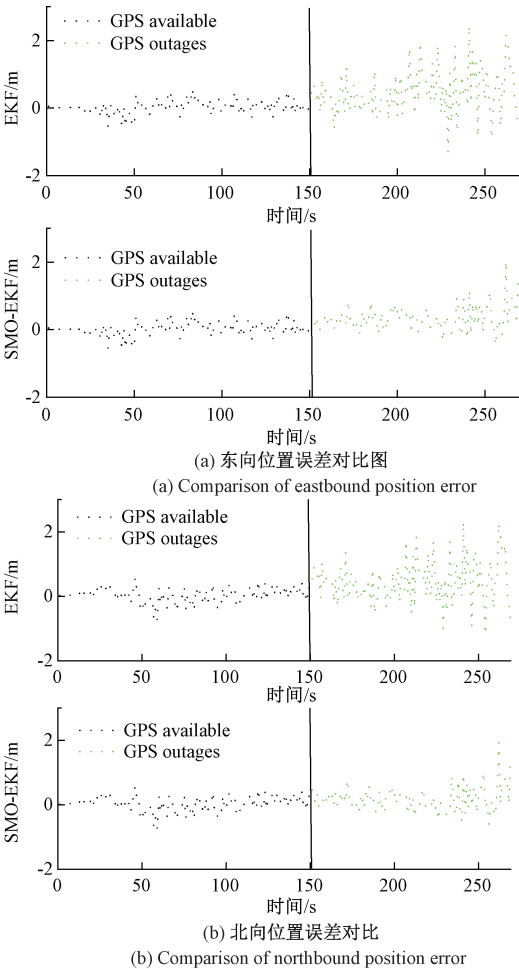


图 7 GPS 信号缺失情况下的预测输出

Fig.7 Predictive outputs when GPS signal is absent

从图 7 中可以看出,在 EKF 估计情况下,大约在 200 s 时,东向和北向位置滤波误差开始迅速增大;而 SMO-EKF 算法能够保持稳定的较小误差,当时间达到约 230 s 时才开始出现误差增大现象。在 GPS 信号失锁情况下,卫星接收机无法获得准确的定位数据,因此引入滑模观测器的方法将无法使用。但是由于在 GPS 信号失锁前,引入滑模观测器的导航方法对系统误差估计更准确,补偿效果更好,因此,在 GPS 信号失锁时能维持较好的精度,在一定程度上降低误差发散速度。

4.2 车载实验验证

为了进一步说明本文提出方法的有效性,进行了车载半实物测试验证。实验装置由 GPS 定位板卡、卫星测量天线、惯性测量单元以及车载组合定位系统组成。其中组合定位系统负责将 GPS 数据和 IMU 数据按照一定的数据协议同步输出。整个车载测试装置示意图如图 8 所示。另外,实验装置还包括卫星 RTK 基准站,为车载移动端提供高精度修正数据。实验所用仪器参数与 4.1

节仿真实验中的仪器参数相同。车载测试的路线在 GoogleEarth 与参考坐标系下的显示如图 9 所示,为方便后续实验结果对比,将经纬度变化量换算成长度增量,单位为 m。

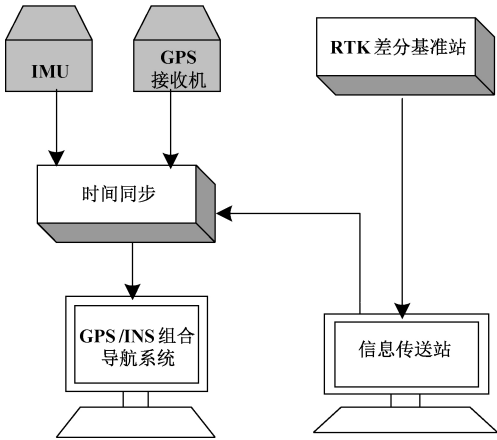


图 8 车载测试装置示意图

Fig.8 Schematic diagram of vehicle test equipment

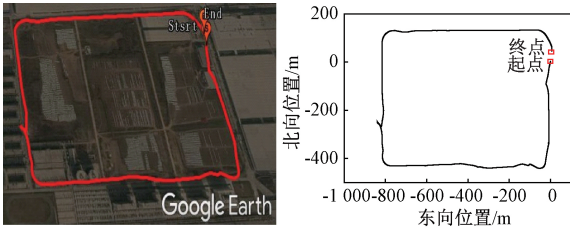


图 9 车载测试路线

Fig.9 Vehicle test route map

为了便于分析在 GPS 定位信号失锁情况下 EKF 与 SMO-EKF 的性能比较,在对采集到的数据进行处理时,设置了 3 处 GPS 信号失锁时段,其标号分别记为#1、#2和#3。失锁开始时间分别为:40 s、160 s、350 s,失锁持续时间分别为 5 s、10 s、15 s。以采集的 RTK 数据为参考基准,分析解算误差。由于车载实验中汽车的速度与位置是车载导航系统的主要信息,并且车载运动主要以水平方向运动为主,所以将主要分析水平方向速度与位置的误差情况。

图 10 所示为设置的 3 处不同失锁时段内的误差曲线对比图。由于实验分析的是 GPS 信号失锁时段内的情况,所以图 10 中误差曲线的时间轴起点对应实验设置的 GPS 信号失锁时间起点。可以看到,在 EKF 方法处理下,短时间内就会出现误差发散的情况,而本文所提的算法相比 EKF 能够较长时间维持系统精度。在 3 段失锁时间内,速度与位置误差均小于 EKF 处理的结果。尤其在#3 失锁 15 s 的时间段内,从东向位置的误差可以看

出,EKF 在段时间内误差便开始不断增大而发散,最大位置误差为 64.03 m。相比 EKF,本文所提算法处理的结果一直维持着系统精度,使误差保持在较小范围内,在 360 s 处,即失锁 10 s 时,误差才开始增大并逐渐呈现发散趋势,最大位置误差为 32.02 m,误差降低了 49%。同样地,在此失锁时段内,北向位置误差降低了 41%。更进一步地,由于本文所提算法在 GPS 信号失锁前具有更好的滤波效果,当 GPS 信号失锁时,本文所提算法能够较好地维持系统精度,抑制系统误差发散,提高了系统的鲁棒性。因此,本文所提方法在卫星失锁情况下相较 EKF 能得到更小的发散误差。

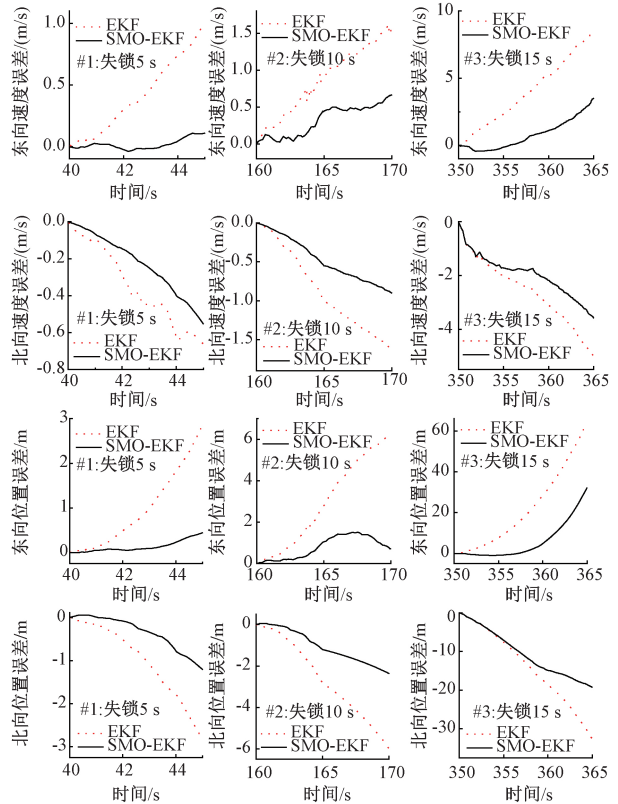


图 10 误差曲线对比

Fig.10 Comparison of the error curves

为了更直观地体现本文所提算法的优势,图 11 所示统计了各失锁时段内水平方向速度与位置误差的标准差。标准差能够反映数据集的离散程度,进而反映误差的波动情况。从图中可以看出,采用本文所提算法处理结果的标准差均远远小于经过 EKF 处理的结果。各失锁时段的东向速度误差分别降低了 85%、55%、61%,北向速度误差分别降低了 25%、49%、31%,东向位置误差分别降低了 85%、74%、53%,北向位置误差分别降低了 54%、57%、37%。综合上述数据可以看出,本文所提算法拥有更高的可靠性与稳定性。

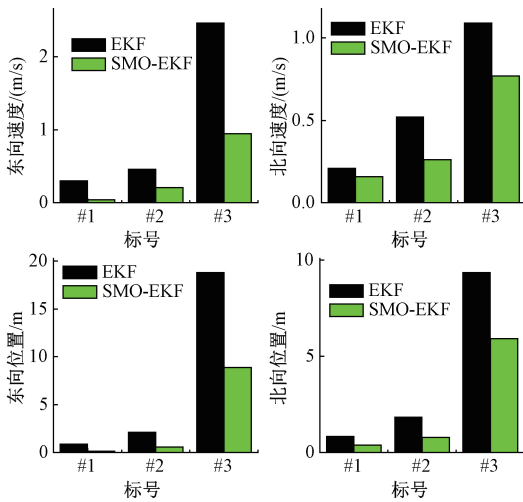


图 11 误差标准差对比

Fig.11 Comparison of the error standard deviation

5 结 论

滑模观测器对于系统参数不确定性和外部扰动具有较强的鲁棒性,本文将其引入 GPS/INS 组合导航 EKF 算法中,估计导航模型误差及测量值,利用滑模观测器的最新估计值更新 EKF 的均值和方差矩阵,减小非线性系统误差影响。通过仿真实验及车载实验测试,从滤波精度与系统鲁棒性两方面证明了该方法的滤波性能优于传统 EKF 算法,为以后工程实践提供一定的参考价值。

参考文献

[1] LEE J Y, KIM H S, CHOI K H, et al. Adaptive GPS/INS integration for relative navigation[J]. Gps Solutions, 2016, 20(1):63-75.

[2] 李峥,李宇,黄勇,等.水下目标自主连续跟踪与定位算法研究[J].仪器仪表学报,2012,33(3):520-528.

LI ZH, LI Y, HUANG Y, et al. Study of automatic continuous tracking and location algorithm for underwater target [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2012, 33(3):520-528.

[3] BAO W, BI M, XIAO S, et al. Lagrange interpolation based extended Kalman filter for phase noise suppression in CO-OFDM system[J]. Optics Communications, 2019, 435: 221-226.

[4] 岳哲,廉保旺,唐成凯.基于加权自适应平方根容积卡尔曼滤波的 GPS/INS 组合导航方法[J].电子与信息学报,2018,40(3):565-572.

YUE ZH, LIAN B W, TANG CH G. A GPS/INS integrated navigation method based on weighting adaptive

square-root cubature Kalman filter [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2018, 40(3):565-572.

[5] ABDOLI A, SURATGAR A A, MENHAJ M B, et al. Neuro-fuzzy adaptive Kalman filtering for INS/GPS integration[C]. Proceedings of International Conference on Control, Instrumentation, and Automation, IEEE, 2016:87-92.

[6] KIM Y K, KIM K J, MIN C L, et al. Outdoor Localization of Quad-Rotor Using Extended Kalman Filter and Cell Division Algorithm[M]. Intelligent Autonomous Systems 13. Springer International Publishing, 2016:71-79.

[7] ZHAO X, ZHONG M, GUO D, et al. Error estimation of INS/GPS integrated system based on PMI extended Kalman filter[C]. Proceedings of Guidance, Navigation and Control Conference, IEEE, 2016:318-323.

[8] 张闯,郭晨,张大恒.船舶组合导航自适应迭代粒子滤波方法及应用[J].系统工程与电子技术,2019,41(4):189-194.

ZHANG C, GUO CH, ZHANG D H. Adaptive iterative particle filter and its application for ship integrated navigation [J]. Systems Engineering and Electronics, 2019, 41(4):189-194.

[9] 陈光武,程鉴皓,杨菊花,等.基于改进神经网络增强自适应 UKF 的组合导航系统[J].电子与信息学报,2019,41(7):1766-1773.

CHEN G W, CHENG J H, YANG J H, et al. Improved neural network enhanced navigation system of adaptive unsented kalman filter [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2019, 41(7):1766-1773.

[10] 张月新,王立辉,汤新华.车辆动力学模型辅助的惯性导航系统[J].中国惯性技术学报,2017,25(5):576-580.

ZHANG Y X, WANG L H, TANG X H. Vehicle dynamic model aided inertial navigation system [J]. Journal of Chinese Inertial Technology, 2017, 25(5):576-580.

[11] 周向阳,李玲玲,赵立波.基于扩张状态观测器的稳定平台非奇异终端滑模控制[J].仪器仪表学报,2018,39(5):161-169.

ZHOU X Y, LI L L, ZHAO L B. Nonsingular terminal sliding mode control for the ESO-based stabilized platform[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018,39(5):161-169.

[12] 刘春燕.基于多源信息融合的行人航位推算室内定位方法[J].中国惯性技术学报,2016,24(2):208-214.

LIU CH Y. Indoor localization method based on

- pedestrian dead reckoning aided by multi-source fusion[J]. Journal of Chinese Inertial Technology, 2016, 24(2): 208-214.
- [13] 邓海峰,高井祥,李增科,等.简化5级-CKF在SINS大失准角初始对准中的应用[J].测绘科学技术学报, 2014,31(5):473-476.
DENG H F, GAO J X, LI Z K, et al. Application of simplified 5th-CKF in SINS initial alignment for large misalignment angles[J]. Journal of Geomatics Science and Technology, 2014,31(5):473-476.
- [14] 徐晓苏,周峰,张涛,等.遗传算法优化的神经网络在SINS/GPS中的应用[J].中国惯性技术学报, 2015, 23(3): 322-327.
XU X S, ZHOU F, ZHANG T, et al. Application of neural network by genetic algorithm optimization in SINS/GPS[J]. Journal of Chinese Inertial Technology, 2015, 23(3): 322-327.
- [15] 牛瑞燕,许午啸,刘金琨.欠驱动机械臂滑模控制与实验研究[J].仪器仪表学报, 2016, 37(2):348-355.
NIU R Y, XU W X, LIU J K. Sliding mode control and experiment study for underactuated manipulator [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016, 37(2): 348-355.
- [16] WU D, FEI J. Adaptive neural sliding control of MEMS gyroscope with robust feedback compensator [J]. Transactions of the Institute of Measurement and Control, 2016, 38(4): 414-424.
- [17] MOUNIR H, SAMIR S, MAHMOUD B, et al., A Fuzzy Controller for GPS/INS/Odm Integrated Navigation System [C]. Proceedings of the 13th International Conference on Informatics in Control, Automation and Robotics, IEEE, 2016(2):390-397
- [18] BOUNASLA N, BARKAT S, BENYOUSSEF E, et al. Sensorless sliding mode control of a five-phase PMSM using extended Kalman filter [C]. Proceedings of International Conference on Modelling, Identification and Control, IEEE, 2017:97-102.
- [19] LI K, HU B, CHANG L, et al. Comparison of direct navigation mode and indirect navigation mode for integrated SINS/GPS[J]. Transactions of the Institute of Measurement and Control, 2016, 38(1): 3-13.
- [20] 陈光武,王迪,刘射德,等.基于GNSS的列车定位信号完好性提高方法(英文)[J].中国惯性技术学报, 2017,25(4):86-95.

CHEN G W, WANG D, LIU S D, et al. Integrity enhancement of GNSS for train positioning[J]. Journal of Chinese Inertial Technology, 2017,25(4):86-95.

作者简介



杨菊花,1998年于兰州铁道学院获得学士学位,2005年于兰州交通大学获得硕士学位,2014年在兰州交通大学攻读博士学位,现为兰州交通大学交通运输学院副教授。主要研究方向为交通运输规划与管理。

E-mail: yangjuhua@mail.lzjtu.cn

Yang Juhua received B. Sc. degree in 1998 from Lanzhou Railway Institute, M. Sc. degree in 2005 from Lanzhou Jiaotong University, and started her doctoral program in Lanzhou Jiaotong University in 2014. Now she is an associate professor in School of Traffic and Transportation, Lanzhou Jiaotong University. Her main research interests include transportation planning and management.



李文元(通信作者),2016年于武汉纺织大学获得学士学位,现为兰州交通大学硕士研究生。主要研究方向为惯性导航、组合导航。

E-mail: liweny1994@163.com

Li Wenyan (Corresponding author) received her B. Sc. degree from Wuhan Textile University in 2016. Now she is a master candidate in Lanzhou Jiaotong University. Her main research interests include inertial navigation, integrated navigation technology.



陈光武,1999年于兰州铁道学院获得学士学位,2006年于西安电子科技大学获得硕士学位,2014年于兰州交通大学获得博士学位。现为兰州交通大学教授、硕士生导师和兰州交通大学自动控制研究所所长,主要从事交通信息工程及控制。

E-mail: cgwyjh1976@126.com

Chen Guangwu received his B. Sc. degree in 1999 from Lanzhou Railway Institute, M. Sc. degree in 2006 from Xi'an University of Electronic Science and Technology, and received his Ph. D. degree in 2014 from Lanzhou Jiaotong University. Now he is a professor and master student supervisor, and the director of Institute of Automatic Control in Lanzhou Jiaotong University. His main research interests include traffic information engineering and control.