

抗野值自适应卫星/微惯性组合导航方法

王鼎杰, 孟德利, 李朝阳, 董毅, 吴杰

(国防科学技术大学空天科学学院 长沙 410073)

摘要:针对在复杂城市环境下卫星导航系统(GNSS)定位定速存在野值,导致GNSS/微惯性(MEMS-INS)组合导航状态参数滤波估计精度恶化,甚至滤波发散的问题,提出了一种抗野值自适应GNSS/MEMS-INS组合导航算法,以提高组合导航精度和可靠性。该算法利用Allan方差分析建立较为精确的MEMS器件噪声模型,有效降低模型异常和状态扰动的影响。同时利用新息序列构造观测异常检验统计量,并根据该统计量构造自适应新息加权因子调节滤波增益矩阵,削弱观测野值对状态估计的不良影响。实验结果表明,该算法能够有效地控制GNSS定位定速异常的影响,具有较强的实时性和容错性。相比于传统算法,车载定位、定速和定姿精度分别提升35.78%、60.19%和82.41%,验证了本文算法的有效性和实用性。

关键词: 微机电系统;组合导航;姿态确定;新息滤波

中图分类号: V249.32⁺8 TH89

文献标识码: A

国家标准学科分类代码: 590.35

Adaptively outlier-restrained GNSS/MEMS-INS integrated navigation method

Wang Dingjie, Meng Deli, Li Zhaoyang, Dong Yi, Wu Jie

(College of Aerospace Science and Engineering, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

Abstract: Aiming at the problem that inevitable outliers occur in GNSS position and velocity for land vehicular navigation under complex urban environment, which would deteriorate the estimation accuracy of GNSS/MEMS-INS navigation state parameters and even lead to the filtering divergence, in this paper an adaptively outlier-restrained GNSS/MEMS-INS integrated navigation algorithm is proposed to improve the accuracy and reliability of integrated navigation based on the fault-tolerant adaptive Kalman filtering. This algorithm establishes accurate noise model for MEMS-based inertial sensors with Allan variance analysis technique, which reduces the influence of kinematic model mismatch and state disturbances effectively. The innovation sequences are used to construct the test statistic for detecting observation outliers. The adaptive innovation weighting factor is constructed according to the statistic to adjust the filter gain matrix, and weaken the adverse influence of observation outliers on state estimation. The field test result indicates that the proposed algorithm can effectively control the influences of GNSS position and velocity outliers, and has strong real-time and fault-tolerant ability for GNSS/MEMS-INS integration navigation. The estimation accuracies of position, velocity and attitude determination are improved by 35.78%, 60.19% and 82.41%, respectively compared with those of traditional algorithm, which verifies the effectiveness and practicability of the proposed algorithm.

Keywords: micro-electro-mechanical-system (MEMS); integrated navigation; attitude determination; innovation filtering

0 引 言

卫星/惯性组合导航将全球导航卫星系统(global navigation satellite system, GNSS)和惯性导航系统(inertial navigation system, INS)两者优势互补,能够为载体提供高

精度、实时、连续的位置、速度和姿态信息。按照结合层面的不同,GNSS/INS组合导航一般来说可分为松组合、紧组合和深组合3种方式^[1]。其中,松组合方式是将相互独立运行的GNSS和INS两个子导航系统在位置、速度和姿态角这一定位领域内进行信息融合,该方式简单、不涉及接收机内部改动、便于扩展,因而在导航、测量等领

域得到了广泛的应用。近年来涌现出性能优良的 MEMS 惯性器件,使得低成本、小型化、高性能 GNSS/MEMS-INS 组合导航成为可能,受到国内外普遍关注^[2-3]。

作为 GNSS/MEMS-INS 松散组合的关键环节,导航信息融合目前普遍采用 Kalman 滤波方法,而可靠的 Kalman 滤波算法要求系统模型和噪声统计特性准确已知^[4-5]。然而,SINS 系统噪声难以精确建模^[3,6-8],GNSS 定位定速噪声受卫星数量、几何分布、信噪比、信号测量误差等多种因素影响而呈现出复杂噪声成分和时变特性^[9]。若 Kalman 滤波采用不准确的模型和噪声统计特性,将丧失估计最优性,严重时甚至引起滤波发散。针对噪声特性未知或时变的问题,可采用自适应 Kalman 滤波对系统噪声协方差矩阵 Q 和测量噪声协方差矩阵 R 进行参数优化或在线估计^[5,10-11],主要有两种方法:基于新息的自适应 Kalman 滤波方法^[5,10]和多模型自适应 Kalman 滤波方法^[11]。然而,当观测值遭受异常污染(例如野值)时,自适应 Kalman 滤波与标准 Kalman 滤波方法均不具备抗野值的容错能力,导致导航性能急剧恶化或发散^[12-16]。因此,抗差自适应 Kalman 滤波方法应运而生,旨在解决观测异常或动力学模型预报异常条件下的动态导航问题^[4,17-19]。虽然构造抗差解能够有效抵制观测粗差的影响,但是却无法排除卫星几何构型变化或较差时而出现的精度下降问题。这一精度下降不是由测量粗差引起的,却能产生严重偏离真值的“野值”现象,如不加处理,会显著恶化组合导航精度和可靠性。

针对复杂城市环境中 GNSS 卫星构型较差易形成定位定速粗差的问题,本文提出将一种抗野值自适应 Kalman 滤波方法用于 GNSS 辅助低成本 MEMS 惯性组合导航中,提高组合导航精度。在野值不可避免的条件下,基于 Allan 方差分析方法构建较为精确的 MEMS 误差模型,能够有效控制系统过程噪声对导航状态估计的影响,提供相对准确的模型参数先验信息。利用预测残差构造统计检验量,通过对实际 GNSS 定位定速结果进行假设检验来探测粗差,采用自适应新息加权方法削弱可能存在的粗差影响。本算法利用粗差探测和自适应加权因子能够抵制由 GNSS 可见星数较少、GNSS 构型较差和载噪比较小等多种条件导致的定位定速异常影响,显著提高 GNSS/MEMS-INS 组合导航精度。

1 GNSS/MEMS-INS 组合导航模型

1.1 动力学模型

MEMS-INS 导航误差状态方程在“北东地”当地导航坐标系(n 系)如下:

$$\begin{cases} \delta \mathbf{r}^n = \mathbf{D}^{-1} \delta \mathbf{v}^n, \mathbf{D}^{-1} = \\ \text{diag} \left\{ \frac{1}{R_M + h}, \frac{1}{(R_M + h) \cos \varphi}, -1 \right\} \\ \delta \mathbf{v}^n = \mathbf{C}_b^n \mathbf{f}^b \times \boldsymbol{\phi} - (2\boldsymbol{\omega}_{ie}^n + \boldsymbol{\omega}_{en}^n) \times \delta \mathbf{v}^n - \\ (2\delta \boldsymbol{\omega}_{ie}^n + \delta \boldsymbol{\omega}_{en}^n) \times \mathbf{v}^n + \delta \mathbf{g}^n + \mathbf{C}_b^n \delta \mathbf{f}^b \\ \dot{\boldsymbol{\phi}} = -\boldsymbol{\omega}_{in}^n \times \boldsymbol{\phi} + \delta \boldsymbol{\omega}_{in}^n - \mathbf{C}_b^n \cdot \delta \boldsymbol{\omega}_{ib}^b \end{cases} \quad (1)$$

式中: $\delta \mathbf{r}$ 、 $\delta \mathbf{v}$ 、 $\boldsymbol{\phi}$ 分别表示位置、速度和姿态误差, $\delta \boldsymbol{\omega}_{ib}^b$ 和 $\delta \mathbf{f}^b$ 为陀螺与加速度计器件残余误差, $\boldsymbol{\omega}_{ie}^n$ 和 $\boldsymbol{\omega}_{en}^n$ 分别为地球自转角速度和导航系转移速率在 n 系的投影矢量,且 $\boldsymbol{\omega}_{in}^n = \boldsymbol{\omega}_{ie}^n + \boldsymbol{\omega}_{en}^n$; φ 、 λ 、 h 表示纬度、经度和高度;卯酉圈半径为 $R_M = a(1 - e^2)/(1 - e^2 \sin^2 \varphi)^{3/2}$,子午圈半径为 $R_N = a/(1 - e^2 \sin^2 \varphi)^{1/2}$;此处 MEMS 器件误差建模为一阶 Gauss-Markov 过程:

$$\begin{cases} \dot{\mathbf{b}}_g = -\frac{1}{T_g} \mathbf{b}_g + \mathbf{w}_g \\ \dot{\mathbf{b}}_a = -\frac{1}{T_a} \mathbf{b}_a + \mathbf{w}_a \end{cases} \quad (2)$$

式中: T 表示一阶 Gauss-Markov 过程的相关时间; \mathbf{w} 表示对应的驱动噪声,依据 Allan 方差分析确定相应的 T 和 \mathbf{w} 的强度^[3]。

将联立方程组(1)和(2)离散线性化后可得 GNSS/MEMS-INS 组合导航动力学模型为:

$$\mathbf{x}_k = \boldsymbol{\Phi}_{k,k-1} \mathbf{x}_{k-1} + \boldsymbol{\Gamma}_{k,k-1} \mathbf{w}_{k-1} \quad (3)$$

式中: $\mathbf{x}_k = [\delta \mathbf{r}_k \ \delta \mathbf{v}_k \ \boldsymbol{\phi}_k \ \mathbf{b}_{g,k} \ \mathbf{b}_{a,k}]^T$ 表示 k 时刻状态向量; $\boldsymbol{\Phi}_{k,k-1}$ 为从 $(k-1)$ 时刻到 k 时刻离散系统状态转移矩阵, $\boldsymbol{\Phi}_{k,k-1} = \exp(\mathbf{F}(t_k) \Delta t_k) \approx \mathbf{I} + \mathbf{F}(t_k) \Delta t_k$; $\boldsymbol{\Gamma}_{k,k-1}$ 为从 $(k-1)$ 时刻到 k 时刻系统噪声驱动矩阵; \mathbf{w}_{k-1} 为 $(k-1)$ 时刻系统状态噪声向量,其协方差矩阵为 $E[\mathbf{w}_i \mathbf{w}_k^T] = \mathbf{Q}_k \delta_{ik}$,算符 $\delta(\cdot)$ 表示 Delta 函数,即:

$$\mathbf{Q}_k = E[\mathbf{w}_i \mathbf{w}_k^T] = \frac{1}{2\Delta t_k} (\boldsymbol{\Phi}_{k,k-1} \boldsymbol{\Gamma}_{k,k-1} \bar{\mathbf{Q}}_t \boldsymbol{\Gamma}_{k,k-1}^T \boldsymbol{\Phi}_{k,k-1}^T + \boldsymbol{\Gamma}_{k,k-1} \bar{\mathbf{Q}}_t \boldsymbol{\Gamma}_{k,k-1}^T) \quad (4)$$

式中: $\bar{\mathbf{Q}}_t$ 是谱密度矩阵,可由 Allan 方差分析方法确定; Δt_k 表示惯导系统数据采样时间。

1.2 观测模型

松散组合观测量为 GNSS 定位和多普勒定速结果。GNSS 定位给出的是天线相位中心位置 $\mathbf{r}_{\text{GNSS}}^n$,这与 MEMS-INS 给出的 IMU 中心位置 $\mathbf{r}_{\text{IMU}}^n$ 一般不重合,由此形成杆臂矢量 $\boldsymbol{\ell}^b$ 。设 GNSS 天线相位中心速度为 $\mathbf{v}_{\text{GNSS}}^n$,IMU 中心速度为 $\mathbf{v}_{\text{IMU}}^n$ 。则经过杆臂效应修正后的组合导航位置和速度观测量为:

$$\begin{cases} \mathbf{z}_r = \mathbf{D}(\mathbf{r}_{\text{IMU}}^n - \mathbf{r}_{\text{GNSS}}^n + \mathbf{D}^{-1} \cdot \mathbf{C}_b^n \boldsymbol{\ell}^b) \\ \mathbf{z}_v = \mathbf{v}_{\text{IMU}}^n - \mathbf{v}_{\text{GNSS}}^n - (\boldsymbol{\omega}_{in}^n \times) \mathbf{C}_b^n \boldsymbol{\ell}^b - \mathbf{C}_b^n (\boldsymbol{\ell}^b \times) \boldsymbol{\omega}_{ib}^b \end{cases} \quad (5)$$

对应的观测模型为:

$$\begin{cases} z_r = \delta r + (C_b^n \ell^b) \times \phi + e_r \\ z_v = \delta v - [(\omega_{in}^n \times)(C_b^n \ell^b \times) + C_b^n (\ell^b \times \omega_{ib}^b) \times] \phi - C_b^n (\ell^b \times) \delta \omega_{ib}^b + e_v \end{cases} \quad (6)$$

式中: e_r 为 GNSS 位置观测误差, e_v 为 GNSS 速度观测误差, 对应的量测噪声协方差矩阵为 $E[[e_{ri}^T, e_{vi}^T]^T \cdot [e_{rk}^T, e_{vk}^T]] = R_k \delta_{ik}$ 。

开阔条件下, GNSS 伪距单点定位呈几米至几十米级不等的定位精度, 而基于载波相位差分的精密相对定位 (real-time kinematic, RTK) 精度为厘米量级; 多普勒定速呈分米级每秒的精度^[1]。城市环境中, 建筑物遮挡和反射对卫星构型和测量误差产生不利影响, 由此使 GNSS 伪距单点、RTK 定位和多普勒定速精度均有所恶化, 甚至出现严重偏离的“野值”。消除此类野值影响是高精度导航必须要解决的问题。

2 抗粗差自适应 Kalman 滤波算法

2.1 新息序列及其性质

将系统离散线性化状态方程(3)和(6)写为:

$$\begin{aligned} x_k &= \Phi_{k,k-1} x_{k-1} + \Gamma_{k,k-1} w_{k-1} \\ z_k &= H_k x_k + e_k \end{aligned} \quad (7)$$

设系统过程噪声 w_k 和量测噪声 e_k 满足如下 Kalman 滤波基本假设:

$$\begin{cases} w_k \sim N(0, Q_k) \\ e_k \sim N(0, R_k) \\ E(w_k e_j^T) = 0 \end{cases} \quad (8)$$

此时, Kalman 滤波器是能够实现最小方差意义上的最优估计。

新息序列 $\{v_k\}$ 为:

$$v_k = z_k - H_k x_{k/k-1} = z_k - H_k \Phi_{k,k-1} x_{k-1} \quad (9)$$

其协方差矩阵 C_k 为:

$$C_k = E[v_k v_k^T] = (H_k P_{k/k-1} H_k^T + R_k) \delta_{ij} \quad (10)$$

可以证明, 当模型和噪声假设均准确时, $v_k \sim N(0, C_k)$, 即 $\{v_k\}$ 是零均值白噪声序列^[14,20]。反过来, 当滤波过程中更新的新息序列实际统计特性与理论特性不符时, 则滤波过程出现异常。由此, 可实现粗差探测^[14]和自适应滤波参数调节^[5]。

2.2 基于新息序列均值检验的抗粗差自适应滤波

本文通过引入 MEMS-INS 实时测量载体运动状态, 避免了采用常速度模型 (constant velocity, CV) 或常加速度模型 (constant acceleration, CA) 时必然会出现的动力学模型异常^[4,17-18,21]; 而高精度惯导建模方法也避免了因过程噪声估计不准而带来的状态预报异常。此时, 基于新息序列构造抵制观测异常的抗野值 Kalman 滤波器, 即可控制观测异常对状态估计的影响。

本文构造归一化新息 $T_k = v_k^T C_k^{-1} v_k$ 为检验统计量。由 $v_k \sim N(0, C_k)$ 可知, 当 C_k 已知时, 则 $v_k^T C_k^{-1} v_k \sim \chi_m^2$ 为一个服从自由度为 m 的 χ^2 分布的随机变量, 这里 m 是观测测量维数。此时, 令:

$$P\{v_k^T C_k^{-1} v_k > \chi_m^2(\alpha) \mid E[v_k] = 0\} = \alpha \quad (11)$$

则在显著性水平 α 的条件下, 当 $v_k^T C_k^{-1} v_k > \chi_m^2(\alpha)$ 时, 判定出现由野值观测测量导致的 Kalman 滤波异常; 否则, 则观测测量正常。在工程实际问题中, 显著性水平 α 通常依据经验确定, 这里选取 $\alpha = 10^{-4}$ 。

假如上述构造的检验统计量不超过 $\chi_m^2(\alpha)$ 时, 可采用标准 Kalman 滤波; 否则, 需要引入加权因子对新息协方差放大, 以保证滤波不受观测异常影响, 即:

$$\bar{C}_k = \gamma_k C_k \quad (12)$$

式中: C_k 表示无观测粗差条件下的理论新息方差阵, \bar{C}_k 表示出现观测粗差时的实际新息方差阵。根据方差匹配原则, 可获得自适应新息加权因子 γ_k 解析形式:

$$\gamma_k = \begin{cases} 1, & |T_k| \leq \chi_m^2(\alpha) \\ \frac{|T_k|}{\chi_m^2(\alpha)}, & |T_k| > \chi_m^2(\alpha) \end{cases} \quad (13)$$

本质上, 采用新息加权因子能够使得放大后的理论新息协方差与实际新息协方差相匹配。由增益计算公式 $K_k = P_{k/k-1} H_k^T \bar{C}_k^{-1} = P_{k/k-1} H_k^T \lambda_k^{-1} C_k^{-1}$ 可知, 在出现观测粗差时, 该自适应新息加权因子 $\gamma_k > 1$, 减小了增益矩阵, 从而削弱了观测量对状态估计修正过程中所占的权重, 由此抑制野值对滤波的不利影响。

综上, 抗野值自适应 Kalman 滤波递推方程如下:

1) 一步预测误差状态及其协方差阵。

$$\begin{aligned} x_{k/k-1} &= \Phi_{k,k-1} x_{k-1} \\ P_{k/k-1} &= \Phi_{k,k-1} P_{k-1} \Phi_{k,k-1}^T + \Gamma_{k,k-1} Q_{k-1} \Gamma_{k,k-1}^T \end{aligned} \quad (14)$$

2) 计算归一化新息 $T_k = v_k^T C_k^{-1} v_k$ 。

3) 计算自适应新息加权因子 γ_k , 根据式(11)判断是否存在野值。如果不存在野值, 则滤波过程与标准 Kalman 滤波一致; 否则, 根据式(13)计算加权因子 γ_k 。

4) 计算滤波增益矩阵。

$$K_k = P_{k/k-1} H_k^T \gamma_k^{-1} (H_k P_{k/k-1} H_k^T + R_k)^{-1} \quad (15)$$

5) 更新误差状态及其协方差阵。

$$\begin{aligned} x_k &= x_{k/k-1} + K_k (z_k - H_k x_{k/k-1}) \\ P_k &= (I - K_k H_k) P_{k/k-1} (I - K_k H_k)^T + K_k R_k K_k^T \end{aligned} \quad (16)$$

3 实验结果分析

3.1 车载实验

基于 OEMV-3 板卡 (NovAtel) 和 STIM-300 IMU (Sensor) 自行研发 GNSS/MEMS-INS 组合导航原理样机, 用于获取动态载体 (实验车辆) 在城市环境中的 GNSS 数据和惯性数据, 并用这些数据验证本文所提算法在实际应用中的有效性。车载实验于 2015 年 3 月 11 日在武汉市江夏

区一段较为开阔地段实施(见图 1),实验车辆除搭载自行研发原理样机外,还配备高精度激光陀螺定位定姿系统 POS830(武汉迈普时空)提供基准,POS830 性能参数如表 1 所示,实验设备安装如图 2 所示。另外,MEMS 惯性测量单元 STIM-300 噪声特性如表 2 所示。



图 1 实验实施路段与轨迹

Fig. 1 Road section and trajectory of the field test

表 1 POS830 参考系统精度指标

Table 1 POS830 reference system performance specifications

性能指标	1σ 统计值
定位精度/m	≤ 0.05
定向精度/ $^{\circ}$	0.005
水平定姿精度/ $^{\circ}$	0.002
零偏重复性(激光陀螺)/ $^{\circ}/h$	0.01
零偏不稳定性(激光陀螺)/ $^{\circ}/h$	0.005



图 2 实验设备安装图

Fig. 2 Experiment equipment installation

表 2 STIM-300 IMU 噪声参数

Table 2 STIM-300 IMU noise parameters

性能指标	陀螺仪	加速度计
零偏不稳定性*	$0.5^{\circ}/h$	0.05 mg
随机游走*	$0.15^{\circ}/\sqrt{h}$	$0.07\text{ m/s}/\sqrt{h}$
标度因子 $\times 10^{-6}$	± 500	± 300

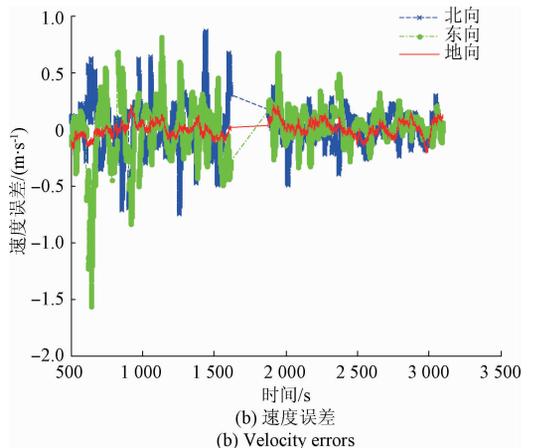
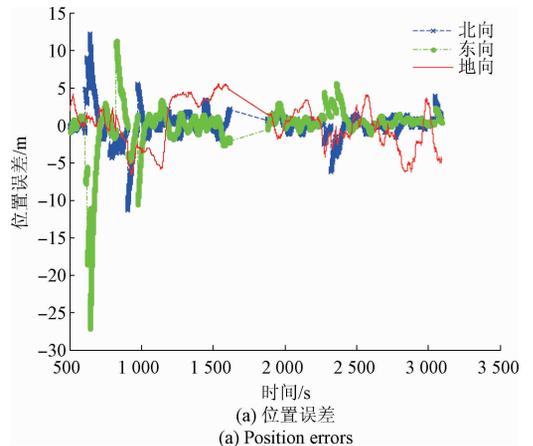
注:* 表示为 Allan 方差分析指标

实验中所用的 GNSS/MEMS-INS 组合原理样机采用 GNSS 伪距单点定位、多普勒定速与 MEMS 惯性导航参数松散组合。GNSS 数据更新率为 1 Hz,IMU 数据更新率为 125 Hz,初始位置为 30.407° N , 114.282° E 和 20.985 m ,整个实验过程中车速最高达到 62 km/h 。组合导航解算中,下列参数由经验计算确定,即陀螺仪和加速度计相关时间分别为 300.0 和 200.0 s ;初始位置误差均方差分别取 $5, 5$ 和 10 m ;初始速度误差均方差取值 0.2 m/s ;初始失准角均方差设为 5.72° ;GNSS 伪距定位和多普勒定速初始均方差取 9.0 m 和 0.2 m/s 。取 POS830 参考系统输出的位置、速度和姿态作为“真值”,在此进行 2 个方案的解算。

方案 1:GNSS/MEMS-INS 组合标准扩展 Kalman 滤波(extended Kalman filter, EKF);

方案 2:GNSS/MEMS-INS 组合容错自适应 Kalman 滤波(fault-tolerant adaptive EKF, FTA-EKF)。

两种组合导航解分别与“真值”作差,对应的位置、速度和姿态误差如图 3 和 4 所示。对误差做均方根误差分析,如表 3~5 所示,可见,相对于标准 EKF 算法,本文算法对三维位置、速度和姿态的估计精度分别提升 35.78% 、 60.19% 和 82.41% ,显著提高了 GNSS/MEMS-INS 组合导航精度。



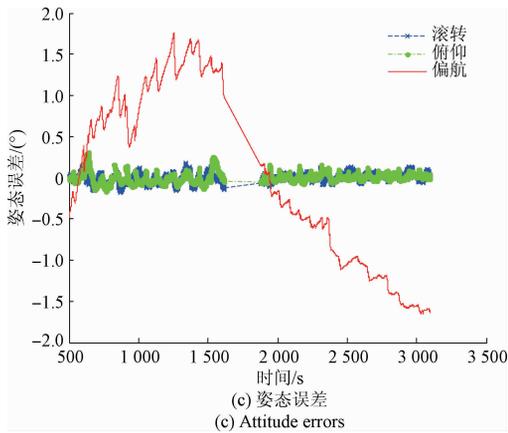
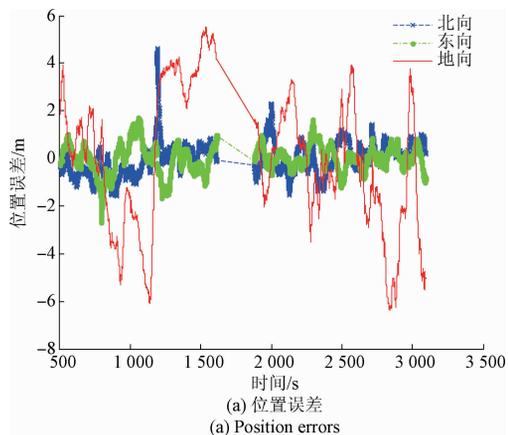


图3 标准 Kalman 滤波 (EKF) 位置、速度和姿态误差
Fig. 3 Estimated position, velocity and attitude errors using the standard Kalman filtering (EKF)

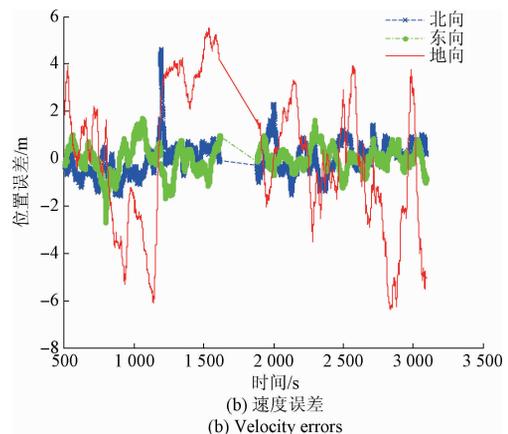
表3 两种算法位置误差比较

Table 3 Position error comparison between the proposed algorithm and traditional method

方法	位置精度 $1\sigma/m$			
	北向	东向	地	三维
EKF	1.979	3.079	2.982	4.721
FTA-EKF	0.655	0.584	2.902	3.032
提升/%	66.90	81.03	2.68	35.78



(a) 位置误差
(a) Position errors



(b) 速度误差
(b) Velocity errors

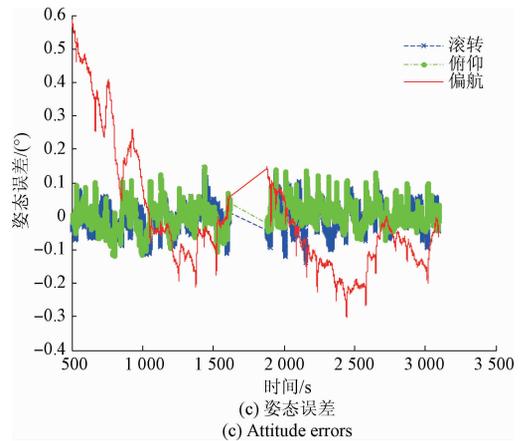


图4 容错自适应 Kalman 滤波 (FTA-EKF) 位置、速度和姿态误差
Fig. 4 Estimated position, velocity and attitude errors using the proposed fault-tolerant adaptive Kalman filtering (FTA-EKF)

表4 两种算法速度误差比较

Table 4 Velocity error comparison between the proposed algorithm and traditional method

方法	速度精度 $1\sigma/(m \cdot s^{-1})$			
	北向	东向	地	三维
EKF	0.191	0.233	0.068	0.309
FTA-EKF	0.068	0.077	0.068	0.123
提升/%	64.40	66.95	0.0	60.19

表5 两种算法姿态误差比较

Table 5 Attitude error comparison between the proposed algorithm and traditional method

方法	姿态精度 $1\sigma/(\circ)$			
	滚转	俯仰	偏航	三维
EKF	0.057	0.062	1.060	1.063
FTA-EKF	0.040	0.037	0.178	0.187
提升/%	29.82	40.32	83.21	82.41

3.2 结果分析

GNSS 伪距单点定位和定速精度与卫星几何构形和测量误差有关^[1]。几何构型完全取决于可见卫星个数及其相对于用户的几何分布,与信号强弱或接收机好坏无关;而测量误差又与卫星星历误差、卫星钟差误差、大气延迟校正误差、接收机、多路径效应等因素有关^[1]。因此,为了分析 GNSS 定位、定速精度性能,需将整个车载实验过程中的可用卫星颗数、位置精度因子 (position dilution of precision, PDOP) 值和 GNSS 定位定速误差绘制出来。考虑到这些不同物理量间数值差异,为表示清晰,对应时刻定速误差如图 5 所示。

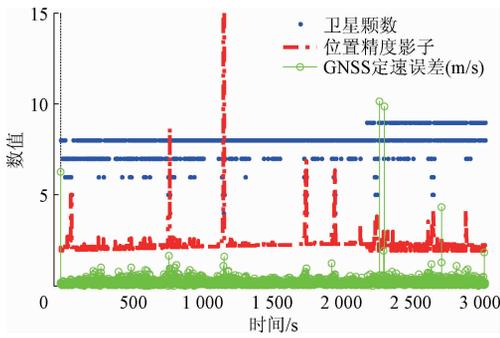


图 5 整个车载实验过程中 GNSS 可见卫星数及 PDOP 变化

Fig. 5 The changes of the number of visible GNSS satellites and corresponding PDOP during the vehicular test

由图 5 可知,在城市环境中,单纯依靠 GNSS 定位、定速解算会不可避免地出现野值。一方面,在多次出现的 GNSS 可见卫星颗数较低(<6)、几何构型较差($PDOP > 3$) 情况下,GNSS 定位定速误差会有很大波动,出现类似于“野值”的定位定速结果。另一方面,即使在卫星颗数较多、几何构型较好的条件下,依然会存在少量“野值”。

图 6 所示为采用 FTA-EKF 算法对 GNSS 定位野值的探测结果,点表示实际 GNSS 定位误差,圆圈表示探测到的 GNSS 定位粗差。图 7 所示为采用 FTA-EKF 算法对 GNSS 定速野值的探测结果,点划线表示实际 GNSS 定速误差,星号点表示探测到的 GNSS 定速粗差。在未探测到粗差(正常情况)时,本文加权因子值始终为 1;而在探测到粗差的多个时刻,该加权因子最小值为 5.333 8,即对应粗差时刻的观测值对最终状态估计的修正最大只有标准 Kalman 方法的 18%。可见,在显著性水平 $\alpha = 10^{-4}$,FTA-EKF 能够探测到观测野值,且显著削弱其对状态估计的不良影响。

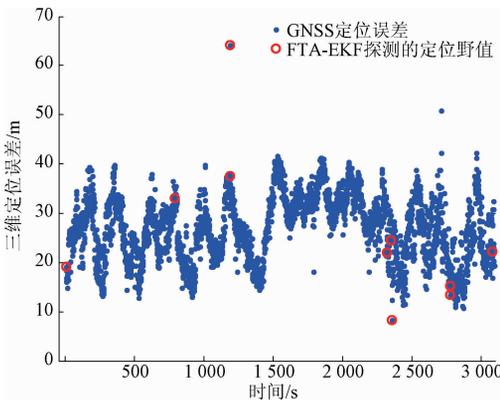


图 6 FTA-EKF 对 GNSS 定位野值的探测结果
Fig. 6 The FTA-EKF detection results for GNSS positioning outliers during the test

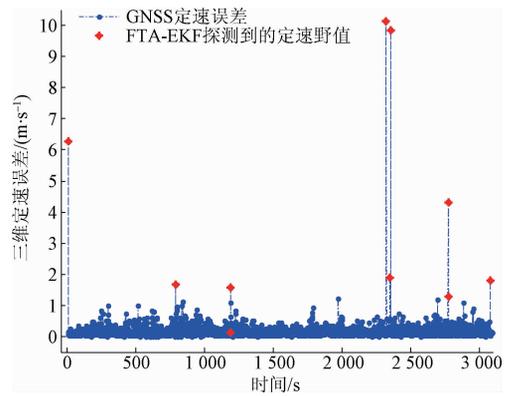


图 7 FTA-EKF 对 GNSS 定速野值的探测结果
Fig. 7 The FTA-EKF detection results for GNSS velocity outliers during the test

可以看出,正是观测野值的存在使得标准 Kalman 滤波算法的观测噪声协方差阵与实际严重不符,导致 GNSS/MEMS-INS 松散组合导航系统滤波解精度较差。根据图 3、4 和表 3~5 可知,本文所提的抗野值自适应 Kalman 滤波算法能够有效抑制野值的不利影响,精度明显高于标准 Kalman 滤波。

4 结 论

针对基于高性能 GNSS/MEMS-INS 组合的城市车辆导航问题,本文研究了一种抗野值自适应 Kalman 滤波算法在组合导航信息融合中的应用。该算法能够较为准确地实时探测 GNSS 定位定速异常,自适应地调整新息协方差,从而抑制“野值”量测信息对导航状态估计的不良影响,提升了组合导航的精度和可靠性。实验结果表明,本文算法对卫星定位定速异常有较强的适应性和容错性;相对于传统算法,本文算法对位置、速度和姿态的估计精度分别提升 35.78%、60.19% 和 82.41%,显著提高了 GNSS/MEMS-INS 组合导航精度。

参考文献

[1] 谢钢. GPS 原理与接收机设计[M]. 北京: 电子工业出版社, 2009: 204-205.
XIE G. Principles of GPS and receiver design[M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2009: 204-205.

[2] SHIN E H. Estimation techniques for low-cost inertial navigation[D]. Alberta: University of Calgary, 2005.

[3] ALEX G Q, GIANLUCA F, EMANUELA F, et al. A comparison between different error modeling of MEMS applied to GPS/INS integrated systems[J]. Sensors, 2013, 13(1): 9549-9588.

[4] YANG Y X, HE H, XU G. Adaptively robust filtering

- for kinematic geodetic positioning[J]. Journal of Geodesy, 2001, 75(2-3): 109-116.
- [5] MOHAMED A H, SCHWARZ K P. Adaptive Kalman filtering for INS/GPS [J]. Journal of Geodesy, 1999, 73(4): 193-203.
- [6] SAMEH N, NASER E. A combined algorithm of improving INS error modeling and sensor measurements for accurate INS/GPS navigation [J]. GPS Solutions, 2006, 10(1): 29-39.
- [7] NASER E, HOU H Y, NIU X J. Analysis and modeling of inertial sensors using Allan variance[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2008, 57(1): 140-149.
- [8] HAN S L, WANG J L. Quantization and colored noises Error modeling for inertial sensors for GPS/INS integration [J]. IEEE Sensors Journal, 2011, 11(6): 1493-1503.
- [9] NIU X J, CHEN Q J, ZHANG Q, et al. Using Allan variance to analyze the error characteristics of GNSS positioning[J]. GPS Solutions, 2014, 18(1): 231-242.
- [10] DING W D, WANG J L, KINLYSIDE C R D, et al. Improving adaptive Kalman estimation in GPS/INS integration[J]. Journal of Navigation, 2007, 60(3): 517-529.
- [11] HIDE C, MOORE T, SMITH M. Adaptive Kalman filtering for low-cost INS/GPS [J]. Journal of Navigation, 2003, 56(1): 143-152.
- [12] 刘洞波, 杨高波, 肖鹏, 等. 移动机器人自适应抗差无迹粒子滤波定位算法[J]. 仪器仪表学报, 2015, 36(5): 1131-1137.
- LIU D B, YANG G B, XIAO P, et al. Mobile robot adaptive robust unscented particle filter localization algorithm [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2015, 36(5): 1131-1137.
- [13] 薛明喜, 杨扬, 张晨睿, 等. 基于自适应 Kalman 滤波的 SAW 测温数据纠错方法[J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(12): 2766-2773.
- XUE M X, YANG Y, ZHANG CH R, et al. Error correction method for SAW temperature measurement data based on adaptive Kalman filter[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016, 37(12): 2766-2773.
- [14] CHANG G B. Robust Kalman filtering based on Mahalanobis distance as outlier judging criterion[J]. Journal of Geodesy, 2014, 88(1): 391-401.
- [15] 余彦霖, 祖家奎, 廖智麟. 基于卡尔曼滤波的 MUH 姿态信号融合算法研究[J]. 电子测量技术, 2015, 38(5): 106-110.
- YU Y L, ZU J K, LIAO ZH L. The research on attitude determination algorithm based on Kalman filter for unmanned helicopter[J]. Electronic Measurement Technology, 2015, 38(5): 106-110.
- [16] 方根在, 黎福海. 小型飞行器姿态估计系统设计与实现[J]. 电子测量与仪器学报, 2017, 31(3): 474-480.
- FANG G Z, LI F H. Design and implementation of MAV attitude estimation system [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2017, 31(3): 474-480.
- [17] LI W, GONG D R, LIU M H, et al. Adaptive robust Kalman filter for relative navigation using global position system[J]. IET Radar, Sonar and Navigation, 2013, 7(5): 471-479.
- [18] YANG Y X, XU T H. An adaptive Kalman filter based on sage windowing weights and variance components[J]. Journal of Navigation, 2003, 56(2): 231-240.
- [19] YANG Y X, GAO W G, ZHANG X. Robust Kalman filtering with constraints: A case study for integrated navigation[J]. Journal of Geodesy, 2010, 84(1): 373-381.
- [20] ZHAO S Y, LIN F, PENG K M, et al. Vision-based estimation of attitude, velocity, and inertial measurement bias for UAV stabilization [J]. Journal of Intelligent & Robotics Systems, 2016, 81(1): 531-549.
- [21] 孙超, 张美君. 基于 Kalman 滤波的头盔运动姿态的预测方法[J]. 国外电子测量技术, 2015, 34(2): 82-86.
- SUN CH, ZHANG M J. Pose prediction method for moving helmet based on Kalman filtering [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2015, 34(2): 82-86.

作者简介



王鼎杰, 2011 年于郑州大学获得学士学位, 2013 年于国防科学与技术大学获得硕士学位, 现为国防科学与技术大学博士生, 主要研究方向为惯性导航、惯性/卫星组合导航技术、状态估计。

E-mail: wangdingjie11@nudt.edu.cn

Wang Dingjie received his B.Sc. degree from Zhengzhou University in 2011, and M.Sc. degree from National University of Defense Technology in 2013. Now he is a Ph.D. candidate in National University of Defense Technology. His main research interests include inertial navigation, INS/GNSS integrated navigation and optimal state estimation technique.



吴杰 (通讯作者), 分别在 1984 年和 1987 年于解放军测绘学院获得学士学位和硕士学位, 1996 年于中国科学院上海天文台获得博士学位, 现为国防科技大学教授, 主要研究方向为卫星/微惯性高精度组合导航技术。

E-mail: wujie_nudt@sina.com

Wu Jie (Corresponding author) received his B.Sc. and M.Sc. degrees both from PLA Surveying and Mapping College in 1984 and 1987, respectively, and received his Ph.D. degree from Shanghai Astronomical Observatory, CAS in 1996. Now he is a professor in National University of Defense Technology. His main research interests include high accuracy GNSS/MEMS-INS integrated navigation technique.