

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2209692

# 基于 EM 估计的多模型车载组合导航算法

朱东琴,王红茹,岳敬轩

(哈尔滨工程大学信息与通信工程学院 哈尔滨 150001)

**摘要:**针对行车过程中车载全球卫星导航系统受遮挡产生多径效应、可见星数量少等影响,造成的定位精度差的问题,提出了一种基于期望最大化(EM)的交互式多模型车载组合导航算法。本文采用了混合高斯分布模型描述 GNSS 多径效应误差分布,提出了基于 EM 的 SINS/GNSS 子系统组合导航信息融合方法,实现多径效应偏置误差的估计。建立了基于零速约束的 SINS/OD 组合导航模型,同时利用交互式多模型算法实现了在 GNSS 信号丢失情况下的导航模型交互融合,提高了车载组合导航系统精度。车载实验结果表明在 GNSS 多径效应及信息丢失条件下,本文所提出算法能有效提高导航精度,多径效应的混合高斯模型偏置为 10 m 条件下,偏置估计误差小于 0.5 m,水平最大定位误差为 2 m,比传统交互式多模型算法定位误差降低 84.62%。

**关键词:** EM; 车载组合导航; 交互式多模型; 多径效应

**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

## A multi-model vehicle integrated navigation algorithm based on EM estimation

Zhu Dongqin, Wang Hongru, Yue Jingxuan

(School of Information and Communication Engineering, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China)

**Abstract:** The multi-path effect caused by occlusion and small number of visible stars in the vehicle global satellite navigation system during driving result in poor positioning accuracy, an interactive multi model vehicle integrated navigation algorithm based on EM is proposed. In this article, the mixed Gaussian distribution model is used to describe the error distribution of GNSS multipath effect, and the SINS/GNSS integrated navigation subsystem information fusion method based on EM is proposed to estimate the offset error of multipath effect. The SINS/OD integrated navigation model based on zero speed constraint is formulated. Meanwhile, the interactive multi model algorithm is utilized to realize the interactive fusion of navigation models in the case of GNSS signal loss, which improves the accuracy of the vehicle integrated navigation system. Vehicle experiment results show that the proposed algorithm can effectively improve the navigation accuracy under the conditions of GNSS multipath effect and information loss. When the offset of Gaussian mixture model of multipath effect is 10 m, the offset estimation error is less than 0.5 m, and the maximum horizontal positioning error is 2 m, which is 84.62% lower than that of traditional interactive multi model algorithm.

**Keywords:** EM; vehicle integrated navigation; interactive multi model; multipath effect

## 0 引 言

近年来自动驾驶成为科研领域的热点<sup>[1]</sup>,高精度的陆地车辆自主导航是自动驾驶的重要技术之一。捷联惯性导航系统(strapdown inertial navigation system, SINS)能提供丰富的导航参数,是车载导航和无人飞行器控制系

统必备的传感器<sup>[2]</sup>。但是,SINS 导航原理决定了其导航误差具有随时间累积的特点,不适合用于长时间导航。现有的车载导航系统多采用多传感器组合导航方式,然而,复杂多样的传感器如:多普勒雷达、视觉传感器等,增加了车载导航系统的成本,且在恶劣环境下组合系统故障风险也会增加<sup>[3-4]</sup>。

全球卫星导航系统(global navigation satellite system, GNSS)是人们最熟知的导航方式,在一般环境下,GNSS能为车辆提供高精度的位置信息,能充分的弥补SINS系统误差累积的缺陷。采用实时动态差分(real time kinematic, RTK)技术的GNSS导航系统在开阔的环境下可以完成误差小于10 cm的定位<sup>[5-6]</sup>,但是其容易受到环境约束,其中多路径效应是影响其定位质量的主要因素,城市中道路旁具有强反射面的楼宇建筑大大增加了多径效应发生的概率,因此城市环境对GNSS导航精度十分不利<sup>[7-8]</sup>。在树木、建筑等遮掩的环境下,可用卫星数量少于4颗时,GNSS将完全失效。针对GNSS的多径效应影响,Heng等<sup>[9]</sup>对天线屏蔽角展开分析,提出了优化的天线配置方案。对多径效应进行建模和参数辨识,并对多径效应进行校正,但研究是在静态测量的基础上,不适用于动态的车辆应用环境。Cheng等<sup>[10]</sup>使用EM算法对多径干扰下的直接信号参数和反射信号参数进行估计,实现动态和静态环境下的仿真研究,减轻了多径效应对GNSS信号的影响,但并未使用准确的数学模型来描述多径信号的动态。

为解决GNSS失效时导航精度低的问题,SINS与车载里程计组合导航系统被大量研究以应对GNSS无法提供测量信息的环境中<sup>[11-12]</sup>,Wang等<sup>[13]</sup>提出了基于状态变换的惯性导航系统误差模型,改善了组合导航模型精度,提高了SINS/里程计(odometry, OD)长时间导航精度。Gao等<sup>[14]</sup>考虑了SINS/OD系统空间不一致性,并提出了空间杆臂高精度补偿方法。但以上研究均是针对SINS/OD组合系统展开,忽略了GNSS的作用,SINS/OD组合系统陀螺漂移及位置误差不可观测等缺陷也影响着系统定位精度,不适用于车辆长时间城市行驶。Wen等<sup>[15]</sup>针对导航系统可能受到不确定噪声的影响,导致估计结果出现偏差,采用高斯混合模型来表示不确定性噪声,提出变分贝叶斯期望最大(variational bayes expectation maximization, VBEM)算法将其应用于SINS/GNSS系统。为解决复杂环境下GNSS短时受限进而影响组合导航的性能,沈凯等<sup>[16]</sup>提出一种自适应因子估计GNSS信号异常情况,提高了组合导航系统对环境的适应性和鲁棒性。但目前对SINS/GNSS/OD组合系统的研究却较为少见。

交互式多模型(interacting multiple model algorithm, IMM)算法在机动目标跟踪中是最流行的方式被用来优化车辆导航系统的性能,使车辆可以适应复杂的路况,该算法可集成各种车载传感器,用车辆模型描述车辆运动状态<sup>[17-18]</sup>,减少因子系统发生故障时带来的误差<sup>[19]</sup>。Wang等<sup>[20]</sup>提出了一种新的多传感器信息融合方法,将自适应交互式多模型算法与联邦滤波算法相结合,自适应检测和处理量测信号中的异常值,提高了

导航估计的精度。为解决量测异常问题以抑制非视距(non line of sight, NLOS)效应,Youn等<sup>[21]</sup>利用变分贝叶斯推导目标运动模型作为交互式多模型滤波器的子滤波器来描述车辆的动力学模型,所提算法与现有的算法相比其精度有显著提高。以上方法并未使用交互式多模型算法对SINS/GNSS/OD组合导航系统进行直接融合,在实际应用中,很难保证模型覆盖所有可能的情况。

本文对提高SINS/GNSS/OD组合导航系统在GNSS存在多径效应或卫星信号受到完全遮挡环境下导航精度展开研究,针对卫星信号受遮挡环境提出基于交互式多模型的SINS/GNSS/OD组合导航方案,在GNSS失效情况下组合系统将自动切换至SINS/OD模式。构建多径效应的GNSS混合高斯定位误差模型,建立基于期望-最大化的SINS/GNSS组合导航模型,以充分估计利用高精度的GNSS定位信息。

## 1 SINS/GNSS/OD 组合导航系统模型

多传感器组合导航模型可由扩充系统状态或观测维度完成,即由GNSS和OD提供量测信息对SINS误差进行校正,这种方案集中利用了SINS、GNSS和OD的信息,存在的缺陷是未加区分的利用不同传感器的测量信息,一种传感器的测量异常将直接引起组合系统的误差。本文将采用一种新的基于期望最大化的交互式多模型(EMBIMM)方案实现SINS、GNSS和OD的组合,采用SINS/GNSS组合导航系统和SINS/OD组合导航系统两个子系统导航结构进行交互融合实现在复杂城市环境下的车辆高精度导航。以SINS为基础的组合导航系统通常采用以误差状态估计的间接方法实现。其中子系统 $g$ 、 $d$ 离散化系统方程如下:

$$\mathbf{X}_k^s = \Phi_{k/k-1}^s \mathbf{X}_{k-1}^s + \Gamma_{k/k-1}^s \mathbf{W}_{k-1} \quad (1)$$

其中, $\mathbf{X}_{k-1}^s$ 是SINS误差状态向量,为状态一步转移矩阵, $\Gamma_{k/k-1}^s$ 为系统噪声分配矩阵,两者可以由SINS误差方程获得。 $\mathbf{W}_{k-1}$ 是系统噪声向量,系统噪声协方差矩阵 $\mathbf{Q}$ 。式中“ $s$ ”表示子系统类别,本文中“ $s$ ”为 $g$ 表示SINS/GNSS组合导航系统, $d$ 表示SINS/OD组合导航系统。

在SINS/GNSS组合导航系统中GNSS提供精确的位置信息以获得对SINS位置误差的观测,在不考虑时间、空间不一致的影响下,观测矢量如式(2)所示。

$$\mathbf{Z}^g = \mathbf{p}^g - \mathbf{p}_{gnss}^n = \mathbf{p}^n + \delta\mathbf{p}^g - (\mathbf{p}^n + \delta\mathbf{p}_{gnss}^n) = \delta\mathbf{p}^g - \delta\mathbf{p}_{gnss}^n \quad (2)$$

其中, $\mathbf{p}^g$ 为SINS1系统的定位输出, $\mathbf{p}_{gnss}^n$ 为GNSS的位置量测信息, $\mathbf{p}^n$ 为车辆所在真实位置, $\delta\mathbf{p}_{gnss}^n$ 为GNSS的位置误差,一般情况下服从零均值高斯分布。则

SINS/GNSS 组合导航系统的量测方程为：

$$\begin{aligned} \mathbf{Z}^g &= \mathbf{H}^g \mathbf{X}^g + \mathbf{w}^g \\ \mathbf{H}^g &= [\mathbf{0}_{3 \times 6} \quad \mathbf{I}_{3 \times 3} \quad \mathbf{0}_{3 \times 6}] \end{aligned} \quad (3)$$

其中,  $\mathbf{w}^g = -\delta \mathbf{p}_{gnss}^n$ , 其协方差为  $\mathbf{R}^g$ 。

OD 为 SINS 提供载体坐标系  $b$  的精确速度信息以校正 SINS 随时间积累的速度误差。但仅能提供车辆前向速度信息, 有学者提出基于非完整约束的 SINS/OD 组合导航方法, 实质为考虑 SINS 坐标系与车辆载体系  $b$  重合, 且车辆在侧向和垂向位移较小的情况下, 假设两个方向上的速度为 0, 则观测矢量如下：

$$\begin{aligned} \mathbf{Z}^d &= \mathbf{C}_n^{bd} \mathbf{v}^d - \mathbf{v}_{od}^b = \mathbf{v}^b + \mathbf{C}_n^{bd} \delta \mathbf{v}^{nd} - (\mathbf{v}^b + \delta \mathbf{v}_{od}^b) = \\ &\mathbf{C}_n^{bd} \delta \mathbf{v}^{nd} - \delta \mathbf{v}_{od}^b \end{aligned} \quad (4)$$

其中,  $\mathbf{C}_n^{bd}$  和  $\mathbf{v}^d$  分别为 SINS2 系统的姿态矩阵和速度输出,  $\mathbf{v}_{od}^b = [0; \mathbf{v}_{od}; 0]$  为零速约束构建量测信息,  $\mathbf{v}_{od}$  为 OD 的量测信息,  $\mathbf{v}^b$  为车辆真实速度,  $\delta \mathbf{v}_{od}^b$  为 OD 的速度误差, 通常认为其服从零均值高斯分布。SINS/OD 组合导航系统的量测方程为：

$$\begin{aligned} \mathbf{Z}^d &= \mathbf{H}^d \mathbf{X}^d + \mathbf{w}^d \\ \mathbf{H}^d &= [\mathbf{0}_{3 \times 3} \quad \mathbf{C}_n^{bd} \quad \mathbf{0}_{3 \times 9}] \end{aligned} \quad (5)$$

## 2 交互式多模型算法

交互式多模型算法能够对可变模型及噪声统计特性未知的系统进行自适应处理, 本文利用其自适应调节模型的优势, 在 GNSS 信息受到严重遮掩情况下使模型切换为 SINS/OD 组合导航状态。文中模型数量为 2, 分别为  $g$ : SINS/GNSS 组合导航模型;  $d$ : SINS/OD 组合导航模型。交互式多模型过程如下。

### 2.1 模型混合与输入交互

令  $m_k$  表示  $k$  时刻的组合模型状态为  $m$ , 模型先验转移概率 (马尔可夫转移概率) 为  $p(m_k = i | m_{k-1} = j)$  表示  $k-1$  时刻模型  $j$  在  $k$  时刻转为模型  $i$  的概率,  $i, j$  分别为  $g$  或  $d$ 。状态交互可以表示为概率模型：

$$p(\mathbf{X}_{k-1} | m_k = i, \mathbf{Z}_{k-1}) = \sum_j p(\mathbf{X}_{k-1} | m_{k-1} = j, \mathbf{z}_{k-1}) \times p(m_{k-1} = j | m_k = i) \quad (6)$$

其中, 后验状态转移概率  $p(m_{k-1} = j | m_k = i)$  可以由 Bayes 理论获得：

$$p(m_{k-1} = j | m_k = i) = \frac{p(m_k = i | m_{k-1} = j) p(m_{k-1} = j)}{p(m_k = i)} \quad (7)$$

在高斯噪声条件下, 模型交互状态为：

$$\begin{aligned} \mathbf{X}_{k-1}^{oi} &= E[\mathbf{X}] |_{p(\mathbf{X}_{k-1} | m_k = i, \mathbf{Z}_{k-1}) =} \\ &\int \mathbf{X}_{k-1} p(\mathbf{x}_{k-1} | m_k = i, \mathbf{Z}_{k-1}) d\mathbf{X}_{k-1} = \\ &\sum_j \mathbf{X}_{k-1}^j p(m_{k-1} = j | m_k = i) \end{aligned} \quad (8)$$

同理可得, 交互状态协方差为：

$$\begin{aligned} \mathbf{P}_{k-1}^{oi} &= \sum_j [(\mathbf{X}_{k-1}^j - \mathbf{X}_{k-1}^{oi})(\mathbf{X}_{k-1}^j - \mathbf{X}_{k-1}^{oi})^T + \\ &\mathbf{P}_{k-1}^j] p(m_{k-1} = j | m_k = i) \end{aligned} \quad (9)$$

### 2.2 子系统信息融合

子系统以标准卡尔曼滤波为信息融合方法, 一步预测及状态预测误差协方差为：

$$\hat{\mathbf{X}}_{k/k-1}^s = \Phi_{k/k-1}^s \hat{\mathbf{X}}_{k-1}^s \quad (10)$$

$$\mathbf{P}_{k/k-1}^s = \Phi_{k/k-1}^s \mathbf{P}_{k-1}^{os} \Phi_{k/k-1}^{sT} + \Gamma_{k/k-1}^s \mathbf{Q}_{k/k-1} \Gamma_{k/k-1}^{sT}$$

滤波增益矩阵  $\mathbf{K}_k^s$  及新息  $\tilde{\mathbf{Z}}_k^s$  为：

$$\begin{aligned} \mathbf{K}_k^s &= \mathbf{P}_{k/k-1}^s \mathbf{H}^s (\mathbf{S}_k^s)^{-1} \\ \mathbf{S}_k^s &= \mathbf{H}^s \mathbf{P}_{k/k-1}^s \mathbf{H}^{sT} + \mathbf{R}^s \end{aligned} \quad (11)$$

$$\tilde{\mathbf{Z}}_k^s = \mathbf{Z}^s - \mathbf{H}^s \mathbf{X}_{k/k-1}^s$$

其中,  $\mathbf{S}_k^s$  为新息协方差。根据卡尔曼滤波器公式, 状态估计及协方差为：

$$\hat{\mathbf{X}}_k^s = \hat{\mathbf{X}}_{k/k-1}^s + \mathbf{K}_k^s \tilde{\mathbf{Z}}_k^s \quad (12)$$

$$\mathbf{P}_{k/k}^s = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k^s \mathbf{H}^s) \mathbf{P}_{k/k-1}^s$$

### 2.3 模型概率更新与融合输出

在高斯噪声条件下, 模型“ $s$ ”的新息服从高斯分布  $N(\tilde{\mathbf{Z}}_k^s; 0, \mathbf{S}_k^s)$ , 各模型的似然函数为：

$$f^s(k) = \exp\left(-\frac{1}{2} \tilde{\mathbf{Z}}_k^{sT} (\mathbf{S}_k^s)^{-1} \tilde{\mathbf{Z}}_k^s\right) / ((2\pi)^3 |\mathbf{S}_k^s|)^{1/2} \quad (13)$$

模型概率由式 (14) 更新：

$$\begin{aligned} p(m_k = j) &= \\ &f^j(k) \sum_i p(m_k = j | m_{k-1} = i) p(m_{k-1} = i) \\ &\sum_j f^j(k) \sum_i p(m_k = j | m_{k-1} = i) p(m_{k-1} = i) \end{aligned} \quad (14)$$

由 2.2 中子滤波器的滤波结果和式 (14) 所得的模型概率可以计算交互输出状态估计结果如下：

$$\hat{\mathbf{X}}_k = \sum_j \hat{\mathbf{X}}_k^j p(m_k = j) \quad (15)$$

误差协方差为：

$$\mathbf{P}_{k/k} = \sum_j [\mathbf{P}_{k/k}^j + (\hat{\mathbf{X}}_k^j - \hat{\mathbf{X}}_k)(\hat{\mathbf{X}}_k^j - \hat{\mathbf{X}}_k)^T] p(m_k = j) \quad (16)$$

## 3 基于 EM 估计的 SINS/GNSS 组合导航算法

因为 GNSS 能提供精确的位置信息, 实现对 SINS 常用误差状态进行观测, 使其成为 SINS 最好的辅助方式。然而在城市环境中, 建筑及设施容易造成 GNSS 的多径效应, 示意图如图 1 所示, 其严重影响 SINS/GNSS 组合导航的精度。

理想条件下, GNSS 观测误差服从单一的标准高斯分布, 噪声在式 (3) 中给出, 在复杂的城市环境下, 由于

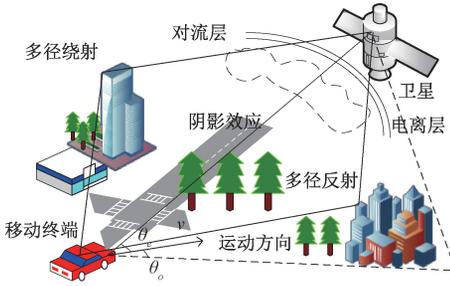


图1 多径效应示意图

Fig. 1 Diagram of multipath effect

GNSS 信号反射和绕射的影响,使多径效应引起的定位误差更具有随机性,传统噪声假设就不能准确描述模型。本文为提高多径效应下 GNSS/SINS 组合导航精度,采用混合高斯模型来描述 GNSS 观测噪声模型,多径效应下可以认为 GNSS 定位噪声服从非零均值的高斯白噪声分布。令带有观测偏置的 SINS/GNSS 观测方程变为:

$$\mathbf{Z}^g = \mathbf{H}^g \mathbf{X}^g + \mathbf{a} + \mathbf{w}^g \quad (17)$$

其中,  $\mathbf{a}$  为多径效应引起的未知偏置常数。令联合状态  $\bar{\mathbf{X}} = [\mathbf{X} \quad \mathbf{Z}]^T$  服从高斯分布:

$$\bar{\mathbf{X}} \sim N[\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma}] = N\left[\begin{pmatrix} \boldsymbol{\mu}_X \\ \boldsymbol{\mu}_Z \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} \boldsymbol{\Sigma}_X & \boldsymbol{\Sigma}_{XZ} \\ \boldsymbol{\Sigma}_{ZX} & \boldsymbol{\Sigma}_Z \end{pmatrix}\right] \quad (18)$$

为说明混合高斯分布模型,需要引入隐变量  $l = \{l_1, l_2, \dots, l_K\}$ ,  $l_k = 1$  描述了当前样本服从第  $k$  个高斯分布。在混合高斯模型下,联合状态先验概率函数为:

$$p(\bar{\mathbf{X}}) = \sum_l p(\bar{\mathbf{X}}, l) = \sum_{k=1}^K p(\bar{\mathbf{X}}, l_k = 1) = \sum_{k=1}^K p_k N(\bar{\mathbf{X}} | \boldsymbol{\mu}_k, \boldsymbol{\Sigma}_k) \quad (19)$$

其中,  $p_k$  为样本服从第  $k$  个高斯分布的概率,且有

$\sum_{k=1}^K p_k = 1$ ,  $\boldsymbol{\mu}_k$  为高斯分布均值,描述了当前多径效应下观测误差偏置情况。令混合高斯分布参数为  $\theta = \{p_1, \dots, p_K, \boldsymbol{\mu}_1, \dots, \boldsymbol{\mu}_K, \boldsymbol{\Sigma}_1, \dots, \boldsymbol{\Sigma}_K\}$ , 由式(18)可以看出其参数的最大似然估计无法得出解析解。本文采用一种 EM 方法来完成混合高斯参数的辨识,EM 方法分为两步:1) 在 E 过程中,基于当前模型参数计算对数似然函数,2) 在 M 过程中求解极大化对数似然函数的模型参数。迭代以上两个过程即可以求得优化的模型参数。

### 3.1 E 过程

基于上述混合高斯模型,可以计算对数似然函数  $\ln p(\bar{\mathbf{X}}, l | \theta)$  基于概率  $p(l | \bar{\mathbf{X}}, \theta^{(t)})$  的期望  $Q(\theta, \theta^{(t)})$  为:

$$Q(\theta, \theta^{(t)}) = \int_l \ln p(\bar{\mathbf{X}}, l | \theta) p(l | \bar{\mathbf{X}}, \theta^{(t)}) dl = \sum_l \ln \prod_{j=1}^N p(\bar{\mathbf{X}}_j, l_j = 1 | \theta) \prod_{j=1}^N p(l_j = 1 | \bar{\mathbf{X}}_j, \theta^{(t)}) = \sum_{j=1}^N \sum_{l_j=1}^K \ln p_k N(\bar{\mathbf{X}}_j | \boldsymbol{\mu}_k, \boldsymbol{\Sigma}_k) p(l_j = 1 | \bar{\mathbf{X}}_j, \theta^{(t)}) \quad (20)$$

### 3.2 M 过程

最大化 E 过程的似然函数期望,可得模型参数为:

$$\hat{\theta} = \underset{\theta}{\operatorname{argmax}} Q(\theta, \theta^{(t)}) \quad (21)$$

分别将  $\theta$  代为  $p_k, \boldsymbol{\mu}_k, \boldsymbol{\Sigma}_k$ , 可计算混合高斯概率为:

$$p_k^{(t+1)} = \frac{\sum_n p(l_{nk} | \bar{\mathbf{X}}_n, \theta^{(t)})}{\sum_n \sum_k p(l_{nk} | \bar{\mathbf{X}}_n, \theta^{(t)})} \quad (22)$$

联合状态期望  $\boldsymbol{\mu}_k^{(t+1)}$  及多径效应下 GNSS 观测误差偏置量  $\mathbf{a}_k$  为:

$$\boldsymbol{\mu}_k^{(t+1)} = \frac{\sum_n p(l_{nk} | \bar{\mathbf{X}}_n, \theta^{(t)}) \bar{\mathbf{x}}_n}{\sum_n p(l_{nk} | \bar{\mathbf{X}}_n, \theta^{(t)})} \quad (23)$$

$$\mathbf{a}_k = \boldsymbol{\mu}_{zk}^{(t+1)}$$

联合状态协方差为:

$$\boldsymbol{\Sigma}_k^{(t+1)} = \frac{\sum_n p(l_{nk} | \bar{\mathbf{X}}_n, \theta^{(t)}) (\bar{\mathbf{x}}_n - \boldsymbol{\mu}_k^{(t+1)}) (\bar{\mathbf{x}}_n - \boldsymbol{\mu}_k^{(t+1)})^T}{\sum_n p(l_{nk} | \bar{\mathbf{X}}_n, \theta^{(t)})} \quad (24)$$

将 M 过程计算所得新的参数  $\theta^{(t+1)}$  代回 E 过程,通过迭代计算上述过程至参数收敛,代入式(18)即可确定联合状态  $\bar{\mathbf{X}}$  的参数  $\boldsymbol{\mu}_X, \boldsymbol{\mu}_Z, \boldsymbol{\Sigma}_X, \boldsymbol{\Sigma}_Z$ 。则根据贝叶斯定理组合导航误差状态  $\mathbf{X}$  的后验概率分布函数为:

$$p(\mathbf{X} | \mathbf{Z}) \sim N(\boldsymbol{\mu}_X + \boldsymbol{\Sigma}_{ZX} \boldsymbol{\Sigma}_Z^{-1} (\mathbf{Z} - \boldsymbol{\mu}_Z), \boldsymbol{\Sigma}_X - \boldsymbol{\Sigma}_{XZ} \boldsymbol{\Sigma}_Z^{-1} \boldsymbol{\Sigma}_{ZX}^{-1}) \quad (25)$$

在 GNSS 辅助条件下的 SINS 误差状态估计为:

$$\hat{\mathbf{X}}^g = \boldsymbol{\mu}_X + \boldsymbol{\Sigma}_{ZX} \boldsymbol{\Sigma}_Z^{-1} (\mathbf{Z} - \boldsymbol{\mu}_Z) \quad (26)$$

状态估计协方差为:

$$\mathbf{P}_X = \boldsymbol{\Sigma}_X - \boldsymbol{\Sigma}_{XZ} \boldsymbol{\Sigma}_Z^{-1} \boldsymbol{\Sigma}_{ZX}^{-1} \quad (27)$$

根据 SINS/GNSS 组合系统方程及量测方程可得下一时刻的联合分布状态  $\bar{\mathbf{X}}$  先验分布为:

$$\bar{\mathbf{X}}_{k+1} \sim N\left[\begin{pmatrix} \boldsymbol{\Phi}_{k+1/k} \hat{\mathbf{X}}_k \\ \mathbf{H}^g \boldsymbol{\Phi}_{k+1/k} \hat{\mathbf{X}}_k + \mathbf{a}_k \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} \mathbf{P}_{k+1/k} & (\mathbf{H}^g \mathbf{P}_{k+1/k})^H \\ (\mathbf{H}^g \mathbf{P}_{k+1/k}) & \mathbf{R}^g \end{pmatrix}\right] \quad (28)$$

$$\mathbf{P}_{k+1/k} = \boldsymbol{\Phi}_{k+1/k} \mathbf{P}_{k-1} \boldsymbol{\Phi}_{k+1/k}^T + \boldsymbol{\Gamma}_{k+1/k} \mathbf{Q}_{k+1/k} \boldsymbol{\Gamma}_{k+1/k}^T$$

由式(18)、(19)、(21)~(28)可得完整的基于 EM 估计的 SINS/GNSS 组合导航算法。

## 4 车载实验验证

为验证本文所提出组合导航算法的有效性,本文进行了车载实验数据的离线仿真(数据来源: <http://www.psins.org.cn/newsinfo/2313959.html>)。跑车轨迹如图2所示。



图 2 车载实验轨迹和里程计输出  
Fig. 2 Track of the land vehicle test

实验车辆装备了陀螺精度约为  $0.01^\circ/h$  的激光惯性导航系统,里程计和采用 RTK 技术的 GNSS 相关传感器。SINS 和 OD 输出频率为 125 Hz,GNSS 输出频率为 1 Hz。SINS/GNSS 组合系统缺少对量测异常的鲁棒性,SINS/OD 的定位误差随着里程的增加而增大,两者都不具备为载体提供高精度长时间的导航能力。在本节中,仅对 IMM 和 EMBIMM 算法进行车载实验数据比较。将 GNSS 信息中加入误差用来模拟 GNSS 天线受建筑遮挡 GNSS 多径效应,在实验过程中观察到 GNSS 量测信息的延时、异常和偏置情况,证明本节对实验数据加入误差进行模拟仿真是符合实际应用。

在实验中,因为所采用 SINS 精度较高,在量测周期内位置误差增长缓慢,因此 GNSS 观测异常可以由新息充分反应。图 3 证明了在城市复杂环境中 GNSS 难以为 SINS/GNSS 组合导航系统提供稳定精度的位置信息,从而影响 SINS/GNSS 组合系统的导航精度。为验证所提算法有效性,在 2 400~3 000 s 设置 GNSS 信号丢失,丢失概率为 30%,在这期间 SINS 收到 GNSS 位置信息为 0。GNSS 多径效应设置时间段为 1 200~1 800 s,表示为如下混合高斯分布。

$$pos\_error = \begin{cases} N(0,1^2)m & 0.7 \\ N(10,2^2)m & 0.3 \end{cases} \quad (29)$$

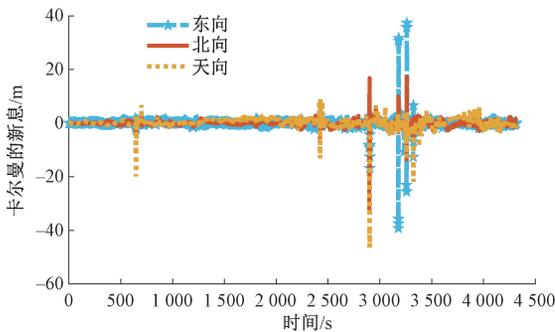


图 3 SINS/GNSS 组合导航系统新息

Fig. 3 SINS/GNSS integrated navigation system innovation

姿态误差和速度误差情况如图 4~5 所示,可以看出,两种算法的姿态误差和速度误差在前 1 200 s 几乎一致,因为所提出的 EMBIMM 算法在没有多径效应发生条件下与 IMM 算法等效。1 200~1 500 s,IMM 算法误差曲线增加较为迅速,水平姿态误差小于  $0.005^\circ$ ,方位误差小于  $0.05^\circ$ ,速度误差增  $0.1 \text{ m/s}$ 。其原因是在多径效应发生时,传统的 IMM 算法不能迅速检测并切换至 SINS/OD 组合导航模型,且不能处理 GNSS 常值观测偏置误差,量测偏置误差传递至系统中,造成 SINS 误差状态估计不准确。EMBIMM 在多径效应下,天向速度误差有明显增加。

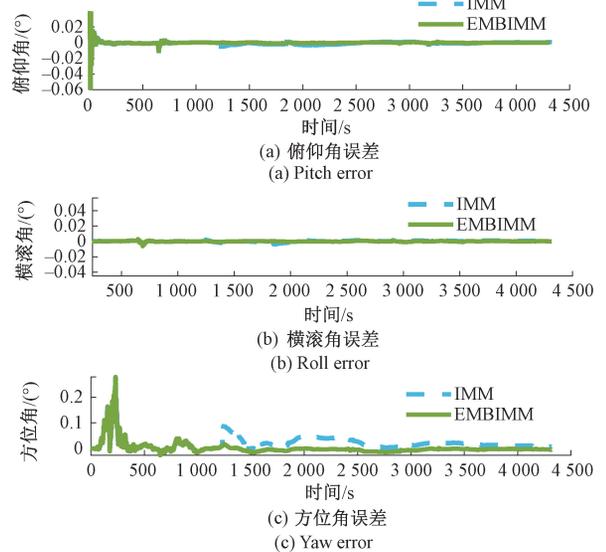


图 4 姿态误差比较

Fig. 4 Attitude error comparison

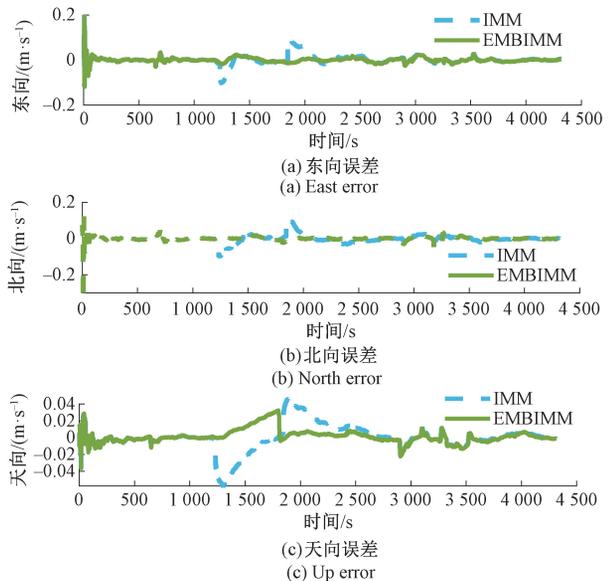


图 5 速度误差比较

Fig. 5 Velocity error comparison

图6~7为陀螺仪和加速度计偏置估计情况,在载体充分机动后,加速度计零偏分别收敛至 $-80, 80$ 和 $-200 \mu\text{g}$ 陀螺仪零漂分别收敛至 $0.01^\circ/\text{h}, -0.005^\circ/\text{h}$ 和 $0.02^\circ/\text{h}$ 。IMM算法和EMBIMM算法的模型概率结果在图8~9所示。可以看出IMM算法和EMBIMM算法在GNSS信息丢失时间段(2400~3000s)都能够实现切换至SINS/OD模型,避免引入较大的系统定位误差。不同点是EMBIMM算法在多径效应影响下能有效地利用GNSS信息估计多径效应造成的位置偏置,进而改善SINS/GNSS组合系统导航精度。IMM算法仅能通过切换模型概率方式处理GNSS多径效应影响,在较低离群点情况,IMM算法容易存在模型切换失效和SINS/OD定位误差累积的特点。

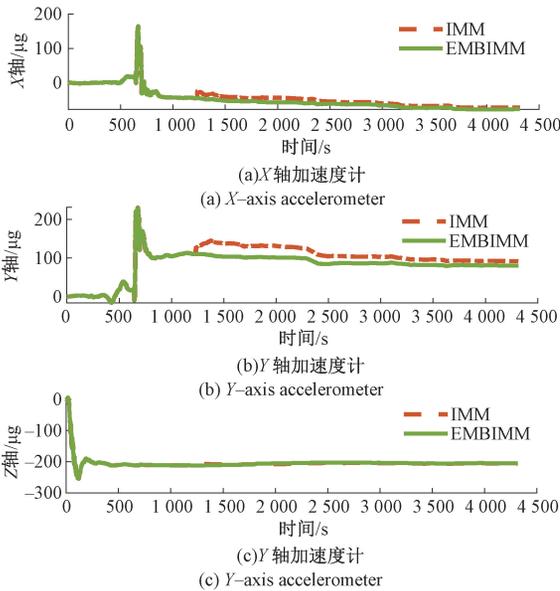


图6 加速度计零偏估计

Fig. 6 Accelerometer bias estimation

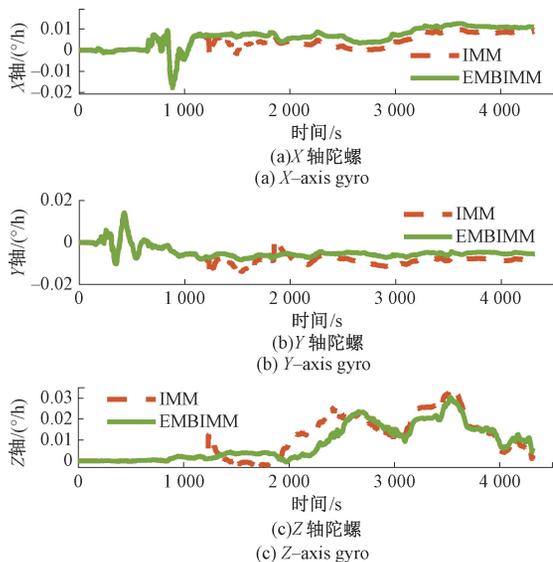


图7 陀螺漂移估计

Fig. 7 Gyro drift estimation

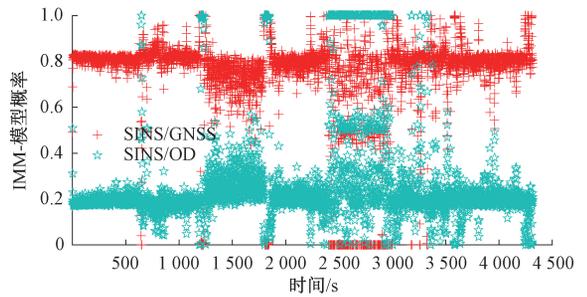


图8 IMM模型概率

Fig. 8 IMM model possibility

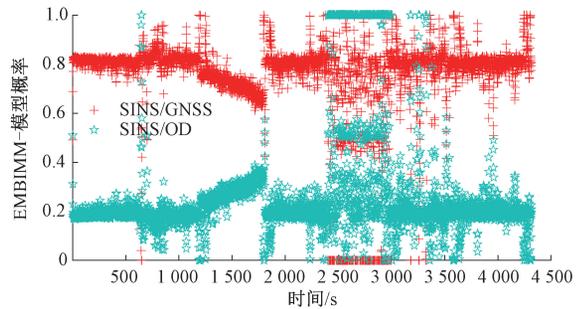


图9 EMBIMM模型概率

Fig. 9 EMBIMM model possibility

EMBIMM算法的定位误差均方根(RMSE)和多径效应偏置估计情况如图10~11所示。

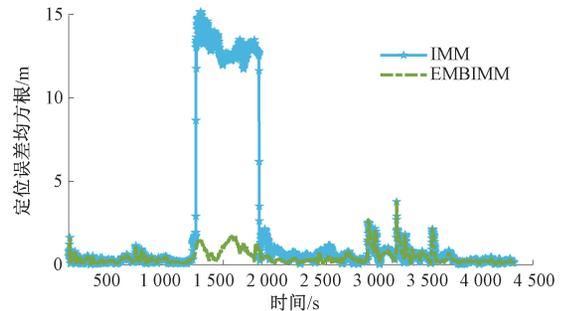


图10 定位误差均方根

Fig. 10 Root mean square of positioning error

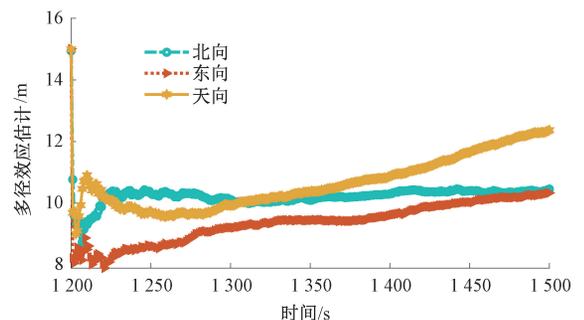


图11 EMBIMM多径效应偏置估计

Fig. 11 Estimation of multipath effect by EMBIMM

IMM定位误差增加了13 m,而EMBIMM算法定位误差仅有小幅增加,最大误差约为2 m,接近GNSS观测精度。多径效应等效的混合高斯偏置估计结果接近10 m,接近所设置的误差值。综上所述,所提出的EMBIMM算法可以有效的估计多径效应引起的量测位置偏置,改善车载导航定位精度,相比IMM算法有明显的优势。

## 5 结 论

本文针对车辆SINS/GNSS/OD组合导航系统在城市复杂环境中因GNSS多径效应或接收天线受遮掩丢失信息而导致的导航精度下降的问题,提出了一种基于EM估计的交互式多模型滤波算法。针对GNSS多径效应误差的混合高斯分布特性,本文对SINS/GNSS组合子系统采用EM算法实现隐含状态的估计,提高了多径效应下子系统的导航精度;针对GNSS信息丢失情况,采用交互式多模型方案实现GNSS异常情况下SINS/GNSS和SINS/OD组合系统的交互输出。最后通过实验进行了验证,在多径效应及信息丢失环境下本文所提出的EMBIMM算法能有效的估计出多径效应偏置误差,实现抑制多径效应引入的误差,比传统IMM算法更具有优越性。

## 参考文献

- [ 1 ] 辜声峰,戴春齐,何成鹏,等.面向城市车载导航的多系统PPP-RTK/VIO半紧组合算法性能分析[J].武汉大学学报,2021,46(12):1852-861.
- [ 2 ] 于永军,张翔,王新志,等.运动加速度在线估计的非线性惯性航姿算法研究[J].仪器仪表学报,2020,41(6):19-26.
- [ 3 ] YU Z P, HUANG Y J, HUANG J M, et al. GPS/INS/odometer/DR Integrated navigation system aided with vehicular dynamic characteristics for autonomous vehicle application[J]. IFAC-Papers OnLine, 2018, 51(31): 936-942.
- [ 4 ] WANG D, XU X S, YAO Y Q, et al. A Novel SINS/DVL tightly integrated navigation method for complex environment[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2020, 69(7): 5183-5196.
- [ 5 ] HUSSAIN A, AHMED A, MAGSI H, et al. Adaptive

- GNSS receiver design for highly dynamic multipath environments [ J ]. IEEE Access, 2020, 8: 172481-172497.
- [ 6 ] ZHU SH, LI S H, LIU Y, et al. Low-Cost MEMS-IMU/RTK tightly coupled vehicle navigation system with robust lane-level position accuracy [ J ]. 2019 26th Saint Petersburg International Conference on Integrated Navigation Systems (ICINS), 2019:1-4.
- [ 7 ] ORABI M, KHALIFE J, ABDALLAH A A, et al. A machine learning approach for GPS code phase estimation in multipath environments[J]. 2020 IEEE/ION Position, Location and Navigation Symposium (PLANS), 2020: 1224-1229.
- [ 8 ] CHENG L, WANG K, REN M, et al. Adaptive filter approach for GPS multipath estimation under correntropy criterion in dynamic multipath environment [ J ]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2019, 67 ( 22 ): 5798-5810.
- [ 9 ] HENG L, WALTER T, ENGE P, et al. GNSS multipath and jamming mitigation using High-Mask-Angle antennas and multiple constellations [ J ]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2015, 16 ( 2 ): 741-750.
- [ 10 ] CHENG C, TOURNERET J Y. An EM-based multipath interference mitigation in GNSS receivers [ J ]. Signal Processing, 2019, 162: 141-152.
- [ 11 ] DU X, WANG M, WU W, et al. High-Accuracy autonomous navigation algorithm for long-distance land navigation in GNSS-Denied environments[J]. 2021 IEEE International Conference on Unmanned Systems (ICUS), 2021:196-202.
- [ 12 ] SUN Y, WANG L, CAI Q, et al. In-motion attitude and position alignment for odometer-aided SINS based on backtracking scheme [ J ]. IEEE Access, 2019, 7: 20211-20224.
- [ 13 ] WANG M, CAI J, HUANG Y, et al. Schmidt ST-EKF for autonomous land vehicle SINS/OD/LDV integrated navigation [ J ]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2021, 70:1-9.
- [ 14 ] GAO K, REN S, CHEN X, et al. High precision SINS/OD dead reckoning algorithm considering lever arm effect[J]. IECON 2017-43rd Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society, 2017: 3731-3735.
- [ 15 ] WEN W S, BAI X W, HSU L T, et al. GNSS/LiDAR integration aided by self-adaptive gaussian mixture models in urban scenarios: An approach robust to non-gaussian noise [ J ]. 2020 IEEE/ION Position, Location and Navigation Symposium (PLANS), 2020:647-654.

- [16] 沈凯,刘庭欣,左思琪,等. 复杂城市环境下 GNSS/INS 组合导航可观测度分析及鲁棒滤波方法[J]. 仪器仪表学报,2020,41(9):252-261.  
SHEN K,LIU T X,ZUO S Q,et al. Observability analysis and robust fusion algorithms of GNSS/INS integrated navigation in complex urban environment[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020,41(9):252-261.
- [17] JO K, CHU K,SUNWOO M. Interacting multiple model filter-based sensor fusion of GPS with in-vehicle sensors for real-time vehicle positioning[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2012, 13(1): 329-343.
- [18] HEO H U, KIM D J, CHUNG C C. IMM EKF based sensor fusion for vehicle positioning under various road surface conditions [J]. 2020 20th International Conference on Control, Automation and Systems (ICCAS),2020;1220-1224.
- [19] 崔展博,景博,焦晓璇,等. 基于联邦卡尔曼滤波器的容错组合导航系统设计[J]. 电子测量与仪器学报, 2021,35(11):143-153.  
CUI ZH B, JING B, JIAO X X, et al. Design of fault-tolerant integrated navigation system based on federated Kalman filter[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021,35(11):143-153.
- [20] WANG L, LI S. Enhanced multi-sensor data fusion methodology based on multiple model estimation for integrated navigation system[J]. International Journal of Control Automation & Systems,2018,16(1):295-305.
- [21] YOUN W, HUANG Y L,MYUNG H. Robust localization using imm filter based on skew gaussian-gamma mixture distribution in mixed LOS/NLOS condition [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2020, 69(7):5166-5182.

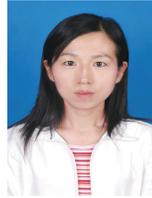
## 作者简介



**朱东琴**,2019 年于临沂大学获得学士学位,现为哈尔滨工程大学硕士研究生,主要研究方向为车载组合导航。

E-mail: zhudongqin@hrbeu.edu.cn

**Zhu Dongqin** received her B.Sc. degree from Linyi University in 2019. She is currently a master student at Harbin Engineering University. Her main research interest is vehicle integrated navigation.



**王红茹**(通信作者),1991 年于东北重型机械学院获得学士学位,2002 年于哈尔滨工业大学获得硕士学位,2006 年于哈尔滨工业大学获得博士学位,现为哈尔滨工程大学副教授,硕士生导师,主要研究方向为协同导航和深度学习。

E-mail: whrhit@hrbeu.edu.cn

**Wang Hongru** (Corresponding author) received her B.Sc. degree from Northeast Heavy Machinery Institute in 1991, received her M.Sc. degree and Ph.D. degree both from Harbin Institute of Technology 2002 and 2006. She is currently an associate professor and a master advisor at Harbin Engineering University. Her main research interests include collaborative navigation and deep learning.



**岳敬轩**,2020 年于安徽工程大学获得学士学位,现为哈尔滨工程大学硕士研究生,主要研究方向为无人机协同导航。

E-mail: yuejingxuan@hrbeu.edu.cn

**Yue Jingxuan** received his B.Sc. degree from Anhui Engineering University in 2020. He is currently a master student at Harbin Engineering University. His main research interest is UAV cooperative navigation.