

# 一种基于 IMM-SCKF 的组合导航算法

梅方玉<sup>1</sup>,仇海涛<sup>1</sup>,王天宇<sup>1</sup>,张峰<sup>2</sup>

(1.北京信息科技大学 高动态导航技术北京市重点实验室,北京 100192;

2.北京航天时代光电科技有限公司,北京 100094)

**摘要:**针对在实际应用中组合导航系统存在的噪声干扰多造成系统滤波精度降低问题,提出了基于交互式多模型(IMM)和平方根容积卡尔曼滤波(SCKF)(IMM-SCKF)算法。IMM-SCKF 滤波算法拥有多个模型集,通过调节子模型的概率后进行融合输出,能够尽可能地模拟实际噪声协方差。仿真试验和道路试验结果均表明,IMM-SCKF 算法的速度误差和位置误差均方根均优于传统单模型 CKF 算法,能有效提高组合导航系统的可靠性。在实际道路跑车试验中,与传统 CKF 算法相比,IMM-SCKF 算法的东、北、天速度误差均方根分别降低了 52%、55%、30%,位置误差均方根分别降低了 47%、60%、32%,IMM-SCKF 算法显著提高了系统的定位精度及抗干扰能力。

**关键词:**组合导航;交互式多模型;平方根容积卡尔曼滤波;融合输出;抗干扰能力

**中图分类号:**TN967.2 **文献标识码:**A

## Integrated Navigation Algorithm Based on Interactive Multi-Model Square-Root Cubature Kalman Filter

MEI Fangyu<sup>1</sup>, QIU Haitao<sup>2</sup>, WANG Tianyu<sup>1</sup>, ZHANG Feng<sup>2</sup>

(1. Beijing Key Lab. of High Dynamic Navigation Technology, Beijing Information Science and Technology University, Beijing 100192, China; 2. Beijing Aerospace Times Optoelectronic Technology Co., Ltd, Beijing 100094, China)

**Abstract:** To address the issue of reduced filtering accuracy in integrated navigation systems caused by variable noise interference, an algorithm based on interactive multi-model (IMM) and square-root cubature Kalman filter (SCKF) is proposed. The IMM-SCKF filtering algorithm employs multiple model sets and adjusts the probability of the sub-model while fusing the output, allowing it to simulate the actual noise covariance to a certain degree. Simulation and road test results show that the root mean square (RMS) error of the IMM-SCKF algorithm is superior to that of the traditional single-model CKF algorithm, effectively enhancing the reliability of the integrated navigation system. Compared to the traditional CKF algorithm, the IMM-SCKF algorithm reduced the RMS error in eastward, northward, and up speed errors by 52%, 55%, and 30%, respectively, and the RMS error in position by 47%, 60%, and 32%, respectively. The IMM-SCKF algorithm significantly improves the positioning accuracy and anti-interference ability of the system.

**Key words:** integrated navigation; interactive multi-model; square-root cubature Kalman filter; fusion output; anti-interference capability

### 0 引言

对于载体在复杂环境下的高精度导航,为了避免惯性导航中系统误差随着时间不断积累的缺点等,在实际工程系统中,通常结合多种导航方式形成组合导航系统,充分发挥单一导航源的优势<sup>[1]</sup>,实

现精度及可靠性更高的导航定位。最常见的组合导航系统是全球卫星导航系统/捷联惯性导航系统(GNSS/SINS)组合导航系统,通常使用非线性卡尔曼滤波器将二者结合起来,采用 GNSS 提供的高精度导航数据,修正 SINS 的导航误差,得到高精度的

收稿日期:2024-04-09

基金项目:国家自然科学基金资助项目(61703040)

作者简介:梅方玉(1999-),男,湖北省黄冈市人,硕士生。仇海涛(1974-),男,山东省临沂市人,副研究员,博士。

位置、速度和姿态信息,提高了系统精度及鲁棒性,避免了惯性导航中系统误差随着时间不断积累的缺点<sup>[2]</sup>。

为提高组合导航系统精度及稳定性,同时针对不同的应用场景,许多学者对组合导航系统组合方式及滤波算法进行了改进。文献[3]提出了基于长短时记忆递网络(LSTM)优化单目视觉辅助惯性导航系统的信息融合方法,该算法有效地结合了视觉导航信息和惯性导航信息,提供长时高精度导航定位。文献[4]提出了适用于极地地区导航的组合导航集成算法,通过改进容积卡尔曼滤波器(MCKF)对组合导航输出信息进行融合滤波,有效地提高了导航的精确度及可靠性。但在 GNSS 存在信号差或系统受其他干扰的情况下,相当于给系统加入了量测噪声误差,常规的非线性卡尔曼滤波算法无法进行判定及剔除<sup>[5]</sup>,从而导致滤波精度降低,甚至出现滤波发散等情况。为此,文献[6]提出了一种自适应误差状态建模滤波算法,仿真结果表明,当组合导航系统受到较大扰动时,与传统误差状态卡尔曼滤波(ESKF)算法相比,改进算法能有效地提高组合导航系统的定位精度和鲁棒性。文献[7]将交互式多模型(IMM)算法与 EKF 算法相结合,提出了 IMM-EKF 算法,应用于低成本车辆组合导航中,仿真试验结果表明,该算法的性能比单模型的 EKF 算法更好,有效地解决了车辆行驶过程中不同驾驶情况导致运动模型多变、机动目标跟踪精度下降的问题。但在系统非线性度太大时,EKF 算法中 Jacobian 矩阵出现计算复杂,甚至无法计算的缺点。此外,EKF 算法中被忽略的 Taylor 展开式的高阶项带来较大的滤波误差,甚至出现滤波发散的情况<sup>[8]</sup>。

在实际应用时,组合导航属于高维系统。常用的非线性滤波方法(EKF 算法及 UKF 算法)均不太适用于高维系统的估计。针对高维系统滤波估计问题,有学者提出了容积卡尔曼滤波(CKF)算法。本文将 IMM 算法与 CKF 算法相结合,同时,为保证滤波器的协方差矩阵的对称性和正定性,在 CKF 算法基础上,滤波过程中本文直接以协方差矩阵的正交三角(QR)分解的平方根形式进行迭代更新,构成平方根容积卡尔曼滤波(SCKF)算法,将 IMM 算法与 SCKF 算法相结合,应用于 GNSS/SINS 组合导航定位系统,用于提高组合定位的精度和抗干扰

能力。

## 1 GNSS/SINS 组合导航系统模型

GNSS/SINS 松组合导航系统采用东(E)、北(N)、天(U)地理坐标系。定义组合导航系统过程状态方程为

$$\dot{\mathbf{X}}(t) = f(\mathbf{x}(t)) + \mathbf{G}(t)\mathbf{W}(t) \quad (1)$$

式中: $\mathbf{G}(t)$ 为系统噪声分配矩阵; $\mathbf{W}(t)$ 为系统过程噪声矩阵。

状态变量定义为

$$\mathbf{X}(t) = [\phi_E \quad \phi_N \quad \phi_U \quad \delta v_E \quad \delta v_N \quad \delta v_U \quad \delta L \quad \delta \lambda \quad \delta H \quad \epsilon_{bx} \quad \epsilon_{by} \quad \epsilon_{bz} \quad \nabla_{ax} \quad \nabla_{ay} \quad \nabla_{az}]^T \quad (2)$$

式中: $\phi$ 为姿态误差; $\delta v$ 为速度误差; $\delta L$ 、 $\delta \lambda$ 、 $\delta H$ 为经纬高位置误差; $\epsilon_b$ 为三轴陀螺仪零偏; $\nabla_a$ 为三轴加速度计零偏。

组合导航系统量测方程为

$$\mathbf{Z}(t) = \mathbf{H}(t)\mathbf{X}(t) + \mathbf{V}(t) \quad (3)$$

式中: $\mathbf{H}(t)$ 为量测矩阵; $\mathbf{V}(t)$ 为量测噪声矩阵。且有:

$$\mathbf{Z}(t) = \begin{bmatrix} L_{\text{INS}} - L_{\text{GNSS}} \\ \lambda_{\text{INS}} - \lambda_{\text{GNSS}} \\ H_{\text{INS}} - H_{\text{GNSS}} \\ V_{E \text{ INS}} - V_{E \text{ GNSS}} \\ V_{N \text{ INS}} - V_{N \text{ GNSS}} \\ V_{U \text{ INS}} - V_{U \text{ GNSS}} \end{bmatrix} \quad (4)$$

$$\mathbf{H}(t) = \begin{bmatrix} \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{I}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} \\ \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{I}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} \end{bmatrix} \quad (5)$$

$$\mathbf{V}(t) = [\delta L_{\text{GNSS}} \quad \delta \lambda_{\text{GNSS}} \quad \delta H_{\text{GNSS}} \quad \delta V_{E \text{ GNSS}} \quad \delta V_{N \text{ GNSS}} \quad \delta V_{U \text{ GNSS}}]^T \quad (6)$$

## 2 基于 IMM-SCKF 的组合导航算法

### 2.1 SCKF 算法

针对高维系统滤波估计问题考虑使用容积卡尔曼滤波(CKF)算法,而在每次滤波迭代过程中,维持误差协方差矩阵对称性和正定性十分重要<sup>[9]</sup>。由于计算机在进行矩阵求根、矩阵转置等数值计算时,引入了数值截断误差,促进协方差失去正定性,甚至失去对称性,此时导致卡尔曼增益的计算失真,导致 CKF 滤波发散甚至无法继续进行滤波。因此,本文将平方根思想应用到 CKF 算法中,在 CKF 算法计算协方差时加入了 QR 分解,使用其平方根形式,构成 SKCF 滤波算法,SCKF 算法在滤波迭代

过程中传递的是误差协方差平方根,避免了矩阵求逆及求根等运算。

与 CKF 算法相比,SCKF 具有以下优点<sup>[10]</sup>:

1) 在滤波过程中直接以协方差矩阵的 QR 矩阵分解的平方根形式进行迭代更新,避免了 CKF 误差协方差矩阵求根及求其逆矩阵运算,减小了截断误差,提高了滤波精度。

2) 保证了滤波器的协方差矩阵的对称性和正定性,能有效避免滤波器发散,增加了数值的稳定性。

SCKF 滤波算法流程如下:

1) 时间更新

计算 Cubature 点:

$$\mathbf{X}_{i,k-1|k-1} = \mathbf{S}_{k-1|k-1} \hat{\xi}_i + \hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1} \quad (7)$$

$$\hat{\xi}_i = \begin{cases} \sqrt{ne_i} & (i=1,2,\dots,n) \\ -\sqrt{ne_{i-n}} & (i=n+1,n+2,\dots,2n) \end{cases} \quad (8)$$

式中  $e_i$  为单位矩阵。

计算状态方程传播的 Cubature 点:

$$\mathbf{X}_{i,k|k-1}^* = f(\mathbf{X}_{i,k-1|k-1}) \quad (9)$$

计算  $k$  时刻的状态估计值:

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} = \frac{1}{2n} \sum_{i=1}^{2n} \mathbf{X}_{i,k|k-1}^* \quad (10)$$

计算  $k$  时刻的误差状态协方差平方根因子:

$$\mathbf{S}_{k|k-1} = \text{Tri}([\mathbf{X}_{k|k-1}^* \quad \mathbf{S}_{Q,k}]) \quad (11)$$

其中:

$$\mathbf{X}_{k|k-1}^* = \frac{1}{\sqrt{2n}} [\mathbf{X}_{1,k|k-1}^* - \hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1} \quad \mathbf{X}_{2,k|k-1}^* - \hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1} \quad \dots \quad \mathbf{X}_{2n,k|k-1}^* - \hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1}] \quad (12)$$

$$\mathbf{S}_{Q,k} = \text{chol}(\mathbf{Q}_k) \quad (13)$$

式中  $\text{Tri}(\cdot)$  表示 QR 分解。

2) 量测更新

计算 Cubature 点:

$$\mathbf{X}_{i,k|k-1} = \mathbf{S}_{k|k-1} \xi_i + \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} \quad (14)$$

通过观测方程计算传播的 Cubature 点:

$$\mathbf{Z}_{i,k|k-1} = h(\mathbf{X}_{i,k|k-1}) \quad (15)$$

计算  $k$  时刻的观测估计值:

$$\hat{\mathbf{z}}_{k|k-1} = \frac{1}{2n} \sum_{i=1}^{2n} \mathbf{Z}_{i,k|k-1} \quad (16)$$

计算新息协方差平方根:

$$\mathbf{S}_{z,k|k-1} = \text{Tri}([\boldsymbol{\eta}_{k|k-1} \quad \mathbf{S}_{Q,k}]) \quad (17)$$

其中:

$$\boldsymbol{\eta}_{k|k-1} = \frac{1}{\sqrt{2n}} [\mathbf{Z}_{1,k|k-1} - \hat{\mathbf{z}}_{k|k-1} \quad \mathbf{Z}_{2,k|k-1} - \hat{\mathbf{z}}_{k|k-1} \quad \dots \quad \mathbf{Z}_{2n,k|k-1} - \hat{\mathbf{z}}_{k|k-1}] \quad (18)$$

$$\mathbf{S}_{R,k} = \text{chol}(\mathbf{R}_k) \quad (19)$$

计算互相关协方差估计值:

$$\mathbf{X}_{k|k-1} = \frac{1}{\sqrt{2n}} [\mathbf{X}_{1,k|k-1} - \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} \quad \mathbf{X}_{2,k|k-1} - \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} \quad \dots \quad \mathbf{X}_{2n,k|k-1} - \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}] \quad (20)$$

$$\mathbf{P}_{xz,k|k-1} = \mathbf{X}_{k|k-1} \boldsymbol{\eta}_{k|k-1}^T \quad (21)$$

计算 Kalman 增益:

$$\mathbf{K}_k = (\mathbf{P}_{xz,k|k-1} / \mathbf{S}_{zz,k|k-1}^T) \mathbf{S}_{zz,k|k-1}^{-1} \quad (22)$$

计算  $k$  时刻状态估计值及协方差:

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{x}}_k = \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} + \mathbf{K}_k (\mathbf{z}_k + \hat{\mathbf{z}}_{k|k-1}) \\ \mathbf{P}_{k|k} = \mathbf{P}_{k|k-1} - \mathbf{K}_k \mathbf{P}_{zz,k|k-1} \mathbf{K}_k^T = \\ \mathbf{P}_{k|k-1} - \mathbf{P}_{xz,k|k-1} \mathbf{K}_k^T \end{cases} \quad (23)$$

计算  $k$  时刻状态误差协方差平方根估计值:

$$\mathbf{S}_{k|k} = \text{Tri}[\mathbf{X}_{k|k-1} - \mathbf{K}_k \mathbf{Z}_{k|k-1} \quad \mathbf{K}_k \mathbf{S}_{R,k}] \quad (24)$$

## 2.2 IMM-SCKF 算法

以卡尔曼滤波为基础的非线性滤波及线性卡尔曼滤波是组合导航系统信息融合的重要方法之一。EKF、UKF、CKF 等滤波算法均是基于单一的系统模型来进行滤波估计的,当系统噪声不确定时,系统模型建立不准确或对先验知识的估计不到位,仍采用固定的噪声模型会对滤波精度造成不利影响,影响系统的估计精度<sup>[11-12]</sup>。

将多模型及平方根思想引入 GNSS/SINS 组合导航 CKF 滤波融合算法中,提出了基于 IMM-SCKF 的组合导航多模型算法。通过引入平方根,在滤波迭代过程中传递的是误差状态协方差的平方根,协方差可保持非负定,能提高滤波稳定性<sup>[13]</sup>。同时,直接以平方根的形式进行计算,能降低计算机的截断误差,提高系统精度。算法的核心是在 IMM 算法中设置具有不同量测噪声协方差的模型,构造出多种量测噪声协方差的滤波模型集,通过对应 SCKF 滤波器进行滤波解算并进行融合输出。该算法可避免传统 CKF 算法因量测噪声等先验信息统计特性不正确所造成的滤波发散的问题。

将 IMM 算法中滤波环节替换成 SCKF 滤波,将输入交互得到的子滤波器的估计误差协方差,经过 QR 分解得到其协方差平方根形式,并参与滤波计算,根据交互式多模型滤波及平方根容积卡尔曼滤波相关原理,IMM-SCKF 滤波算法计算过程如下:

1) 输入交互

对给定的子模型初始状态进行交互运算,初始状态估计值可表示为

$$\hat{\mathbf{X}}_{k-1|k-1}^{0j} = \sum_{i=1}^j \hat{\mathbf{X}}_{k-1|k-1}^i \mu_{k-1|k-1}^{ij} \quad (25)$$

状态估计协方差:

$$\mathbf{P}_{k-1|k-1}^{0j} = \sum_{i=1}^j \mu_{k-1|k-1}^{ij} \{ \mathbf{P}_{k-1|k-1}^i + [\hat{\mathbf{X}}_{k-1|k-1}^i - \hat{\mathbf{X}}_{k-1|k-1}^{0j}] [\hat{\mathbf{X}}_{k-1|k-1}^i - \hat{\mathbf{X}}_{k-1|k-1}^{0j}]^T \} \quad (26)$$

其中:

$$\mu_{k-1|k-1}^{ij} = \frac{p_{ij} \mu_{k-1}^i}{\sum_{i=1}^j p_{ij} \mu_{k-1}^i} \quad (27)$$

## 2) 状态滤波

将初始状态和协方差作为  $k$  时刻每个子滤波器的输入,对每个模型进行 SCKF 滤波,时间更新及量测更新过程与 SCKF 过程相同。

时间更新:

$$\begin{cases} \mathbf{X}_{i,k-1|k-1} = \mathbf{S}_{k-1|k-1} \xi_i + \hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1} \\ \mathbf{X}_{i,k-1|k-1}^* = f(\mathbf{X}_{i,k-1|k-1}) \\ \mathbf{x}_{k-1|k-1} = \frac{1}{2n} \sum_{i=1}^{2n} \mathbf{X}_{i,k-1|k-1}^* \\ \mathbf{S}_{k|k-1} = \text{Tri}[\mathbf{x}_{k|k-1}^* \quad \mathbf{S}_{Q,k}] \end{cases} \quad (28)$$

量测更新:

$$\begin{cases} \mathbf{X}_{i,k|k-1} = \mathbf{S}_{k|k-1} \xi_i + \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} \\ \mathbf{Z}_{i,k|k-1} = h(\mathbf{X}_{i,k|k-1}) \\ \mathbf{z}_{k|k-1} = \frac{1}{2n} \sum_{i=1}^{2n} \mathbf{Z}_{i,k|k-1} \\ \mathbf{S}_{zz,k|k-1} = \text{Tri}[\boldsymbol{\eta}_{k|k-1} \quad \mathbf{S}_{Q,k}] \\ \mathbf{P}_{xz,k|k-1} = \mathbf{x}_{k|k-1} \boldsymbol{\eta}_{k|k-1}^T \\ \mathbf{K}_k = (\mathbf{P}_{xz,k|k-1} / \mathbf{S}_{zz,k|k-1}^T) / \mathbf{S}_{zz,k|k-1} \\ \hat{\mathbf{x}}_{k|k} = \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} + \mathbf{K}_k (\mathbf{z}_k - \hat{\mathbf{z}}_{k|k-1}) \\ \mathbf{P}_{k|k} = \mathbf{P}_{k|k-1} - \mathbf{P}_{xz,k|k-1} \mathbf{K}_k^T \\ \mathbf{S}_{k|k-1} = \text{Tri}[\mathbf{x}_{k|k-1} - \mathbf{K}_k \mathbf{Z}_{k|k-1} \quad \mathbf{K}_k \mathbf{S}_{R,k}] \end{cases} \quad (29)$$

## 3) 概率更新

计算各模型的似然函数值为

$$\mathbf{L}_j(k) = \mathbf{N}(\mathbf{r}_j(k); \mathbf{0}, \mathbf{S}_{r,j}(k)) = \frac{\exp \left[ -\frac{1}{2} \mathbf{r}_j(k)^T \mathbf{S}_{r,j}(k)^{-1} \mathbf{r}_j(k) \right]}{\sqrt{2\pi |\mathbf{S}_{r,j}(k)|}} \quad (30)$$

新息残差矩阵、残差协方差矩阵计算如下:

$$\begin{cases} \mathbf{r}_j = \mathbf{Z}(k) - \mathbf{H}_j \mathbf{X}_j(k|k-1) \\ \mathbf{S}_{r,j}(k|k-1) = \mathbf{H}_j(k) \mathbf{P}_j(k|k-1) \mathbf{H}_j^T(k) + \mathbf{R}_j(k) \end{cases} \quad (31)$$

使用 Bayes 检验方法进行概率更新:

$$\mu_k^j = \frac{\mathbf{L}_k^j \bar{\mathbf{c}}_i}{\sum_{i=1}^j \mathbf{L}_k^j \bar{\mathbf{c}}_i} \quad (32)$$

## 4) 输出交互

将各滤波器估计值按照概率进行加权融合处理,计算得到滤波状态估计和状态估计协方差:

$$\hat{\mathbf{X}}_{k|k} = \sum_{i=1}^j \mathbf{X}_{k|k}^i \mu_k^i \quad (33)$$

$$\mathbf{P}_{k|k} = \sum_{i=1}^j \mu_k^i \{ \mathbf{P}_{k|k}^i + [\hat{\mathbf{X}}_{k|k}^i - \hat{\mathbf{X}}_{k|k}] [\hat{\mathbf{X}}_{k|k}^i - \hat{\mathbf{X}}_{k|k}]^T \} \quad (34)$$

## 3 试验验证及结果分析

### 3.1 仿真试验

为了验证本文 IMM-SCKF 算法的性能,以 GNSS/SINS 组合导航系统为例,采用传统的 CKF 算法和本文算法进行仿真对比。参考文献[5]的参数设置,利用轨迹仿真器生成与载体运动轨迹相对应的导航数据,载体运动状态包括匀速、匀加减速、转弯等。仿真参数及条件设置如下:初始经、纬、高度 (115°, 40°, 10 m), 初始速度误差均为 0.1 m/s, 初始位置偏差为 (2 m, 2 m, 4 m), 初始姿态误差均为 0.01°, 设陀螺常值漂移为 0.1 (°)/h, 随机误差为 0.05 (°)/h, 加表常值偏置为 100, 随机误差为 50  $\mu\text{g}$ , 其余误差均设置为 0, 仿真时间设置为 3 000 s。

传统 CKF 滤波的量测噪声协方差设置为

$$\mathbf{R}_0 = \text{diag}[1 \text{ m} \quad 1 \text{ m} \quad 2 \text{ m} \quad 0.1 \text{ m/s} \quad 0.1 \text{ m/s} \quad 0.1 \text{ m/s}]^2 \quad (35)$$

本文 IMM-SCKF 算法中共设置了 3 个 SCKF 子滤波器,其对应的量测噪声协方差矩阵分别为  $\mathbf{R}_0$ 、 $3\mathbf{R}_0$  和  $5\mathbf{R}_0$ 。设置初始模型概率矩阵及初始概率转移矩阵分别为

$$\boldsymbol{\mu}_k = [1/3 \quad 1/3 \quad 1/3] \quad (36)$$

$$\boldsymbol{\pi} = \begin{bmatrix} 0.8 & 0.1 & 0.1 \\ 0.1 & 0.8 & 0.1 \\ 0.1 & 0.1 & 0.8 \end{bmatrix} \quad (37)$$



为了验证 IMM-SCKF 算法的准确性,本次试验通过改变 GNSS 接收机的量测噪声协方差来模拟真实场景噪声变化。设置量测噪声协方差变化为

$$R_t = \begin{cases} 2\mathbf{R}_0 & (t=[1,600)) \\ 4\mathbf{R}_0 & (t=[600,1\,200)) \\ 2\mathbf{R}_0 & (t=[1\,200,1\,800)) \\ 3\mathbf{R}_0 & (t=[1\,800,2\,400)) \\ 2\mathbf{R}_0 & (t=[2\,400,3\,000)) \end{cases} \quad (38)$$

各时间段设置的量测噪声协方差均大于 CKF 中设置的  $\mathbf{R}_0$ ,但都处于 IMM-SCKF 的量测噪声协方差模型集的覆盖范围内,确保当前时刻量测噪声可通过 IMM-SCKF 模型加权融合准确匹配,以便尽可能准确地模拟不同噪声下的估计结果。

按照预先设置好的仿真条件,分别使用 CKF 和 IMM-SCKF 对 GNSS/SINS 组合导航系统进行滤波融合。图 1 为 IMM-SCKF 滤波算法加权融合过程中模型概率变化曲线。

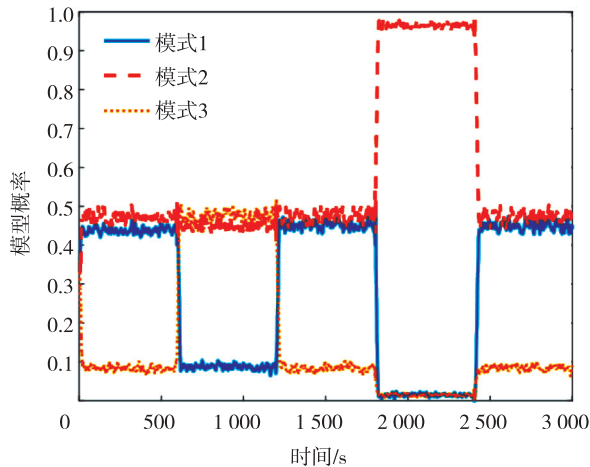


图 1 IMM-SCKF 模型概率变化

图 2 为 IMM-SCKF 滤波算法与 CKF 滤波算法的速度误差对比曲线。

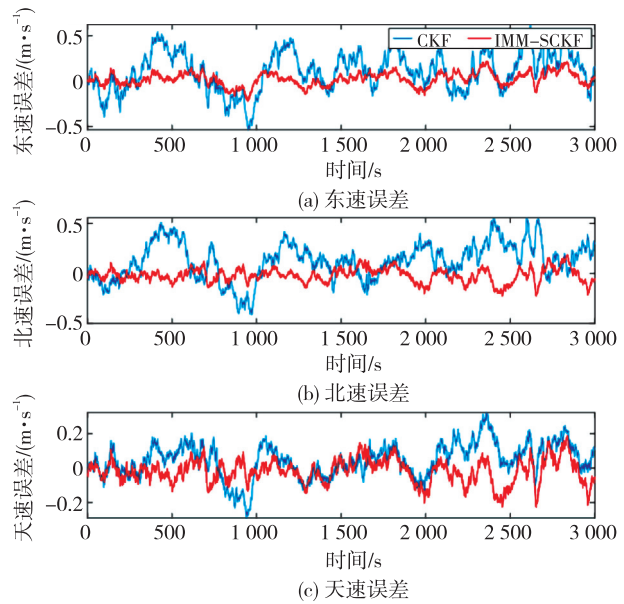


图 2 速度误差对比

图 3 为位置误差对比曲线。IMM-SCKF 滤波算法与 CKF 滤波算法得到的均方误差如表 1 所示。

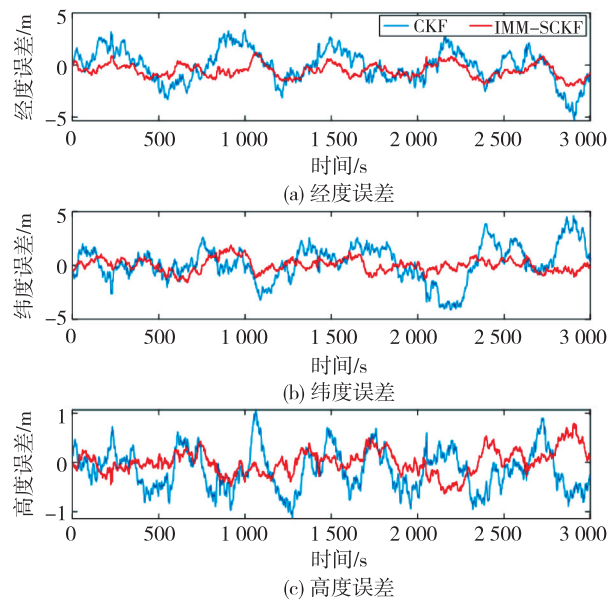


图 3 位置误差对比

表 1 两种滤波算法均方误差结果

滤波算法	东向速度误差/ ( $\text{m} \cdot \text{s}^{-1}$ )	北向速度误差/ ( $\text{m} \cdot \text{s}^{-1}$ )	天向速度误差/ ( $\text{m} \cdot \text{s}^{-1}$ )	经度误差/m	纬度误差/m	高度误差/m
IMM-SCKF	0.104 8	0.109 2	0.057 6	0.807 6	0.872 0	0.281 6
CKF	0.161 6	0.166 4	0.074 4	1.608 6	1.710 2	0.457 8

由图 1-3 可知,两种滤波算法下 SINS/GNSS 组合导航速度、位置误差输出收敛情况都较好,都有收敛到 0 的趋势,这表明了非线性卡尔曼滤波对

组合导航系统的输出结果校正效果好。但由于 CKF 算法的先验噪声协方差与本文设定的实际噪声协方差不同,导致其输出误差波动较大,比 IMM-

SCKF 定位精度低。而 IMM-SCKF 滤波算法拥有多个模型集,当噪声协方差变化在模型集的覆盖范围内,IMM-SCKF 通过调节子模型的概率,准确匹配实际噪声协方差,误差变化更小。

由均方误差结果可知,在量测噪声不断发生变化的过程中,与传统 CKF 算法相比,IMM-SCKF 的东、北、天速度误差均方根分别降低了 35%、34%、23%,位置误差均方根分别降低 48%、49%、38%,有效地提高了系统的抗干扰能力。仿真试验结果表明,本文提出的 IMM-SCKF 算法能在一定程度上提高组合导航系统的定位精度和鲁棒性,证明了本文算法的可行性及优越性。

### 3.2 跑车试验

为了进一步验证 IMM-SCKF 算法的可行性及性能的优越性,以 GNSS/SINS 组合导航系统为例,进行了多模型信息融合组合导航半实物仿真试验,分别采用传统的 CKF 组合导航滤波算法和本文算法进行数据解算,并对结果进行了比较和分析,通过地面跑车试验验证,本文算法在实际导航应用中的性能比 CKF 算法更优。

跑车试验设备及平台等准备完毕后,首先将惯导充分预热,避免因系统不稳定造成输出误差较大。然后进行 10 min 初始对准,完成初始化工作后,系统进入组合导航状态,即可开始进行跑车试验,光纤 IMU 和 GNSS 杆臂误差等已提前完成标定,试验结果通过与高精度基准导航系统输出作为参考进行对比分析。

试验中,采用 Noval-tel 公司推出的某型号高精度组合导航系统作为基准导航,使用的惯导为时代光电公司自研某型号光纤惯导。其中,GPS 数据采样率为 1 Hz,光纤惯性导航数据采样率为 100 Hz,组合导航采样率为 100 Hz。导航设备主要参数如表 2 所示。

表 2 导航设备主要参数

GPS 接收机	位置精度/m	水平方向(CEP)	$\leq 3$
		垂直方向(CEP)	$\leq 4$
	速度精度/ ( $\text{m} \cdot \text{s}^{-1}$ )	水平方向( $1\sigma$ )	$\leq 0.15$
		垂直方向( $1\sigma$ )	$\leq 0.15$
光纤惯导	陀螺仪	零偏稳定性/ $[(^{\circ}) \cdot \text{h}^{-1}]$	$\leq 0.02$
		随机游走/ $[(^{\circ}) \cdot \text{h}^{-1/2}]$	0.003
	加速度计	零偏稳定性/ $\mu\text{g}$	$\leq 100$
		测量范围/g	$\geq 30$

续表

GPS 接收机	位置精度/m	水平方向(CEP)	$\leq 3$
		垂直方向(CEP)	$\leq 4$
	速度精度/ ( $\text{m} \cdot \text{s}^{-1}$ )	水平方向( $1\sigma$ )	$\leq 0.15$
		垂直方向( $1\sigma$ )	$\leq 0.15$
基准组合 导航系统	位置精度/m	水平方向( $1\sigma$ )	0.02
		垂直方向( $1\sigma$ )	0.04
	速度精度/ ( $\text{m} \cdot \text{s}^{-1}$ )	水平方向( $1\sigma$ )	0.02
		垂直方向( $1\sigma$ )	0.025
	姿态精度/ $(^{\circ})$	航向角	0.035
		水平姿态角	0.015

跑车试验是在道路两侧有密集高楼及树荫遮挡,且路况相对较差等条件下进行,此时认为 GPS 工作信号一般,外界干扰较大。跑车过程中,车辆伴随机动运动,车辆运动状态包括加速、减速、变道、急停及转弯等。

跑车试验时长为 15 min,平面轨迹如图 4 所示。两种滤波算法速度误差及位置误差对比如图 5、6 所示。误差均方根对比如表 3 所示。

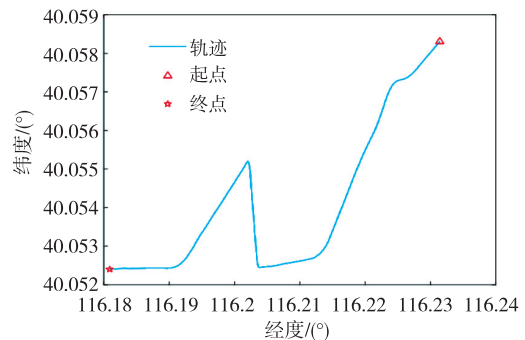


图 4 跑车试验轨迹图

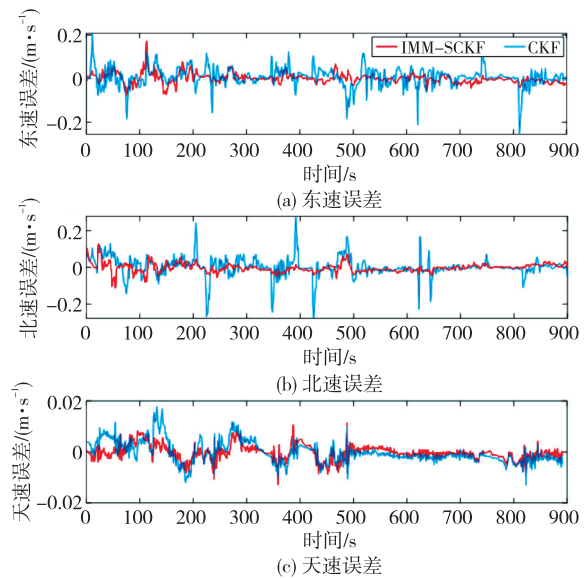


图 5 跑车试验速度误差对比

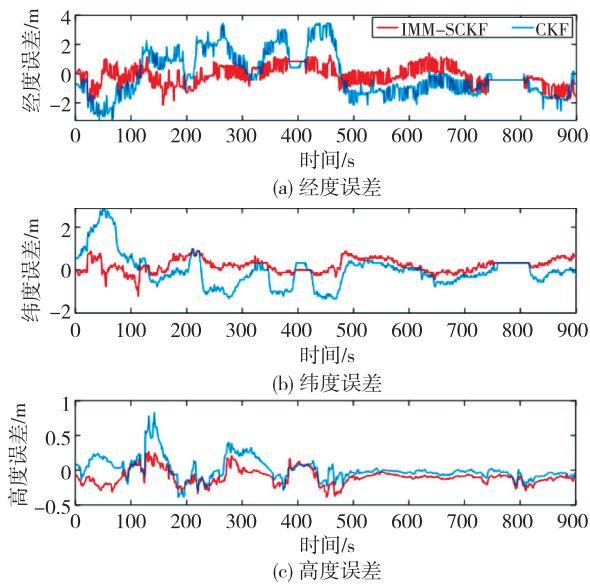


图6 跑车试验位置误差对比

在外界环境干扰严重的情况下,两种滤波算法的误差明显。由图5可知,传统CKF算法东向速度

误差最大为0.25 m/s,北向速度误差最大为0.29 m/s,天向速度误差最大为0.018 m/s。IMM-SCKF算法东向速度误差最大为0.16 m/s,北向速度误差最大为0.12 m/s,天向速度误差最大为0.013 m/s。由图6可知,传统CKF算法经度误差最大为3.4 m,纬度误差最大为2.9 m,高度误差最大为0.8 m,IMM-SCKF算法经度误差最大为1.8 m,纬度误差最大为1.3 m,高度误差最大为0.4 m。IMM-SCKF算法的速度误差最大值及位置误差最大值均比传统CKF算法小。

由表3可知,与传统CKF算法相比,在组合导航系统量测噪声不断发生较大变化的过程中,IMM-SCKF的东、北、天速度误差均方根分别降低了52%、55%、30%,位置误差均方根分别降低了47%、60%、32%。试验对比结果表明,IMM-SCKF算法鲁棒性优于CKF算法,显著提高了组合导航系统的定位精度及抗干扰能力。

表3 跑车试验两种算法误差均方根对比

滤波算法	东向速度误差/ ( $\text{m} \cdot \text{s}^{-1}$ )	北向速度误差/ ( $\text{m} \cdot \text{s}^{-1}$ )	天向速度误差/ ( $\text{m} \cdot \text{s}^{-1}$ )	经度误差/m	纬度误差/m	高度误差/m
IMM-SCKF	0.022 9	0.023 6	0.003 2	0.654 6	0.313 8	0.108 1
CKF	0.048 5	0.052 9	0.004 4	1.243 9	0.786 0	0.159 1

综上试验结果可知,在实际导航定位过程中存在各种未知干扰,在道路试验过程中,当外界存在较大干扰时,使用IMM-SCKF算法滤波能有效地提高噪声时变环境下组合导航系统的滤波性能,并且IMM-SCKF算法精度及稳定性都比CKF算法好。这是由于CKF算法先验信息不准确,其输出误差波动较大,比IMM-SCKF定位精度低。而IMM-SCKF滤波算法拥有多个模型集,通过调节子模型的概率,能够尽可能地匹配当前实际噪声协方差,在一定程度上降低了量测噪声误差对组合导航系统的滤波精度的影响,误差变化更小。试验结果进一步证明了本文算法在实际导航定位过程中的有效性及优越性,对增强系统鲁棒性及提高定位精度具有显著效果。

#### 4 结束语

本文针对组合导航系统在实际应用中可能存在的噪声干扰造成的系统滤波精度下降的问题,基于平方根容积卡尔曼滤波和交互多模型滤波算法

设计了IMM-SCKF算法,仿真试验及跑车试验结果均表明,IMM-SCKF的速度误差均方根和位置误差均方根均比传统CKF算法更优,验证了本文算法的可行性及优越性。

#### 参考文献:

- [1] 王富,韩保民,胡亮亮,等.城市复杂环境下GNSS/INS组合导航算法研究[J].大地测量与地球动力学,2022,42(1):15-20.  
WANG Fu, HAN Baomin, HU Liangliang, et al. Research on GNSS/INS integrated navigation algorithm in complex urban environment[J]. Geodesy and Geodynamics, 2022, 42(1): 15-20.
- [2] 宋锐. 机载高精度光纤捷联惯性导航误差建模及组合滤波技术研究[D]. 南京:东南大学,2018.
- [3] LIU Ning, ZHAO Hui, SU Zhong, et al. Integrated navigation on vehicle based on low-cost SINS/GNSS using deep learning[J]. Wireless Personal Communications, 2021, 126(3): 1-22.
- [4] ZHAO L, WU M, DING J, et al. A joint dual-frequency GNSS/SINS deep-coupled navigation system

- for polar navigation[J]. Applied Sciences, 2018, 8(11): 2322-2329.
- [5] 李航. 基于交互多模型的 GNSS/INS 组合导航自适应滤波算法研究[D]. 西安: 长安大学, 2022.
- [6] 仇海涛, 陈晓东, 张峰. 基于改进 ESKF 和自适应滤波的组合导航算法研究[J]. 电光与控制, 2023, 30(5): 1-5.
- QIU Haitao, CHEN Xiaodong, ZHANG Feng. Research on integrated navigation algorithm based on improved ESKF and adaptive filtering[J]. Electro-Optics and Control, 2023, 30(5): 1-5.
- [7] WANG Lei, XIA Shicheng, XI Hengliu, et al. Robust visual inertial odometry estimation based on adaptive interactive multiple model algorithm[J]. International Journal of Control, Automation and Systems, 2022, 20(10): 3335-3346.
- [8] 秦永元, 张洪钺, 汪叔华. 卡尔曼滤波与组合导航原理[M]. 西安: 西北工业大学出版社, 2021: 33-57.
- [9] SONG Rui, FANG Yongchun. Vehicle state estimation for INS/GPS aided by sensors fusion and SCKF-based algorithm[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2021, 150(3): 107315.
- [10] 毋羽琦. 复杂环境中基于 CKF 的组合导航算法研究[D]. 太原: 太原理工大学, 2021.
- [11] XIE Guo, SU Lanlan, WEN Tao, et al. Adaptive transition probability matrix-based parallel IMM algorithm[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2019, 51(5): 1-10.
- [12] 刘红伟, 潘灵, 吴明钦, 等. 一种 FPGA 集群轻量级深度学习计算架构设计及实现[J]. 电讯技术, 2024, 64(1): 14-21.
- [13] 袁思思, 陈帅, 牛仁杰, 等. 基于 EKF 的多模型自适应组合导航算法[J]. 导航与控制, 2023, 22(1): 33-43.
- YUAN Sisi, CHEN Shuai, NIU Renjie, et al. Multi-model adaptive integrated navigation algorithm based on EKF[J]. Navigation and Control, 2023, 22(1): 33-43.