

SINS/GNSS车载组合导航自适应抗差滤波算法

何彦德, 张先卓, 李君强, 雍江枫

广东理工学院智能制造学院, 广东 肇庆

收稿日期: 2026年7月2日; 录用日期: 2026年7月30日; 发布日期: 2026年8月6日

摘要

针对城市车载场景中GNSS信号遮挡、多路径粗差与时变非平稳噪声, 标准ESKF存在线性近似误差累积问题, 传统UKF采样冗余、无自适应噪声调节与粗差抑制能力, 本文提出比例采样自适应抗差无迹卡尔曼滤波(PS-ARUKF)。基于SINS十五维误差状态模型与GNSS观测模型, 算法设计比例修正最小Sigma点采样结构, 削减矩阵运算量, 弥补ESKF非线性拟合不足, 采用指数加权改进Sage-Husa机制动态更新噪声协方差, 适配车载突变噪声工况, 引入Huber抗差因子降低异常观测权重, 提升滤波鲁棒性。开展闭合路径实车重复性试验, 对比标准ESKF、传统UKF与PS-ARUKF性能。实测结果表明, 相较传统UKF, PS-ARUKF水平位置RMSE精度提升48.60%, 终点位置误差精度提升40.09%, 航向角误差精度提升31.90%, 单步滤波平均耗时0.20 ms, 实时性能接近工程主流ESKF, 可在兼顾运算实时性的同时显著提升导航精度, 满足智能驾驶复杂路况下车载高精度组合导航应用需求。

关键词

车载导航, 无迹卡尔曼滤波, 抗差滤波, 非线性误差

Adaptive Robust Filtering Algorithm for Vehicle-Borne SINS/GNSS Integrated Navigation

Yande He, Xianzhuo Zhang, Junqiang Li, Jiangfeng Yong

School of Smart Manufacturing, Guangdong Technology College, Zhaoqing Guangdong

Received: July 2, 2026; accepted: July 30, 2026; published: August 6, 2026

Abstract

Aiming at GNSS signal occlusion, multipath gross errors and time-varying non-stationary noise in urban vehicle-borne scenarios, the standard ESKF suffers from accumulated linear approximation

文章引用: 何彦德, 张先卓, 李君强, 雍江枫. SINS/GNSS 车载组合导航自适应抗差滤波算法[J]. 计算机科学与应用, 2026, 16(8): 19-27. DOI: 10.12677/csa.2026.168258

errors, while the traditional UKF has redundant sampling points without adaptive noise adjustment and gross error suppression capabilities. This paper proposes a Proportional Sampling Adaptive Robust Unscented Kalman Filter (PS-ARUKF). Based on the 15-dimensional SINS error state model and GNSS observation model, the algorithm designs a proportionally modified minimum Sigma-point sampling structure to reduce matrix computation and compensate the insufficient nonlinear fitting capacity of ESKF. An exponentially weighted improved Sage-Husa mechanism is adopted to dynamically update noise covariance for adapting to sudden vehicle-borne noise conditions, and the Huber robust factor is introduced to reduce the weight of abnormal observations and improve filtering robustness. Repeated real vehicle experiments on closed paths are carried out to compare the performance of standard ESKF, traditional UKF and PS-ARUKF. The test results show that compared with the traditional UKF, the horizontal position RMSE accuracy of PS-ARUKF is improved by 48.60%, the terminal position error accuracy by 40.09%, and the heading angle error accuracy by 31.90%. Its average single-step filtering time is 0.20 ms, with real-time performance close to the mainstream engineering ESKF. The proposed algorithm can significantly improve navigation accuracy while guaranteeing computational real-time performance, and meet the application requirements of high-precision vehicle-borne integrated navigation for intelligent driving under complex road conditions.

Keywords

Vehicle-Borne Navigation, Unscented Kalman Filter, Robust Filtering, Nonlinear Error

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

智能驾驶、车路协同技术的普及,对车载定位系统的连续性、精度与稳定性提出更高要求。捷联惯导系统(Strapdown Inertial Navigation System, SINS)依靠惯性器件自主解算姿态、速度与位置,输出频率高、不受外界信号遮挡影响,但定位误差随行驶时间持续累积。全球导航卫星系统(Global Navigation Satellite System, GNSS)可提供无漂移高精度位置、速度信息,却在城市峡谷、隧道、高架路段易发生信号失锁、多路径干扰,单一导航系统无法适配复杂城市路况[1]。SINS/GNSS 松组合导航融合两者优势,是车载高精度定位主流方案,滤波融合算法直接决定组合系统整体性能[2]。

工程中常用误差状态卡尔曼滤波(Error State Kalman Filter, ESKF)实现组合导航解算,该算法以误差小量为状态,实时性好、无姿态奇异问题,但本质属于线性近似滤波,车辆加减速、颠簸行驶带来的弱非线性误差会持续累积,复杂遮挡环境下精度衰减明显[3] [4]。传统无迹卡尔曼滤波(Unscented Kalman Filter, UKF)借助无迹变换规避线性截断误差,非线性拟合能力优于 ESKF,然而标准 $2n+1$ 点 Sigma 采样计算量大、嵌入式实时性差,且采用固定过程噪声与观测噪声矩阵,无法适配 GNSS 时变噪声,同时缺少粗差抑制机制,多路径异常观测会造成滤波震荡发散[5] [6]。

国内学者针对自适应滤波、抗差滤波分别开展研究,基于最大熵准则、因子图优化等思路改进组合导航融合框架,但难以同时兼顾实时性、时变噪声适配与粗差抑制[7] [8]。国外学者提出多种鲁棒滤波与采样优化方案,但多数算法未针对低成本车载 MEMS 设备做轻量化适配[9]-[11]。现有改进 UKF 算法大多仅优化采样策略或仅增加自适应噪声估计,综合性能仍存在短板[12]。针对上述不足,本文提出比例采样自适应抗差无迹卡尔曼滤波(Proportional Sampling Adaptive Robust Unscented Kalman Filter, PS-ARUKF),

从三方面完成改进：优化 Sigma 点采样结构降低运算量，引入改进 Sage-Husa 自适应机制实时修正噪声协方差，嵌入 Huber 抗差因子抑制 GNSS 粗差[13][14]。依托实车道路实验，对比 PS-ARUKF、传统 UKF、标准 ESKF 的位置误差、航向角误差、水平位置 RMSE 与运算耗时，验证算法综合工程性能。

2. SINS/GNSS 松组合系统模型

本文采用松组合架构，以 SINS 机械编排输出的导航参数为基准，GNSS 接收机输出位置、速度作为外部观测，两者差值作为滤波观测量，在东北天地理坐标系下建立误差状态模型与观测模型。

2.1. SINS 十五维误差状态方程

选取 15 维误差状态向量：

$$\mathbf{X} = [\phi_E, \phi_N, \phi_U, \delta v_E, \delta v_N, \delta v_U, \delta L, \delta \lambda, \delta h, \varepsilon_x, \varepsilon_y, \varepsilon_z, \nabla_x, \nabla_y, \nabla_z]^T \quad (1)$$

式中， ϕ_E 、 ϕ_N 、 ϕ_U 为东、北、天姿态失准角， δv_E 、 δv_N 、 δv_U 为三维速度误差， δL 、 $\delta \lambda$ 、 δh 为纬度、经度、高度位置误差， ε_x 、 ε_y 、 ε_z 为陀螺随机漂移， ∇_x 、 ∇_y 、 ∇_z 为加速度计零偏。

连续形式误差传播方程：

$$\dot{\mathbf{X}}(t) = \mathbf{F}(t)\mathbf{X}(t) + \mathbf{W}(t) \quad (2)$$

式中， $\mathbf{F}(t)$ 为系统状态转移矩阵， $\mathbf{W}(t)$ 为惯性器件过程白噪声。离散化后得到离散状态方程：

$$\mathbf{X}_k = \Phi_{k,k-1}\mathbf{X}_{k-1} + \Gamma_{k-1}\mathbf{W}_{k-1} \quad (3)$$

式中， $\Phi_{k,k-1}$ 为离散状态转移矩阵， Γ_{k-1} 为噪声驱动矩阵。

2.2. GNSS 观测方程

取 SINS 与 GNSS 输出的位置、速度差值构建 6 维观测向量：

$$\mathbf{Z} = [\delta v_{Eg}, \delta v_{Ng}, \delta v_{Ug}, \delta L_g, \delta \lambda_g, \delta h_g]^T \quad (4)$$

线性观测模型：

$$\mathbf{Z}_k = \mathbf{H}_k\mathbf{X}_k + \mathbf{V}_k \quad (5)$$

式中， $\mathbf{H}_k$ 为观测矩阵， $\mathbf{V}_k$ 为 GNSS 观测噪声，城市路况下该噪声具备时变、非高斯特性。

3. PS-ARUKF 算法设计

3.1. 传统 UKF 原理与缺陷

传统 UKF 采用 $2n+1$ 个 Sigma 点采样逼近状态概率分布，无需计算雅克比矩阵，有效规避 ESKF 线性近似误差。但针对 15 维状态向量需 31 个采样点，矩阵运算量大，车载低算力单片机实时性不足。且固定过程噪声协方差矩阵 $\mathbf{Q}$ 和量测噪声协方差矩阵 $\mathbf{R}$ 矩阵无法适配遮挡路段突变噪声；无粗差判别机制，GNSS 跳变观测会严重污染滤波结果。针对以上缺陷，本文设计 PS-ARUKF，分别从采样结构、自适应噪声估计、抗差修正三层完成优化。

3.2. 比例修正最小 Sigma 点采样

标准 UKF 采用 $2n+1$ 组 Sigma 点完成状态均值与协方差近似， n 代表状态维数，本文系统状态维数 $n=15$ ，共生成 31 组采样点，每一组采样点均需要非线性传递、加权求和运算，矩阵维度大、迭代计算开销高，无法满足低成本车载嵌入式硬件高频解算需求。

为压缩采样数量、降低运算量, PS-ARUKF 采用 $n+2$ 最小采样架构, 仅生成一组中心采样点、 $n+1$ 组正向偏移采样点、 $n+1$ 组负向偏移采样点, 总采样数量为 $2(n+1)+1=2n+3$, 对比传统 $2n+1$ 仅增加 2 个采样点, 同时引入比例修正系数 η 调节偏移步长, 弥补采样点缩减带来的统计特性损失, 平衡实时性与滤波精度。优化后 Sigma 点生成公式:

$$\begin{cases} \chi_0 = \hat{X}_{k-1} \\ \chi_i = \hat{X}_{k-1} + \eta \sqrt{(n+\alpha) P_{k-1}}, i=1, 2, \dots, n+1 \\ \chi_{i+n+1} = \hat{X}_{k-1} - \eta \sqrt{(n+\alpha) P_{k-1}}, i=1, 2, \dots, n+1 \end{cases} \quad (6)$$

式中, $\hat{X}_{k-1}$ 为 $k-1$ 时刻误差状态最优估计值, P_{k-1} 为 $k-1$ 时刻状态协方差矩阵, α 为尺度调节参数, 用于控制采样点分布范围, 本文取 $\alpha=0.1$, η 为比例修正系数, 车载复杂路况下取 $\eta=0.9$, 缩小采样偏移幅度, 抑制颠簸、抖动引发的状态估计震荡。

配套加权系数计算公式分为均值权重 ω_m 与协方差权重 ω_c :

$$\begin{cases} \omega_{m0} = \frac{\alpha}{n+\alpha} \\ \omega_{c0} = \frac{\alpha}{n+\alpha} + (1-\eta^2 + \beta) \\ \omega_{mi} = \omega_{ci} = \frac{1}{2(n+\alpha)}, i=1, 2, \dots, 2n+2 \end{cases} \quad (7)$$

式中, β 为分布修正参数, 高斯分布场景下取 $\beta=2$ 。

完成采样点非线性传递 $Y_i = f(\chi_i)$ 后, 采用加权求和得到预测均值与协方差:

$$\begin{cases} \hat{X}_{k/k-1} = \sum_{i=0}^{2n+2} \omega_{mi} Y_i \\ P_{k/k-1} = \sum_{i=0}^{2n+2} \omega_{ci} (Y_i - \hat{X}_{k/k-1})(Y_i - \hat{X}_{k/k-1})^T + Q_{k-1} \end{cases} \quad (8)$$

该采样结构大幅削减矩阵乘法次数, 在保留系统非线性拟合能力的前提下, 显著缩短单步滤波耗时, 解决传统 UKF 嵌入式实时性差的短板。

当前主流降阶采样策略除标准 $2n+1$ UKF 外, 还包括 S3F 球形单形滤波和基础 $n+2$ 单纯形 UKF 两类, 对比可知, 标准 $2n+1$ UKF 非线性拟合能力最优但采样数量多、计算开销大, 难以满足车载硬件实时需求。S3F 球形单形滤波采样量最少但缺少中心采样点, 低信噪比、粗差环境下均值估计偏差大、鲁棒性不足。基础 $n+2$ 单纯形 UKF 虽保留中心采样点、采样规模适中, 但无自适应比例调节参数, 车辆高动态颠簸工况下采样分布固定易造成协方差震荡。而本文比例修正 $n+2$ 最小 Sigma 采样的采样量远低于标准 UKF、实时性突出, 同时保留中心采样点保证平稳工况估计精度, 搭配可调比例系数 η 可适配车载多变运动状态, 与后续提出的自适应、抗差滤波模块适配性更强, 更适用于复杂城市车载导航场景。

3.3. 改进 Sage-Husa 自适应噪声估计

标准 Sage-Husa 滤波依靠固定遗忘因子平均历史新息, 噪声矩阵更新滞后, 车辆驶入隧道、高楼遮挡区域时, GNSS 噪声强度突变, 固定遗忘因子无法快速响应噪声变化, 造成滤波收敛缓慢、误差放大。本文采用指数加权动态遗忘策略改进 Sage-Husa 算法, 根据新息残差实时调整加权系数, 优先放大最新时刻观测新息权重, 快速修正过程噪声协方差 Q_k 与观测噪声协方差 R_k 。

定义 k 时刻滤波新息向量:

$$\mathbf{e}_k = \mathbf{Z}_k - \hat{\mathbf{Z}}_{k/K-1} \quad (9)$$

式中, $\hat{\mathbf{Z}}_{k/K-1}$ 为观测域 Sigma 点加权得到的观测预测值。

设置动态指数加权系数 β_k , 取值区间 $0.05 \leq \beta_k \leq 0.2$, 根据新息模长自适应调整:

$$\beta_k = \begin{cases} 0.2, & \|\mathbf{e}_k\| > \tau \\ 0.05, & \|\mathbf{e}_k\| \leq \tau \end{cases} \quad (10)$$

式中, τ 为新息阈值, 由历史平稳路段新息均方根预先标定。

采用递推平均方式实时更新观测噪声矩阵 $\mathbf{R}_k$ 和同步更新过程噪声矩阵 $\mathbf{Q}_k$:

$$\begin{cases} \mathbf{R}_k = (1 - \beta_k) \mathbf{R}_{k-1} + \beta_k (\mathbf{e}_k \mathbf{e}_k^T - \mathbf{H}_k \mathbf{P}_{k/k-1} \mathbf{H}_k^T) \\ \mathbf{Q}_k = (1 - \beta_k) \mathbf{Q}_{k-1} + \beta_k (\mathbf{K}_k \mathbf{e}_k \mathbf{e}_k^T \mathbf{K}_k^T + \mathbf{P}_k - \Phi_{k,k-1} \mathbf{P}_{k-1} \Phi_{k,k-1}^T) \end{cases} \quad (11)$$

式中, 式中 $\mathbf{K}_k$ 为 k 时刻滤波增益, $\mathbf{P}_k$ 为更新后状态协方差矩阵。

该改进机制可在车辆急加速、隧道 GNSS 失锁、多路径干扰等噪声突变工况下快速修正噪声矩阵, 消除固定 $\mathbf{Q}$ 、 $\mathbf{R}$ 带来的滤波滞后问题, 提升时变噪声环境下的状态估计精度。

3.4. Huber 抗差修正

城市车载场景中高楼、高架反射信号会产生 GNSS 多路径粗差, 粗差观测直接代入滤波计算会破坏高斯噪声假设, 导致状态估计严重偏移、轨迹剧烈震荡。本文引入 Huber 损失函数构造抗差权重因子, 对超出正常阈值的异常观测做降权处理, 抑制粗差对滤波结果的干扰。

首先计算单通道观测残差 $e_{k,i}$ 代表 6 维观测向量各分量; 基于前序平稳新息计算残差标准差 σ 作为判别阈值, 构造分段 Huber 抗差因子:

$$\rho(e_{k,i}) = \begin{cases} 1, & |e_{k,i}| \leq \sigma \\ \frac{\sigma}{|e_{k,i}|}, & |e_{k,i}| > \sigma \end{cases} \quad (12)$$

当观测残差绝对值小于等于阈值 σ 时, 判定为有效观测, 权重保持 1, 完整利用观测信息。当残差超出阈值, 判定为多路径粗差, 权重随残差增大反比例缩小, 降低异常观测对滤波增益的贡献。

构建对角抗差权重矩阵 $\Psi_k = \text{diag}[\rho(e_{k,1}), \rho(e_{k,2}), \dots, \rho(e_{k,6})]$, 对原始观测噪声矩阵做加权修正:

$$\mathbf{R}_k^* = \Psi_k \mathbf{R}_k \Psi_k^T \quad (13)$$

将修正后的噪声矩阵 $\mathbf{R}_k^*$ 代入滤波增益求解公式:

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{k/k-1} \mathbf{H}_k^T (\mathbf{H}_k \mathbf{P}_{k/k-1} \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k^*)^{-1} \quad (14)$$

通过修正观测噪声矩阵实现粗差自适应抑制, 无需额外故障检测逻辑, 计算量小, 适配车载实时滤波需求, 大幅提升复杂城区路况下轨迹平滑度与定位稳定性。

3.5. PS-ARUKF 核心参数选取原则

本文 PS-ARUKF 包含 4 个核心可调参数: 比例修正系数 η 、无迹尺度参数 α 、动态遗忘系数 β_k 、Huber 残差阈值 σ , 各参数取值依据车载 MEMS 导航场景特性确定, 选取原则如下:

1) 比例修正系数 η : 用于缩放 Sigma 点偏移步长, 取值范围 $(0, 1]$ 。 η 偏大时采样点分布范围广, 非线性拟合能力强, 但易受车辆颠簸扰动引发估计震荡。 η 过小时采样点集中在均值附近, 非线性近似效

果变差。针对城市车载频繁启停、颠簸工况，经多组实车试算确定 $\eta = 0.9$ ，平衡非线性拟合与滤波稳定性。

2) 无迹尺度参数 α ：控制无迹变换整体采样分布区间，导航领域通用取值 $0 < \alpha \leq 1$ 。 α 越小采样点越靠近状态均值，适合低动态平稳行驶。 α 增大可提升高动态非线性拟合能力。本文车载场景取 $\alpha = 0.1$ ，适配 15 维高维误差状态，避免协方差矩阵非正定。

3) 动态遗忘系数 β_k ：分段阈值自适应取值 $0.05 \leq \beta_k \leq 0.2$ 。开阔 GNSS 优良环境下取 $\beta_k = 0.05$ ，弱化历史新息权重波动，保证滤波平稳。高楼、隧道遮挡、多路径粗差出现时切换为 $\beta_k = 0.2$ ，放大最新观测新息权重，快速更新噪声矩阵，缩短噪声收敛时长。

4) Huber 残差阈值 σ ：由车辆平稳开阔路段无粗差新息序列的均方根标定，表征正常观测残差波动边界。残差超过 σ 判定为多路径粗差并降权，阈值过小易过度抑制有效观测，阈值过大无法识别小幅粗差，本文实测标定 $\sigma = 0.12 \text{ m/s}$ 。

3.6. PS-ARUKF 完整算法流程

- 1) 初始化误差状态、协方差矩阵、噪声初值、抗差阈值与比例采样系数 η 。
- 2) SINS 机械编排解算载体导航参数，执行比例修正最小 Sigma 点采样与状态预测。
- 3) 采集 GNSS 数据构建观测向量，计算观测域 Sigma 点与滤波新息。
- 4) 通过改进 Sage-Husa 自适应模块更新 $\mathbf{Q}$ 、 $\mathbf{R}$ ，Huber 抗差模块修正观测噪声矩阵。
- 5) 计算滤波增益，更新误差状态与协方差矩阵。
- 6) 用估计误差修正 SINS 原始导航解，输出最优定位、测速、姿态结果，循环迭代。

4. 实车实验验证与结果分析

4.1. 实验条件

如图 1 所示，选用荷兰公司 Xsens 生产的 MTi-G-710 型惯性测量单元(Inertial Measurement Unit, IMU)采集车辆载体惯性运动信息。IMU 性能指标为陀螺零偏稳定性 $10^\circ/\text{h}$ 、角度随机游走 $0.6^\circ/\sqrt{\text{h}}$ 、加速度计零偏稳定性 $15 \mu\text{g}$ 、速度随机游走 $60 \mu\text{g}/\sqrt{\text{Hz}}$ 。另外，采用北天通讯生产的 BT-920E 型一体化 RTK 差分 GNSS 接收机作为高精度真值基准采集车辆载体位置、速度信息，RTK 动态定位精度平面 $0.8 \text{ cm} + 1 \text{ ppm}$ 、高程 $1.5 \text{ cm} + 1 \text{ ppm}$ ，速度精度 0.2 m/s ，最高数据输出更新率可达 50 Hz 。



Figure 1. Mti-G-710

图 1. Mti-G-710

实车实验选取开阔无遮挡、路面平坦的路面区域完成闭合路径行驶。车辆行驶过程中多次小幅度摆动，多次通过人工用金属盖临时遮挡卫星接收机模拟 GNSS 短暂失效状态，且轨迹起点与终点的姿态、

速度及位置保持一致, 便于通过导航误差对比各滤波算法性能。行驶轨迹如图 2 所示, 车辆运动数据总采集时长为 92.65 秒。



Figure 2. Actual driving trajectory of the vehicle
图 2. 车辆真实行驶轨迹

4.2. 实车实验结果对比

实验设置三组对比滤波算法: 标准 ESKF、传统 UKF、本文 PS-ARUKF, 滤波解算后导航轨迹如图 3 所示。

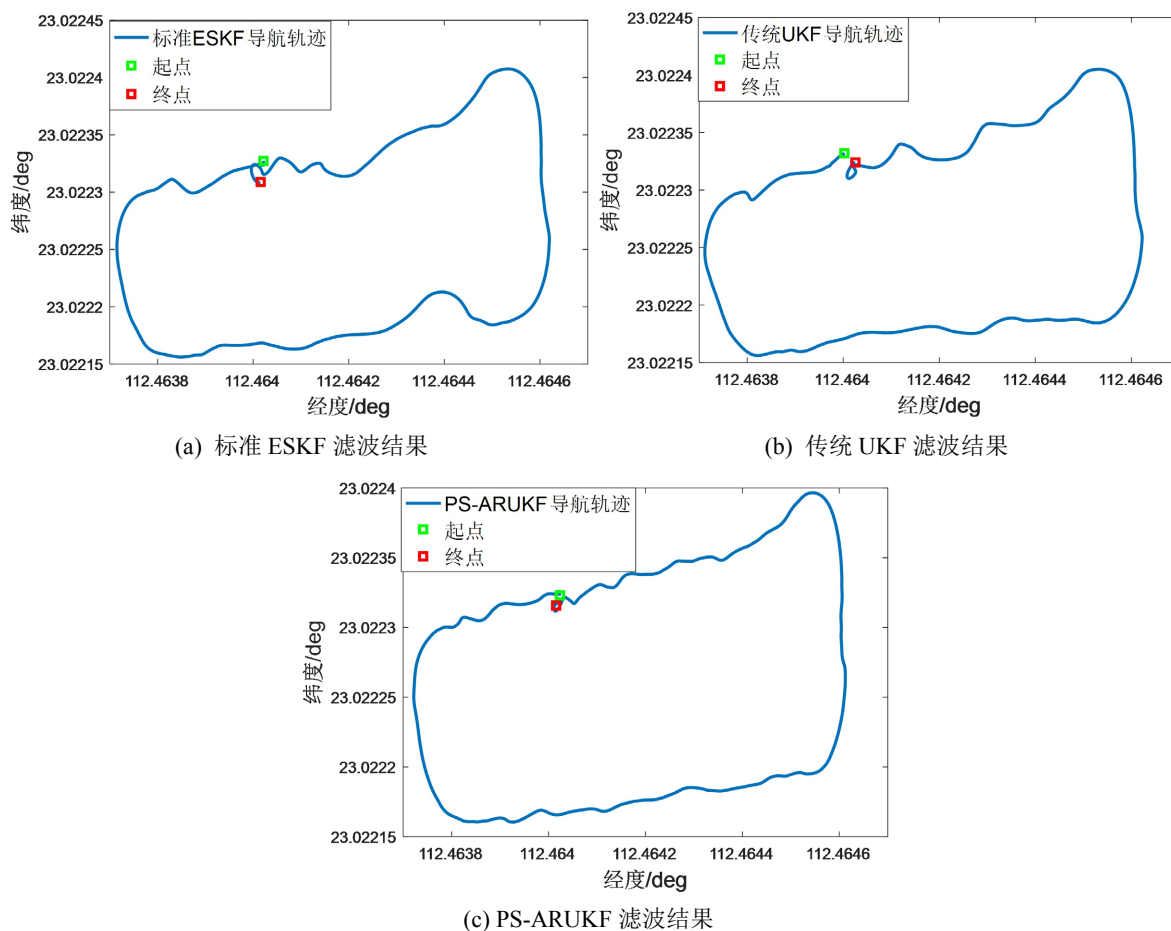


Figure 3. Vehicle navigation trajectory after filtering
图 3. 滤波后车辆导航轨迹

对 3 种滤波算法分别进行 5 次重复性试验, 以高精度差分定位设备输出数据作为参考真值, 分别计算闭合轨迹起点与终点滤波输出位置的平面欧氏距离(位置误差)、闭合轨迹起点与终点滤波航向角的绝对差值(航向角误差)、全程所有时刻滤波水平位置与真值水平位置偏差的均方根误差(水平位置 RMSE)以及导航解算中单步滤波运算耗时的均值(单步滤波平均耗时), 结果如表 1 所示。

Table 1. Comparison of navigation results for different algorithms
表 1. 不同算法导航结果对比

算法	位置误差/m	航向角误差/°	水平位置 RMSE/m	单步滤波平均耗时/ms
标准 ESKF	2.48	68.41	2.26	0.18
传统 UKF	2.12	64.05	1.79	0.32
PS-ARUKF	1.27	43.62	0.92	0.20

由结果可知, 标准 ESKF 水平位置 RMSE 为 2.26 m、终点位置误差 2.48 m、航向角误差 68.41°, 仅单步滤波耗时 0.18 ms, 但其线性近似框架难以适配车辆颠簸与 GNSS 失锁带来的非线性误差, 误差累积问题突出。传统 UKF 依托无迹变换拥有更强的非线性拟合能力, 水平位置 RMSE 降至 1.79 m, 位置误差减少至 2.12 m, 航向角误差减少至 64.05°, 但标准 $2n+1$ 采样结构运算开销大, 单步耗时达到 0.32 ms, 且无自适应噪声调节与抗差模块, GNSS 遮挡恢复后的观测粗差易造成轨迹震荡。本文所提 PS-ARUKF 通过比例修正最小 Sigma 点采样、改进 Sage-Husa 自适应噪声估计与 Huber 抗差修正三重优化, 水平位置 RMSE 仅 0.92 m、终点位置误差 1.27 m、航向角误差 43.62°, 相较传统 UKF 分别提升 48.60%、40.09%、31.90%。同时单步滤波平均耗时仅 0.20 ms, 与工程常用 ESKF 实时性能接近, 能够在 GNSS 短时失效、车辆颠簸摆动的复杂车载工况下有效抑制导航误差发散, 兼顾高精度与嵌入式实时运算需求, 更适用于智能驾驶车载低成本 MEMS 组合导航场景。

5. 结论

针对城市车载环境 GNSS 遮挡、多路径粗差与时变噪声问题, 标准 ESKF 易累积线性近似误差, 传统 UKF 存在运算量大、缺少自适应与抗差机制的缺陷, 本文提出 PS-ARUKF。算法通过比例修正最小 Sigma 点采样精简运算量, 弥补 ESKF 非线性拟合短板。采用指数加权改进 Sage-Husa 方法动态更新噪声协方差, 适配车载突变噪声。引入 Huber 抗差因子抑制 GNSS 异常观测带来的轨迹震荡。开展闭合路径实车重复性对比试验, 以差分定位设备真值完成性能验证。试验数据表明, 相比传统 UKF, PS-ARUKF 水平位置 RMSE 精度提升 48.60%, 终点位置误差精度提升 40.09%, 航向角误差精度提升 31.90%, 单步滤波平均耗时 0.20 ms, 实时性能接近工程常用 ESKF。在车辆颠簸、卫星短时失效工况下可有效抑制误差发散, 兼顾导航精度与嵌入式实时计算需求。该算法适用于搭载低成本 MEMS 器件的车载组合导航系统, 后续可融合轮速、航向约束, 延长 GNSS 拒止环境下高精度导航时长。

基金项目

广东理工学院 2024 年度校级科研平台和项目《轮式载体组合捷联惯性导航系统研究》(项目编号: 2024QNZK013)。

参考文献

- [1] 王甫红, 栾梦杰, 程雨欣, 等. 城市环境下智能手机车载 GNSS/MEMS IMU 紧组合定位算法[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2023, 48(7): 1106-1116.

-
- [2] 赵金霞. 车载组合导航的改进粒子群误差补偿[J]. 全球定位系统, 2025, 50(6): 116-124.
- [3] 尹智慧, 党龙飞, 魏峥嵘, 等. 基于误差状态扩展卡尔曼滤波的 GNSS/INS 组合导航机载车载船载数据集[J]. 全球定位系统, 2025, 50(1): 9-17.
- [4] Kadri, M.B. and Yousuf, S. (2025) An Advanced Error State Kalman Filter (ESKF)-Based Terrain Contour Matching (TERCOM) Method for Tracking an Aerial Vehicle Using a Low-Cost Digital Elevation Map. *PeerJ Computer Science*, **11**, e3118. <https://doi.org/10.7717/peerj-cs.3118>
- [5] 徐正兴, 诸云, 吴祎楠. 基于改进 Sigma 点的无迹卡尔曼滤波水下目标跟踪算法[J]. 无人系统技术, 2023, 6(4): 22-30.
- [6] Papakonstantinou, K.G., Amir, M. and Warn, G.P. (2022) A Scaled Spherical Simplex Filter (S3F) with a Decreased $n + 2$ Sigma Points Set Size and Equivalent $2n + 1$ Unscented Kalman Filter (UKF) Accuracy. *Mechanical Systems and Signal Processing*, **163**, Article ID: 107433. <https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2020.107433>
- [7] 林雪原, 潘新龙, 王玮. 基于最大熵准则的 GNSS/SINS 组合导航滤波算法[J]. 大地测量与地球动力学, 2024, 44(8): 787-792.
- [8] 杨显赐, 乔海波, 肖国锐, 等. 基于因子图优化 PPP 的 GNSS/INS 松组合导航[J]. 全球定位系统, 2023, 48(3): 85-92.
- [9] Qiang, Q., Lin, B., Liu, Y., Lin, X. and Wang, S. (2024) Robust UKF Orbit Determination Method with Time-Varying Forgetting Factor for Angle/Range-Based Integrated Navigation System. *Chinese Journal of Aeronautics*, **37**, 420-434. <https://doi.org/10.1016/j.cja.2024.07.011>
- [10] Li, H.X., *et al.* (2026) A Robust GNSS/SINS Integrated Navigation for Ships via Adaptive Motion Constraints and a Switchable Invariant Filter. *Ocean Engineering*, **363**, Article ID: 126561. <https://doi.org/10.1016/j.oceaneng.2026.126561>
- [11] Sun, X., Li, P., Zhang, J., Chen, Z. and He, B. (2025) Robust AUV Navigation with Non-Gaussian Noise: Enhanced UKF with Maximum Correntropy and M-Estimation Methods. *Robotics and Autonomous Systems*, **192**, Article ID: 105007. <https://doi.org/10.1016/j.robot.2025.105007>
- [12] Chen, Z., Liu, Y., Liu, S., Wang, S. and Yang, L. (2025) An Improved Fading Factor-Based Adaptive Robust Filtering Algorithm for SINS/GNSS Integration with Dynamic Disturbance Suppression. *Remote Sensing*, **17**, Article No. 1449. <https://doi.org/10.3390/rs17081449>
- [13] 赵桂玲, 王金宝, 姜子昊, 等. 基于双参数的 GNSS/SINS 故障检测及抗差自适应算法[J]. 北京航空航天大学学报, 2026, 52(3): 655-667.
- [14] 欧阳乐. 基于抗差自适应 Kalman 滤波的低成本 GNSS 终端定位精度分析[J]. 北京测绘, 2025, 39(10): 1547-1553.