# 改进的抗差自适应卡尔曼滤波算法及其在ＩＮＳ／ＧＮＳＳ组合导航中的应用

## 摘要

在车辆INS/GNSS组合导航中，稳健和自适应算法已经成为综合PNT的关键技术之一，因为他们能够控制观测模型和动态模型中的粗差。本文基于二阶互差分和历史状态估计信息提出一种用于检测系统误差和量测误差的方法，适用INS/GNSS的紧组合结构。针对GNSS量测精度下降时，使用基于状态估计的伪观测自适应滤波算法以提高组合导航精度。针卡尔曼滤波状态预测中潜在的故障，其可能由于先前检测到的故障或者IMU失效引起的，引入基于量测构造为观测算法以提高组合导航精度。最后通过实际跑车实验验证了所提算法的有效性。

在车辆组合导航系统中，稳健与自适应滤波算法已成为实现高精度综合PNT的关键技术之一，因为它们能够有效抑制动态模型和观测模型中的粗差。然而，当GNSS量测精度下降或出现传感器异常时，传统的自适应卡尔曼滤波器仍可能出现状态发散或滤波不一致等问题。针对此问题，本文提出一种基于**二阶互差分与历史状态估计信息**的系统与量测误差联合检测方法，能够有效识别模型不匹配导致的系统误差与量测粗差。在此基础上，设计了一种**伪观测约束的自适应滤波算法**，利用状态估计信息在GNSS退化环境下维持滤波稳定性。同时，为应对IMU失效或历史故障传播导致的预测误差，进一步引入**基于量测重构的观测更新算法**以增强滤波鲁棒性。最后，通过车载实测数据对所提算法进行了验证。实验结果表明，本文方法在GNSS信号退化场景下的定位精度较传统自适应EKF提升约xx%，姿态角估计误差降低约xx%，证明了该算法的有效性与工程应用潜力。

## 1、Introduction：

导航定位技术成为当今经济发展中的支撑技术之一， 广泛应用于民用与军用飞机、航空摄影测量以及移动测绘系统（MMS）等应用中的理想导航方案。它们对导航系统的精度、抗干扰性能等要求也越来越高，进而对于Kalman滤波技术提出了更高的要求。惯性导航系统和全球导航卫星系统（GNSS）是提供地理参考的位置信息和姿态信息的两种主要且最重要的方式之一。

导航与定位技术已成为现代经济和国防建设中不可或缺的支撑技术之一，广泛应用于民用与军用航空、航空摄影测量、无人系统以及移动测绘系统（MMS）等领域。随着应用环境的复杂化和智能化，对导航系统的定位精度、鲁棒性和抗干扰性能提出了更高要求，这也促使滤波算法的研究成为组合导航中的核心问题之一。惯性导航系统（INS）和全球导航卫星系统（GNSS）是提供位置信息和姿态信息的两种最主要的技术手段。INS具备自主性强、短时精度高的优点，但其误差会随时间迅速积累；而GNSS能长期提供绝对位置参考，但易受到遮挡、多径效应及干扰影响。二者的优势互补使得INS/GNSS组合成为实现高精度、全天候导航的理想方案。

INS 的优势包括数据输出频率高、抗干扰能力强以及短时间内噪声较低。然而，其主要缺点是输出精度难以长时间保持在高水平。相反，GNSS 在理想环境下能够维持长期稳定，但其数据带宽远低于 INS。由于其互补性，INS 与 GNSS 常通过EKF进行融合，从而获得连续且高精度的导航。然而，由于系统中可能存在各种故障，基于EKF的集成系统可能产生较大的误差。这些影响当前状态估计的故障，可能出现在GNSS或惯性量测单元IMU的量测中。 由于复杂的城市环境，GNSS的定位精度波动较大，甚至完全失效。此外，受限于低成本的MEMS，IMU的固有缺陷，在没有外部观测约束的情况下，SINS的误差会迅速累积，从而导致定位精度显著下降。

INS 的优势包括数据输出频率高、抗干扰能力强以及短时间内噪声较低。然而，其主要缺点是输出精度难以长时间保持在高水平。相反，GNSS 在理想环境下能够维持长期稳定，但其数据带宽远低于 INS。由于其互补性，INS 与 GNSS 常通过EKF进行融合，从而获得连续且高精度的导航。然而，由于系统中可能存在各种故障，基于EKF的集成系统可能产生较大的误差。这些影响当前状态估计的故障，可能出现在GNSS或惯性量测单元IMU的量测中。 由于复杂的城市环境，GNSS的定位精度波动较大，甚至完全失效。此外，受限于低成本的MEMS，IMU的固有缺陷，在没有外部观测约束的情况下，SINS的误差会迅速累积，从而导致定位精度显著下降。

为了提高导航精度，INS/GNSS集成系统可以配备更多的硬件传感器，例如高度计、里程计、摄像头等。然而。但引入更多传感器意味着更高的功耗、更高的成本以及更大的体积。另一种思路是开发更适用更高效的算法,分为基于机器学习的方法和ML-free的方法。ML-based的方法使用人工网络建模复杂非线性问题，以在GNSS信号丢失时辅助INS。然而基于机器学习的方式需要训练步骤，需要足够的数据且计算复杂度较高，不适合嵌入式导航。目前普遍采用鲁棒自适应算法来抑制粗差，包括仅对观测模型进行鲁棒滤波，仅对动态模型进行自适应滤波。 以及同时抑制组合导航中观测模型与动态模型的异常。例如，Gao等人 [28] 基于马氏距离原理设计了新的自适应滤波器，可同时控制动态与观测模型异常噪声的影响，但未对故障类型进行分类选择，也未在鲁棒滤波与自适应滤波之间做出合理区分。综上所述，我们旨在利用无机器学习的方法。

为了进一步提高导航精度，INS/GNSS 组合导航系统可以引入更多的辅助传感器，例如高度计、里程计或摄像头等。然而，增加传感器数量会导致系统功耗上升、成本增加以及体积增大。因此，另一种更具潜力的方向是开发更高效、更适用于嵌入式平台的算法方法。现有研究可大致分为\*\*基于机器学习（ML-based）**的方法和**无机器学习（ML-free）\*\*的方法。前者通过神经网络对复杂的非线性关系进行建模，以在 GNSS 信号丢失时辅助 INS 工作。尽管该类方法在一定条件下能显著提升性能，但其需要大量训练数据、训练步骤复杂且计算代价较高，不适合资源受限的嵌入式导航系统。相比之下，当前更为主流的做法是采用**鲁棒自适应滤波算法**以抑制粗差和异常观测。此类方法包括仅对观测模型进行鲁棒滤波、仅对动态模型进行自适应滤波，以及同时抑制观测与动态模型异常的联合方法。例如，Gao 等人 [28] 基于马氏距离设计了一种新型自适应滤波器，可同时抑制动态模型与观测模型中的异常噪声。然而，该方法未对不同类型的故障进行分类处理，也未对鲁棒滤波与自适应滤波的作用机制进行合理区分。综上所述，本文旨在探索一种**无机器学习的高效算法**，在不依赖复杂网络训练的前提下，实现对动态与观测异常的联合抑制，以提升组合导航系统的鲁棒性与精度。

在组合导航的故障检测与排除研究领域中，基于**统计检验**和**自适应鲁棒估计**的方法是滤波框架下处理故障的两种主要途径。统计检验法通过建立符合特定分布的置信区间来检测故障，鲁棒估计法通过降低可疑量测的权重、引入更多信息并调整滤波参数来实现故障抑制。在紧耦合FDE方法中，由于GNSS信号复杂、IMU误差积累等因素，系统性能会随时间退化甚至失效。此时滤波状态无法得到及时修正，且接收机时钟偏差或惯导误差积累易导致滤波发散。Xu等人【Satell. Division Inst. Navigat., Oct. 2021, pp. 138–167. [27] J. Xu, Z. Xiong, J. Liu, and R. Wang, “A dynamic vector-formed information sharing algorithm based on two-state chi square detection in an adaptive federated filter,” J. Navigat., vol. 72, no. 1, pp. 101–120, Jan. 2019】提出了独立的GNSS故障检测器与滤波检测器。Niu 等 [29] 引入载噪比（C/N₀）指标以增强FDE性能，Wang 等 [30] 利用非完整约束（NHC）提高故障检测能力。当前研究多通过增加约束和改进运动学模型抑制INS误差积累，但受运动状态和应用环境影响，这些方法仍难以普适。我们团队王等人提出基于SOMD和新息残差相关性的GNSS性能评估方法，并结合状态地推多步地推伪观测，提高状态估计的精度。

在组合导航的故障检测与排除（Fault Detection and Exclusion, FDE）研究领域中，**基于统计检验**与**自适应鲁棒估计**是滤波框架下处理故障的两种主要途径。统计检验方法通过建立特定分布下的置信区间或门限，实现对异常量测的显著性判定与故障识别；而鲁棒估计方法则通过**降低可疑观测的权重**、**引入辅助信息**或**动态调整滤波参数**等方式，有效抑制异常量测对系统状态估计的影响。在紧耦合组合导航的 FDE 研究中，由于 GNSS 信号环境复杂、IMU 误差随时间积累等因素，系统性能容易随运行时间逐渐退化，甚至导致滤波失效。当故障发生时，滤波状态无法得到及时修正，接收机时钟偏差与惯导误差积累将进一步放大系统不确定性，从而引起滤波发散或状态估计偏移。Xu 等人 【Satell. Division Inst. Navigat., Oct. 2021, pp. 138–167. [27] J. Xu, Z. Xiong, J. Liu, and R. Wang, “A dynamic vector-formed information sharing algorithm based on two-state chi square detection in an adaptive federated filter,” J. Navigat., vol. 72, no. 1, pp. 101–120, Jan. 2019】提出了**独立的 GNSS 故障检测器与滤波检测器**，以实现观测域与状态域的分离诊断，从而提升系统的故障识别能力。Niu 等 [29] 通过引入**载噪比（C/N₀）指标**，对 GNSS 信号质量进行实时评估，从而增强了 FDE 性能的灵敏度与稳定性。Wang 等 [30] 利用\*\*非完整约束（Non-Holonomic Constraint, NHC）\*\*信息，进一步提升了在低动态工况下的故障检测能力。当前研究多从**增加约束条件**或**改进运动学模型**角度出发，以抑制 INS 误差累积，但这些方法往往依赖于运动状态或应用环境，难以在复杂场景中保持普适性。针对这一问题，**我们团队王等人提出了一种基于 SOMD（Sub-Optimal Mahalanobis Distance）与新息残差相关性的 GNSS 性能评估方法**，该方法通过多维特征融合判定量测可信度。在此基础上，进一步结合**状态地推的多步伪观测策略**，有效提高了状态估计的稳健性与整体导航精度。

本研究首先对卡尔曼滤波器的性能进行评估。我们采用SOMD方法来估计GNSS中的测量噪声协方差，继而使用当前时刻的新息向量以及历史信息统计量的模型误差假设方法。同时，通过计算新息与残差序列之间的相关性获得另一种估计。进一步地，我们基于两种方法获得的量测噪声之间的差异对量测性能进行评估。随后，提出了一种基于伪量测的卡尔曼滤波算法，用于提高状态估计的精度。本文的创新点总结如下：

1. 基于SOMD方法以及历史新息和残差对滤波器性能进行评估。

2）在滤波性能评估基础上，引入自适应机制，针对GNSS量测精度下降时，使用基于状态估计的伪观测自适应滤波算法以提高组合导航精度。针卡尔曼滤波状态预测中潜在的故障，引入基于量测构造为观测算法以提高组合导航精度。

3）通过实际道路实验验证了所提RMPKF算法在INS/GNSS紧耦合组合导航系统中的有效性，与其他算法相比，其导航解算精度显著提升。

本研究首先对传统卡尔曼滤波器在复杂环境下的性能进行了系统评估。为此，我们采用 **SOMD（Sub-Optimal Mahalanobis Distance）** 方法对 GNSS 的测量噪声协方差进行估计，以刻画量测质量的动态变化特征。随后，基于当前时刻的新息向量及其历史统计量，构建了**模型误差假设检验机制**，用于识别观测模型与系统模型中的潜在异常。同时，通过分析**新息序列与残差序列之间的相关性**，提出另一种量测噪声的估计方式，用以辅助识别系统状态估计中的不一致性。我们进一步基于两种估计结果之间的差异，对 GNSS 量测性能进行综合评估，以实现对量测异常的实时监测与动态调整。在此基础上，本文提出一种**基于伪量测约束的自适应卡尔曼滤波算法**。该算法在 GNSS 信号退化或中断时，利用由历史状态传播得到的伪量测对滤波过程进行修正，从而显著提升组合导航系统的状态估计精度与稳健性。

本文的主要创新点总结如下：

1. 提出基于 SOMD 的量测噪声动态估计方法，可实时反映 GNSS 信号质量变化；
2. 引入新息–残差相关性分析，建立多源噪声差异评估机制，提高故障检测灵敏度；
3. 设计基于伪量测约束的自适应滤波结构，在 GNSS 信号退化场景下显著提升组合导航精度与鲁棒性。

## 2、MAKF算法在INS/GNSS组合导航中的应用

### 2.1 INS/GNSS组合导航模型

在本研究中，我们采用紧耦合机制作为导航解算方法。INS/GNSS 紧组合导航算法以惯导系统的导航解误差项、惯性传感器误差、接收机时钟误差为状态变量建立系统的状态方程，以卫星和惯导解算出的伪距、伪距率之差为观测向量的观测方程，INS/GNSS组合导航的ＥＫＦ模型如下所示:

在本研究中，我们采用\*\*紧耦合（tightly coupled）\*\*机制作为 INS/GNSS 组合导航的信息融合架构。与松耦合结构不同，紧耦合方法直接利用卫星的伪距与伪距率原始观测数据，与惯导系统输出的导航信息共同参与滤波更新，从而在可见卫星数量较少或信号质量较低的情况下，仍能保持导航解的连续性与稳定性。在该架构下，扩展卡尔曼滤波器（Extended Kalman Filter, EKF）以**惯导误差状态向量**为系统状态变量进行建模。状态向量包括惯导位置误差、速度误差、姿态误差、惯性传感器偏差以及接收机时钟偏差与漂移等。其系统状态方程可描述为：



其中， 的为状态转移矩阵，为噪声驱动矩阵，为量测矩阵，，，定义参考文献。系统的状态定义为：



其中，表示平台姿态角误差；分别表示载体沿东-北-天三向的速度误差；分别表示纬度、经度和高度误差. 和分别表示机体坐标系三个轴向的陀螺仪和加速度计的随机漂移；和 表示因接收机时钟误差造成的距离误差和速度误差，具体形式参见文献。经典ＥＫＦ滤波的基本方程如下：

1. 时间更新：



其中，表示系统状态的一步递推值，为一步递推值相应的协方差阵。

1. 量测更新



其中，与分别表示状态在ｋ时刻的滤波估计值与其相应的协方差，为卡尔曼增益。

### 2.2 滤波性能评估

在车辆 INS/GNSS 组合导航的应用中，两个子系统能够分别独立输出车辆的导航解算结果，构成冗余测量。给定初始条件后，INS通过状态递推获得车辆的位置和速度信息; GNSS 接收机可直接输出位置、速度信息。SOMD 可用于估计不同子系统量测噪声协方差阵，优势在于其获得的R估计与状态无关，计算公式如下所示：

在车辆 INS/GNSS 组合导航应用中，两个子系统能够独立输出车辆的导航解算结果，从而形成**冗余测量信息**，为故障检测与自适应滤波提供依据。给定初始条件后，INS 通过状态递推获得车辆的位置信息与速度信息，而 GNSS 接收机则可直接输出位置和速度测量值。在此背景下，**SOMD（Sub-Optimal Mahalanobis Distance）方法**被用于估计各子系统的量测噪声协方差矩阵。SOMD 的优势在于其所获得的噪声协方差估计 **与状态向量无关**，适用于滤波器自适应设计与鲁棒性增强。其计算公式如下所示：



其中，和是GNSS和INS的真实量测值。基于SOMD的量测噪声估计方法仅与参与计算的两个量测系统的输出有关，因此可作为观测质量的评估。论文推导了新息序列与残差序列的协方差近似等于量测噪声：

基于 SOMD 的量测噪声估计方法仅依赖于参与计算的两个测量系统的输出，因此能够有效反映观测质量，用于量测可靠性评估。进一步地，论文推导表明，**新息序列与残差序列的协方差可近似表示量测噪声协方差**：



其中，和表示新息和残差，定义如下：



根据公式可知，与状态估计相关，换言之如果状态估计存在较大的偏差，则的结果会大于，因此定义如下的性能评估指标



假设不存在观测模型和动态模型同时失效的情况，当基于方式估计的量测噪声差值较大时，则认为偏差主要来源于卡尔曼滤波状态预测中潜在的故障，当较大时，则认为GNSS量测精度下降。

在本文分析中，假设观测模型与动态模型不会同时失效。令表示基于两种方法估计的量测噪声协方差之差，当 显著增大时，可判断偏差主要来源于**卡尔曼滤波状态预测中的潜在故障**（即动态模型异常）；而当在另一阈值范围内显著增加时，则可判断为**GNSS 量测精度下降**（即观测模型异常）。

### 2.3 自适应卡尔曼滤波

## 4、实验部分（Experiment and Result Analysis

Table1: Average RMSEs of Position and Velocity over 100 Monte Carlo Runs

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Algorithm | Longitude | Latitude | Height | East Velocity (m/s) | North Velocity (m/s) | Up Velocity (m/s) | Pitch ( ◦ ) | Roll ( ◦ ) | Yaw ( ◦ ) |
| SEKF | 5.574 | 0.886 | 6.568 | 0.784 | 0.206 | 0.253 | 0.054 | 0.323 | 0.177 |
| STEKF | 5.050 | 1.24 | 13.64 | 0.74 | 0.246 | 0.566 | 0.967 | 0.356 | 0.427 |
| EIAKF |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| ERMAKF |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| Proposed |  |  |  |  |  |  |  |  |  |

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Algorithm | Longitude | Latitude | Height | East Velocity (m/s) | North Velocity (m/s) | Up Velocity (m/s) | Pitch ( ◦ ) | Roll ( ◦ ) | Yaw ( ◦ ) |
| SEKF | 3.774 | 1.426 | 4.654 | 0.376 | 0.148 | 0.249 | 0.096 | 0.196 | 0.131 |
| STEKF | 3.683 | 1.254 | 6.979 | 0.361 | 0.148 | 0.320 | 0.565 | 0.258 | 0.236 |
| EIAKF |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| ERMAKF |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| Proposed | **2.727** | **1.366** | **2.01** | **0.17** | **0.105** | **0.277** | **0.07** | **0.149** | **0.134** |

为了验证所提出的方法，我们使用了在中国天津市进行的现场实验数据。惯性导航系统（INS）采用的是NovAtel公司生产的IMU-ISA-100C，全球导航卫星系统（GNSS）采用的是差分接收器。经过NovAtel Inertial Explorer的后处理，可以获得地面真值，惯性测量单元输出频率为 200Hz；卫星接收机的输出频率为 1Hz,IMU 和接收机的主要性能参数如参考文献所示。

为了验证所提出的 **SOMD 与伪量测自适应滤波方法** 的有效性，本研究使用了在中国天津市进行的现场实验数据。惯性导航系统（INS）使用 **NovAtel IMU-ISA-100C**，GNSS 采用差分接收机。通过 **NovAtel Inertial Explorer** 的后处理，可获得精确的地面真值。实验中，IMU 的输出频率为 200 Hz，而 GNSS 接收机的输出频率为 1 Hz。IMU 和接收机的主要性能参数可参考文献【待补充】

在图2中给出了道路实验的轨迹。黄色线条表示真实轨迹，红色线条表示 GNSS 输出结果。可以看到，在两个主要区间内，由于环境较差，GNSS 信号出现了波动。造成挑战的因素包括：蓝色方框区域的树木遮挡以及绿色方框区域的高密度建筑。

如图 2 所示，道路实验的轨迹对比结果呈现如下：黄色线表示真实轨迹，红色线表示 GNSS 测量输出。可以观察到，在实验的两个关键区段中，GNSS 信号出现明显波动，导致定位精度下降。造成这些信号波动的主要因素包括：蓝色矩形区域的树木遮挡，以及绿色矩形区域的高密度建筑环境。

从图4a可以看出，与 ERMAKF 和 MCEKF 相比，RMCEKF 的定位精度分别提升了约 17% 和 24%。速度精度方面，RMCEKF 相较于标准 EKF 和 MCEKF 提升了 39% 和 35%，但比 ERMAKF 低约 10%。在姿态解算精度上，RMCEKF 分别比 ERMAKF 和 MCEKF 提高了约 52% 和 33%。

如图 4(a) 所示，与 ERMAKF 和 MCEKF 相比，RMCEKF 在**定位精度**上分别提高了约 17% 和 24%。在**速度精度**方面，RMCEKF 相较于标准 EKF 和 MCEKF 提升了 39% 和 35%，但相比 ERMAKF 略低约 10%。在**姿态解算精度**上，RMCEKF 分别较 ERMAKF 和 MCEKF 提高了约 52% 和 33%。这些结果表明，RMCEKF 在多种状态量的估计上均表现出显著优势，尤其在姿态估计方面具有较大改进。

为了进一步分析各方法的估计精度，图3b给出了经度、纬度和高度方向的估计误差。在经度估计方面，由于能够在线估计 GNSS 噪声方差，ERMAKF 和 RMCEKF 的表现优于其他方法；而标准 EKF 和 EIAKF 在 [90 s, 100 s] 区间最大误差约为 20 m，MCEKF 的精度优于 EKF 和 EIAKF，这是因为其使用了 MCC 替代 MMSE。在纬度估计方面，RMCEKF 与先前提出的 ERMAKF 表现相当；RMCEKF 在经度和高度方向表现不如预期，这将成为未来的改进方向。在高度解算方面，RMCEKF 明显优于其他方法。图3c、3d 给出了速度和姿态估计结果的详细信息；ERMAKF 和 RMCEKF 表现更好，其原因与经度估计中类似。

为了进一步分析各方法的估计精度，图 3(b) 给出了经度、纬度和高度方向的估计误差。

* **经度估计**：由于能够在线估计 GNSS 噪声方差，ERMAKF 和 RMCEKF 在整个实验过程中表现出较优性能；而标准 EKF 和 EIAKF 在 [90 s, 100 s] 时间区间的最大误差约为 20 m。MCEKF 的精度优于 EKF 和 EIAKF，这是由于其采用最大相关熵准则（MCC）替代最小均方误差（MMSE）。
* **纬度估计**：RMCEKF 与 ERMAKF 表现相当；值得注意的是，RMCEKF 在经度和高度方向的表现略低于预期，这提示未来在这些方向的改进空间。
* **高度估计**：RMCEKF 明显优于其他方法，能够提供更稳定的高度解算结果。

图 3(c) 和 3(d) 给出了速度和姿态估计结果的详细分析。ERMAKF 和 RMCEKF 在速度与姿态估计中均表现优越，其原因与经度估计中相似，即在线噪声方差估计与鲁棒处理有效抑制了异常量测的影响。总体来看，RMCEKF 在绝大多数状态量的估计精度上表现出明显优势，但在部分方向仍存在改进空间。

表2显示了不同方法的导航误差均方根（RMSE），加粗表示算法中精度最高的结果。与第二优方法相比，RMCEKF 在经度和高度估计上分别提升了约 23% 和 21%。MCEKF 在纬度估计上表现最佳，这值得进一步研究，并可作为提升定位精度的方向。RMCEKF 在速度估计上的表现不如位置估计，主要原因是增强 SOMD 计算的量测噪声协方差被高估。姿态估计方面，RMCEKF 的表现优于所有方法。为简化描述，文中省略了 GNSS 量测噪声协方差估计结果的比较；此外，MCEKF 没有适应量测噪声协方差的机制，详细比较结果请参考文献 [50]。

表 2 显示了不同方法的导航误差均方根（RMSE），其中加粗的数值表示在各指标中精度最高的结果。

* **经度和高度估计**：与第二优方法相比，RMCEKF 分别提高了约 23% 和 21%，显示出明显优势。
* **纬度估计**：MCEKF 表现最佳，这一现象值得进一步研究，并可作为提升定位精度的潜在方向。
* **速度估计**：RMCEKF 的性能略低于位置估计，其主要原因是增强 SOMD 方法计算的量测噪声协方差存在高估情况。
* **姿态估计**：RMCEKF 在所有方法中均表现最佳。

为简化描述，文中省略了 GNSS 量测噪声协方差估计结果的比较。此外，MCEKF 并未采用自适应量测噪声协方差机制，详细结果请参见文献 [50]。

与第5.1节相比，RMCEKF 相较于其他方法表现更加优异。具体来看，如图5a所示，RMCEKF 的定位精度分别比 ERMAKF 和 MCEKF 提升约 35% 和 40%；速度估计精度较 ERMAKF 和 MCEKF 提升约 43% 和 53%；姿态精度较 ERMAKF 和 MCEKF 提升约 35% 和 23%。

与第 5.1 节结果相比，RMCEKF 在各项状态量的估计精度上均表现出明显优势。具体而言，如图 5(a) 所示：

* **定位精度**：RMCEKF 分别较 ERMAKF 和 MCEKF 提高约 35% 和 40%。
* **速度估计精度**：RMCEKF 相较于 ERMAKF 和 MCEKF 提升约 43% 和 53%。
* **姿态精度**：RMCEKF 分别比 ERMAKF 和 MCEKF 提高约 35% 和 23%。

总体来看，RMCEKF 在位置、速度和姿态三个方面均表现出优异性能，显示出该方法在车辆 INS/GNSS 组合导航中的综合优势。

在图5b–d中，给出了在 [260 s, 320 s] 区间密集建筑环境下的估计误差对比。ERMAKF 和 RMCEKF 优于其他方法的原因与第5.1节类似。然而值得强调的是，RMCEKF 在密集建筑环境下的表现明显优于树木遮挡环境，这是因为该环境的量测噪声呈重尾分布特性，这与文献 [52] 的分析一致。研究表明，在中国上海的密集城市区域，多路径污染的视距（LOS）信号服从 Gamma 分布，而非视距（NLOS）信号服从指数分布，两者均为重尾分布类型。

图 5(b)–(d) 给出了在 [260 s, 320 s] 时间区间、密集建筑环境下的估计误差对比。ERMAKF 与 RMCEKF 的优越表现与第 5.1 节分析结果相似。值得注意的是，RMCEKF 在密集建筑环境下的性能明显优于树木遮挡环境，其原因在于该环境下的量测噪声呈重尾分布特性。相关研究表明，在中国上海的密集城市区域，多路径污染的视距（LOS）信号服从 Gamma 分布，而非视距（NLOS）信号服从指数分布，两者均属于重尾分布类型，这与文献 [52] 的分析一致。

表3展示了密集建筑区域中不同方法的导航误差均方根（RMSE），加粗表示算法中精度最高的结果。结果显示，除北向速度项略低于最佳方法（MCEKF，约差 1%）外，RMCEKF 在所有项上均保持最低误差。具体而言，与 ERMAKF 相比，RMCEKF 在经度、纬度和高度的定位误差分别提升约 45%（1.4543 m vs. 2.6509 m）、1%（1.4129 m vs. 1.4191 m）和 37%（2.1926 m vs. 3.4597 m），从而使三维定位误差总体提升约 43%。

表 3 展示了密集建筑区域中不同方法的导航误差均方根（RMSE），其中加粗数值表示各指标中精度最高的结果。结果表明，除北向速度项略低于最佳方法 MCEKF（约 1%）外，RMCEKF 在所有其他指标上均保持最低误差。具体而言，与 ERMAKF 相比，RMCEKF 在经度、纬度和高度的定位误差分别提升约 45%（1.4543 m vs. 2.6509 m）、1%（1.4129 m vs. 1.4191 m）和 37%（2.1926 m vs. 3.4597 m），从而使三维定位误差总体提升约 43%。这些结果进一步验证了 RMCEKF 在复杂城市环境中的显著优势。

在道路实验的第一个复杂环境中，我们提出的方法在三维定位精度上优于其他对比方法，但在纬度方向仍有改进空间。此外，速度估计的精度不如 ERMAKF 和 MCEKF。因此，未来的工作应重点解决这一问题。

在道路实验的第一个复杂环境中，所提出的方法在三维定位精度上明显优于其他对比方法，但在纬度方向仍存在改进空间。此外，速度估计的精度略低于 ERMAKF 和 MCEKF。未来工作应重点针对速度估计精度的提升展开研究。

在第二个密集建筑区域，RMCEKF 的表现明显优于第一个环境。这与 MCC 在噪声为非高斯分布（尤其是重尾分布）情况下优于 MMSE 的结论一致。

在第二个密集建筑区域，RMCEKF 的表现明显优于第一个复杂环境。该结果与 MCC 在非高斯噪声（尤其是重尾分布）情况下优于 MMSE 的结论一致，进一步验证了 RMCEKF 在复杂噪声环境下的鲁棒性。

本文主要关注紧耦合机制。然而，如果 GNSS 接收机仅提供位置和速度信息，而无法提供伪距和伪距率数据，则只能采用松耦合组合系统。由于量测函数与紧耦合系统不同，SOMD 的计算也需相应修改。

本文主要关注紧耦合机制。然而，当 GNSS 接收机仅提供位置和速度信息而无法提供伪距及伪距率时，系统必须采用松耦合组合方法。由于松耦合系统的量测函数与紧耦合系统不同，SOMD 的计算方法也需相应调整，以保证状态估计的准确性。

当前，自动驾驶技术和机器学习发展迅速。在这些领域中，除了 GNSS，摄像头和 LiDAR 也是关键传感器 [53]，它们同样可能产生非高斯量测信息 [54]。因此，本文提出的方法可以与其他学者的现有工作结合，以提升系统性能。此外，这仍然是未来工作中非常有意义的研究方向。

随着自动驾驶技术和机器学习的快速发展，除了 GNSS 外，摄像头和 LiDAR 也是关键传感器 [53]，且它们可能产生非高斯量测信息 [54]。因此，本文提出的方法可以与现有研究方法结合，以进一步提升系统性能。此外，这一方向在未来研究中具有重要意义。

## 5、结论

本研究针对复杂环境对 INS/GNSS 组合系统带来的挑战，提出了一种新型的基于冗余量测的最大相关熵扩展卡尔曼滤波（RMCEKF）方法。该方法利用来自 INS 和 GNSS 的独立量测来评估 GNSS 信号的噪声协方差，并在滤波过程中使用 MCEKF 替代标准 EKF。实车道路实验验证了该方法的有效性，在平原区域和密集建筑区域的定位精度较 ERMAKF 分别提升了约 17% 和 35%。

本研究针对复杂环境对 INS/GNSS 组合系统带来的挑战，提出了一种基于冗余量测的最大相关熵扩展卡尔曼滤波（RMCEKF）方法。该方法利用 INS 和 GNSS 的独立量测评估 GNSS 信号的噪声协方差，并在滤波过程中采用 MCEKF 替代标准 EKF。实车道路实验结果表明，该方法在平原区域和密集建筑区域的定位精度较 ERMAKF 分别提高约 17% 和 35%，验证了其有效性和鲁棒性。

MCKF: