

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2417181

基于自适应抗噪卡尔曼滤波的组合导航方法^{*}

张溢¹ 顾晶²

(1.南京信息工程大学电子与信息工程学院 南京 210044; 2.无锡学院电子信息工程学院 无锡 214105)

摘要: 随着自动驾驶的迅速发展,对高精度车辆导航实时定位技术的需求日益迫切。在常用的GNSS/INS组合导航中,自适应卡尔曼滤波是一种常用的状态预测方法,然而,在复杂的动态环境下,其在应对GNSS多路径噪声和实时变化的过程噪声方面存在局限。针对这一问题,本文提出了一种自适应抗噪卡尔曼滤波算法,用于抑制GNSS测量噪声和动态过程噪声。该算法通过变分模态分解-小波去噪对原始GNSS测量数据进行预处理,提高了数据融合的输入精度;其次,在数据融合过程中,加入了随车辆环境实时变化的动态噪声缩放因子。通过以上两个去噪步骤,整体上有效抑制了噪声不确定性对导航精度的干扰。通过仿真模拟和真实车载实验验证了所提方法的有效性,与传统自适应卡尔曼滤波算法相比,本算法的位置估计和速度估计误差分别降低了37.7%和42.8%,显著提升了移动车辆速度和位置的高精度估计能力。

关键词: 组合导航;自适应卡尔曼滤波;抗噪;传感器融合;变分模态分解

中图分类号: TN966 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4020

Integrated navigation method based on adaptive anti-noise Kalman filter

Zhang Yi¹ Gu Jing²

(1. College of Electronics & Information Engineering, Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing 210044, China;

2. College of Electronic Information Engineering, Wuxi University, Wuxi 214105, China)

Abstract: With the rapid development of autonomous driving, the demand for high-precision real-time vehicle navigation and positioning technology is becoming increasingly urgent. In the commonly used GNSS/INS integrated navigation, adaptive Kalman filtering is a standard state prediction method. However, in complex dynamic environments, it has limitations in dealing with multipath noise from GNSS and real-time variations in process noise. To address this issue, this paper proposes an adaptive anti-noise Kalman filtering algorithm to suppress measurement noise from GNSS and dynamic process noise. The algorithm first preprocesses the original GNSS measurement data using variational mode decomposition and wavelet denoising to improve the input accuracy for data fusion. Secondly, during the data fusion process, a dynamic noise scaling factor that changes in real time with the vehicle environment is introduced. Through these two denoising steps, the overall interference of noise uncertainty on navigation accuracy is effectively suppressed. The effectiveness of the proposed method is verified through simulations and real vehicle experiments. Compared with the traditional adaptive Kalman filtering algorithm, the proposed algorithm reduces the position estimation error and speed estimation error by 37.7% and 42.8%, respectively, significantly enhancing the high-precision estimation capability of vehicle speed and position.

Keywords: integrated navigation;adaptive Kalman filtering;anti-noise;sensor fusion;variational mode decomposition

0 引言

随着车联网技术的快速发展,自动驾驶汽车的导航定位技术已成为当前研究的重点领域之一,而高精度定位是实现自动驾驶的关键因素。目前,车辆定位主要依赖全球

导航卫星系统(global navigation satellite system, GNSS)与惯性导航系统(inertial navigation system, INS)的融合技术^[1]。GNSS具有全天候、高精度定位的优势,但在城市环境中,信号容易受到高楼或树木遮挡的干扰^[2]。相比之下,INS能够实现自主导航,但其误差会随着时间快速

收稿日期:2024-10-22

*基金项目:江苏省高等学校基础科学(自然科学)研究面上项目(22KJB140015, 23KJB510035)资助

累积^[3]。

组合导航滤波模型是 GNSS/INS 组合导航系统中的核心部分,能够融合多源系统的测量结果以获得最优状态估计。目前,卡尔曼滤波是组合导航中最广泛使用的滤波技术。然而,不准确的测量噪声和系统噪声会导致卡尔曼滤波精度降低。沈凯等^[4]采用扩展卡尔曼滤波对 GNSS 与 INS 数据中的误差进行补偿,但由于噪声协方差矩阵被设定为固定值,滤波器因建模误差而发散。为克服这一局限,一些研究者尝试使用无迹卡尔曼滤波替代扩展卡尔曼滤波^[5]。然而,无迹卡尔曼滤波的计算复杂度会随着状态维数的增加而提高。

近年来,为了提高卡尔曼滤波器在复杂动态环境中的自适应能力,国内外学者对自适应卡尔曼滤波算法进行了深入研究。自适应滤波器能够通过实时估计和校正噪声统计特性,动态调整滤波器参数。常见的自适应方法包括基于新息的自适应滤波算法、自适应衰减滤波算法、交互式多模型滤波算法以及 Sage-Husa 自适应滤波算法。其中,基于新息的自适应滤波算法通过新息序列校正系统噪声和测量噪声。李万里等^[6]提出了一种基于滑动窗口的新息自适应算法,有效降低了异常数据的影响,但滑动窗口的长度选择依赖经验,适用性有限。自适应衰减滤波法则通过引入衰减因子,降低旧测量值的权重并增强新测量值的权重。Jiang 等^[7]在状态协方差矩阵中根据假设检验结果采用衰减因子,以克服卡尔曼滤波中模型不确定性的不足。张群等^[8]通过引入鲁棒自适应衰减因子,对受干扰的测量噪声协方差矩阵进行实时修正,提升了滤波的鲁棒性。交互式多模型方法通过并行运行多个卡尔曼滤波器并加权输出,在不同运动模式下提供了较优的估计性能,但其计算复杂度较高,限制了实时应用^[9]。此外,Sage-Husa 算法通过实时校正噪声协方差矩阵,提高了滤波器对复杂环境的适应性,但由于要求测量噪声方差矩阵为正定,在高维状态下容易出现发散问题^[10]。

尽管上述自适应滤波方法在抑制噪声干扰和动态环境适应方面起到了较好的作用,但仍存在以下问题:一是 GNSS 测量数据中多路径噪声的有效滤除较少被关注,现有研究多集中于干扰检测和定位误差补偿^[11];二是过程噪声的动态不确定性建模仍是难点,自适应更新过程噪声协方差矩阵的方法研究相对较少。针对这些问题,本文提出了一种自适应抗噪卡尔曼滤波算法(adaptive anti-noise Kalman filtering, AAKF),以有效抑制 GNSS/INS 组合导航中的噪声干扰,提升系统的精度和鲁棒性。

首先,针对原始 GNSS 数据中的测量噪声,使用基于变分模态分解的小波阈值(variational mode decomposition-wavelet domain, VMD-WD)方法进行去噪,从而提高 GNSS 测量数据的信噪比,为后续数据融合提供更精确的输入信息。其次,考虑到车载导航中的过程噪声具有动态变化的特点^[12],引入基于协方差匹配法的自适应噪声缩放

因子,以实时调整过程噪声协方差矩阵,从而增强滤波器对环境变化的适应能力。通过仿真和实际车载实验验证,本文提出的算法在复杂交通环境下能够有效提升车辆位置和速度估计的精度与鲁棒性。

1 传统卡尔曼滤波

卡尔曼滤波(Kalman filtering, KF)是一种基于贝叶斯估计的递归算法,广泛应用于 GNSS 与 INS 的数据融合^[13-14]。其计算过程包括两个主要步骤:首先,基于系统的输出信息进行状态预测;其次,将测量数据与预测结果比较,使用新测量值更新状态估计。

卡尔曼滤波的状态和测量模型可表示为:

$$\mathbf{x}_k = \Phi_{k-1} \mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{w}_k \quad (1)$$

$$\mathbf{z}_k = \mathbf{H}_k \mathbf{x}_k + \mathbf{v}_k \quad (2)$$

式中: \mathbf{x}_k 为状态向量, Φ_k 为状态转移矩阵; \mathbf{z}_k 为测量向量, \mathbf{H}_k 为测量矩阵。噪声项 \mathbf{w}_k 和 \mathbf{v}_k 为零均值不相关的白噪声序列,具有以下统计特性:

$$E\{\mathbf{w}_k\} = E\{\mathbf{v}_k\} = 0 \quad (3)$$

$$E\{\mathbf{w}_k \mathbf{v}_i^T\} = 0 \quad (4)$$

$$E\{\mathbf{w}_k \mathbf{w}_i^T\} = \begin{cases} \mathbf{Q}_k, & i = k \\ 0, & i \neq k \end{cases} \quad (5)$$

$$E\{\mathbf{v}_k \mathbf{v}_i^T\} = \begin{cases} \mathbf{R}_k, & i = k \\ 0, & i \neq k \end{cases} \quad (6)$$

式中: \mathbf{Q}_k 和 \mathbf{R}_k 分别为过程噪声协方差矩阵和测量噪声协方差矩阵。

卡尔曼滤波的状态预测步骤可表示为:

$$\hat{\mathbf{x}}_k^- = \Phi_{k-1} \hat{\mathbf{x}}_{k-1} \quad (7)$$

$$\hat{\mathbf{P}}_k^- = \Phi_{k-1} \hat{\mathbf{P}}_{k-1} \Phi_{k-1}^T + \mathbf{Q}_{k-1} \quad (8)$$

式中: $\hat{\mathbf{x}}_k^-$ 为先验状态估计值, $\hat{\mathbf{x}}_{k-1}$ 为后验状态估计值, $\hat{\mathbf{P}}_k^-$ 为先验状态协方差矩阵, $\hat{\mathbf{P}}_{k-1}$ 为后验状态协方差矩阵。

卡尔曼滤波的更新步骤可表示为:

$$\mathbf{K}_k = \hat{\mathbf{P}}_k^- \mathbf{H}_k^T (\mathbf{H}_k \hat{\mathbf{P}}_k^- \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k)^{-1} \quad (9)$$

$$\hat{\mathbf{x}}_k = \hat{\mathbf{x}}_k^- + \mathbf{K}_k (\mathbf{z}_k - \mathbf{H}_k \hat{\mathbf{x}}_k^-) \quad (10)$$

$$\hat{\mathbf{P}}_k = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k) \hat{\mathbf{P}}_k^- \quad (11)$$

式中: \mathbf{K}_k 为卡尔曼增益,决定新测量值与模型预测值在状态更新中的权重,其大小主要受到 \mathbf{Q}_k 和 \mathbf{R}_k 的影响。在滤波更新过程中,增益过小可能导致状态估计存在偏差,而增益过大可能导致滤波发散^[15]。

由于动态系统的噪声统计特性难以准确估计,持续使用初始设定的噪声协方差而不及时调整,可能导致卡尔曼增益计算出现偏差,进而影响滤波结果的准确性。当前,较为常用的解决方法是基于新息的自适应估计(innovation-based adaptive estimation, IAE)方法,该方法通过对新息序列的统计分析,利用滑动窗口估计过程噪声和测量噪声,从而间接调整卡尔曼滤波器增益矩阵,抑制滤波发散^[16]。

然而,使用新息协方差的平均变化值会降低滤波器对当前时刻异常测量值的敏感性,不能充分降低测量噪声对滤波的影响。此外,该方法在滑动窗口大小的选择上缺乏灵活性,对动态变化的过程噪声不敏感。为此,本文提出了一种自适应抗噪卡尔曼滤波算法,以提高自适应滤波对组合导航系统噪声的抑制能力。

2 自适应抗噪卡尔曼滤波算法

2.1 算法框架

首先,为去除原始 GNSS 数据中的测量噪声,使用变分模态分解-小波阈值方法进行数据预处理,以提供更准确的数据融合输入信息。其次,基于协方差匹配法加入了自适应噪声缩放因子,增强卡尔曼滤波算法对噪声干扰的自适应调整能力,从而抑制动态过程噪声的影响。

本文构建的 GNSS/INS 组合导航模型如图 1 所示。首先,惯性测量单元(inertial measurement unit, IMU)与 GNSS 接收机分别获取惯性和卫星定位数据。在数据预处理阶段,使用 VMD-WD 去除 GNSS 原始测量数据中的多路径噪声。同时,INS 通过机械化解算得到初步的位置信息和速度信息。在数据融合阶段,系统计算去噪后的 GNSS 数据与 INS 解算数据之间的差值,并将该差值作为 AAKF 的输入。AAKF 通过估计系统状态误差,实时修正惯性导航系统的输出结果。最终,系统能够输出高精度的车辆位置和速度信息。

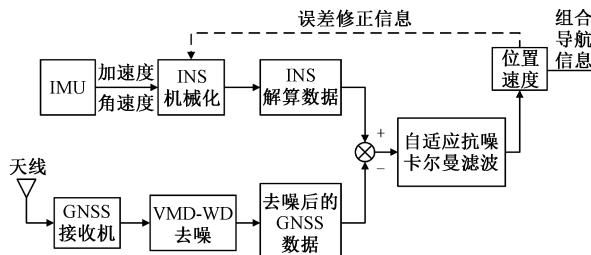


图 1 基于自适应抗噪卡尔曼滤波的 GNSS/INS 组合导航模型

Fig. 1 GNSS/INS integrated navigation model based on adaptive anti-noise Kalman filter

2.2 变分模态分解-小波阈值

卫星导航系统在城市复杂环境中易受到多路径误差影响,导致系统中存在显著的测量噪声。本算法使用基于变分模态分解的小波阈值方法抑制系统的测量噪声,去噪流程如图 2 所示。首先,对原始 GNSS 信号进行变分模态分解(variational mode decomposition, VMD),将其分解为 k 个不同频率的固有模态函数(intrinsic mode function, IMF),以去除高频噪声^[17]。接着,采用小波阈值算法对每个 IMF 进行进一步的去噪。最后,对所有去噪后的 IMF 进行重构,得到去噪后的 GNSS 信号。

首先,对原始 GNSS 信号进行 VMD 分解:

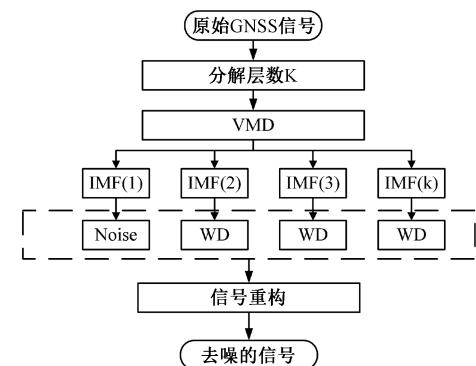


图 2 变分模态分解-小波去噪去噪流程

Fig. 2 Variational mode decomposition and wavelet denoising process

$$\min_{\boldsymbol{u}_k, \omega_k} \left\{ \sum_k^K \| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * \boldsymbol{u}_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \|_2^2 \right\} \quad (12)$$

式中: $\boldsymbol{u}_k(t)$ 为第 k 个 IMF, ω_k 为其对应的中心频率, K 表示分解后的 IMF 的个数。

经过 VMD 分解后,每个 IMF 中仍可能包含噪声。为进一步去除噪声,采用小波阈值方法对每个模态进行降噪处理。对小波系数应用软阈值处理:

$$Y = \begin{cases} \text{sign}(X)(|X| - T), & |X| \geq T \\ 0, & |X| < T \end{cases} \quad (13)$$

式中: X 为小波系数, T 为小波阈值。

最后,将所有 IMF 重新组合:

$$\boldsymbol{f}_{\text{denoised}}(t) = \sum_{k=1}^K \boldsymbol{u}_{\text{denoised},k}(t) \quad (14)$$

式中: $\boldsymbol{f}_{\text{denoised}}(t)$ 为去噪后的 GNSS 信号, $\boldsymbol{u}_{\text{denoised},k}(t)$ 为经过小波阈值去噪后的第 k 个 IMF。

变分模态分解-小波阈值预处理方法在去除 GNSS 测量噪声的同时,保留了信号的重要特征。为后续的 GNSS/INS 数据融合提供了更准确的输入信息。

2.3 自适应抗噪卡尔曼滤波

在数据融合过程中,组合导航系统的过程噪声是动态变化的。为增强卡尔曼滤波对噪声的自适应调整能力,本算法基于协方差匹配法设计了自适应噪声缩放因子,从而抑制数据融合中过程噪声的影响。

新息序列定义为实际测量值和上一时刻预测值之间的差值^[18]:

$$\boldsymbol{d}_k = \boldsymbol{z}_k - \boldsymbol{H}_k \hat{\boldsymbol{x}}_k^- \quad (15)$$

将系统状态向量代入新息序列的表达式,可以得到:

$$\boldsymbol{d}_k = \boldsymbol{H}_k (\boldsymbol{x}_k - \hat{\boldsymbol{x}}_k^-) + \boldsymbol{v}_k \quad (16)$$

在理想情况下,新息序列是一个零均值高斯白噪声。但在城市复杂环境中,GNSS 观测数据受多径效应影响,其统计特性可能发生变化。因此,新息序列的变化反映了滤波器估计质量。通过对式(16)两侧取方差,可以得到新息序列的理论协方差:

$$\boldsymbol{C}_k = \boldsymbol{H}_k \hat{\boldsymbol{P}}_k^- \boldsymbol{H}_k^T + \boldsymbol{R}_k \quad (17)$$

传统的 IAE 方法通过长度为 m 的滑动窗口对新息序列进行估计, 得到新息序列的预测协方差:

$$\hat{\mathbf{C}}_k = \frac{1}{m} \sum_{i=0}^{m-1} \mathbf{d}_{k-i} \mathbf{d}_{k-i}^T \quad (18)$$

测量噪声协方差和过程噪声协方差的计算公式分别如式(19)与式(20)所示^[19]:

$$\hat{\mathbf{R}}_k = \hat{\mathbf{C}}_k - \mathbf{H}_k \bar{\mathbf{P}}_k \mathbf{H}_k^T \quad (19)$$

$$\hat{\mathbf{Q}}_k = \frac{1}{m} \sum_{i=0}^{m-1} \Delta \mathbf{x}_k \Delta \mathbf{x}_k^T + \mathbf{P}_k - \boldsymbol{\Phi}_{k-1} \hat{\mathbf{P}}_{k-1} \boldsymbol{\Phi}_{k-1}^T \quad (20)$$

根据协方差匹配原理, 当滤波器达到最优估计时, 新息序列的协方差理论值应该与其预测值相等。通过两者之间的差异可以监测系统中的异常新息, 并自适应调节过程噪声协方差。因此, 本算法将两者的迹之比定义为噪声缩放因子:

$$\lambda_k = \frac{\text{tr}\left\{\frac{1}{m} \sum_{i=0}^{m-1} \mathbf{d}_{k-i} \mathbf{d}_{k-i}^T - \mathbf{R}_k\right\}}{\text{tr}\{\mathbf{H}_k \hat{\mathbf{P}}_k \mathbf{H}_k^T\}} \quad (21)$$

为了使滤波过程更加平滑, 进一步对缩放因子取平方根, 避免因噪声缩放因子的突然变化而引发的滤波器不稳定。可通过下式动态调整过程噪声协方差:

$$\mathbf{Q}_k^* = \sqrt{\lambda_k} \mathbf{Q}_{k-1} \quad (22)$$

式中: \mathbf{Q}_k^* 为自适应过程噪声协方差矩阵。若 $\lambda_k > 1$, 表示新息序列的协方差大于其估计值, 说明当前滤波器低估了过程噪声的影响, 此时需要增大 \mathbf{Q}_k^* , 以更好地捕捉系统状态的变化; 反之, 若 $\lambda_k < 1$, 则说明过程噪声被高估, 此时应适当减小 \mathbf{Q}_k^* 。

改进后的自适应卡尔曼滤波的状态预测协方差为:

$$\hat{\mathbf{P}}_k^{-*} = \boldsymbol{\Phi}_{k-1} \hat{\mathbf{P}}_{k-1} \boldsymbol{\Phi}_{k-1}^T + \mathbf{Q}_{k-1}^* \quad (23)$$

改进后的自适应卡尔曼增益为:

$$\mathbf{K}_k^* = \hat{\mathbf{P}}_k^{-*} \mathbf{H}_k^T (\mathbf{H}_k \hat{\mathbf{P}}_k^{-*} \mathbf{H}_k^T + \hat{\mathbf{R}}_k)^{-1} \quad (24)$$

通过引入上述自适应噪声缩放因子, 有效抑制了系统噪声和异常值变化对滤波估计结果的影响, 从而提高系统在复杂环境下对各种噪声的滤波能力。与传统卡尔曼滤波相比, 改进后的过程噪声协方差和状态预测协方差使新的卡尔曼增益更适应动态变化的噪声。

2.4 GNSS/INS 组合导航数学模型

基于自适应抗噪卡尔曼滤波算法, 本文构建了 GNSS/INS 组合导航数学模型, 选取车载平台的失准角、速度误差、位置误差以及陀螺仪和加速度计的零偏构造 15 维状态向量^[20]。状态向量为:

$$\begin{aligned} \mathbf{X} = & [\varphi_e \quad \varphi_n \quad \varphi_u \quad \delta V_e \quad \delta V_n \quad \delta V_u \quad \delta L \quad \delta \lambda \quad \delta h \\ \epsilon_x \quad \epsilon_y \quad \epsilon_z \quad \nabla_x \quad \nabla_y \quad \nabla_z]^T \end{aligned} \quad (25)$$

离散系统的状态方程为:

$$\mathbf{X}_k = \boldsymbol{\Phi}_{k-1} \mathbf{X}_{k-1} + \boldsymbol{\Gamma}_{k-1} \mathbf{W}_{k-1} \quad (26)$$

式中: $\boldsymbol{\Phi}_{k-1}$ 为状态传递矩阵, $\boldsymbol{\Gamma}_{k-1}$ 为噪声矩阵, \mathbf{W}_{k-1} 为系统噪声。

系统的测量方程由 INS 和 GNSS 输出信息的差值表示:

$$\mathbf{Z}_k = [\mathbf{P}_{\text{INS}} - \mathbf{P}_{\text{GNSS}}] = \mathbf{H}_k \mathbf{X}_k + \mathbf{V}_k \quad (27)$$

式中: \mathbf{H}_k 为测量矩阵, \mathbf{V}_k 为测量噪声。

3 实验分析

3.1 仿真实验

本节通过仿真实验证了所提算法在抑制测量噪声与过程噪声的有效性。本实验采用 64 位 Windows 10 系统的笔记本电脑, 使用 MATLAB 2019b 版本编写了仿真实验的实时程序脚本和函数脚本。程序主要包括初始化模块、数据预处理模块(VMD-WD)、核心算法模块(AAKF), 以及必要的数据结构设计和数据循环逻辑。

1) 变分模态分解一小波去噪实验

首先, 本实验验证了 VMD-WD 预处理方法在去除 GNSS 测量噪声中的有效性, 并将其与传统的小波阈值去噪(wavelet domain, WD)方法^[21] 和经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)方法^[22] 进行了对比。

由于 GNSS 的多路径误差通常由不同频率的信号组成, 本实验采用 3 个不同频率的正弦波信号叠加来模拟多路径信号:

$$\begin{cases} f_1 = 0.1 \text{ Hz}, f_2 = 2 \text{ Hz}, f_3 = 5 \text{ Hz} \\ \mathbf{S}_1 = \cos(2\pi f_1 t) \\ \mathbf{S}_2 = 0.5 \sin(2\pi f_2 t) \\ \mathbf{S}_3 = 0.2 \sin(2\pi f_3 t + \pi/5) \\ \mathbf{S} = \mathbf{S}_1 + \mathbf{S}_2 + \mathbf{S}_3 \end{cases} \quad (28)$$

为了模拟测量噪声的影响, 信号中加入了高斯白噪声, 使得信号模型变为:

$$\mathbf{S} = \mathbf{S}_1 + \mathbf{S}_2 + \mathbf{S}_3 + \text{randn}(\text{size}(\mathbf{S}_1)) \quad (29)$$

仿真信号如图 3(a)所示, 从上至下依次为: 原始的 GNSS 信号、叠加的高斯白噪声以及含噪声的 GNSS 信号; 不同去噪方法的实验结果如图 3(b)所示, 从上至下依次为通过 WD、EMD 和 VMD-WD 方法去噪后的信号。由图 3(b)可知, 经过 WD 方法去噪后, 信号中仍存在明显的高频噪声。EMD 方法虽然使得去噪后的信号低频成分更加清晰, 但无法完全消除噪声。相比之下, VMD-WD 不仅有效去除了信号中的高频噪声, 同时能够较好地保留信号的有效成分。

不同去噪方法与原始信号间的相关系数和均方根误差如表 1 所示。可以看出, VMD-WD 方法的相关系数最高, 且均方根误差最低。仿真结果表明, VMD-WD 方法通过结合变分模态分解和小波去噪技术, 在抑制噪声的同时保留了信号的关键特征, 展现出优于传统去噪方法的效果, 特别是在处理高频噪声方面具有明显的优势。

2) 自适应抗噪卡尔曼滤波实验

为了验证本算法在动态环境下, 尤其是车辆机动时自

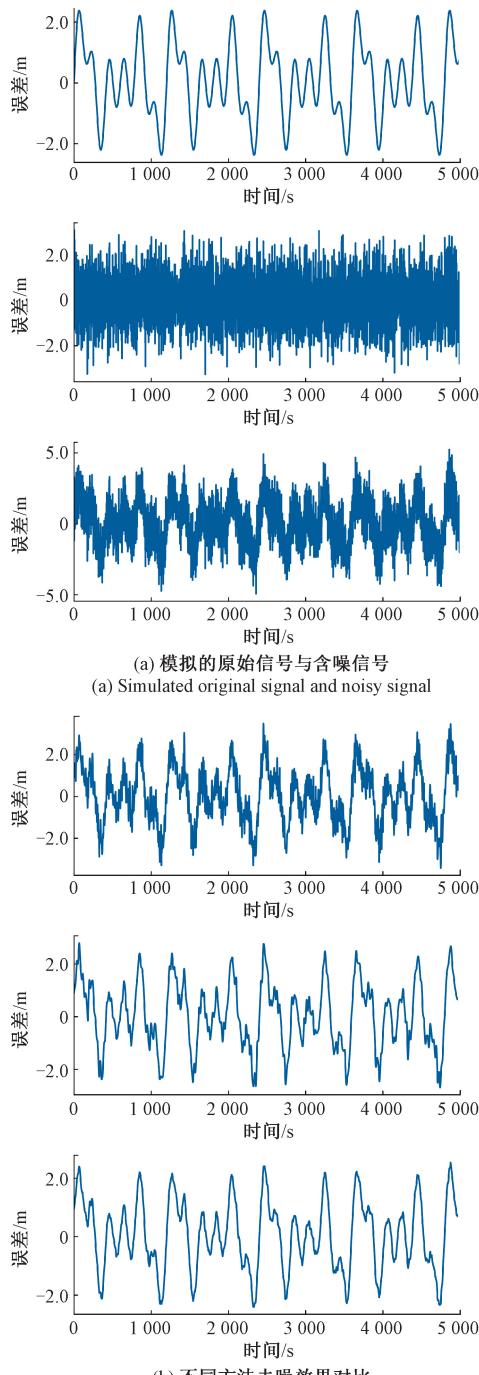


图 3 WD、EMD 和 VMD-WD 方法去噪效果对比

Fig. 3 Comparison of denoising effects using WD, EMD and VMD-WD methods

适应抑制过程噪声的能力。进行了基于 AAKF 算法的 GNSS/INS 数据融合仿真实验。AAKF 滤波前后的位置估计误差对比如图 4 所示。图 4 中, 折线表示未经过滤波处理的 GNSS 数据与真实值之间的误差, 点线表示使用 AAKF 算法进行滤波后的组合导航与真实值之间的误差。由图中可以看出, 经过 AAKF 算法滤波处理后, 位置估计

表 1 不同去噪方法的相关系数和均方根误差对比

Table 1 Comparison of correlation coefficient and root mean square error of different denoising methods

模型	相关系数	均方根误差
WD	0.928	1.287
EMD	0.979	1.254
VMD-WD	0.988	1.236

误差的波动幅度显著减小。这表明本算法在抑制组合导航融合数据中的过程噪声方面表现优异, 显著提高了车辆定位的准确性, 尤其在复杂动态环境中具有明显优势。

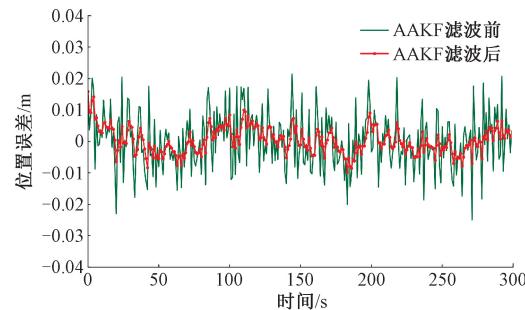


图 4 AAKF 滤波前后误差对比

Fig. 4 Error comparison before and after AAKF filtering

3) 滑动窗口对缩放因子的影响

为了评估滑动窗口大小对过程噪声协方差缩放因子估计的影响, 本文测试了 3 种不同的滑动窗口大小, 分别为 15、60 和 120。不同滑动窗口大小下缩放因子随时间的变化情况如图 5 所示。由图 5 可知, 缩放因子曲线的起始点存在差异, 主要是由滤波器初始化阶段的参数调整所致。在滤波器在初始阶段的缩放因子波动较大, 这是由于系统动态特性尚未完全被捕捉, 随着时间推移, 缩放因子逐渐收敛至接近 1 的范围。当窗口大小为 15 时, 缩放因子的估计存在多次发散现象, 导致滤波器不稳定, 这表明窗口过小无法充分平滑噪声动态变化带来的影响。而当窗口大小增至 120 时, 缩放因子的估计较为平稳, 但灵活性不足, 无法及时响应动态环境中的噪声变化。相比之下, 当滑动窗口大小设置为 60 时, 缩放因子能够较好地平衡灵敏性与稳定性, 滤波效果最佳。

3.2 实际车辆实验

1) 车载实验平台

为了验证自适应抗噪卡尔曼滤波算法在真实场景中的有效性, 本文搭建了车载平台并进行了车辆实地测试。实验地点位于江苏省无锡市国家传感信息中心附近, 测试车辆的行驶轨迹如图 6 所示。测试路线涵盖多种复杂场景, 包括直线行驶、加速、减速和转弯。

车载实验平台使用了一台低成本的 Novatel OEM 6 GNSS 接收机, 该接收机以 1 Hz 的频率提供 GNSS 观测数

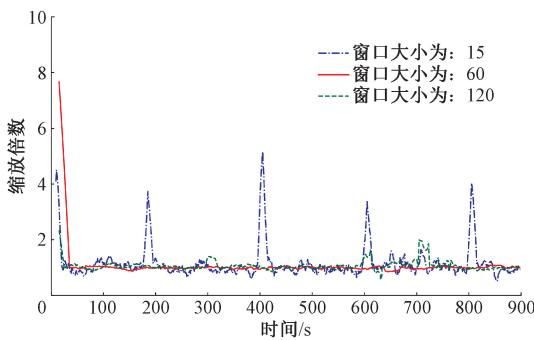


图 5 不同滑动窗口大小下缩放因子的变化

Fig. 5 Variation of scaling factor with different sliding window sizes



图 6 实验车辆行驶轨迹

Fig. 6 Driving trajectory of the experimental vehicle

据。惯性测量单元选用 XW-IMU 5220, 其采样频率为 100 Hz。此外, 平台还配备了一台高精度的导航设备 Novatel SPAN-LCI, 作为基准设备提供精确的位置信息, 以用于与组合导航系统的滤波结果进行对比。实验平台中各传感器的关键性能参数如表 2 所示。

表 2 车载实验平台传感器参数规格

Table 2 Specifications of sensors in the vehicle experiment platform

传感器	参数	取值
惯性测量单元 (XW-IMU 5220)	采样率/Hz	100
	陀螺仪偏差/(°·h ⁻¹)	0.5
	加速度计偏差/mg	10
GNSS 接收机 (Novatel OEM 6)	采样率/Hz	2
	位置精度/m	3
	速度精度/(m·s ⁻¹)	0.5
参考系统 (Novatel SPAN-LCI)	采样率/Hz	100
	位置精度	1 cm±1 ppm
	速度精度/(m·s ⁻¹)	0.03

2) 自适应抗噪卡尔曼滤波算法验证

实验车辆的行驶总时长约为 500 s, 根据原始数据绘制的轨迹如图 7 所示。真实轨迹由高精度导航设备提供作为参考, GNSS 轨迹则由 GNSS 接收机采集的数据生成, 图 7

中红星标记表示车辆的起始位置。实验过程中, 车辆首先沿直线路段行驶, 随后沿园区道路逆时针行驶一圈。由图中可以看出, 当车辆进入园区之后, 受周围环境中树木遮挡及高楼反射等因素的影响, GNSS 信号质量显著下降, 导致 GNSS 轨迹与真实轨迹之间出现了明显的偏差。特别是在车辆转弯或减速时, GNSS 定位误差更加显著。

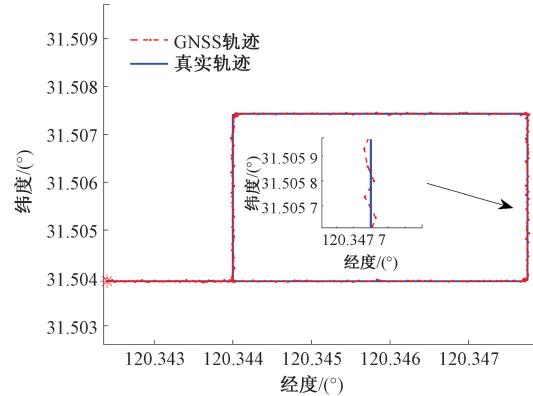


图 7 GNSS 轨迹与真实轨迹对比

Fig. 7 Comparison of GNSS trajectory and true trajectory

为了验证 AAKF 算法在不同交通状态下的鲁棒性, 本文选取了两个典型的复杂城市场景, 并将 AAKF 算法与传统卡尔曼滤波和固定区间平滑组合方法(Kalman filtering + rauch-tung-striebel, KF+RTS)^[23]的定位结果进行对比分析, 分析结果如图 8 所示, 其中, 点线表示采用 KF+RTS 算法得到的行驶轨迹, 虚线表示采用 AAKF 算法得到的行驶轨迹, 而实线则表示高精度的参考轨迹。车辆在直线路段的行驶轨迹如图 8(a)所示, 在该场景中, 车辆在开阔地带匀速直线行驶, 卫星数量稳定在 6 颗以上。与 KF+RTS 方法相比, AAKF 算法表现出更高的定位精度, 因为它能够提供更为准确的噪声协方差估计, 从而建立更加鲁棒的滤波模型。车辆在转向路段的行驶轨迹如图 8(b)所示, 在该场景中, 高楼的多路径效应以及信号遮挡对 GNSS 信号造成了影响, 且车辆在此路段进行了剧烈的转向机动。由于 KF+RTS 方法无法准确估计 INS 的定位误差, 导致定位结果出现显著漂移。然而, AAKF 算法通过抑制 GNSS 测量噪声并根据 INS 漂移误差自适应地调整过程噪声协方差矩阵, 显著提升了定位精度。

为了进一步验证 AAKF 算法在车辆自适应定位精度方面的改进效果, 本文将其与传统的基于新息的自适应(IAE)算法进行了对比实验。两种算法在经纬度估计误差的对比结果如图 9(a)和(b)所示。从图 9 中可以看出, 在 0~70 s 的时间段内, 车辆处于匀速直线行驶的状态, 过程噪声不确定性的扰动较小, 此时两种算法的水平位置误差相似。然而, 在 260 s 后, 车辆经历转向等剧烈机动, 滤波模型受到较大的过程噪声干扰。传统 IAE 算法使用固定滑动窗口来估计系统噪声, 导致误差逐渐积累, 其滤波结果

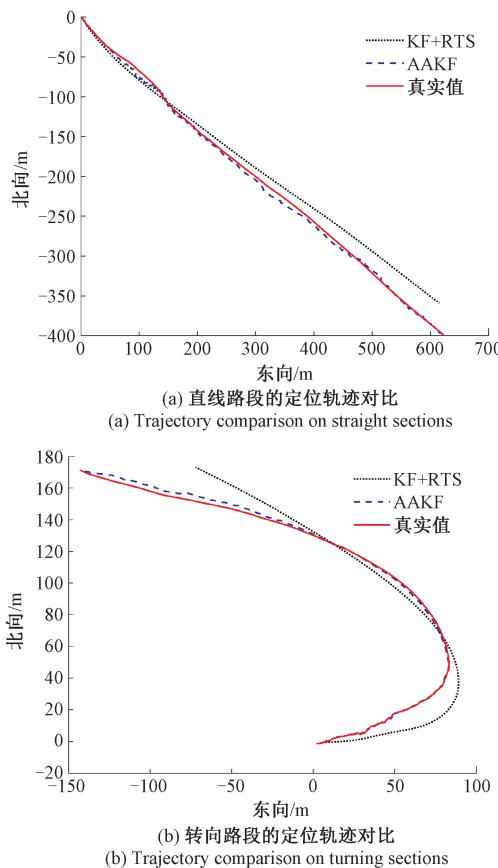


图 8 KF+RTS 算法和 AAKF 算法在不同交通状态的定位轨迹对比

Fig. 8 Comparison of positioning trajectories using KF+RTS algorithm and AAKF algorithm in different traffic conditions

受到严重干扰。而 AAKF 算法不仅能够去除 GNSS 测量数据中的噪声,还通过动态缩放因子调节卡尔曼滤波增益,有效抑制了系统噪声对定位精度的影响。

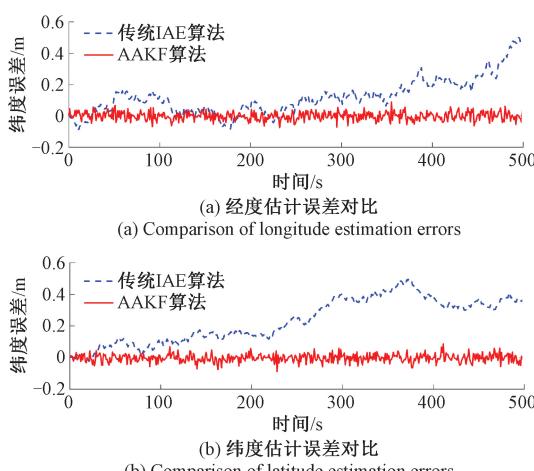


图 9 传统 IAE 算法和 AAKF 算法的位置估计误差对比

Fig. 9 Comparison of position estimation errors between traditional IAE algorithm and AAKF algorithm

传统 IAE 算法和 AAKF 算法的速度估计误差对比结果如图 10 所示。从图 10 中可以看出,两种算法在实验开始的前 50 s 内速度估计误差波动较大。这是由于系统初始阶段噪声协方差未知所致。虽然噪声协方差通过自适应调整逐渐收敛,但传统 IAE 算法由于采用固定的噪声协方差调整方式,速度估计误差收敛较慢。相比之下,AAKF 算法的误差收敛速度明显快于传统 IAE 算法。因为 AAKF 算法能够根据实时的噪声变化,自适应地调整过程噪声协方差,从而更快地修正滤波器增益,迅速减少速度估计中的误差波动。

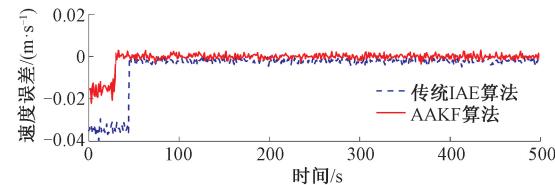


图 10 传统 IAE 算法和 AAKF 算法的速度估计误差对比

Fig. 10 Comparison of velocity estimation errors between traditional IAE algorithm and AAKF algorithm

传统 IAE 算法和 AAKF 算法的定位轨迹对比结果如图 11 所示。从图 11 中可知,在 GNSS 信号受噪声干扰以及车辆转向的路段,传统 IAE 算法的定位轨迹出现了明显的偏差。相比之下,AAKF 算法通过自适应地调整过程噪声协方差,能够有效抑制噪声干扰,使得其轨迹曲线更加接近真实的车辆轨迹,并且整体曲线更加平滑。

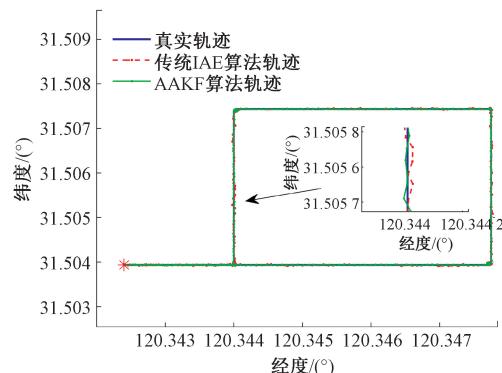


图 11 传统 IAE 算法和 AAKF 算法的航迹对比

Fig. 11 Comparison of trajectories between traditional IAE algorithm and AAKF algorithm

传统 IAE 算法和 AAKF 算法的均方根误差比较结果如表 3 所示。从表 3 中可以看出,与 IAE 算法相比,AAKF 算法在位置和速度估计误差方面均有显著改善,分别降低了 37.7% 和 42.8%。综上所述,AAKF 算法在噪声的抑制能力方面明显优于 IAE 算法,在误差收敛速度和稳定性方面也具有显著优势,均方根误差更低。可以得出结论,AAKF 算法在复杂动态环境下对噪声的抑制效果更加出色。

表3 传统 IAE 算法和 AAKF 算法的均方根误差比较
Table 3 Root mean square error comparison between traditional IAE algorithm and AAKF algorithm

误差参数	算法模型	均方根误差
经度误差/m	IAE	0.224
	AAKF	0.145
纬度误差/m	IAE	0.261
	AAKF	0.159
速度误差/(m·s ⁻¹)	IAE	0.007
	AAKF	0.004

4 结 论

卡尔曼滤波是 GNSS/INS 组合导航中常用的状态预测方法,但在复杂动态环境下,其应对 GNSS 测量噪声和实时变化的过程噪声时存在一定局限性。为此,本文提出了一种自适应抗噪卡尔曼滤波算法,以抑制噪声对组合导航系统的影响。该算法通过变分模态分解-小波阈值去噪方法对原始 GNSS 数据进行预处理,有效降低了测量噪声,提升了数据融合阶段的测量精度。在数据融合过程中,设计了动态噪声缩放因子,该因子能够根据车辆环境的变化自适应调节过程噪声协方差,从而有效减小过程噪声的不确定性对导航精度的影响。本文通过仿真和实际车辆实验验证了所提出算法的有效性。实验结果表明,AAKF 算法在车辆速度和位置的高精度估计方面表现出显著优势,有效提升了组合导航的精度。未来研究将集中于进一步改进该算法,探索其与深度学习方法相结合的可能性,利用神经网络学习和估计过程噪声协方差,进一步增强组合导航系统的自适应性和鲁棒性。

参考文献

- [1] 纪志敏, 李杰, 胡陈君, 等. 基于 FPGA 与 DSP 的 INS/BDS 组合导航数据精确对准方法[J]. 电子测量技术, 2022, 45(2): 22-25.
- [2] JI ZH M, LI J, HU CH J, et al. Precise alignment method for INS/BDS integrated navigation data based on FPGA and DSP [J]. Electronic Measurement Technology, 2022, 45(2): 22-25.
- [3] LIU Y L, ZHOU H P, XU Y T, et al. Development status and trend of global navigation satellite system[J]. Journal of Navigation and Positioning, 2019, 7(4): 1-7.
- [4] EL-SHEIMY N, YOUSSEF A. Inertial sensors technologies for navigation applications: State of the art and future trends[J]. Satellite Navigation, 2020, 1(4): 42-69.
- [5] 沈凯, 管雪元, 李文胜. 扩展卡尔曼滤波在组合导航中的应用[J]. 传感器与微系统, 2017, 36(8): 158-160.

- SHEN K, GUAN X Y, LI W SH. Application of extended Kalman filter in integrated navigation[J]. Sensors & Microsystems, 2017, 36(8): 158-160.
- [6] 刘军, 吴贤勇, 田甜. 基于 AUKF 的 SINS/GPS 紧组合导航系统研究[J]. 电子测量技术, 2020, 43(2): 97-102.
- LIU J, WU X Y, TIAN T. Research on SINS/GPS tightly coupled integrated navigation system based on AUKF [J]. Electronic Measurement Technology, 2020, 43(2): 97-102.
- [7] 李万里, 陈明剑, 张伦东, 等. 基于新息的 SINS/DVL 组合导航自适应滤波算法[J]. 四川兵工学报, 2020, 41(12): 225-229, 252.
- LI W L, CHEN M J, ZHANG L D, et al. Adaptive filtering algorithm for SINS/DVL integrated navigation based on innovations[J]. Journal of Sichuan Ordnance, 2020, 41(12): 225-229, 252.
- [8] JIANG CH, LIU W K, LI H, et al. Modified adaptive fusion scheme for Kalman filter based on the hypothesis test[J]. Journal of Sensors, 2022, DOI: 10.1155/2022/4064339.
- 张群, 洪志强. 抗差自适应无迹 Kalman 滤波在 GPS/INS 组合导航中的应用[J]. 北京测绘, 2021, 35(11): 1440-1446.
- ZHANG Q, HONG ZH Q. Application of robust adaptive unscented Kalman filter in GPS/INS integrated navigation [J]. Beijing Surveying and Mapping, 2021, 35(11): 1440-1446.
- [9] JIWO D J, CHANG W Y. Variational Bayesian based IMM robust GPS navigation filter[J]. Computers, Materials & Continua, 2022, 72(1): 755-773.
- [10] XU SH Q, ZHOU H Y, WANG J Q, et al. SINS/CNS/GNSS integrated navigation based on an improved federated Sage-Husa adaptive filter [J]. Sensors, 2019, 19(17): 3812.
- [11] 周先林, 张慧君, 和涛, 等. GPS/INS 松耦合组合导航的自适应卡尔曼滤波算法研究[J]. 时间频率学报, 2020, 43(3): 222-230.
- ZHOU X L, ZHANG H J, HE T, et al. Adaptive Kalman filter algorithm for GPS/INS loose coupling integrated navigation [J]. Journal of Time and Frequency, 2020, 43(3): 222-230.
- [12] 胡高歌, 高社生, 赵岩. 一种新的自适应 UKF 算法及其在组合导航中的应用[J]. 中国惯性技术学报, 2014, 22(3): 357-361, 367.
- HU G G, GAO SH SH, ZHAO Y. A new adaptive UKF algorithm and its application in integrated navigation[J]. Journal of Chinese Inertial Technology,

- 2014, 22(3): 357-361,367.
- [13] LI ZH, ZHANG H, ZH Q F, et al. An adaptive low-cost INS/GNSS tightly-coupled integration architecture based on redundant measurement noise covariance estimation[J]. Sensors, 2017, 17(9): 2032.
- [14] 田广亮, 张丽杰, 李志宇. SVR辅助改进鲁棒卡尔曼滤波的UWB/INS组合定位方法[J]. 电子测量技术, 2022, 45(3): 79-84.
- TIAN G L, ZHANG L J, LI ZH Y. UWB/INS integrated positioning method using SVR-Aided robust Kalman filter[J]. Electronic Measurement Technology, 2022, 45(3): 79-84.
- [15] JIANG H T, SHI CH, LI T, et al. Low-cost GPS/INS integration with accurate measurement modeling using an extended state observer[J]. GPS Solutions, 2021, 25(1): 1-15.
- [16] ZHUANG Y, SUN X, LI Y, et al. Multi-sensor integrated navigation/positioning systems using data fusion: from analytics-based to learning-based approaches[J]. Information Fusion, 2023, 95: 62-90.
- [17] 刘利平, 高世妍, 孙建. 融合VMD优化和小波包分析的陶瓷检测信号降噪方法研究[J]. 电子测量技术, 2022, 45(18): 32-40.
- LIU L P, GAO SH Y, SUN J. Research on noise reduction method for ceramic detection signals based on VMD optimization and wavelet packet analysis[J]. Electronic Measurement Technology, 2022, 45(18): 32-40.
- [18] LI T, ZHANG H P, GAO ZH ZH, et al. High-accuracy positioning in urban environments using single-frequency multi-GNSS RTK/MEMS-IMU integration[J]. Remote Sensing, 2018, 10(2): 205.
- [19] XING D F, ZHANG L J, YANG J H, et al. Fuzzy IAE-UKF integrated navigation method introducing system uncertainty [J]. Optics and Precision Engineering, 2021, 29(1): 172-182.
- [20] LIU D, CHEN X Y, LIU X. A novel optimal data fusion algorithm and its application for the integrated navigation system of missile[J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2022, 35(5): 53-68.
- [21] 吴叶丽, 行鸿彦, 李瑾, 等. 改进阈值函数的小波去噪算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(4): 9-16.
- WU Y L, XING H Y, LI J, et al. Wavelet denoising algorithm with improved threshold function [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36(4): 9-16.
- [22] 刘震宇, 陈惠明, 陆蔚, 等. 基于改进经验模态分解的雷达生命信号检测[J]. 仪器仪表学报, 2018, 39(12): 171-178.
- LIU ZH Y, CHEN H M, LU W, et al. Radar vital signal detection based on improved complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018, 39(12): 171-178.
- [23] YIN Y M, ZHANG J H, GUO M Q, et al. Sensor fusion of GNSS and IMU data for robust localization via smoothed error state Kalman filter[J]. Sensors, 2023, 23(7): 3676.

作者简介

张溢,硕士研究生,主要研究方向为多源信息融合等。

E-mail:202312490358@nuist.edu.cn

顾晶(通信作者),教授,研究员级高级工程师,主要研究

方向为智能感知与信息融合、雷达信号处理与数据处理等。

E-mail:121311263@qq.com