

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2519470

# 基于平滑迭代ESKF的无人船位姿估计算法<sup>\*</sup>

刘超 李淑青 沈跃 刘慧  
(江苏大学电气信息工程学院 镇江 212013)

**摘要:** 针对小型无人船易受到水面复杂环境影响及自身低频振动干扰,导致位姿估计精度低,无法提供可靠有效信息等问题,提出一种基于平滑迭代误差卡尔曼滤波的无人船位姿估计算法。在低速工况下,利用加速度计对纵摇角与横摇角进行补偿修正;在微机电系统(MEMS)传感器数据融合环节采用改进固定区间平滑算法,使用下一时刻新息对误差状态变量进行反向平滑修正的同时,进行时间反向逆推修正,减少低频线振动对有效信号的干扰;采用平滑估计值对量测值进行预测修正,每一时刻新息可反复迭代修正估计值和量测值,以提高整体位姿估计精度。实验结果表明,相较于误差状态卡尔曼滤波,平滑迭代误差状态卡尔曼滤波算法,横摇角、纵摇角和艏摇角均方根误差分别减少 $0.7621^\circ$ 、 $1.8188^\circ$ 、 $0.3405^\circ$ ;正常水面航行情况下,东向、北向、天向速度均方根误差分别减少 $0.4023$ 、 $0.2394$ 、 $0.1165$  m/s;东向、北向、天向位置均方根误差分别减少 $0.1484$ 、 $0.2589$ 、 $0.0832$  m,能够为无人船提供更为精准的位姿信息。

**关键词:** 无人船;误差状态卡尔曼滤波;平滑迭代;信息融合;组合导航

**中图分类号:** TN98;TP391 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.80

## Algorithm for estimating the pose of USV based on smooth iterative ESKF

Liu Chao Li Shuqing Shen Yue Liu Hui

(School of Electrical and Information Engineering, Jiangsu University, Zhenjiang 212013, China)

**Abstract:** To address the low pose estimation accuracy and unreliable information output in small unmanned surface vessels caused by complex water surface environments and low-frequency vibration interference, this paper proposes a pose estimation algorithm based on smoothed iterated error-state Kalman filtering. Under low-speed operating conditions, the algorithm employs an accelerometer to compensate and correct pitch and roll angles. In the data fusion process of micro-electro-mechanical system (MEMS) sensors, an improved fixed-interval smoothing algorithm is adopted, which utilizes the innovation from the next time step to perform backward smoothing corrections on the error state variables while conducting time-reversed inverse corrections, thereby reducing the interference of low-frequency linear vibrations on effective signals. The smoothed estimates are used to predict and correct the measurement values, with each time step's innovation iteratively refining both the estimated and measured values to enhance overall pose estimation accuracy. Experimental results demonstrate that compared to the standard error-state Kalman filter, the proposed SIESKF algorithm reduces the root mean square errors (RMSEs) of roll, pitch, and yaw angles by  $0.7621^\circ$ ,  $1.8188^\circ$  and  $0.3405^\circ$ , respectively. Under normal water surface navigation conditions, the RMSEs of eastward, northward, and upward velocities decrease by  $0.4023$ ,  $0.2394$  and  $0.1165$  m/s, respectively. Similarly, the RMSEs of eastward, northward, and upward positions are reduced by  $0.1484$ ,  $0.2589$  and  $0.0832$  m. This algorithm can provide more precise pose information for USVs.

**Keywords:** USV; error state Kalman filter; iterated smoothing; information fusion; integrated navigation

## 0 引言

随着水面无人任务需求的不断增加,水面无人船

(unmanned surface vehicle, USV)在智慧农业、环境监测、水上救援与无人机协同水面搜索等各个领域均有广泛应用<sup>[1-2]</sup>。与其他无人机器人相比,小型USV易受到水面风、

收稿日期:2025-07-28

\* 基金项目:中国高校产学研创新基金-无人集群协同智能项目(2021ZYB02002)资助

浪等不良环境影响<sup>[3]</sup>,在低速行驶作业条件下,不仅更加容易受到环境带来的线晃动干扰,还伴随着自身低频振动对低成本惯性测量单元(inertial measurement unit, IMU)干扰,导航系统位置误差随时间累积,严重时,干扰信号幅值比所需信息高出数百倍<sup>[4-5]</sup>。在精准控制无人船于水面进行各项作业之前,获取无人船精准的速度、位置、姿态等信息至关重要<sup>[6-7]</sup>。降低线性振动带来的干扰并采用精准有效的信息融合算法,是保证 USV 位姿估计准确性的必要条件。

余国才等<sup>[8]</sup>对惯导陀螺噪声采用了一种小波结合自适应卡尔曼算法,对高斯白噪声有很好的降噪效果,提高了低成本惯导系统输出精度,但在降噪过程中易将低频有用信息滤除,难以满足低动态系统性能要求。王志豪等<sup>[9]</sup>通过构造辅助滤波器将振动噪声主动转为状态变量进行参数估计,使系统具有较好的鲁棒性,但参数估计数据量较大。宋新城等<sup>[10]</sup>设计了一种带有隔振系统的 USV,通过浮筒和弹簧隔振系统,能有效降低海浪波动对 USV 的影响,但模型固定,不易移植到正式生产中。Senbari<sup>[11]</sup>提出了惯导系统前后旋转过程中重力扰动残差最小化的方法,可以准确估计惯导系统中的系统误差,保证了高动态运动条件下的精确定位,但需要装载机械转台。上述方案主要针对传感器机械误差进行了改进,对传感器本身噪声误差有所改善,对于信息融合及无人设备测量中遇到的振动问题没有进行更进一步的讨论。

多源信息融合的位姿估计算法近年来得到迅速发展,主要有卡尔曼滤波及其衍生算法<sup>[12-13]</sup>、结合深度学习估计方法<sup>[14]</sup>、梯度下降法<sup>[15]</sup>。蔡庸辉等<sup>[16]</sup>结合残差序列信息估计法对自适应扩展卡尔曼滤波进行改进,对全球导航卫星系统(global navigation satellite systems, GNSS)异常观测信息进行隔离,进而增强系统稳定性,能够显著去除异常噪声,对低频噪声处理不占优势。Liu 等<sup>[17]</sup>采用深度学习网络构建了一种 GPS/INS 神经网络辅助导航系统,从传感器噪声中提取 IMU 的空间特征,位姿量测精度提升显著,但需要缓存大量数据进行计算,不利于低成本生产。Shen 等<sup>[18]</sup>提出了一种基于给定协方差结构的自适应无卡尔曼滤波算法,将 USV 参数和位置输入扩展为增广状态,以准确估计高维过程中的噪声协方差矩阵,在低速情况下改进优势不显著。误差状态卡尔曼滤波算法(error state Kalman filter, ESKF)将复杂的线性化问题转化为小误差线性问题<sup>[19]</sup>,更适用于复杂动态条件。但针对于 USV 复杂的水面作业环境,ESKF 无法抑制在量测环节持续的低频抖动,有时还会出现过度收敛的问题<sup>[20]</sup>,致使滤波器对实际误差的修正能力减弱。

上述方案需要缓存大量数据或对船体增加设备,亦或者不适用于 USV 特殊的复杂低速情况。若使用额外结构或采用算力更优秀的处理器,会增加 USV 的制造成本。本文提出一种融合 IMU/GNSS 数据的平滑迭代式 ESKF 无

人船位姿估计算法,对比于传统 ESKF 改进包括:对 USV 低速状态进行一步姿态修正;采用改进 RTS 固定区间平滑算法对误差状态变量进行反向平滑估计,进行时间逆推,以减少低频线振动对有效信号的影响;以平滑估计值取代状态估计值进行状态预测修正,以估计值代替预测值对量测值进行预测修正,以充分利用每一时刻新息进行迭代补偿,避免 ESKF 产生过度收敛的同时,提高位姿求解精度。最后,通过仿真分析和小型 USV 实船低速航行实验和作业航行实验,验证本文算法的有效性。

## 1 多源传感器误差模型

定义坐标系  $b$  为船体坐标系,原点位于船体重心;坐标系  $i$  为惯性传感器坐标系,原点位于惯性传感器中心;坐标系  $n$  为本地东-北-天(ENU)坐标系,原点位于船体的起始点;地球坐标系  $e$  系,原点位于地球中心。

将 IMU 三轴加速度和角速度记为  $\mathbf{a}_{\text{IMU}}$  和  $\boldsymbol{\omega}_{\text{IMU}}$ 。对于 MEMS 惯导系统有确定性误差,假设存在高斯白噪声  $\boldsymbol{\varepsilon}_a$  和  $\boldsymbol{\varepsilon}_\omega$ ,存在零偏  $\mathbf{b}_a$  和  $\mathbf{b}_\omega$ 。

船体加速度  $\dot{\mathbf{v}}$  通过旋转矩阵  $\mathbf{C}_b^n$  转至  $n$  系,考虑重力加速度  $\mathbf{g}$ ,可得:

$$\dot{\mathbf{v}} = \mathbf{C}_b^n(\mathbf{a}_{\text{IMU}} - \mathbf{b}_a + \boldsymbol{\varepsilon}_a) + \mathbf{g} \quad (1)$$

在  $b$  系下的真实角速度  $\boldsymbol{\omega}^*$  为:

$$\boldsymbol{\omega}^* = \boldsymbol{\omega}_{\text{IMU}} - \mathbf{b}_\omega + \boldsymbol{\varepsilon}_\omega \quad (2)$$

通常 GNSS 解析位置与 IMU 不处于同一位置,需要在进行数据融合前,对空间杆臂误差进行标定。假设 IMU 中心对地心矢量为  $\mathbf{L}_{\text{IMU}}$ ,GNSS 天线相位中心对地心矢量为  $\mathbf{L}_{\text{GNSS}}$ ,GNSS 天线相位中心对 IMU 中心矢量为  $\delta\mathbf{L}$ ,由于安装位置相对固定,有在  $b$  系固定,满足:

$$\mathbf{L}_{\text{GNSS}} = \mathbf{L}_{\text{IMU}} + \delta\mathbf{L} \quad (3)$$

对于杆臂误差的位置补偿  $\delta\mathbf{p}_L$ ,为杆臂在  $n$  系下的投影  $\delta\mathbf{l}$ ,由于安装位置相对固定,有在  $b$  系固定杆臂误差  $\delta\mathbf{l}^b$ 。设  $t_d$  时刻 GNSS 速度为  $\mathbf{v}_{\text{GNSS}}$ ,IMU 速度为  $\mathbf{v}_{\text{IMU}}$ ,对上式相对于  $e$  系求导并转至  $n$  系,根据捷联惯导近似处理  $\boldsymbol{\omega}_{\text{GNSS}} \approx \boldsymbol{\omega}_{\text{IMU}}$ ,  $(\boldsymbol{\omega}_{\text{IMU}} \times)$  为  $\boldsymbol{\omega}_{\text{IMU}}$  的反对称矩阵,投影到  $b$  系可得:

$$\dot{\mathbf{v}}_{\text{GNSS}} = \dot{\mathbf{v}}_{\text{IMU}} + \mathbf{C}_b^n(\boldsymbol{\omega}_{\text{IMU}} \times)\delta\mathbf{l}^b \quad (4)$$

最后得杆臂误差补偿满足:

$$\begin{cases} \delta\dot{\mathbf{v}}_L = -\mathbf{C}_b^n(\boldsymbol{\omega}_{\text{IMU}} \times)\delta\mathbf{l}^b \\ \delta\mathbf{l} = \mathbf{C}_b^n\delta\mathbf{l}^b \end{cases} \quad (5)$$

考虑组合导航时间不同步误差,  $t_d$  时刻 GNSS 测量的位置、速度、姿态为  $\mathbf{p}_{\text{GNSS}}, \mathbf{v}_{\text{GNSS}}, \mathbf{R}_{\text{GNSS}}$ ,IMU 数据和 GNSS 数据一起到达计算处理中心的时间为  $t_k$ ,满足  $t_{k-1} \leq t_d < t_k, k > 1$ 。设服从高斯分布的观测噪声为  $\boldsymbol{\xi}_p, \boldsymbol{\xi}_v$  和  $\boldsymbol{\xi}_R, t_k$  时刻的位置  $\mathbf{p}^t$ 、速度  $\mathbf{v}^t$ 、姿态  $\mathbf{R}^t$  可表示为:

$$\begin{cases} \mathbf{p}_{(k)}^t = \mathbf{p}_{\text{GNSS}(d)} + \boldsymbol{\xi}_p \\ \mathbf{v}_{(k)}^t = \mathbf{v}_{\text{GNSS}(d)} + \boldsymbol{\xi}_v \\ \mathbf{R}_{(k)}^t = \mathbf{R}_{\text{GNSS}(d)} \exp(\boldsymbol{\xi}_R \times) \end{cases} \quad (6)$$

## 2 加权平滑迭代 ESKF 算法

### 2.1 IMU/GNSS 组合导航 ESKF 融合

定义误差状态卡尔曼滤波器的名义状态变量  $\mathbf{X}$  和误差状态变量  $\delta\mathbf{X}$ 。误差状态变量  $\delta\mathbf{X}$  包含名义状态变量  $\mathbf{X}$  和实际状态变量  $\mathbf{X}^*$  的误差量,其中  $\boldsymbol{\theta}$  表示姿态误差向量,其反应姿态误差矩阵  $\delta\mathbf{R}$  局部的导数特性。

$$\mathbf{X} = [\mathbf{p} \quad \mathbf{v} \quad \mathbf{R} \quad \mathbf{b}_a \quad \mathbf{b}_\omega \quad \mathbf{g}]^T \quad (7)$$

$$\delta\mathbf{X} = [\delta\mathbf{p} \quad \delta\mathbf{v} \quad \boldsymbol{\theta} \quad \delta\mathbf{b}_a \quad \delta\mathbf{b}_\omega \quad \delta\mathbf{g}]^T \quad (8)$$

$$\mathbf{X}^* = [\mathbf{p}^* \quad \mathbf{v}^* \quad \mathbf{R}^* \quad \mathbf{b}_a^* \quad \mathbf{b}_\omega^* \quad \mathbf{g}^*]^T \quad (9)$$

#### 1) 状态方程

实际状态变量  $\mathbf{X}^*$  可通过不考虑噪声的名义状态变量和误差状态变量的广义加得出,姿态部分引入指数映射,具体为:

$$\begin{cases} \mathbf{p}^* = \mathbf{p} + \delta\mathbf{p} \\ \mathbf{v}^* = \mathbf{v} + \delta\mathbf{v} \\ \mathbf{R}^* = \mathbf{C}_b^n \exp(\boldsymbol{\theta} \times) \\ \mathbf{b}_a^* = \mathbf{b}_a + \delta\mathbf{b}_a \\ \mathbf{b}_\omega^* = \mathbf{b}_\omega + \delta\mathbf{b}_\omega \\ \mathbf{g}^* = \mathbf{g} + \delta\mathbf{g} \end{cases} \quad (10)$$

建立系统误差状态变量  $\delta\mathbf{X}$  的状态方程。

$$\delta\mathbf{X}_k = \mathbf{F}_{k-1} \delta\mathbf{X}_{k-1} + \mathbf{W}_{k-1} \quad (11)$$

式中:  $\mathbf{F}_k$  为系统模型转移矩阵;  $\mathbf{W}_k$  为系统噪声。

名义状态变量  $\mathbf{X}$  直接进行线性一步预测,不考虑噪声项,设系统离散时间为  $t_s$ , 下一时刻估计的名义状态变量可以表示为:

$$\begin{cases} \mathbf{p}_{(k)} = \mathbf{p}_{(k-1)} + \mathbf{v}_{(k-1)} t_s + \frac{1}{2} (\mathbf{R}_{(k-1)} (\mathbf{a}_{\text{IMU}(k)} - \mathbf{b}_{a(k-1)}) + \\ \quad \mathbf{g}_{(k-1)}) t_s^2 \\ \mathbf{v}_{(k)} = \mathbf{v}_{(k-1)} + [\mathbf{R}_{(k-1)} (\mathbf{a}_{\text{IMU}(k)} - \mathbf{b}_{a(k-1)}) + \mathbf{g}_{(k-1)}] t_s \\ \mathbf{R}_{(k)} = \mathbf{R}_{(k-1)} \exp((\boldsymbol{\omega}_{\text{IMU}(k)} - \mathbf{b}_{\omega(k-1)}) \times t_s) \\ \mathbf{b}_{a(k)} = \mathbf{b}_{a(k-1)} \\ \mathbf{b}_{\omega(k)} = \mathbf{b}_{\omega(k-1)} \\ \mathbf{g}_{(k)} = \mathbf{g}_{(k-1)} \end{cases} \quad (12)$$

载体位置误差  $\delta\mathbf{x}$  对时间的微分表示为:

$$\dot{\delta\mathbf{x}} = \delta\mathbf{v} \quad (13)$$

实际速度对时间的微分可展开为:

$$\dot{\mathbf{v}}^* = \mathbf{R}^* (\mathbf{a}_{\text{IMU}} - \mathbf{b}_a^* + \boldsymbol{\varepsilon}_a) + \mathbf{g}^* \quad (14)$$

对式(14)中的速度项求导展开,带入式(2),  $\delta\mathbf{v}$  对时间的微分为:

$$\dot{\delta\mathbf{v}} = -\mathbf{C}_b^n (\mathbf{a}_{\text{IMU}} - \mathbf{b}_a) \times \boldsymbol{\theta} - \mathbf{C}_b^n \delta\mathbf{b}_a + \boldsymbol{\varepsilon}_a + \delta\mathbf{g} \quad (15)$$

由式(12)并根据反对称矩阵性质,姿态误差向量的微分方程为:

$$\dot{\boldsymbol{\theta}} = -(\boldsymbol{\omega}_{\text{IMU}} - \mathbf{b}_\omega) \times \boldsymbol{\theta} - \boldsymbol{\varepsilon}_\omega \quad (16)$$

加速度误差零偏  $\delta\mathbf{b}_a$  和角速度误差零偏  $\delta\mathbf{b}_\omega$  与时间相

关模型为一阶马尔可夫过程激励白噪声,具体为:

$$\begin{cases} \dot{\delta\mathbf{b}}_a = -(\tau_a)^{-1} \delta\mathbf{b}_a + \boldsymbol{\varphi}_a \\ \dot{\delta\mathbf{b}}_\omega = -(\tau_\omega)^{-1} \delta\mathbf{b}_\omega + \boldsymbol{\varphi}_\omega \end{cases} \quad (17)$$

式中:  $\tau$  为反相关时间常数;  $\boldsymbol{\varphi}$  为高斯白噪声。

重力加速度误差  $\delta\mathbf{g}$  对时间的导数为:

$$\dot{\delta\mathbf{g}} = 0 \quad (18)$$

对式(13)、(15)、(16)、(18)离散化处理,可得雅克比矩阵  $\mathbf{F}_{k-1}$ 。连续时间的噪声项可视为随机过程的能量谱密度,可使用标准差  $\sigma$  表征随机变量:

$$\mathbf{W}_{(k)} = [0_{1 \times 3} \quad \sigma^2(\boldsymbol{\varepsilon}_a) t_{\text{IMU}} \quad \sigma^2(-\boldsymbol{\varepsilon}_\omega) t_{\text{IMU}} \quad \sigma^2(\boldsymbol{\varphi}_a) t_{\text{IMU}} \quad \sigma^2(\boldsymbol{\varphi}_\omega) t_{\text{IMU}} \quad 0_{1 \times 3}]^T_{(k)} \quad (19)$$

在 ESKF 中误差状态变量在一次更新后会被重置,因此误差部分通过预测均方误差阵  $\mathbf{P}_{(k,k-1)}$  指导整个滤波器的估计。

$$\mathbf{P}_{(k,k-1)} = \mathbf{F}_{(k-1)} \mathbf{P}_{(k-1)} \mathbf{F}_{(k-1)}^T + \mathbf{W}_{(k-1)} \quad (20)$$

#### 2) 量测过程

引入固定坐标偏移矩阵  $\mathbf{C}_i^b$  代表 GNSS 安装误差带来的坐标偏移,根据式(6)、(10)及反对称矩阵的性质,可得:

$$\mathbf{R}_{\text{GNSS}} = \mathbf{C}_b^n \exp\{(\boldsymbol{\theta} \times) - (\mathbf{C}_i^b \boldsymbol{\xi}_R) \times\} \mathbf{C}_i^b \quad (21)$$

设存在量测向量  $\delta\mathbf{z}_R$ , 使得:

$$\delta\mathbf{z}_{R(k)} = \boldsymbol{\theta}_{(k)} - \mathbf{C}_i^b \boldsymbol{\xi}_R \quad (22)$$

为进一步提升 USV 在低速状态的平稳性,本文在姿态估计修正之前,设计一种低速阈值状态的补偿算法。算法核心在于对低速动态条件下修正纵摇角与横摇角,利用加速度计实时感知的重力加速度分量以校正陀螺仪的累计漂移误差,并监测滤波器姿态估计的异常状态。对于 USV 水面停泊与低速航行场景,设定阈值参数  $m$ :

$$m = abs(\|\mathbf{a}_{\text{IMU}} - \mathbf{b}_a\| - \|\mathbf{g}\|) \quad (23)$$

对  $m$  设定阈值,初步判断 USV 行驶状态,即当  $m$  越接近 0, USV 整体动态越缓慢。当处于低速航行场景时,利用向量矢积表示误差为:

$$\boldsymbol{\gamma}_{\text{err}(k)} = -\mathbf{R}_{(k-1)} \frac{\mathbf{g}_{(k)}}{\|\mathbf{g}_{(k)}\|} \times \frac{\mathbf{a}_{\text{IMU}(k)} - \mathbf{b}_{a(k)}}{\|\mathbf{a}_{\text{IMU}(k)} - \mathbf{b}_{a(k)}\|} \quad (24)$$

角速度修正由角度误差及其积分辅助实现,依托于加表参照重力加速度调平的方法,设定  $KP$  和  $KI$  系数补偿角度误差并设置误差积分累计误差  $\boldsymbol{\gamma} \text{Int}_{\text{err}}$  仅在系统进入低速或停泊状态并持续一段时间后生效。当退出该状态时,  $\boldsymbol{\gamma} \text{Int}_{\text{err}}$  自动归位至 0。

$$\begin{cases} \boldsymbol{\gamma} \text{Int}_{\text{err}(k)} = \boldsymbol{\gamma} \text{Int}_{\text{err}(k-1)} + KI \boldsymbol{\gamma}_{\text{err}(k)} \\ \boldsymbol{\omega}_{\text{IMU}(k)}^+ = \boldsymbol{\omega}_{\text{IMU}(k)} + KP \boldsymbol{\gamma}_{\text{err}(k)} + \boldsymbol{\gamma} \text{Int}_{\text{err}(k)} \end{cases} \quad (25)$$

即低速或停泊状态下,在系统整体姿态融合前,对 IMU 姿态修正为:

$$\mathbf{R}_{(k)} = \mathbf{R}_{(k-1)} \exp\{(\hat{\boldsymbol{\omega}}_{\text{IMU}(k-1)}^+ - \mathbf{b}_\omega) t_s\} \quad (26)$$

GNSS 实际测量的位置、速度存在一定相对时间滞后  $T_d$ , 对时间不同步误差估计和补偿。 $n$  坐标系下  $t_k$  时刻可用 GNSS 接受的相邻两帧数据推测位置  $\hat{\mathbf{p}}$  和速度  $\hat{\mathbf{v}}$ , 得到:

$$\tilde{\mathbf{p}}_{(k)} = \mathbf{p}_{(k)}^t + \frac{t_d}{t_{\text{GNSS}}}(\mathbf{p}_{(k)}^t - \mathbf{p}_{(k-1)}^t) \quad (27)$$

$$\tilde{\mathbf{v}}_{(k)} = \mathbf{v}_{(k)}^t + \frac{t_d}{t_{\text{GNSS}}}(\mathbf{v}_{(k)}^t - \mathbf{v}_{(k-1)}^t) \quad (28)$$

结合空间杆臂误差标定,得到完全标定后位置 $\tilde{\mathbf{p}}^+$ 和速度 $\tilde{\mathbf{v}}^+$ 为:

$$\begin{cases} \tilde{\mathbf{p}}_{(k)}^+ = \tilde{\mathbf{p}}_{(k)} + \delta \mathbf{l} \\ \tilde{\mathbf{v}}_{(k)}^+ = \tilde{\mathbf{v}}_{(k)} + \delta \mathbf{v}_l \end{cases} \quad (29)$$

将式(22)和(29)代入ESKF中进行量测更新,将周期为 $T_{\text{GNSS}}$ 的离散噪声 $\xi_p$ 、 $\xi_v$ 和 $\xi_R$ ,引入噪声阵中,得到:

$$\delta \mathbf{Z}_{(k)} = \begin{bmatrix} \tilde{\mathbf{p}}_{(k)}^+ - \mathbf{p}_{(k)} \\ \tilde{\mathbf{v}}_{(k)}^+ - \mathbf{v}_{(k)} \\ \boldsymbol{\theta} - \mathbf{C}_i^b \xi_R \end{bmatrix} = \mathbf{H} \delta \mathbf{X}_{(k)} + \mathbf{V} \quad (30)$$

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} \mathbf{I}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 9} \\ \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{I}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 9} \\ \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{I}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 9} \end{bmatrix} \quad (31)$$

$$\mathbf{V} = \begin{bmatrix} \sigma^2(\xi_p) T_{\text{GNSS}} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} \\ \mathbf{0}_{3 \times 3} & \sigma^2(\xi_v) T_{\text{GNSS}} & \mathbf{0}_{3 \times 3} \\ \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & -\mathbf{C}_i^b \sigma^2(\xi_R) T_{\text{GNSS}} \end{bmatrix} \quad (32)$$

计算卡尔曼增益,对误差状态变量 $\delta \mathbf{X}$ 和预测均方误差阵 $\mathbf{P}_{k,k-1}$ 修正:

$$\begin{cases} \mathbf{K}_{(k)} = \mathbf{P}_{(k,k-1)} \mathbf{H} (\mathbf{H} \mathbf{P}_{(k,k-1)} \mathbf{H}^T + \mathbf{V})^{-1} \\ \delta \mathbf{X}_{(k)}^+ = \mathbf{K}_{(k)} \delta \mathbf{Z}_{(k)} \\ \mathbf{P}_{(k)} = (\mathbf{I}_{18 \times 18} - \mathbf{K} \mathbf{H}) \mathbf{P}_{(k,k-1)} \end{cases} \quad (33)$$

修正完毕需将误差状态变量 $\delta \mathbf{X}_k^+$ 归入名义状态变量 $\mathbf{X}_k^+$ 中,实现对实际状态变量 $\mathbf{X}^*$ 的最优估计;之后将误差状态变量 $\delta \mathbf{X}^+$ 置零,完成一次位姿修正。结合式(8)、(12)、(20)、(33)构成IMU/GNSS组合导航误差状态卡尔曼滤波。

## 2.2 加权RTS固定区间平滑估计

引入至误差状态卡尔曼滤波器中的RTS固定区间最优平滑算法总结为:

$$\mathbf{K}_{(s,k)} = \mathbf{P}_{(f,k)} \mathbf{F}_{(k+1/k)}^T \mathbf{P}_{(f,k+1/k)}^{-1} \quad (34)$$

$$\delta \hat{\mathbf{X}}_{(s,k)} = \delta \mathbf{X}_{(f,k)}^+ + \mathbf{K}_{(s,k)} (\delta \mathbf{X}_{(s,k+1)}^+ - \delta \mathbf{X}_{(f,k+1/k)}^+) \quad (35)$$

$$\mathbf{P}_{(s,k)} = \mathbf{P}_{(f,k)} + \mathbf{K}_{(s,k)} (\mathbf{P}_{(s,k+1)} - \mathbf{P}_{(f,k+1/k)}) \mathbf{K}_{(s,k)}^T \quad (36)$$

其中, $k = M-1, M-2, \dots, 1$ ,下标 $s$ 代表平滑结果,

下标 $f$ 代表正向滤波,下标 $b$ 代表反向滤波, $\delta \hat{\mathbf{X}}$ 为得到的平滑结果值,反向平滑初值选为前向滤波在 $k = M$ 时,误差估计值 $\delta \mathbf{X}_{(f,M)}$ 和预测均方误差阵 $\mathbf{P}_{(f,M)}$ 。RTS固定区间平滑算法是在卡尔曼滤波的基础上,利用整个固定时间间隔内所有量测数据得到状态的最小方差估计,可以获得比卡尔曼滤波精度更高融合结果的同时,通过对新息回溯修正和优化状态协方差,从而抑制传感器信号中的低频噪声。由于平滑解算过程本质是逆向滤波方法,针对提高传

递精度的初始状态估计获取中,RTS固定区间平滑算法最终平滑值的读取方式与普通前向滤波器估计值的读取方式相反。引入至ESKF算法中,平滑过程首先是进行前向ESKF,获得滤波估计值,然后经过一个反向平滑过程,进而得到平滑估计值。然而,RTS算法依赖于系统初始对准精度,耦合性过强。因此,在运动过程中设计一种基于平缓状态时间逆推的优化算法,利用USV近似平缓时的运动状态,结合式(36)进行时间反推:

$$\mathbf{W}_{(t)} = \mathbf{W}_{(t+1)} + \frac{t}{6} (\mathbf{K}_1 + 2\mathbf{K}_2 + 2\mathbf{K}_3 + \mathbf{K}_4) \quad (37)$$

可以得到时间长度为 $N$ 的逆推结果,加入USV平缓时对准信息以提高平滑精度,即对平滑滤波器做了一次时间上的反向补偿。再采用仿射空间下的规则,满足对随机误差校正,对双向逆推结果进行融合,采用加权融合策列基于协方差交集(covariance intersection)思想,该方法时处理互相关估计融合的标准技术之一。当仅能获得边缘协方差而无法获知其互相关性时,CI融合可以得到最优估计,引入式(34)~(37)得:

$$\delta \hat{\mathbf{X}}_{(s,k)} = \mathbf{P}_0 (\mathbf{P}_{(s-1,k)} \delta \hat{\mathbf{X}}_{(s,k)}^- + \mathbf{P}_{(s-2,k)}^{-1} \delta \hat{\mathbf{X}}_{(s-1,k)}^-)^{-1} \quad (38)$$

$$\mathbf{P}_{(s,k)} = (\mathbf{P}_{(s-1,k)} + \mathbf{P}_{(s-2,k)}^{-1})^{-1} \quad (39)$$

此外,平滑解算需要在滤波过程中实时存储数据。一般而言,所存储的数据分别为误差状态估计值 $\delta \mathbf{X}$ 、一步转移矩阵 $\mathbf{F}_{(k,k-1)}$ 、状态估计均方误差阵 $\mathbf{P}_{(k)}$ 、以及一步预测均方误差阵 $\mathbf{P}_{(k,k-1)}$ 。由于ESKF计算逆推完成一次之后,会进行误差状态变量置零操作,只需存储均方误差阵和一步预测均方误差阵,为进一步降低数据存储量和求逆运算,仅保存均方误差阵中对于姿态、速度、位置的估计方差,忽略各估计值之间的关联误差,在实际计算上反应为保存均方误差阵的对角线元素,近似代替反向一步预测,再采用加权处理可得:

$$\mathbf{P}_{s,j}^{(i)} \approx (1/\mathbf{P}_{f,j}^{(i)} + 1/\mathbf{P}_{b,j}^{(i)})^{-1} \quad (40)$$

其中,右上标“(i)”表示为均方误差阵对角线的第 $i$ 个分量。

## 2.3 平滑迭代ESKF算法

在EKSF算法中,误差状态线性化时,与EKF算法相似,围绕 $k-1$ 时刻的误差状态估计 $\delta \mathbf{X}_{(k-1)}^+$ 进行展开。在 $k$ 时刻量测值 $\mathbf{Z}_k$ 尚未取得前, $\delta \mathbf{X}_{(k-1)}^+$ 确实是误差状态 $\delta \mathbf{X}_{(k-1)}$ 的误差状态卡尔曼最优估计,即此时认为泰勒级数在该点线性化展开是合理的。但是,在取得量测 $\mathbf{Z}_k$ 并完成滤波后,一步反向平滑值 $\delta \hat{\mathbf{X}}_{(k-1,k)}$ 的精度要优于 $\delta \mathbf{X}_{(k-1)}^+$ ,此时以平滑值 $\delta \hat{\mathbf{X}}_{(k-1,k)}$ 取代 $\delta \mathbf{X}_{(k-1)}^+$ ,不仅能够抑制低频噪声,还可提高状态预测和线性化雅可比矩阵的求解精度。参照以上状态值迭代的方法,对于量测非线性函数 $h(\mathbf{X})$ ,在滤波之后亦使用状态估计值 $\delta \mathbf{X}_{(k-1)}^+$ 代替预测值 $\delta \mathbf{X}_{(k-1)}$ ,进行量测预测修正。因此,得基于平滑算法的迭代ESKF算法,步骤包括:

1) 首先,按照传统 ESKF 递推计算,进行预滤波初始化,此时状态估计的均方误差阵无需量测更新。

2) 在获得  $k$  时刻的位姿估计之后,通过 RTS 平滑算法反向一步求取平滑值:

$$\delta \mathbf{X}_{(k-1,k)} = \delta \mathbf{X}_{(k-1)} + \mathbf{P}_{(k-1)} \mathbf{F}_{(k,k-1)}^T \mathbf{P}_{(k,k-1)}^{-1} (\delta \mathbf{X}_{(k)}^+ - \delta \mathbf{X}_{(k,k-1)}) \quad (41)$$

3) 由反向平滑值  $\delta \hat{\mathbf{X}}_{(k-1,k)}$  进行状态一步预测修正为:

$$\delta \mathbf{X}_{(k)} = \mathbf{F}'_{(k-1)} \delta \hat{\mathbf{X}}_{(k-1,k)} + \mathbf{W}_{(k-1)} \quad (42)$$

预测均方误差阵修正为:

$$\mathbf{P}'_{(k,k-1)} = \mathbf{F}'_{(k-1)} \mathbf{P}_{(k-1)} \mathbf{F}'_{(k-1)}^T + \mathbf{W}_{(k-1)} \quad (43)$$

4) 由估计值  $\delta \mathbf{X}_k^+$  进行量测一步预测修正为:

$$\delta \mathbf{Z}'_{(k)} = \mathbf{H}' \delta \mathbf{X}_k^+ + \mathbf{V} \quad (44)$$

5) 最后,更新修正为:

$$\begin{cases} \mathbf{K}'_{(k)} = \mathbf{P}'_{(k,k-1)} \mathbf{H}' (\mathbf{H}' \mathbf{P}'_{(k,k-1)} \mathbf{H}'^T + \mathbf{V})^{-1} \\ \delta \mathbf{X}'_{(k)} = \mathbf{K}'_{(k)} \delta \mathbf{Z}'_{(k)} \\ \mathbf{P}'_{(k,k-1)} = (\mathbf{I}_{18 \times 18} - \mathbf{K}' \mathbf{H}') \mathbf{P}'_{(k,k-1)} \end{cases} \quad (45)$$

6) 计算状态差值满足:

$$|\delta \mathbf{X}'_{(k)} - \delta \mathbf{X}_{(k)}^+| \leq \epsilon \quad (46)$$

其中,  $\epsilon$  是预先给定的迭代阈值,若满足则终止循环,若不满足返回第 2 步迭代执行。考虑 ESKF 的可观性依赖于其线性化点处的系统模型。对于非线性系统,在满足统一平滑条件下,在真实状态  $\mathbf{X}$  处得到的  $(\mathbf{F}_{(k)}, \mathbf{H}_{(k)})$  是一致完全客观的,则滤波是局部可观的。本文提出的平滑迭代 ESKF 并未改变系统本质动力学特性,核心在于通过平滑与迭代,将线性化点从先验估计序列式逼近平滑估计,再序列式逼近到更接近真实状态的后验估计,迭代过程使用与传统 ESKF 完全相同的非线性系统  $f(\cdot)$  和  $h(\cdot)$ 。从而得到系统固有可观性属性未改变。且由于当迭代收敛时,迭代估计比先验估计更准确,在该点计算处的雅可比矩阵  $(\mathbf{F}'_{(k)}, \mathbf{H}'_{(k)})$ ,更能真实反映系统在真实状态附近的局部可观性。由于系统的一致完全可观可控与 ESKF 相同,平滑迭代 ESKF 也继承了 ESKF 的稳定性特征,并且在理论上主动降低线性化误差,能够表现出比 ESKF 更鲁棒的数值稳定性。但引入迭代机制,必然会增加单词滤波更新的计算负担。每一次迭代都需要重新计算状态转移与观测模型的雅可比矩阵以及卡尔曼增益,涉及多阶矩阵求逆计算,表现为平均迭代次数  $j$  次,则平滑迭代 ESKF 单步计算复杂度约为 ESKF 的  $j$  倍。

### 3 实验与分析

#### 3.1 仿真实验

为验证本文改进的迭代 ESKF 算法的有效性,说明不同迭代次数对算法的影响,进行仿真实验验证。设仿真陀螺仪零偏  $1^\circ/\text{h}$ ,随机游走  $0.2^\circ/(\text{s} \cdot \sqrt{\text{h}})$ ;加速度计零偏  $20 \text{ mg}$ ,随机游走  $0.2 \text{ mg}/\sqrt{\text{h}}$ ;GNSS 位置精度  $0.1 \text{ m}$ ,速度精度  $0.02 \text{ m/s}$ ;初始位置为东向  $0 \text{ m}$ ,北向  $0 \text{ m}$ ,天向  $0 \text{ m}$ ;

各方向初始速度为  $0 \text{ m/s}$ ;船体初始纵摇角、横摇角、艏摇角均为  $0^\circ$ ;为模拟 USV 作业真实环境,模拟六自由度晃动干扰运动,设置纵摇幅值为  $2^\circ$ ,周期为  $8 \sim 10 \text{ s}$ ,横摇幅值为  $3^\circ$ ,周期为  $6 \sim 10 \text{ s}$ ,艏摇幅值为  $2^\circ$ ,周期为  $6 \sim 14 \text{ s}$ ,横荡晃动幅值为  $1.0 \text{ m}$ ,周期为  $8 \sim 14 \text{ s}$ ,纵荡晃动幅值为  $0.8 \text{ m}$ ,周期为  $7 \sim 13 \text{ s}$ ,垂荡晃动幅值为  $1.2 \text{ m}$ ,周期为  $8 \sim 15 \text{ s}$ 。仿真时,结合式(46)引入基于卡方检验的停止准则:

当残差满足  $\|\Delta \delta \mathbf{X}\| < \epsilon$  时,协方差保持正定,且估计误差有界。

迭代终止条件为:

$$\Delta \chi_k^2 = \delta \mathbf{X}_{(k)}^T \mathbf{P}_{(k)}^{-1} \delta \mathbf{X}_{(k)} \leq \chi_\alpha^2(n) \quad (47)$$

图 1 展示了不同迭代次数与真值的轨迹估计,其中,本文算法平滑迭代 0 次时,可以认为是未进行迭代改进的 ESKF 算法,以此进行仿真对比。对仿真数据进行分析,如表 1 和 2 所示,对位置和姿态估计精度分别采用均方根误差 (root mean square error, RMSE),均方误差 (mean square error, MSE) 进行误差分析。上述指标表达式为:

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (x_k - \tilde{x}_k)^2} \quad (48)$$

$$\text{MSE} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (x_k - \tilde{x}_k)^2 \quad (49)$$

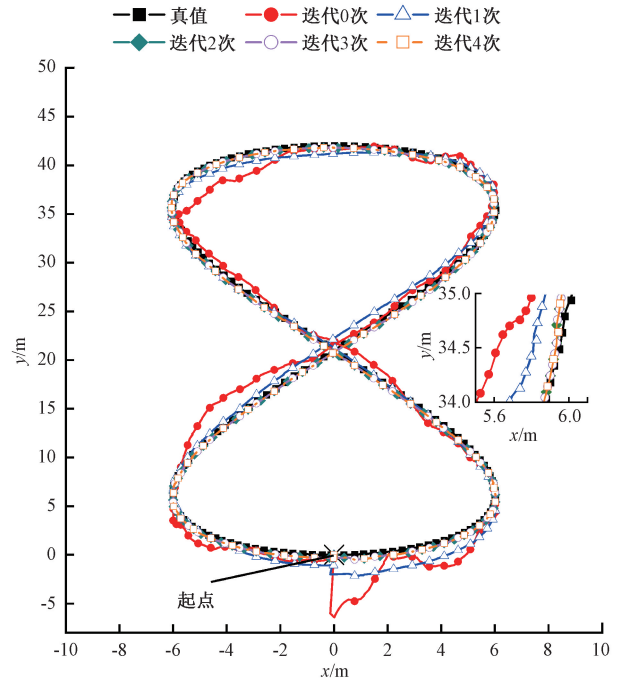


图 1 不同迭代次数仿真估计对比图

Fig. 1 Comparison chart of simulation estimates for different iteration times

理论上,本文提出的迭代滤波算法在每一个量测更新时刻均可反复迭代多次,以此提升位姿估计精度。事实上,平滑值和滤波估计值均与量测值有关,量测值提供的信息是有限的,且多次迭代不利于低成本系统计算处理。结合

表 1 不同迭代次数误差对比

Table 1 Comparison of errors for different numbers of

次数	MAE	RMSE
0	1.208 3	1.543 0
1	0.704 3	0.855 7
2	0.249 4	0.254 2
3	0.249 4	0.254 2
4	0.249 4	0.254 2

表 2 姿态仿真分析结果

Table 2 Error analysis of attitude simulation (°)

次数	误差项	纵摇角	横摇角	艏摇角
0	RMSE	3.093 3	1.891 1	3.924 6
	MAE	2.579 0	1.572 1	2.700 4
1	RMSE	1.982 5	1.189 2	2.719 3
	MAE	1.734 2	0.972 0	1.521 9
2	RMSE	0.965 0	0.792 5	1.844 2
	MAE	0.895 4	0.637 6	0.907 0
3	RMSE	0.965 0	0.792 5	1.844 2
	MAE	0.895 4	0.637 6	0.907 0

仿真实验结果可得,所需信息在迭代一次后,已经有显著提升,迭代两次后,误差参数基本不变,可达预期效果,因此在实际应用中选择迭代次数 $\leq 2$ 次。

设定迭代次数为 2 的情况下,进行消融实验。以 ESKF 为基础分析仅低速补偿、仅加权平滑、仅迭代估计对精度的影响及其有效性。实验结果如表 3 所示,采用低速补偿角速度对于姿态角优化效果显著,但针对位置估计精度提升不大,这是由于补偿角速度使得姿态角估计更为稳定,但未充分利用新息修正定位;加权平均与迭代估计对位姿估计精度均有提升,表现较为均衡,但针对于姿态估计没

表 3 消融试验性能分析

Table 3 Ablation experiment performance comparison

算法	误差项	位置/ m	纵摇角/ (°)	横摇角/ (°)	艏摇角/ (°)
ESKF	RMSE	1.543 0	3.093 3	1.891 1	3.924 6
	MSE	1.208 3	2.579 0	1.572 1	2.700 4
ESKF+	RMSE	1.360 0	1.465 6	1.132 4	2.154 8
	MSE	1.041 2	1.189 2	0.896 7	1.376 2
ESKF+	RMSE	1.195 3	2.290 6	1.497 9	3.261 3
	MSE	1.025 1	1.981 3	1.236 2	2.441 1
ESKF+	RMSE	0.743 4	1.794 5	1.301 1	2.989 7
	MSE	0.582 9	1.621 7	1.037 0	2.138 9
本文算法	RMSE	0.254 2	0.965 0	0.792 5	1.844 2
	MSE	0.249 4	0.895 4	0.637 6	0.907 0

有针对性补偿,易受低频振动影响,精度提升较小。最终改进后,本文算法得到位姿估计精度综合提升,满足小型无人船高精度作业需求。

### 3.2 实验平台

本文使用自主设计位姿估计系统搭载至小型 USV 上进行实验。如图 2 所示,系统作为导航模块搭载至自研小型 USV 中心位置。系统主控为 STM32F4VET6 六轴 IMU 测量单元选用博世公司的 BMI088,参考硬件手册及相关惯性仪器分析得到,陀螺仪角速度噪声为  $4.5 \times 10^{-3}$  rad/s,加表测量噪声为  $0.07 \times 10^{-3}$  m/s<sup>2</sup>,陀螺仪零偏随机游走噪声为  $1.5 \times 10^{-6}$  rad/s<sup>1/2</sup>,加速度计零偏噪声为  $7.2 \times 10^{-4}$  m/s<sup>2</sup>; GNSS 模块采用高精度定位定向的司南导航 K823W,当采用 RTK 模式时,参考位置量测噪声为 0.02 m,速度量测噪声为 0.03 m/s,艏摇角量测噪声为 0.2°,横摇角与纵摇角量测噪声为 0.4°,天线选用两束四星全频测量天线。

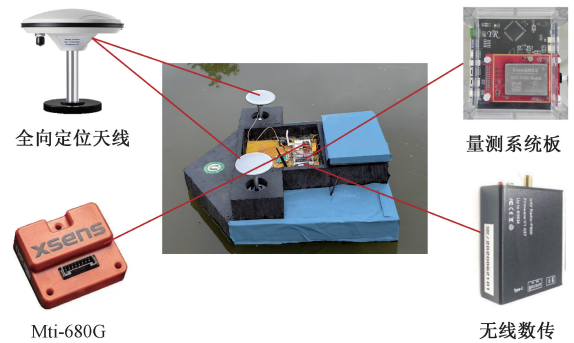


图 2 USV 实验平台  
Fig. 2 USV test platform

此外,船上还搭载 XSENS 公司 MTi-680G 型惯性导航系统,横摇角精度可达 0°,纵摇、艏摇角精度可达 0.2°,接入 GNSS 数据后,位置精度可 $< 1$  cm,速度精度为 0.01 m/s,将外置 K823W 模块提供 GNSS 信息至 MTi-680G,以 MTi-680G 输出的数据作为本文真实参考值进行对比。在完成基本搭建后,测量船体中心,系统中心,及 GNSS 中心完成对系统杆臂误差修正。为便于数据读取与分析,系统连接 P400 无线数传模块将数据传输至电脑端。

### 3.3 低速航行实验

为验证改进平滑迭代 ESKF 算法对于减少 USV 在低速行驶受到低频线振动干扰的有效性,在江苏大学静湖 ( $32^{\circ}12'08.5''N, 119^{\circ}30'51.0''E$ ) 进行低速水上航行实验。设计相同条件 ESKF 与本文算法分别进行姿态估计精度对比。

三轴姿态角估计对比如图 3~5 所示, RMSE 与 MSE 实验数据结果分析如表 4 所示。与传统 ESKF 算法对比,纵摇角、横摇角、艏摇角的均方根误差分别减少 0.762 1°、1.818 8°、0.340 5°,均方误差分别减少 0.598 3°、1.704 0°、0.364 1°;与 UKF 算法对比,纵摇角、横摇角、艏摇角的均

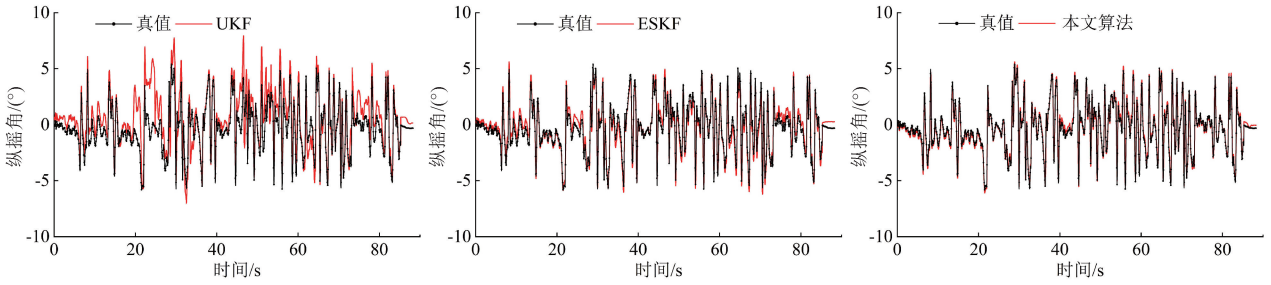


图 3 纵摇角姿态对比

Fig. 3 Comparison of pitch of pose

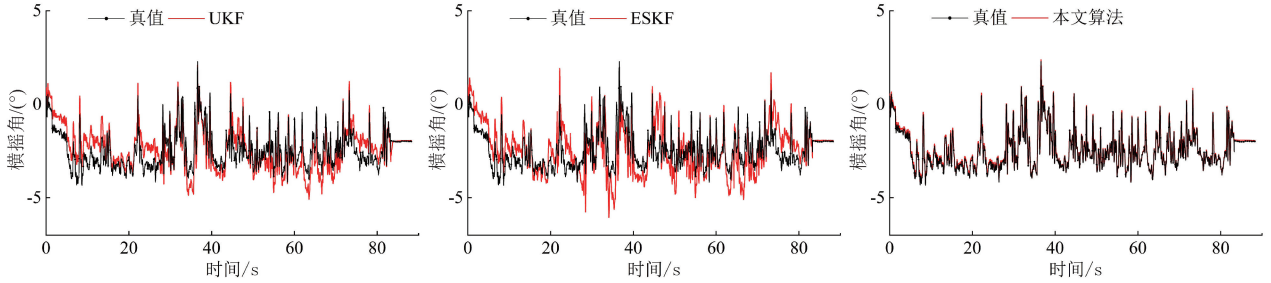


图 4 横摇角姿态对比

Fig. 4 Comparison of roll of pose

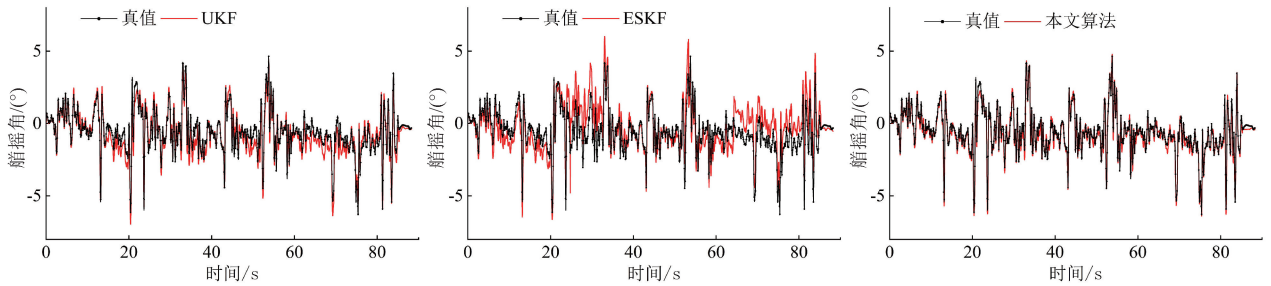


图 5 艏摇角姿态对比

Fig. 5 Comparison of yaw of pose

表 4 低速航行姿态对比分析

Table 4 Analysis of low-speed navigation postures

°				
算法	误差项	纵摇角	横摇角	艏摇角
UKF	RMSE	3.075 4	0.782 5	1.163 7
	MSE	2.740 1	0.629 7	0.901 3
ESKF	RMSE	1.514 8	0.916 4	0.998 7
	MSE	1.115 3	0.767 5	0.862 5
本文算法	RMSE	0.469 6	0.154 3	0.658 2
	MSE	0.411 3	0.169 1	0.498 4

方根误差分别减少 0.613 4°、2.605 8°、0.505 5°，均方减少 0.460 6°、2.328 8°、0.402 9°。

### 3.4 规划航行实验

验证本文算法在真实场景下的可用性，在相同场地进行 USV 航行实验，参考小型船只中速作业行驶速度，实验

平均速度约为 1.8 m/s。分别设计 UKF、ESKF 与本文算法在相同实验平台的对比实验，速度、位置东-北-天方向误差曲线如图 6、7 所示，可以看出平滑迭代 ESKF 算法不仅提高了估计精度，对减少线振动干扰噪声也有显著效果。

对位置数据做进一步误差分析如表 5 所示，与 MTi-680G 提供的参考值对比，本文提出的改进平滑迭代 ESKF 算法整体精度对 ESKF 更有优势。相较于 ESKF 算法，东向位置、北向位置、天向位置的平均绝对误差分别减少了 0.148 4、0.308 9、0.083 2 m；东向速度、北向速度、天向速度的平均绝对误差分别减少了 0.402 3、0.239 4、0.116 5 m/s。对比 UKF 算法，东向位置、北向位置、天向位置的平均绝对误差分别减少了 0.243 7、0.880 3、0.091 6 m；东向速度、北向速度、天向速度的平均绝对误差分别减少了 1.109 0、0.584 6、0.376 1 m/s。表明本文算法能够为 USV 在实际工作中提供更加精准稳定的速度位置估计信息。

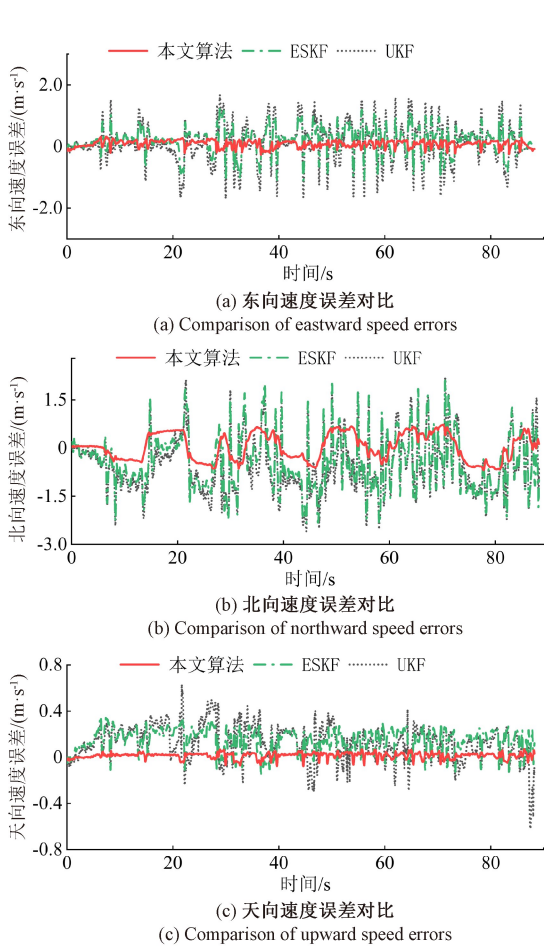


图 6 速度估计误差对比

Fig. 6 Comparison of velocity estimation errors

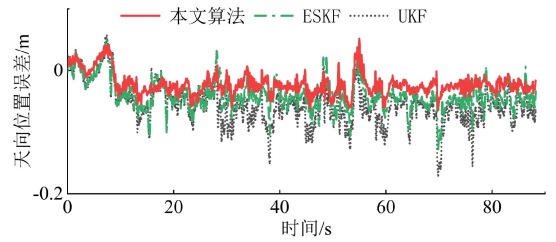
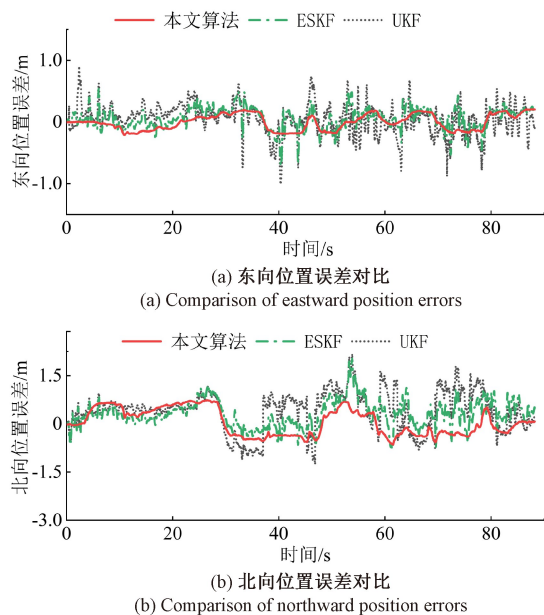


图 7 位置估计误差对比

Fig. 7 Comparison of position estimation errors

表 5 航行位置估计误差

算法	误差项	东向	北向	天向
UKF	RMSE	0.457 1	1.277 0	0.142 9
	MSE	0.402 8	0.811 3	0.120 7
ESKF	RMSE	0.361 8	0.701 5	0.134 5
	MSE	0.326 9	0.573 2	0.085 2
本文算法	RMSE	0.213 4	0.396 7	0.051 3
	MSE	0.154 3	0.350 1	0.038 5

针对资源利用进行检测,采用平滑迭代 ESKF 算法以提供船只位姿信息时,测量板主控芯片 CPU 占用率为 23%,对比经典 ESKF 算法占有率为 15%。以船只主控芯片观测到采用平滑迭代 ESKF 数据延时约为 207 ms,对比典型 ESKF 算法约 113 ms,虽然在耗时及 CPU 占有率上略有增加,但并未影响小型无人船正常控制行驶且精度大幅提升,同样验证本文算法采用低成本嵌入式系统可以为无人船行驶提供可靠数据,无需增加高算力处理器及其他设备。在实验中,观测到最大位置误差与提供真实值的高精度 MTi-680G 标称精度有分米级差距,除了残余的杆臂效应以及时间同步误差外,还注意到 RTK 由于水面环境易产生的多路径效应等因素,偶发在浮点解与固定解之间跳变,此时易产生观测上较大误差。

## 4 结 论

针对小型 USV 在作业过程中普遍存在的位姿估计精度不足,以及低速工况下易受到水面复杂环境硬气的低频线振动干扰等问题,本文提出了一种平滑迭代式 ESKF 组合导航数据融合方法,用于提升 USV 的位姿估计性能。对组合导航整体融合前,使用加速度计对陀螺仪姿态进行修正;针对状态预测引入改进 RTS 固定区间平滑算法,结合时间逆向递推机制,减少低频线振动对状态初值的影响;进一步充分利用新息,与常规迭代方法不同,特别对量测预测进行迭代修正,增强系统对动态干扰的鲁棒性,从而提高滤波精度。

通过仿真实验,系统分析了不同迭代次数与 3 种改进

策略对估计精度的影响。在实际航行验证实验中,将本文算法与 EKSf、UKF 算法进行对比。相较于 ESKF 姿态整体均方根误差降低  $0.973\ 5^\circ$ ,速度整体均方根误差降低  $0.252\ 7\ \text{m/s}$ ,位置整体均方根误差降低  $0.163\ 5\ \text{m}$ ;与 UKF 算法相比,姿态整体均方根误差降低  $1.241\ 5^\circ$ ,速度整体均方根误差降低  $0.609\ 9\ \text{m/s}$ ,位置整体均方根误差降低  $0.405\ 2\ \text{m}$ 。验证了本文算法有效抑制了 USV 特殊工作环境下的振动干扰,能够在低成本嵌入式系统条件下,提高 USV 姿态、速度、位置估计精度,有利于 USV 完成作业任务。

## 参考文献

- [1] ER M J, MA CH, LIU T H, et al. Intelligent motion control of unmanned surface vehicles: A critical review[J]. *Ocean Engineering*, 2023, 280: 114562.
- [2] 李明,谈名名,蒋朝伟,等.无人船在渔业智慧监管领域的研究与应用综述[J]. *农业工程学报*, 2024, 40(23): 15-25.  
LI M, TAN M M, JIANG CH W, et al. Unmanned vessels for smart monitoring and supervision of the fishing industry: Studies, application and challenges [J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2024, 40(23): 15-25.
- [3] ZHAO L, BAI Y, PAIK J K. Global path planning and waypoint following for heterogeneous unmanned surface vehicles assisting inland water monitoring[J]. *Journal of Ocean Engineering and Science*, 2025, 10(1): 88-108.
- [4] LI J Q, ZHANG G Q, JIANG CH Y, et al. A survey of maritime unmanned search system: Theory, applications and future directions [J]. *Ocean Engineering*, 2023, 285: 115359.
- [5] 刘敏,黄谟涛,欧阳永忠,等.海空重力测量及应用技术研究进展与展望(三):数据处理与精度评估技术[J]. *海洋测绘*, 2017, 37(4): 1-10.  
LIU M, HUANG M T, OUYANG Y ZH, et al. Development and prospect of air-sea gravity survey and its applications, part III: Data processing and precision evaluation[J]. *Hydrographic Surveying and Charting*, 2017, 37(4): 1-10.
- [6] YANG T T, JIANG ZH, SUN R J, et al. Maritime search and rescue based on group mobile computing for unmanned aerial vehicles and unmanned surface vehicles [J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2020, 16(12): 7700-7708.
- [7] BAI X G, LI B H, XU X F, et al. A review of current research and advances in unmanned surface vehicles[J]. *Journal of Marine Science and Application*, 2022, 21: 47-58.
- [8] 余国才,王虹,孙传波,等.小波结合改进自适应卡尔曼滤波的 MEMS 陀螺降噪方法[J]. *微波学报*, 2023, 39(S1): 414-417.  
YU G C, WANG H, SUN CH B, et al. MEMS gyroscopes denoising method based on wavelet and improved adaptive Kalman filtering [J]. *Journal of Microwaves*, 2023, 39(S1): 414-417.
- [9] 王志豪,文新宇,曹松银,等.参数跟踪鲁棒观测器的四旋翼无人机抑振设计[J]. *振动与冲击*, 2024, 43(9): 60-68, 114.  
WANG ZH H, WEN X Y, CAO S Y, et al. Vibration suppression design of quadcopter drone with parameter tracking robust observer [J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2024, 43(9): 60-68, 114.
- [10] 宋新城,管殿柱,夏涛,等.波浪自适应无人船减振性能的仿真研究[J]. *舰船科学技术*, 2024, 46(6): 98-103.  
SONG X CH, GUAN D ZH, XIA T, et al. Simulation study of vibration isolation performance of wave adaptive unmanned vessels[J]. *Ship Science and Technology*, 2024, 46(6): 98-103.
- [11] SENOBARI M S. A new method for accurate alignment and calibration of strapdown INS [J]. *Measurement*, 2023, 216: 112943.
- [12] 张溢,顾晶.基于自适应抗噪卡尔曼滤波的组合导航方法[J]. *电子测量技术*, 2025, 48(2): 92-100.  
ZHANG Y, GU J. Integrated navigation method based on adaptive anti-noise Kalman filter [J]. *Electronic Measurement Technology*, 2025, 48(2): 92-100.
- [13] 沈跃,孙志伟,沈亚运,等.直线型植保无人机航姿 UKF 两级估计算法[J]. *农业机械学报*, 2022, 53(9): 151-159.  
SHEN Y, SUN ZH W, SHEN Y Y, et al. UKF two-stage estimation algorithm for heading and attitude of linear plant protection UAV[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2022, 53(9): 151-159.
- [14] 马宁,曹云峰.面向无人机自主着陆的视觉感知与位姿估计方法综述[J]. *自动化学报*, 2024, 50(7): 1284-1304.  
MA N, CAO Y F. A survey on vision-based sensing and pose estimation methods for UAV autonomous landing [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2024, 50(7): 1284-1304.
- [15] MADGWICK S O H, HARRISON A J L, VAIDYANATHAN R. Estimation of IMU and MARG orientation using a gradient descent algorithm [C]. 2011 IEEE International Conference on Rehabilitation Robotics, 2011: 1-7.

- [16] 蔡庸辉,周凌柯,李胜,等. 基于 SINS/GNSS 动态差分序列的 AEKF 算法研究[J]. 电子测量技术, 2024, 47(19):44-53.  
CAI Y H, ZHOU L K, LI SH, et al. Study of AEKF algorithm based on SINS/GNSS dynamic difference sequence [J]. Electronic Measurement Technology, 2024, 47(19):44-53.
- [17] LIU Y H, LUO Q S, ZHAO Y M. Deep learning-enabled fusion to bridge GPS outages for INS/GPS integrated navigation[J]. IEEE Sensors Journal, 2022, 22(9):8974-8985.
- [18] SHEN H, WEN G H, LYU Y Z, et al. USV parameter estimation: Adaptive unscented Kalman filter-based approach [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2023, 19(6):7751-7761.
- [19] 赵广营,黄卫华,章政,等. 基于变结构 ESKF 的航姿参考系统噪声处理方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2024, 38(3):112-121.  
ZHAO G Y, HUANG W H, ZHANG ZH, et al. AHRS noise processing method based on variable structure ESKF[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2024, 38(3):112-121.
- [20] 刘慧,施志翔,沈亚运,等. 基于改进 ESKF 的植保无人机时延位姿补偿算法[J]. 仪器仪表学报, 2024, 45(2): 315-324.  
LIU H, SHI ZH X, SHEN Y Y, et al. Time delay and attitude compensation algorithm for plant protection UAV based on the improved ESKF [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(2): 315-324.

### 作者简介

**刘超**, 博士, 副教授, 主要研究方向为计算机通信网 QoS 监测与管理、光伏电站云计算、认知无线网络信道分配与控制等。

E-mail: Lc96222@163.com

**李淑青**, 硕士研究生, 主要研究方向为组合导航、多源信息融合。

E-mail: lsq54email@163.com

**沈跃**(通信作者), 博士, 教授, 主要研究方向为无人驾驶与自主导航控制、多机协同控制、嵌入式系统。

E-mail: shen@ujs.edu.cn

**刘慧**, 博士, 教授, 主要研究方向为智能感知与控制、多传感器信息融合、生物医学信号处理。

E-mail: amity@ujs.edu.cn