

卫星拒止条件下的智能船舶港内航行辅助定位方法^{*}

鲁洪瑞 张英俊 王少博 张浩泽 陈泽正

(大连海事大学航海学院 大连 116026)

摘 要: GNSS 目前已在海事船舶普及使用,然而随着世界局势日益严峻,港口在军事演习或其他特殊时期具有越来越重要的作用,更容易受到外界干扰,导致船舶使用单一导航系统的可靠性降低,甚至面临 GNSS 接收机无法工作的风险。因此,卫星拒止条件下的智能船舶港内连续定位和目标精准测距问题,成为制约无人船舶驾驶技术发展的关键挑战。本文针对智能船舶港内航行的实际需求,提出了一种基于港口先验地图的船舶辅助定位方法,并在此基础上通过构建车载 LiDAR 的 ROI 自适应划分策略,提出了一种基于船舶航行状态的目标测量算法。本文方法可实现智能船舶在卫星拒止条件下的快速重定位,并对待航水域内的目标进行实时精确测量。实船试验结果表明,所提方法的辅助定位效果和测距稳定性均表现较好,其中 APE 平均值为 0.058 m,STD 为 0.044 m, RMSE 为 0.073 m,显著提升了智能船舶在复杂港口环境下获取船位的鲁棒性。

关键词: 智能船舶;港口航行;船舶定位;船舶感知;目标测量

中图分类号: U675.9;TN98 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 508.4010

Navigation auxiliary localization approach for intelligent ships in port scenarios under satellite-denied conditions

Lu Hongrui Zhang Yingjun Wang Shaobo Zhang Haoze Chen Zezheng

(Navigation College, Dalian Maritime University, Dalian 116026, China)

Abstract: The GNSS has been widely adopted in maritime ships, however, with the increasingly complex global situation, ports have assumed greater strategic importance during military exercises and other special periods, making them more susceptible to external interference. This can reduce the reliability of ships that rely solely on a single navigation system and may even result in GNSS receiver failure. Therefore, the problem of continuous localization and accurate target ranging for intelligent ships in ports under satellite-denied conditions has become a critical challenge restricting the development of autonomous navigation technologies. To address the practical requirements of intelligent ship navigation in port scenarios, this paper proposes an auxiliary localization approach based on prior port maps. On this basis, a target measurement algorithm is developed by constructing an adaptive ROI partitioning strategy for the shipborne LiDAR according to the ship's navigation state. The proposed method enables rapid re-localization of intelligent ships and real-time, high-precision measurement of targets within navigable waters under satellite-denied conditions. Field experiments demonstrate that the proposed method achieves satisfactory performance in both auxiliary localization and ranging stability, with an APE of 0.058 m, STD of 0.044 m, and RMSE of 0.073 m. These results indicate a significant improvement in the robustness of intelligent ship localization in complex port environments.

Keywords: intelligent ship; ship navigation; ship localization; ship sensing; target measurement

0 引 言

当前,作为新一代航海技术的核心载体,智能船舶已逐步开展示范应用^[1]。在此背景下,基于航行环境的实时定位技术成为确保船舶自主航行安全的关键之一。目前,船

舶主要依靠全球导航卫星系统(global navigation satellite system, GNSS)实现自身定位,利用自动识别系统(automatic identification system, AIS)获取他船动态,并结合电子海图(electronic chart display and information system, ECDIS)测量目标相对距离^[2-3]。虽然这些传统导

航手段能够满足人工操船的基本需求,但无法支持智能船舶对定位实时性和连续性的严苛要求。特别是在港口和近岸等复杂水域环境,GNSS 信号在特殊时期易受遮蔽干扰,使船舶的基准定位能力降低,卫星信号拒止会引发基于 AIS 和电子海图的避碰系统失效,导致船舶自主航行产生风险隐患。因此,在主动定位系统短暂失效条件下实现船舶不间断位姿感知,已成为我国海事领域当前亟待攻克的技术难题。为此,Lu 等^[4]提出了一种通过融合激光雷达(light laser detection and ranging, LiDAR)和惯性测量单元(inertial measurement unit, IMU)等船舶感知数据,提升船舶自主导航期间定位精度的方法。张啸尘等^[5]提出了一种船舶双目视觉检测与定位方法,实现了本船对他船的位置估计。吴建华等^[6]提出了一种基于航海雷达的船舶定位方法,通过获取目标雷达回波坐标建立船位推算模型,提高了船舶在卫星定位系统失效条件下的极地场景定位能力。张闯等^[7]提出了一种基于惯性导航系统(inertial navigation system, INS)和 GNSS 的船舶自主定位方法,使用因子图融合 IMU 和全球定位系统(global positioning system, GPS)数据,提升了船舶的自主定位能力,但依然存在误差积累问题。

由于车载计算设备资源有限,若采用 LiDAR 实时定位与建图(simultaneous localization and mapping, SLAM)方法^[8-9]进行辅助定位会产生额外的地图资源计算开销,影响多航行任务的并行处理效率^[10]。并且,船舶采用单一导航系统的可靠性也相对较低,无法满足智能船舶对船位获取鲁棒性的实际要求^[11]。这些问题都为自主航行系统的实际部署带来了困难。近年来,随着岸基高精度数字孪生技术的发展,船岸信息已逐渐实现协同共享^[12-13]。高精度港口先验地图作为未来船岸信息交互的主要内容之一,能够为船舶提供精确的碍航物分布、泊位位置和码头结构等关键信息,为全局路径规划提供可靠的环境参照。先验地图与实时传感器数据的结合,将进一步提升船舶连续定位能力和自主靠离泊效率。

港口先验地图从数据结构角度可分为传统海图、电子矢量海图和三维点云地图等。其中,传统海图和电子矢量海图主要依赖人工测绘方式,通过在地图中标注泊位边界和碍航物位置等关键导航要素来提供航线规划参考^[14]。此方式难以有效反映船舶周围水域的动态环境特征和实时交通态势。港口三维点云地图具有环境信息丰富和数据可靠性高等显著优势,精度可达到厘米级^[15-16],地图构建设备主要包括车载 LiDAR 或工业深度相机等^[17-18]。因此,本文为了降低车载终端设备的计算压力,提出了一种卫星拒止场景下的船舶辅助定位方法,通过接收岸基中心广播或本地数据库存储的港口三维点云地图,实现船舶在复杂港口环境下的重定位。通过 LiDAR 实时测量待航水域中的目标信息,计算出复杂港口环境中目标的相对位置距离,提升智能船舶的港内自主航行安全。

1 方 法

准确的船位信息是船舶自主航行的前提,船舶位姿变化可为航行决策系统提供重要反馈数据,增强航行期间精确制导能力^[19]。当传统定位系统失效或船舶驶入军事管制区等一些特殊水域时,船舶将面临船位数据缺失的潜在风险,产生航行安全隐患。本文总体技术框架如图 1 所示,本文利用高精度港口点云地图作为先验信息,使用车载 LiDAR 和 IMU 进行初始船位估计,通过两阶段匹配方法准确计算船舶位姿,使智能船舶在港内航行过程中能够不间断获取全局位置信息,提升船舶在复杂港口环境获取定位的鲁棒性。方法具体流程如图 2 所示。

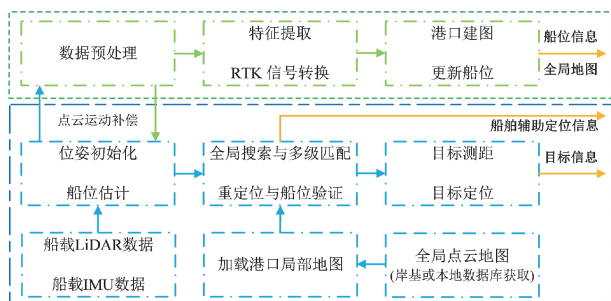


图 1 船舶辅助定位方法框架

Fig. 1 Framework of the auxiliary localization method for ship

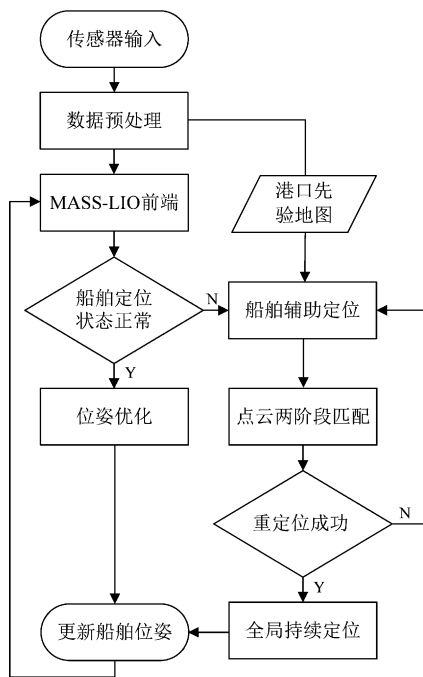


图 2 船舶辅助定位流程示意图

Fig. 2 Flowchart of the auxiliary localization process for ship

1.1 数据预处理

车载 LiDAR 在数据采集过程中无法瞬时获得当前帧的每个激光点,基坐标会随船位不断发生变化。船舶运动

不仅包含横摇、纵摇和艏摇,还包含纵荡、横荡和垂荡。扫描到的点云不可避免会与真值产生偏差,船舶在6自由度上的摆幅越大,点云畸变越明显。为了保证每帧点云的初始测量精度,本文通过融合船载IMU数据对畸变点云进行运动补偿。

陀螺仪和加速度计易受偏置噪声和低频噪声的干扰,导致船载IMU只能在短时间内准确测量船舶位姿,内置误差会随时间不断积累,无法准确校正点云。因此,本文通过反馈信息进一步更新IMU里程计,利用所得结果校正所测点云的旋转和位移畸变,测量模型如式(1)所示。根据此模型,可直接计算得到船舶在第 $i+1$ 时刻的真实旋转和位移,如式(2)所示。

为了降低船舶终端的计算压力,本文使用了IMU预积分策略,避免船舶旋转矩阵变化导致状态变量需要重复积分的问题。

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{a}}_i = \mathbf{R}_i^T \times (\mathbf{a}_i - \mathbf{g}^w) + \mathbf{b}_a + \mathbf{n}_a \\ \hat{\boldsymbol{\omega}}_i = \boldsymbol{\omega}_i + \mathbf{b}_\omega + \mathbf{n}_\omega \\ \mathbf{V}_{i+1} = \mathbf{V}_i + \int_i^{i+1} (\mathbf{R}_i^T (\hat{\mathbf{a}}_t - \mathbf{b}_a - \mathbf{n}_a) + \mathbf{g}^w) dt \\ \mathbf{P}_{i+1} = \mathbf{P}_i + \int_i^{i+1} \mathbf{V}_t dt + \iint_i^{i+1} (\mathbf{R}_i^T (\hat{\mathbf{a}}_t - \mathbf{b}_a - \mathbf{n}_a) + \mathbf{g}^w) dt \\ \mathbf{Q}_{i+1} = \mathbf{Q}_i \otimes \int_i^{i+1} \frac{1}{2} \boldsymbol{\Omega}(\hat{\boldsymbol{\omega}}_t - \mathbf{b}_\omega - \mathbf{n}_\omega) \mathbf{Q}_t^i dt \end{cases} \quad (1)$$

其中, $\mathbf{a}_i$ 为第 i 时刻的船舶真实加速度, $\mathbf{R}_i^T$ 为大地坐标系到IMU坐标系的旋转矩阵。 $\mathbf{g}^w$ 为重力加速度, $\mathbf{b}_a$ 和 $\mathbf{b}_\omega$ 为偏置噪声, $\mathbf{n}_a$ 和 $\mathbf{n}_\omega$ 为高频噪声。 $\mathbf{V}_i$ 、 $\mathbf{P}_i$ 、 $\mathbf{Q}_i$ 为 i 时刻的船舶在大地坐标系下的速度、位移、旋转, $\mathbf{R}_i^T$ 为船载IMU自身坐标系到大地坐标系的旋转矩阵。 $\hat{\mathbf{a}}_t$ 和 $\hat{\boldsymbol{\omega}}_t$ 为 t 时刻测量的船舶加速度和角速度, $t \in [i, i+1]$, $\mathbf{Q}_t^i$ 为 t 时刻相对于 i 时刻的旋转增量。 $\boldsymbol{\Omega}(\omega)$ 为 ω 的反对称矩阵,其计算方式如式(3)所示。

$$\begin{cases} \boldsymbol{\Omega}(\omega) = \begin{bmatrix} -\omega & \boldsymbol{\omega} \\ -\boldsymbol{\omega}^T & 0 \end{bmatrix} \\ -|\boldsymbol{\omega}| = \begin{bmatrix} 0 & -\omega_z & \omega_y \omega_z \\ -\omega_y & \omega_x & 0 \end{bmatrix} \end{cases} \quad (3)$$

通过将式(2)左乘 $\mathbf{R}_i^T$,可以将当前状态变量转换为上一时刻增量,得到船舶运动状态在当前时刻下的IMU预积分,如式(4)所示。

$$\begin{cases} \mathbf{v} = \int_i^{i+1} \mathbf{R}_i^T (\hat{\mathbf{a}}_t - \mathbf{b}_a - \mathbf{n}_a) dt \\ \mathbf{p} = \iint_i^{i+1} \mathbf{R}_i^T (\hat{\mathbf{a}}_t - \mathbf{b}_a - \mathbf{n}_a) dt^2 \\ \boldsymbol{\theta} = \int_i^{i+1} \frac{1}{2} \boldsymbol{\Omega}(\hat{\boldsymbol{\omega}}_t - \mathbf{b}_\omega - \mathbf{n}_\omega) \mathbf{Q}_t^i dt \end{cases} \quad (4)$$

其中, $\mathbf{R}_i^T$ 为 i 时刻到 t 时刻的旋转矩阵。 $\mathbf{v}$ 、 $\mathbf{p}$ 、 $\boldsymbol{\theta}$ 代表船舶的速度、位移、旋转,包含三轴分量。

1) 船舶旋转补偿

导致航行环境点云产生旋转畸变的船舶运动状态主要包括横摇、纵摇、艏摇和平移运动。为了更符合船舶运动规律,本文根据预积分获得的船舶角速度增量,通过球面插值算法计算船舶旋转补偿矩阵 $\mathbf{R}(t)$,如式(5)所示。首先根据外参标定结果统一船载IMU坐标系到LiDAR坐标系,通过预积分结果初始化船舶姿态。最后根据 $\mathbf{R}(t)$ 进行点云旋转补偿,如式(6)所示。

$$\mathbf{R}(t) = \boldsymbol{\theta} \cdot \mathbf{R}_i \cdot \mathbf{e}^{\frac{\ln(\mathbf{R}_i^T \cdot \mathbf{R}_{i+1}^T)}{t_{i+1} - t_i} (t - t_i)} \quad (5)$$

$$\dot{\mathbf{P}}_t = \mathbf{R}_i^T \times \mathbf{R}(t) \times \mathbf{R}_L^T \times \mathbf{P}_t \quad (6)$$

其中, $\mathbf{R}_i$ 为 i 时刻的点云旋转矩阵, $\boldsymbol{\theta}$ 为预积分的三轴旋转分量。 $\mathbf{P}_t$ 为畸变点, $\dot{\mathbf{P}}_t$ 为旋转补偿后的点。 $\mathbf{R}_i^T$ 为船载IMU坐标系到LiDAR坐标系的旋转矩阵, $\mathbf{R}_L^T$ 为船载LiDAR坐标系到IMU坐标系的旋转矩阵。

2) 船舶位移补偿

航行环境点云的位移畸变主要发生在船舶前进和转向等运动状态中。由于船舶在进出港时会不断采取变速操纵,因此本文采用自适应位移补偿方法处理点云。如式(7)所示,本文根据预积分得到的船舶位移增量,通过双线性插值算法计算船舶平移补偿矩阵 $\mathbf{T}(t)$ 。当船舶的对地航速(speed over ground, SOG)低于2 knots时,本文认为点云在水平方向上的畸变可忽略不计,因此将不再进行位移补偿,这也进一步降低了方法的计算复杂度。点云位移补偿方法如式(8)所示。

$$\begin{cases} \mathbf{T}_{i+1} = \mathbf{T}_i + \mathbf{p} \\ r_F = \frac{t - t_i}{t_{i+1} - t_i} \\ r_B = \frac{t_{i+1} - t}{t_{i+1} - t_i} \\ \mathbf{T}(t) = \mathbf{T}_{i+1} \times r_F + \mathbf{T}_i \times r_B \end{cases} \quad (\text{SOG} \geq 2 \text{ knots}) \quad (7)$$

$$\dot{\mathbf{P}}_t = \mathbf{R}_i^T \times \mathbf{T}(t) \times \mathbf{R}_L^T \times \dot{\mathbf{P}}_t \quad (8)$$

其中, $\mathbf{T}_i$ 表示 i 时刻的点云位移矩阵; $\mathbf{p}$ 为预积分获得的船舶三轴位移分量; r_F 和 r_B 为插值比率; t 为时间戳; $\dot{\mathbf{P}}_t$ 为位移补偿后的点云。

1.2 船舶辅助定位

船舶辅助定位主要包括3个阶段:初始位置估计、全局搜索与多级匹配、船舶重定位验证,船位重定过程如图3所示。

1) 船位估计

初始船位估计的本质是给非凸优化问题提供一个合理的全局起点,它不要求十分精确,但应该使真实船位位于算法能够收敛的区间内。在船舶自主航行过程中,良好的初始船位估计可以大幅提升船舶重定位的鲁棒性和实时性,因此本文利用1.1节中IMU预积分结果推算船舶瞬时位移作为初始估计。假设船舶在 t 时刻丢失GNSS信号,

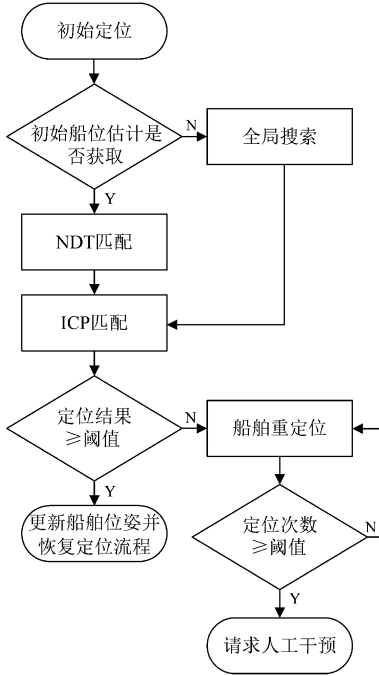


图 3 船位重定位过程

Fig. 3 The process of ship re-localization

式(9)表示 $t+i$ 时刻的船位坐标,当预估船位置信度较低时,系统会进一步采取全局搜索策略测量船舶在港内全局地图中的相对位置,保证船舶重定位的初始化效率。

$$\begin{bmatrix} x_{t+i} \\ y_{t+i} \\ z_{t+i} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_t \\ y_t \\ z_t \end{bmatrix} + \mathbf{R}_t \cdot \begin{bmatrix} \Delta p_x \\ \Delta p_y \\ \Delta p_z \end{bmatrix} \quad (9)$$

其中, (x_t, y_t, z_t) 分别表示船舶最后已知坐标, $\mathbf{R}_t$ 为船舶在 t 时刻的旋转矩阵,如式(10)所示。 (ϕ, θ, φ) 分别为船舶的横摇、纵摇和航向角。

$$\mathbf{R}_t = \begin{bmatrix} \cos\theta \cos\varphi & \cos\varphi \sin\theta \sin\phi - \sin\varphi \cos\phi \\ \cos\theta \sin\varphi & \sin\varphi \sin\theta \sin\phi + \cos\varphi \cos\phi \\ -\sin\theta & \cos\theta \sin\phi \end{bmatrix} \quad (10)$$

2) 全局搜索与多级匹配

在得到初始估计船位后,再次对当前点云进行特征提取和点云匹配。其中,特征提取的目的是为了提高点云匹配准确率和降低系统计算复杂度。本文在此环节采用了基于点和面的特征提取方案,根据平滑度式(11)计算点云曲率区分边缘点和平面点,构建当前滑动窗口的点云特征集合。在点云匹配环节,本文首先对全局先验地图进行降采样处理,大幅降低重定位系统的内存占用。并采用正态分布变换(normal distributions transform, NDT)和迭代最近点算法(iterative closest point, ICP)进行两阶段匹配。最后将估计船位转换到世界坐标系下并发布。

本文使用 NDT 算法得到的估计船位作为 ICP 匹配的初值,降低了辅助定位初始阶段的不确定性,解决了 ICP 算法对初值较敏感的问题。如式(12)所示,NDT 方法通过将参考点云划分为规则的三维网格单元,在每个网格内对点云进行正态分布建模,通过搜寻滑动窗口点云在港口地图下的最大似然位姿,完成全局范围的粗匹配。NDT 算法能快速将初始船位收敛到一个合理区间,得到的定位结果可显著提升后续 ICP 匹配的收敛速度。ICP 算法通过迭代计算参考点云与局部先验地图之间的对应关系,最小化两者之间的点对距离,得到更准确的坐标变换矩阵,如式(13)所示。

$$C_i = \frac{1}{\|X_{(k,i)}^L\| \cdot |S|} \left\| \sum_{j \in S, j \neq i} (X_{(k,j)}^L - X_{(k,i)}^L) \right\| \quad (11)$$

$$P(T) = \prod_{i=1}^N \mathcal{N}(p_i | T(q_i), \sigma) \quad (12)$$

$$E(T) = \sum_{i=1}^N \|T(p_i) - q_i\|^2 \quad (13)$$

其中, $X_{(k,i)}^L$ 表示当前点云距离原点的深度; $X_{(k,j)}^L$ 为 j 点距离原点的深度; S 为当前点云前后 5 个点的集合。 $\mathcal{N}$ 表示高斯分布, p_i 为当前点云, q_i 为目标点云, σ 为协方差矩阵。本文将阈值 C_i 设定为 0.5,每条扫描线的边缘点最大数量限制在 120 个,对平面点数量不设限制,若该点被定义为边缘点,其前后 5 个点将被排除为边缘点。若该点与前后点距离超过阈值,该点将被忽略。

3) 船舶重定位验证

为了确保船舶重定位的可靠性,本文在此验证环节提出了一种基于几何一致性和时序连续性的分层递进式验证策略。首先通过 ICP 匹配结果计算出当前特征的均方根残差判断点云几何相似程度,并根据匹配成功比例是否大于阈值验证点云几何一致性,如式(14)和(15)所示。考虑到港口起吊设备以及不同码头间的建筑几何结构相似度较高等问题,为了避免船位重定位结果陷入局部最优,同时引入时序连续验证方法,估计船位在短时间内的合理性,如式(16)所示。最后,本文通过构建坐标映射关系,根据位姿优化和点云匹配结果,实时将里程计数据转换至世界坐标系,发布全局地图下的港内船位信息,如式(17)所示。

$$E_{\text{geo}} = \sqrt{\frac{1}{N} E(T)} \quad (14)$$

$$\eta = \frac{N}{N_A} \times 100\% \quad (15)$$

$$\|T_t - T_{t-1}\|_2 - T_{t-1} - \|T_{t-2}\|_2 < \rho \quad (16)$$

$$\mathbf{T}_{\text{map}} = \mathbf{T}_{\text{NDT}} \cdot \mathbf{T}_{\text{ICP}} \quad (17)$$

其中, N_A 表示原始特征点云数量; ρ 为相邻两帧间的位移阈值; $\mathbf{T}_{\text{map}}$ 表示船舶的全局位姿; $\mathbf{T}_{\text{NDT}}$ 和 $\mathbf{T}_{\text{ICP}}$ 是通过 NDT 和 ICP 分别计算得到的变换矩阵。

1.3 目标定位及测距

由于港内密集分布的建筑和锚泊船严重限制了船舶的操纵空间,因此在受限水域中执行自主导航或靠离泊任

务时,需持续监测周围环境的目标动态,实时获取目标的位置和距离信息,确保航行决策和控制系统在低速状态下的安全性和稳定性。

1) 基于航行状态的自适应 ROI 划分

针对船载 LiDAR 在数据采集过程中产生的目标信息冗余问题,本文提出了一种基于航行状态的自适应感兴趣区域(region of interest, ROI)划分策略,如图4所示。港口航行场景通常包括左舷靠离泊、右舷靠离泊和进出港等,智能船舶需要持续重点关注待航行水域内目标的相对变化。因此,本文针对智能船舶自主航行实际需求,参考《国际避碰规则》相关规定,将 ROI 划分为3个范围:在左舷靠离泊过程中,本文将 ROI 设定为右舷 6° 至船尾 180° ;在右舷靠离泊过程中,ROI 被设定为左舷 354° 至船尾 180° ;在进出港过程中,ROI 被设定为船艏 0° 至正横后 22.5° 。这种动态调整点云处理范围的方式,可充分降低算法在当前航行任务下主要区域的计算复杂度,有效避免算法处理全局数据产生的冗余,并为后续的目标定位和测距提供支持。

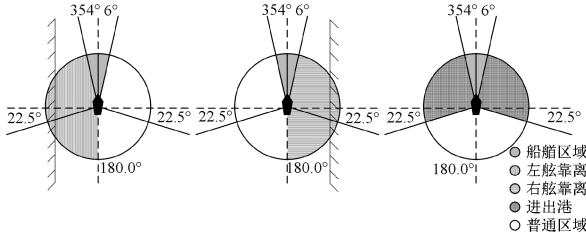


图4 自适应 ROI 划分示意

Fig. 4 Schematic of adaptive ROI division

同时,针对船岸距离减小导致点云密度快速增加情况,本文使用体素网格对扫描点云进行降采样。随着智能船舶进港后逐渐靠近岸基码头,点云集中度呈非线性增长。尽管已滤除掉大部分无关点云,但 ROI 中的点云密度仍较高,直接测量目标距离和计算目标方位依然会消耗大量计算资源,并且离群点干扰会显著降低检测精度。如式(18)所示,本文通过自适应体素网格滤波技术(voxel grid filter, VGF)将 ROI 中的点云进一步离散化为均匀体素单元,并保留代表性特征点,在有效维持港口环境结构特征的同时,将目标点云控制在一定范围内,提升算法整体计算效率。

$$p_r = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N p_i \quad (18)$$

其中, p_i 表示体素内第 i 个点的位置, N 为体素内点的数量, p_r 为代表性点云。

2) 定位及测距算法

为了有效定位和测量码头泊位与其他海面目标,本文采用欧几里得方法对 ROI 中的目标点云进行聚类。如式(19)所示,通过将相邻点云划分为不同的簇,本文对无序点云进行结构化表示,并进一步滤除海面孤立噪声点。在本文中,体素网格边长被设置为 0.1 m,欧式聚类的点间最大距离为 0.5 m,最大点数为 5 000,最小点数为 10,并采用

多阈值聚类方法提升不同距离目标的检测效率。

在得到有效聚类结果后,本文通过计算待航水域目标几何范围,使用边界框对目标三维空间分布进行表示,如式(20)所示。根据当前估计船位推算目标全局位置,为系统识别跟踪或航行决策控制等下游任务提供有效的信息辅助。传统船舶激光测距方法通常计算点云投影后的二维距离,这种方式实现简单但忽略了潮汐影响,导致计算结果与实际距离出现偏差,存在一定局限性。因此,本文在船舶六自由度运动的基础上计算目标与船舶间相对方位和距离,通过获取里程计更新的船舶位姿,根据定位结果提取所测目标边界框中心点,进一步降低船舶纵摇和艏摇对测距精度产生的干扰,计算方式如式(21)所示。

$$D(P_i, P_j) = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2 + (z_i - z_j)^2} \quad (19)$$

$$\begin{cases} L = x_{\max} - x_{\min} \\ W = y_{\max} - y_{\min} \\ H = z_{\max} - z_{\min} \end{cases} \quad (20)$$

$$D_{\text{target}} = \sqrt{x_c^2 + y_c^2 + z_c^2} \quad (21)$$

其中, (x_i, y_i, z_i) 和 (x_j, y_j, z_j) 分别表示目标边缘点 P_i 和 P_j 的坐标,如果两个点之间的距离小于设定阈值 θ ,则认为这两个点属于同一簇。 L, W, H 分别为目标边界框的长、宽、高。 (x_c, y_c, z_c) 表示目标边界框的三维中心点坐标。

2 试验验证

为了验证船舶部署本文方法的实际效果,本文使用无人艇(unmanned surface vehicles, USV)在中国辽宁省大连市凌水港进行在线测试。系统终端配备了 Intel® Core™ i9-12900H CPU、128 GB RAM、2TB ROM 等硬件设施,算法基于 ROS-Noetic 平台开发,并采用 C++ 语言实现,传感器参数如表1所示。同时,本文引入了船载 RTK 数据作为真值进行对比,试验环境和设备如图5(a)和(b)所示,试验在线画面如图5(c)所示。

本文方法的船舶辅助定位效果和目标距离检测结果如图6所示。可以看出,所提方法的船位重定精度和实时性表现较好。在复杂港口环境中,系统始终保持稳定的目标检测能力,未出现误判或漏检现象。在航行初始阶段,面对密集锚泊船造成的点云聚集现象,船舶根据自身当前航行状态,优先且高效处理 ROI 中的点云数据。在船舶前进过程中,聚类算法准确呈现出各目标与码头泊位在三维空间的分布情况,目标定位结果直观反映了港口建筑的实际方位和相对距离。此试验结果证明了本文方法不仅充分发挥了船载 LiDAR 的测距优势,更为船舶的港内自主航行安全提供了可靠保障。

图7展示了船舶模拟 GNSS 信号短暂丢失后的船位重定试验结果。从图7(a)和(b)可以看出,在自主航行模式

表 1 船载感知设备参数

Table 1 Shipborne perception equipment parameters

设备	型号	性能指标
LiDAR	Velodyne-VLP 32C	激光线束:32
		测距精度: $\pm 2\text{ cm}$
		垂直视场角: 40°
		最大测量距离:200 m
IMU	Xsens-MTi-G-700	数据刷新频率:10 Hz
		轴数:9
		数据刷新频率:400 Hz
RTK	Trimble-MPS865-GNSS	水平精度: $8\text{ mm}+1\times 10^{-6}$
		垂直精度: $15\text{ mm}+1\times 10^{-6}$
		数据刷新频率:10 Hz
USV	YUNZHOU-SL20	最大遥控距离:1 000 m
		数据传输距离:2 000 m
		最大航速:5 m/s

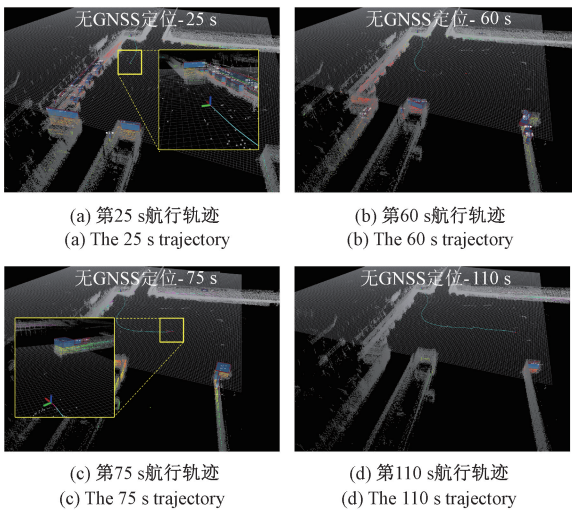


图 6 试验过程可视化效果

Fig. 6 Visualization effect of the test process

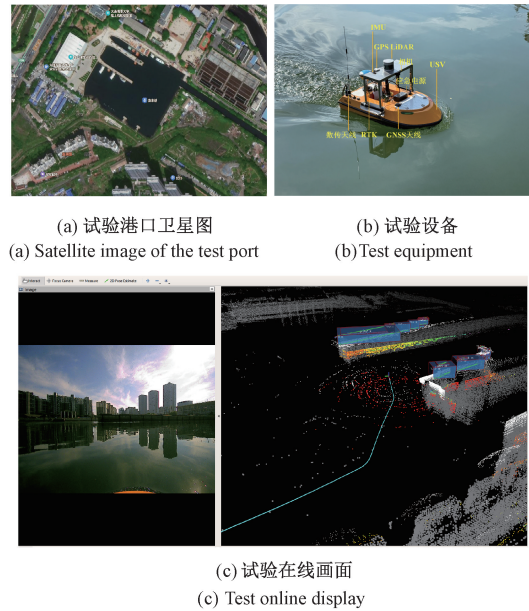


图 5 试验环境及条件

Fig. 5 Test environment and conditions

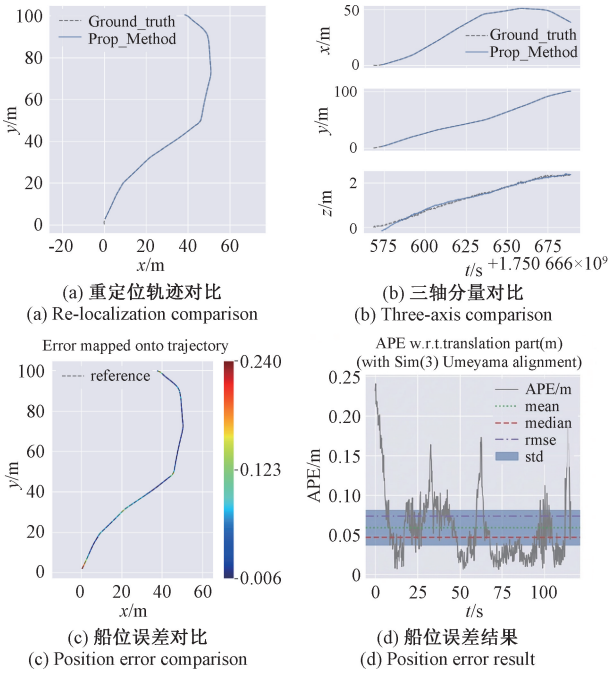


图 7 试验对比结果

Fig. 7 Test comparison results

下,本文方法的重定位效果与 RTK 记录的实际航行轨迹保持高度一致,船位整体偏差控制在可接受范围内,即使频繁调整航向算法仍能保持稳定可靠的三维船位输出。虽然水面波浪干扰导致船舶在航行过程中发生小幅度纵摇现象,使高程信息产生微量误差,但船舶航向和船位精度始终维持在较高水平。在船舶靠泊阶段,虽然大幅减速操作导致船位出现小幅度漂移,但由于系统整体鲁棒性较高,船位误差始终保持在安全阈值内。此结果充分反映了本文方法对船舶导航具有重要意义,进一步提升了船舶港内自主航行和岸基远程驾驶期间的安全。

本文方法的绝对位姿误差(absolute pose error, APE)

计算结果如图 7(c)和(d)所示。通过分析可知,船位重定位误差整体波动始终保持在合理范围,极值出现在船舶 GNSS 信号丢失初始和大幅度转向时刻,但都在极短时间内收敛到均值附近。其中 APE 最大值为 0.240 m,最低为 0.005 m,平均值达到 0.058 m。均方根差(root mean square error, RMSE)为 0.073 m,误差平方和(sum of squared errors, SSE)为 3.124 m,标准偏差(standard deviation, STD)为 0.044 m。考虑到船舶尺寸差异和环境干扰等因素,Zhang 等^[20]认为船舶在进出港航行或靠离泊过程中,自主航行决策和控制系统要求船位误差应低于两

倍船宽。因此,本文方法基本满足船舶港内航行场景下对船位重定精度的技术要求。

表 2 统计了同数据集下本文方法与传统 SLAM 方法的定位精度对比结果。可以看出,本研究通过利用港口先验地图辅助船舶定位获得了更高的定位精度和更低的计算复杂度,最大误差和平均误差分别降低了约 25.5% 和 13.4%,点云处理频率接近 17 Hz,单帧平均耗时仅为 59 ms,同比降低约 39.9%,证明了所提方法能够有效满足智能船舶对定位的实时性需求。

表 2 定位精度及计算复杂度对比

Table 2 Relative error and computational complexity comparison

方法	Max/ m	Mean/ m	Median/ m	RMSE/ m	STD/ m	Frame Time/ms
本文方法	0.240	0.058	0.047	0.073	0.044	59.0
文献[4]	0.322	0.067	0.044	0.080	0.044	98.1

3 结 论

本文针对智能船舶在港内航行场景下的实际定位需求,提出了一种基于先验地图的船舶辅助定位及目标测距方法。该方法通过 IMU 估算船舶初始姿态,结合两阶段匹配算法,实现港内航行场景下的船舶重定位。同时,本文根据船舶当前航行状态提出了一种自适应 ROI 划分策略,使用自适应体素网格滤波技术完成 ROI 点云降采样,采用欧几里得聚类算法对待航水域内目标点云进行分割,完成了船舶目标的全局定位和距离测量。

实船试验结果表明,本文方法在复杂港口环境下的实际部署性能较好。在卫星拒止或数据短暂失效等情况下,船舶定位系统仍能有效获取船位信息并保持较高的鲁棒性,船舶目标的测距效果理想。APE 最大值为 0.240 m,平均值达到 0.058 m,本文方法进一步提升了船舶在港内航行场景下的自主航行安全,对智能航运发展提供了重要的理论参考和实践依据。

本文方法虽然能够有效降低部分系统负载,但仍存在一定局限性。例如,本文目前未能在高动态港口环境中对算法进行测试,此场景下密集的船舶与港内建筑物会大幅增加数据采集量,可能对船位重定精度与系统扩展性产生影响。并且,车载 LiDAR 虽不受光照条件干扰,但在雨雾等海面能见度不良天气因素下有效探测距离受限,易导致点云匹配成功率降低。此外,方法目前缺少有效目标识别机制,这也是后续相关研究需要重点关注的内容之一。

参考文献

[1] 高宗江,张英俊,孙培廷,等. 无人驾驶船舶研究综述[J]. 大连海事大学学报, 2017, 43(2): 1-7.
GAO Z J, ZHANG Y J, SUN P T, et al. Research

summary of unmanned ship[J]. Journal of Dalian Maritime University, 2017, 43(2): 1-7.
[2] 杨岳,刘杨,李梦昊,等. 基于 GNSS 单天线的船姿测量算法研究[J]. 海洋测绘, 2023, 43(2): 40-45.
YANG Y, LIU Y, LI M H, et al. Ship attitude measurement algorithm based on GNSS single antenna[J]. Hydrographic Surveying and Charting, 2023, 43(2): 40-45.
[3] 卫进进,辛明真,石波,等. GNSS 三天线远海船舶姿态测量方法[J]. 导航定位学报, 2020, 8(3): 81-86.
WEI J J, XIN M ZH, SHI B, et al. Method of GNSS three-antenna far-sea vessel attitude measurement[J]. Journal of Navigation and Positioning, 2020, 8(3): 81-86.
[4] LU H R, ZHANG Y J, ZHANG C, et al. A multi-sensor fusion approach for maritime autonomous surface ships berthing navigation perception[J]. Ocean Engineering, 2025, 316: 119965.
[5] 张啸尘,赵建森,王胜正,等. 基于 YOLOv3 算法的船舶双目视觉检测与定位方法[J]. 上海海事大学学报, 2021, 42(1): 26-32.
ZHANG X CH, ZHAO J S, WANG SH ZH, et al. Binocular vision detection and positioning method for ships based on YOLOv3 algorithm[J]. Journal of Shanghai Maritime University, 2021, 42(1): 26-32.
[6] 吴建华,戴卓鑫,王政,等. 基于航海雷达的船舶自动定位方法研究[J]. 武汉理工大学学报(交通科学与工程版), 2020, 44(4): 607-611.
WU J H, DAI ZH X, WANG ZH, et al. Research on ship automatic positioning method based on navigation radar[J]. Journal of Wuhan University of Technology (Transportation Science & Engineering), 2020, 44(4): 607-611.
[7] 张闯,贾春林,郭沐壮. 基于因子图的智能船舶 INS/GPS 组合导航算法[J]. 上海海事大学学报, 2024, 45(4): 8-16.
ZHANG CH, JIA CH L, GUO M ZH. An algorithm of intelligent ship INS/GPS integrated navigation based on factor graph[J]. Journal of Shanghai Maritime University, 2024, 45(4): 8-16.
[8] 刘同龔,吴长水. 自主泊车场景下的激光雷达和 IMU 紧耦合的建图与定位方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2025, 39(5): 95-102.
LIU T Y, WU CH SH. Tightly coupled algorithm for the LiDAR and IMU in the context of autonomous parking vehicle[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2025, 39(5): 95-102.
[9] 孙伟,曾豪霆,张小瑞,等. 基于点云强度和地面约束

- 的大范围激光 SLAM[J]. 电子测量与仪器学报, 2024, 38(4): 66-75.
- SUN W, ZENG H T, ZHANG X R, et al. Large scale based on point cloud strength and ground constraints Lidar SLAM [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2024, 38 (4): 66-75.
- [10] 李倩, 陈付龙, 郑亮, 等. IMU 紧耦合的多激光雷达定位与建图方法[J]. 电子测量技术, 2024, 47(9): 26-32.
- LI Q, CHEN F L, ZHENG L, et al. IMU tightly coupled multi-lidar positioning and mapping method[J]. Electronic Measurement Technology, 2024, 47(9): 26-32.
- [11] 刘永超, 刘秀文, 谢兴涛, 等. 基于激光雷达的港口环境海面目标检测[J]. 电子测量技术, 2023, 46(6): 153-158.
- LIU Y CH, LIU X W, XIE X T, et al. Sea surface target detection in port environment based on lidar[J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(6): 153-158.
- [12] 张宝晨, 张英俊, 王绪明, 等. 基于船岸协同的船舶智能航行与控制关键技术研究[J]. 中国基础科学, 2021, 23(2): 44-51.
- ZHANG B CH, ZHANG Y J, WANG X M, et al. Key technologies of ship intelligent navigation and control based on ship-shore cooperation [J]. China Basic Science, 2021, 23(2): 44-51.
- [13] 董瑞恒, 张英俊, 张浩泽, 等. 基于无人机视觉的船舶靠泊距离感知研究[J]. 电子测量技术, 2025, 48(2): 170-177.
- DONG R H, ZHANG Y J, ZHANG H Z, et al. Research on ship berthing distance perception based on UAV vision[J]. Electronic Measurement Technology, 2025, 48(2): 170-177.
- [14] YE H Y, CHEN Y Y, LIU M, et al. Tightly coupled 3D Lidar inertial odometry and mapping[C]. 2019 International Conference on Robotics and Automation (ICRA), 2019: 3144-3150.
- [15] WANG ZH L, ZHANG Y J. Estimation of ship berthing parameters based on Multi-LiDAR and MMW radar data fusion [J]. Ocean Engineering, 2022, 266: 113155.
- [16] CADENA C, CARLONE L, CARRILLO H, et al. Past, present, and future of simultaneous localization and mapping: Toward the robust-perception age[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2016, 32(6): 1309-1332.
- [17] 王庆林, 李辉, 谢礼志, 等. 基于激光雷达点云的车辆目标检测算法改进研究[J]. 电子测量技术, 2023, 46(1): 120-126.
- WANG Q L, LI H, XIE L ZH, et al. Research on improving vehicle target detection algorithm based on lidar point cloud[J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(1): 120-126.
- [18] 李加定, 万若楠, 孙小广, 等. 基于球面投影的激光点云目标检测[J]. 电子测量技术, 2024, 47(8): 93-99.
- LI J D, WAN R N, SUN X G, et al. Point cloud data processing and target recognition based on spherical projection[J]. Electronic Measurement Technology, 2024, 47(8): 93-99.
- [19] 殷键, 陈国权. 基于 LQR 的船舶自主靠泊策略研究[J]. 仪器仪表学报, 2024, 45(9): 227-236.
- YIN J, CHEN G Q. Autonomous berthing strategy based on LQR [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(9): 227-236.
- [20] ZHANG H Z, ZHANG Y J, ZHOU ZH Y, et al. Research on autonomous berthing control of MASS based on real time kinematic[J]. Ocean Engineering, 2024, 310: 118635.

作者简介

鲁洪瑞, 博士研究生, 主要研究方向为海上智能运输工程、数据融合和数据压缩等。

E-mail: lu450619968@dlmu.edu.cn

张英俊(通信作者), 教授, 主要研究方向为海上智能运输工程等。

E-mail: zhangyj@dlmu.edu.cn

王少博, 讲师, 主要研究方向为自主船舶避碰、路线规划和态势感知等。

E-mail: wangshaobo1@163.com

张浩泽, 博士研究生, 主要研究方向为船舶运动控制、智能感知等。

E-mail: zhz11@dlmu.edu.cn

陈泽正, 硕士研究生, 主要研究方向为海上智能运输工程等。

E-mail: czz@dlmu.edu.cn