

8-15-2024

Estimation of the Berthing Parameter of Unmanned Surface Vessels Based on 3D LiDAR

Haichao Wang

Key Laboratory of Marine Simulation & Control for Ministry of Transportation, Dalian Maritime University, Dalian 116026, China

Yong Yin

Key Laboratory of Marine Simulation & Control for Ministry of Transportation, Dalian Maritime University, Dalian 116026, China

Qianfeng Jing

Key Laboratory of Marine Simulation & Control for Ministry of Transportation, Dalian Maritime University, Dalian 116026, China

Lin Cong

Key Laboratory of Marine Simulation & Control for Ministry of Transportation, Dalian Maritime University, Dalian 116026, China

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the [Artificial Intelligence and Robotics Commons](#), [Computer Engineering Commons](#), [Numerical Analysis and Scientific Computing Commons](#), [Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons](#), and the [Systems Science Commons](#)

This Special Column: Digital Twin and Intelligent Simulation of Marine and Maritime is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation. For more information, please contact xtfzxb@126.com.

Estimation of the Berthing Parameter of Unmanned Surface Vessels Based on 3D LiDAR

Abstract

Abstract: Accurate estimation of berthing parameters is a prerequisite for unmanned surface vessel autonomous berthing. A method for berthing parameter estimation is proposed based on shipborne 3D LiDAR. The method consists of two main modules: ship pose estimation and berthing state estimation. In the berthing position estimation module, raw point cloud data undergoes preprocessing algorithms aims at downsampling and removing outliers. Point cloud registration algorithms are employed to determine the vessel's position during the berthing process. The berthing state estimation module extracts berth boundary information by using the MSAC algorithm, and on the basis of this information, calculates the berthing parameters. Experimental analysis results show that the ship pose information and berthing parameter information obtained by the algorithm are consistent with reality. The average berthing distance error is less than 0.023 m, and the average angle error is less than 0.26° , which verifies the accuracy and rationality of this berthing parameter estimation algorithm.

Keywords

unmanned surface vessels, berthing parameters estimation, ship pose estimation, berthing state estimation, point cloud registration

Recommended Citation

Wang Haichao, Yin Yong, Jing Qianfeng, et al. Estimation of the Berthing Parameter of Unmanned Surface Vessels Based on 3D LiDAR[J]. Journal of System Simulation, 2024, 36(8): 1737-1748.

编者按 “海洋事业关系民族生存发展状态,关系国家兴衰安危。”国家高度重视海洋强国、交通强国和航运强国建设;海洋、海事环境受各种因素影响,如核辐射、船舶排放等。数字孪生与智能仿真等技术的发展促进了海洋、航运、港口、造船、渔业、海军等领域应用的变革,数字孪生与智能仿真在海洋、海事领域的协同发展已逐渐显露。数字孪生将物理现实及其虚拟工程表现出来,并且进行同步化处理,与智能仿真技术相结合对系统演化机理等进行仿真变得至关重要。

建设海洋强国,是中国特色社会主义事业的重要组成部分。今年正值第16个“世界海洋日”(6月8日)和第20个“中国航海日”(7月11日),《系统仿真学报》策划出版“海洋、海事数字孪生与智能仿真”专栏,探讨数字孪生与智能仿真融合发展为海洋、海事领域带来的机遇与挑战,推动我国海洋、海事领域应用基础研究的发展。专栏征稿推出后,受到了国内海洋、海事仿真领域专家和学者的广泛关注,共收到了20余篇高质量原创性成果投稿。经过学报编委会组织的严格同行评议和审查,本期精选出7篇高水平成果以飨读者。论文内容涵盖了水面无人艇靠泊参数估计、无人船视觉感知、深潜球壳应力场数字孪生、智能航行避碰决策与规划的虚拟仿真、船舶操纵运动响应模型和SINS/DVL组合导航等前沿和热点技术领域。

基于3D激光雷达的水面无人艇靠泊参数估计

王海超, 尹勇*, 景乾峰, 丛琳

(大连海事大学 航海动态仿真和控制交通部重点实验室, 辽宁 大连 116026)

摘要: 为准确地估计靠泊参数,提出了一种基于艇载3D激光雷达的靠泊参数估计方法。该方法包括2个主要模块:无人艇位姿估计和靠泊状态估计。无人艇位姿估计模块采用点云预处理算法对原始点云进行降采样并滤除异常值,利用点云配准算法实现了无人艇靠泊过程中的位姿估计。靠泊状态估计模块通过MSAC算法提取泊位边界信息,并基于此信息计算靠泊参数。实验结果表明:该算法所得无人艇位姿信息和靠泊参数信息均与实际相符,平均靠泊距离误差小于0.023 m,平均角度误差小于0.26°,验证了该靠泊参数估计算法的准确性和合理性。

关键词: 水面无人艇; 靠泊参数估计; 无人艇位姿估计; 靠泊状态估计; 点云配准

中图分类号: U675.6+2;TP391 文献标志码: A 文章编号: 1004-731X(2024)08-1737-12

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.24-0262

引用格式: 王海超, 尹勇, 景乾峰, 等. 基于3D激光雷达的水面无人艇靠泊参数估计[J]. 系统仿真学报, 2024, 36(8): 1737-1748.

Reference format: Wang Haichao, Yin Yong, Jing Qianfeng, et al. Estimation of the Berthing Parameter of Unmanned Surface Vessels Based on 3D LiDAR[J]. Journal of System Simulation, 2024, 36(8): 1737-1748.

Estimation of the Berthing Parameter of Unmanned Surface Vessels Based on 3D LiDAR

Wang Haichao, Yin Yong*, Jing Qianfeng, Cong Lin

(Key Laboratory of Marine Simulation & Control for Ministry of Transportation, Dalian Maritime University, Dalian 116026, China)

Abstract: Accurate estimation of berthing parameters is a prerequisite for unmanned surface vessel

收稿日期: 2024-03-19

修回日期: 2024-05-24

基金项目: 国家重点研发计划(2022YFB4300803, 2022YFB4301402); 省科技计划(2022JH1/10800096)

第一作者: 王海超(1993-), 男, 博士生, 研究方向为水面无人艇靠泊参数估计。

通讯作者: 尹勇(1969-), 男, 教授, 博士, 研究方向为航海仿真、航海智能等。

autonomous berthing. A method for berthing parameter estimation is proposed based on shipborne 3D LiDAR. The method consists of two main modules: ship pose estimation and berthing state estimation. *In the berthing position estimation module, raw point cloud data undergoes preprocessing algorithms aims at downsampling and removing outliers. Point cloud registration algorithms are employed to determine the vessel's position during the berthing process. The berthing state estimation module extracts berth boundary information by using the MSAC algorithm, and on the basis of this information, calculates the berthing parameters.* Experimental analysis results show that the ship pose information and berthing parameter information obtained by the algorithm are consistent with reality. The average berthing distance error is less than 0.023 m, and the average angle error is less than 0.26° , which verifies the accuracy and rationality of this berthing parameter estimation algorithm.

Keywords: unmanned surface vessels; berthing parameters estimation; ship pose estimation; berthing state estimation; point cloud registration

0 引言

水面无人艇(USV)具有安全性高、机动性强和智能化的特点^[1-3],能够在恶劣或难以到达的海洋环境中执行各种高风险任务,无需人工干预,因此备受关注^[4-5]。USV已在多个领域发挥重要作用,包括自主勘探、环境监测和海上巡逻^[6-8]。总的来说,USV非常适合用于危险和复杂的海上任务,能够有效消除人身危险并提高安全性。

位姿估计是USV领域研究中最为重要、最核心的问题之一^[9],它是实现USV真正自主操作的先决条件。缺乏准确和高效的定位将使USV难以执行复杂的任务。目前,USV主要依赖全球导航卫星系统(GNSS)获取位置信息,然而,GNSS信号很容易受到有意或无意的干扰^[10-12]。因此,需要一种冗余的定位系统,能够利用周围环境来估计USV的运动状态。当GNSS信息不准确或中断时,这种系统能够为USV提供准确的位置估计,从而避免碰撞等事故的发生。点云配准算法^[13-15]可以根据传感器收集的相邻帧数据来估计船舶的运动状态。一些需要高精度定位的应用常常依赖于这种方法来进一步提高定位精度,特别是在靠泊等需要高精度位置信息的场景中。

自动靠泊是一项复杂的任务,因为回转水域有限,码头和USV之间容易发生碰撞^[16-17]。此外,

当USV靠近泊位时,通常处于低速行驶状态,USV运动状态难以精确控制^[18]。因此,有必要建立一个信息提取系统,以获取USV靠泊过程中的状态信息,并为控制和决策模块提供合理的参考。文献[19]提出了一种基于零差信号变换的本地导航系统,可用于自动靠泊。文献[20]结合3D激光雷达、IMU和GPS信息,估计船舶相对于码头的位置和方向,并绘制船舶周围的地图。文献[21]开发了一种基于3D激光雷达和GPS先验的靠泊信息计算方法。文献[22]结合船载激光雷达和毫米波雷达获取靠泊参数。

综上所述,对于靠泊状态估计的研究已经有了一些成果,但多数方法依赖于多个传感器,使得系统复杂性增加。此外,面对GNSS信号干扰导致的定位问题,开发一个冗余的定位系统显得尤为重要。本文提出了一种仅基于激光雷达的靠泊参数估计算法。该算法仅需一台3D激光雷达,即可提供USV靠泊过程中所需的多种感知信息,包括位置、姿态、靠泊距离和角度,为USV的安全靠泊提供了有力支持。

1 方法及原理

图1展示了本文所提出的靠泊参数估计算法的整体流程,包括靠泊艇位姿估计和靠泊状态估计两部分。

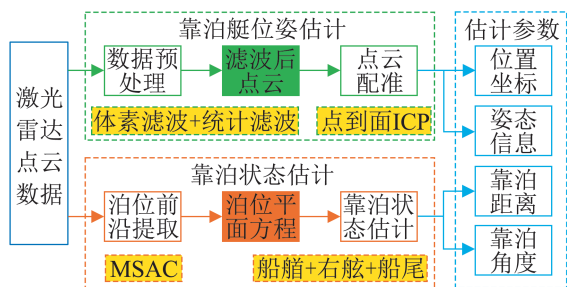


图1 靠泊参数估计算法整体流程图
Fig. 1 Overall flowchart of berthing parameter estimation algorithm

1.1 靠泊艇位姿估计

靠泊艇位姿估计模块首先对原始点云数据进行预处理, 以降低点云的数量并滤除噪声。预处理后的点云通过点云配准算法得到USV的位置和姿态信息。

1.1.1 数据预处理

通过体素滤波和统计滤波对点云进行预处理。

其中, 体素滤波能够在保持点云几何结构不变的情况下有效降低点云数量; 统计滤波则可以有效去除点云数据中的噪声和异常值。

图2展示了不同滤波算法对点云数据的效果对比。可以看出原始点云非常密集且包含不少噪声数据, 经过体素滤波处理后的点云, 密集程度显著降低, 而点云的几何结构则基本保持不变, 原始点云中的噪声数据在经过统计滤波处理后被有效地滤除了。

原始点云数据中的数据点数为57 177, 经过体素滤波后, 点云数量大幅减少至10 447。随后, 通过统计滤波, 点云数据数量进一步减少至10 111。与单一滤波算法相比, 本文提出的结合体素滤波和统计滤波的预处理算法在降低点云密度的同时, 能够更有效地去除噪声值, 为后续的点云处理提供了更为优质、准确的数据基础。

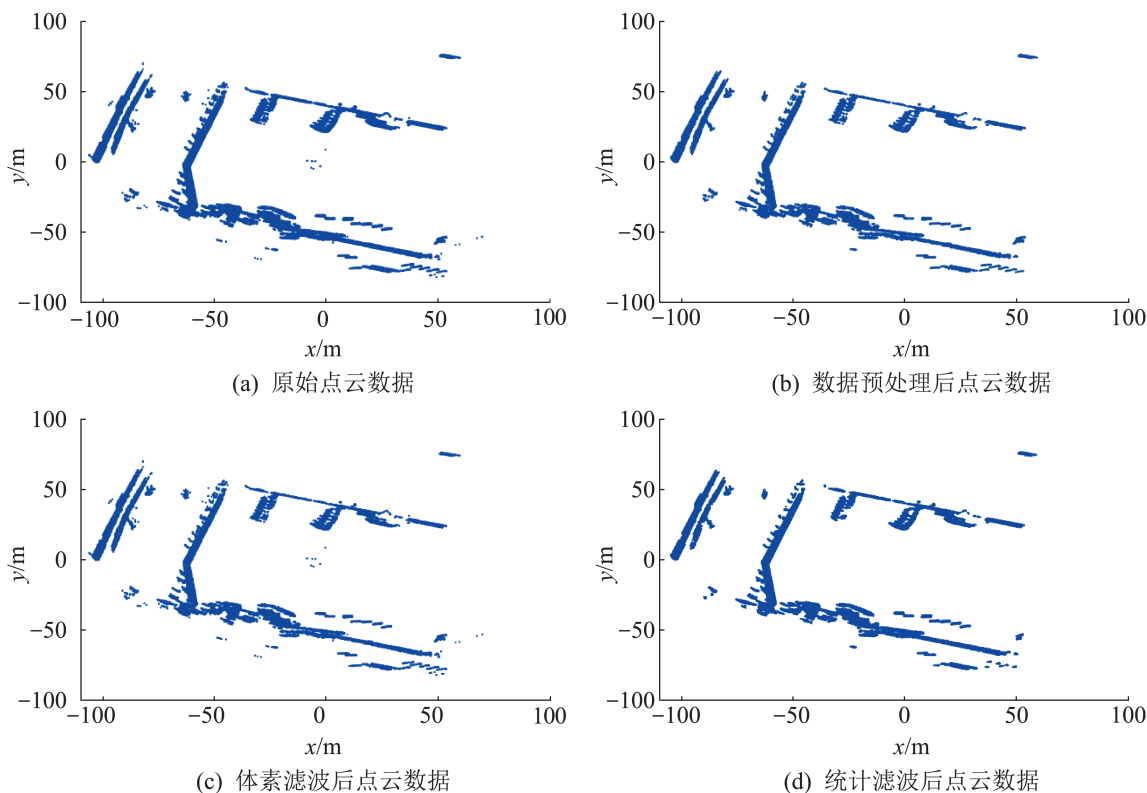


图2 不同滤波算法效果对比
Fig. 2 Comparison of effects of different filtering algorithms

1.1.2 点到面ICP算法

迭代最近点算法(iterative closest point, ICP)在点云配准领域中占据重要地位,其代表性的变种包括点到点ICP、点到面ICP和面到面ICP^[23-25]。这些变种在配准过程中采用了不同的策略来优化点云之间的对齐。点到点ICP算法通过最小化源点云中的点与目标点云中最近点之间的距离来估计变换矩阵。这种方法简单直观,但在某些情况下容易陷入局部最优解,尤其是在点云之间存在较大的初始错位或噪声时。相比之下,点到面ICP算法在配准过程中考虑了点云的局部结构。它通过将源点云中的每个点映射到目标点云中最近点的切平面上,并基于这种映射关系来估计变换矩阵。由于利用了局部平面信息,点到面ICP在配准过程中更不容易陷入局部最优解,对噪声和异常值也更加鲁棒。然而,面到面ICP算法在计算复杂度上相对较高。它尝试将源点云和目标点云中的点都视为局部平面的代表,并寻找最佳的平面对应关系来估计变换矩阵。这种方法虽然可能得到更准确的配准结果,但提取和匹配多个平面需要更多的计算资源。

因此,在综合考虑计算复杂度和配准效果的情况下,点到面ICP算法通常是一个较好的选择。它能够在保持较低计算复杂度的同时,通过考虑点云的局部结构来避免陷入局部最优解,并提供较为准确的配准结果。假设存在源点云 $P=\{p_1, p_2, \dots, p_m\}$ 和对应的目标点云 $Q=\{q_1, q_2, \dots, q_n\}$,当使用点对平面误差度量时(图3),误差为

$$E(\mathbf{T}) = \sum_{i=1}^m \left\| (\mathbf{T} \cdot p_i - q_i) \cdot \mathbf{n}_i \right\|^2 \quad (1)$$

式中: \mathbf{T} 为变换矩阵; p_i 为源点云中的点; q_i 为目标点云中与 p_i 对应的最近点; \mathbf{n}_i 为 q_i 处的单位法向量。通过最小化上述误差方程求解变换矩阵:

$$\mathbf{T} \leftarrow \arg \min_{\mathbf{T}} \sum_{i=1}^m \left\| (\mathbf{T} \cdot p_i - q_i) \cdot \mathbf{n}_i \right\|^2 \quad (2)$$

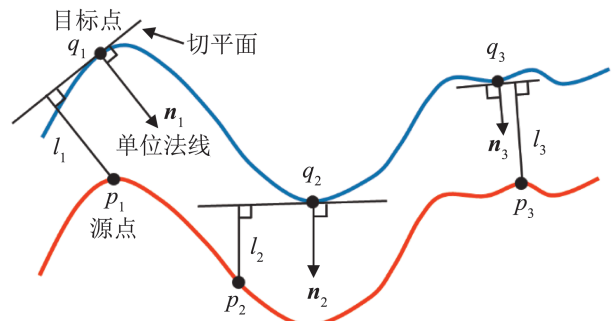


图3 两个曲面之间的点对平面误差
Fig. 3 Point-to-plane error between two surfaces

1.2 靠泊状态估计

图4为USV靠泊状态,其中,双向箭头表示艇上各点到泊位前沿距离。 AB 代表USV的艏艉线, MN 代表泊位前沿的平面法线, θ_n 表示 AB 与 MN 夹角,而 θ_b 为 AB 与泊位前沿平面夹角,即USV靠泊角。

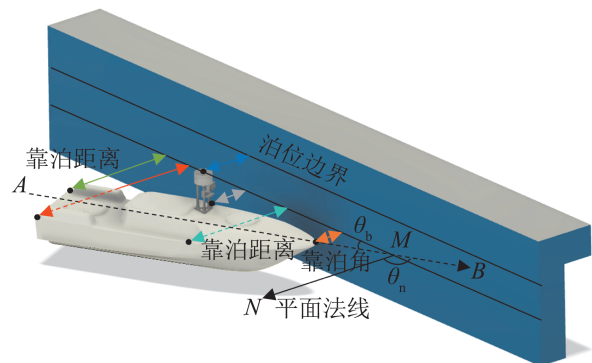


图4 USV靠泊过程中靠泊距离及靠泊角度示意图
Fig. 4 Schematic diagram of berthing distance and berthing angle during berthing process

1.2.1 泊位前沿提取

本文利用M估计子抽样一致性(M-estimator sample consensus, MSAC)算法^[26]实现泊位前沿提取,该算法是一种基于包含异常数据的一组样本数据集迭代找到适合数据的最佳模型方法。泊位前沿提取过程由2个步骤组成,并不断循环。首先,从输入数据中随机选择3个元素,并使用这些元素来计算相应模型的参数。其次,检查所有数据中的哪些元素可以符合第一步中获得的模型,小于误差阈

值的元素被视为内点, 超过误差阈值的元素被视为异常值。这个过程重复几次, 以选择具有最多点的模型来获得最终结果, 如图5所示。

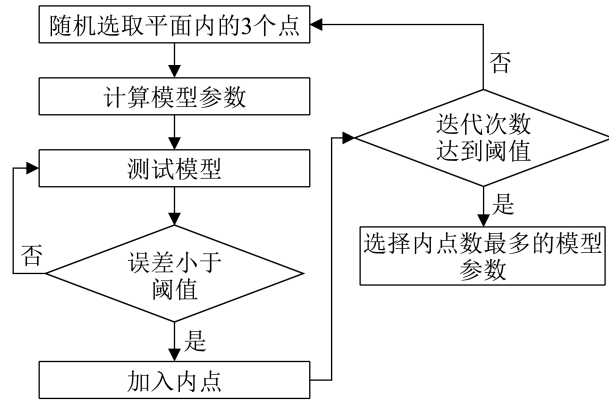


图5 基于随机采样一致算法提取泊位前沿流程图
Fig. 5 Flowchart of extracting berth frontline based on random sample consensus algorithm

1.2.2 靠泊参数计算

通过上述泊位前沿提取算法可得泊位前沿平面方程 $Ax_0 + By_0 + Cz_0 + D = 0$ 的参数 A 、 B 、 C 和 D 。假设艇上一点坐标为 (x_0, y_0, z_0) , 则该点到泊位的距离为

$$d_b = \frac{|Ax_0 + By_0 + Cz_0 + D|}{\sqrt{A^2 + B^2}} \quad (3)$$

根据图4, 可以通过式(4)和式(5)计算USV的艏艉线与泊位前沿平面法线的夹角 θ_n 和USV靠泊角 θ_b 。

$$\theta_n = \arccos\left(\frac{MN \cdot MB}{|MN| \cdot |MB|}\right) \quad (4)$$

$$\theta_b = \arccos\left(\frac{MN \cdot MB}{|MN| \cdot |MB|}\right) - \frac{\pi}{2} \quad (5)$$

2 实验验证

为了全面验证算法的有效性, 构建了一个基于机器人操作系统(ROS)的靠泊感知框架, 该框架主要使用C++语言进行开发, 如图6所示。在该框架中, 激光雷达发射的激光束经环境目标反射后形成点云数据。数据预处理节点负责订阅激光雷达的点云数据, 通过点云预处理算法对原始点云进行滤波处理, 并发布滤波后的点云数据。点云配准节点则订阅预处理后的点云数据, 利用扫描匹配算法实现对USV位姿的准确估计。此外, 泊位前沿提取节点在订阅原始点云数据后, 采用MSAC算法提取泊位前沿的点云数据, 并发布泊位前沿平面方程信息。靠泊状态估计节点通过订阅泊位前沿方程信息, 并结合USV轮廓点, 利用靠泊参数计算方法计算并发布靠泊状态信息。

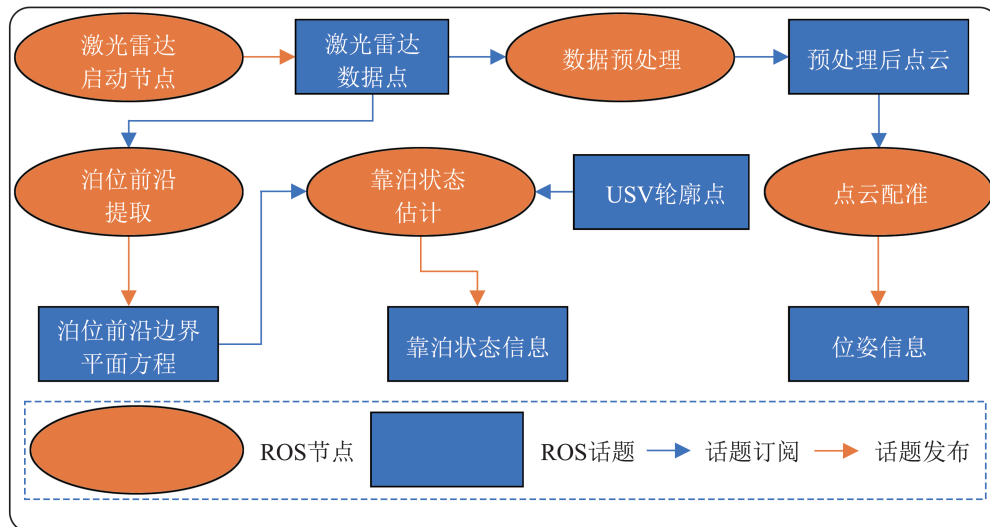


图6 基于ROS的靠泊感知框架
Fig. 6 ROS-based berthing perception framework

2.1 实验环境及设备参数

仿真实验采用了 Virtual RobotX (VRX) 作为虚拟机器人模拟器^[27]。该模拟器建立在 Gazebo 模拟器^[28]之上，专门用于模拟无人艇的行为，并对 Gazebo 模拟器的物理特性进行了增强。仿真艇配备了激光雷达、GPS 和 IMU 传感器。实验环境及无人艇的示意图如图 7 所示。在实验中，可以通过命令行、键盘或遥控手柄对 USV 进行灵活操纵。实验中设置了 3 级海况。激光雷达模型采用 Velodyne VLP16，具有 360° 水平覆盖和 30° 垂直覆盖的能力，采样频率为 1 Hz。



图7 仿真实验环境及无人艇
Fig. 7 Simulation experiment environment and unmanned surface vessel

实船实验场所位于中国大连的“凌水港”，实验艇为“智龙1号”无人艇，艇长为 1.75 m，宽度为 0.5 m，配备双桨双舵。该艇搭载了北科天绘 16 线激光雷达传感器，以及 RTK 和 IMU 传感器。图 8 展示了“智龙1号”无人艇在凌水港实验时的照片。激光雷达的详细参数可参考表 1。实验的硬件配置包括 Intel Core i5-4570 处理器，配备 16 GB 的内存以及 NVIDIA GeForce GTX1650 显卡。

在实验中，激光雷达被安装在 USV 上方的中垂面上。激光雷达的安装位置是经过精心选择的，需要综合考量船舶尺寸、主要视野与盲区以及安装稳性这三个关键要素。就船舶尺寸而言，激光雷达的扫描范围和精度必须能够全面覆盖 USV 的整个靠泊区域。鉴于本文所使用的激光雷达最大测距为

200 m，这一距离远超 USV 的实际尺寸，因此，在选择安装位置时，应主要聚焦于视野与盲区以及安装稳性这两个方面。为了确保视野无盲区，激光雷达的安装位置应高于船体，并且应避免船体反射激光点云的情况。这样的布局将保证激光雷达能够清晰地捕捉船体周围环境，为 USV 提供全面而准确的导航信息。同时，为了保持激光雷达的稳定性和可靠性，建议将其安装在 USV 左右对称的中垂面上。这样的布局有助于减少船舶在航行过程中因颠簸而对激光雷达产生的影响。



图8 实船实验港口及无人艇
Fig. 8 Real-world experiment environment and unmanned surface vessel

表1 激光雷达参数

Table 1 LIDAR data specifications

参数	值
波长/nm	905
激光等级	Class 1
线数	16
垂直视场角/(°)	30(-15~15)
垂直角分辨率/(°)	2
水平视场角/(°)	360
水平角分辨率/(°)	0.09/0.18/0.36
最大测量距离/m	200
测距精度/cm	2
质量/g	750
外形尺寸/mm×mm	113×71.9

2.2 靠泊艇位置估计实验

靠泊艇位置估计实验即操纵 USV 沿河岸航行一定距离或沿泊位航行一周来进行。该实验的主要目的是测试位置估计算法的准确性。图 9~10 分别

展示了3种配准算法利用本文所构建的靠泊感知框架在仿真实验和实船实验中位置轨迹与实际轨迹的对比。可以看出, 2次实验中点到面ICP算法所得轨迹与实际轨迹更为相近, 位置估计精度更高。

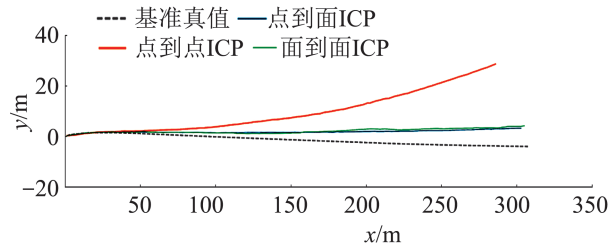


图9 3种配准算法在靠泊位置估计仿真实验中所得的轨迹对比图

Fig. 9 Comparison of the trajectories obtained by three registration algorithms in simulation experiment

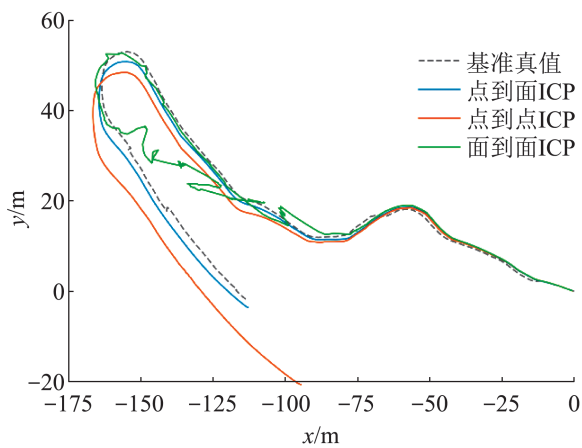


图10 3种配准算法在实船实验中所得的轨迹对比图

Fig. 10 Comparison of trajectories obtained by three registration algorithms in the real ship experiment

在对比仿真实验与实船实验的结果时发现, 算法精度的显著差异主要源于2次实验环境和船舶运动情况的明显不同。仿真实验模拟了更为恶劣的海况条件, 并且设定的激光雷达数据采集频率相对较低, 同时USV的运动轨迹较为接近直线。而在实船实验中, 实际遭遇的风流较小, USV的运动轨迹则更为复杂, 包含明显的转弯动作。

根据图11~12所展示的对比图可以观察到, 点到面ICP算法在仿真实验和实船实验中的姿态

估计结果与基准真值均保持相近, 显示出其较高的姿态估计精度。这一表现可能归因于点到面ICP算法能够充分考虑点云的局部结构, 有效利用几何信息进行配准, 从而提高了姿态估计的准确性和稳定性。相比之下, 点到点ICP算法在实船实验中表现良好, 但在仿真实验中所得的姿态信息与基准真值存在较大差异, 表明其姿态估计精度较低。这可能是由于点到点ICP算法在处理复杂环境时存在局限性, 特别是在仿真实验中, 由于模拟环境的特殊性和激光雷达数据采集频率的限制, 该算法难以充分利用点云的局部结构信息, 导致姿态估计精度下降。面到面ICP算法在仿真实验中表现出较高的姿态估计精度, 但在实船实验中的效果并不理想。这可能是由于面到面ICP算法在处理复杂运动时存在局限性, 尤其是在实船实验中, 由于USV运动轨迹的多变性, 导致该算法可能无法准确的匹配点云数据, 导致姿态估计精度降低。

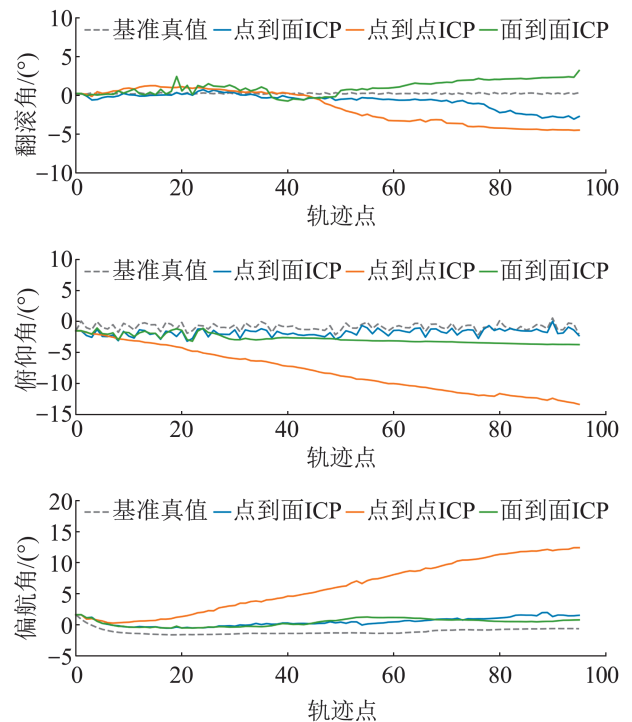


图11 仿真实验3种配准算法所得姿态欧拉角对比

Fig. 11 Comparison of attitude Euler angles obtained by three registration algorithms in simulation experiments

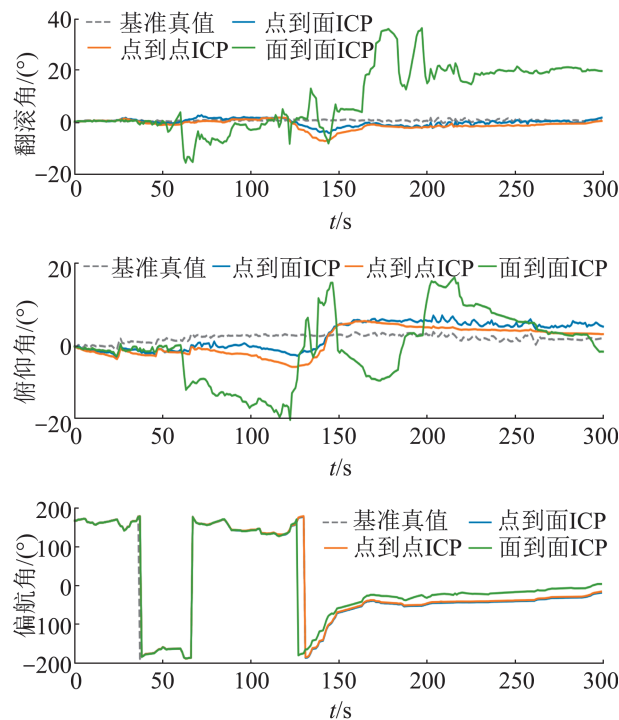


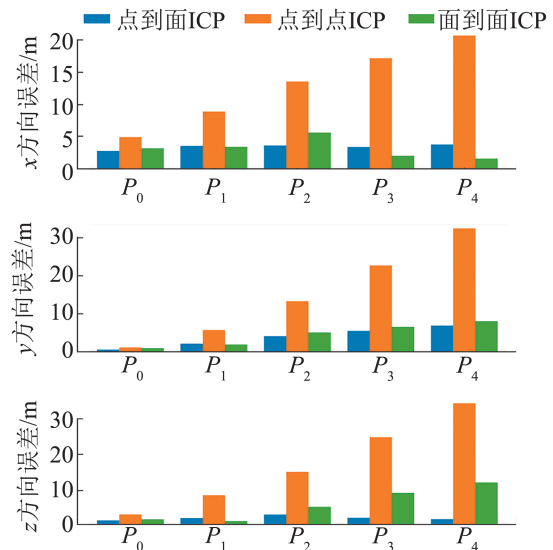
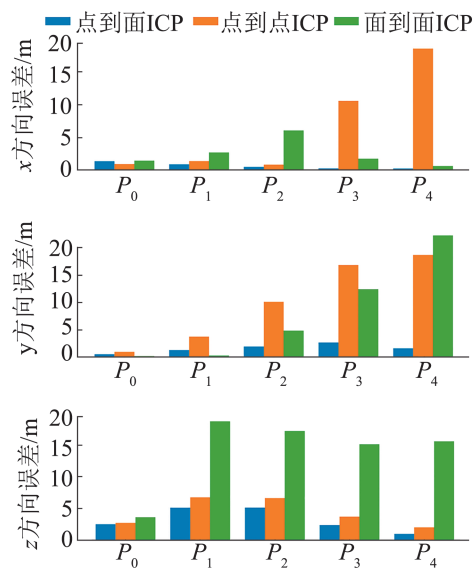
图12 实船实验3种配准算法所得姿态欧拉角对比

Fig. 12 Comparison of attitude Euler angles obtained by three registration algorithms in real ship experiments

为进一步比较3种算法的性能,等时间间隔选取了航行过程中的5帧数据(P_0, P_1, P_2, P_3, P_4),并分别计算5帧数据在 x, y, z 方向上的定位误差,如图13~14所示。点到面ICP算法在2次实验中得到的误差较小且相对稳定,这表明该算法具有较高的定位精度和稳定性。点到点ICP算法在初始位置估计方面较为准确,但随着时间推移,误差明显增长,表明该算法存在定位精度较低的问题。面到面ICP算法虽然在仿真实验中显示出较小的误差,但在实船实验中的误差较大,特别是在 y 和 z 方向上。

根据图15~16的比较结果可知,点到面ICP算法在姿态估计精度上优于点到点ICP算法和面到面ICP算法。在仿真实验中,点到面ICP算法的精度显著优于点到点ICP算法,表明该算法具有更高的鲁棒性,即使在较为恶劣的海况下也能提供较为准确的姿态估计结果。而在实船实验中,点到面ICP算法的姿态估计精度同样明显优于面到面ICP算

法,进一步证明了该算法在应对USV复杂运动情况时的优越性和鲁棒性。

图13 仿真实验3种算法所得位置在下 x, y 和 z 方向误差对比Fig. 13 Comparison of errors in x, y , and z directions for positions obtained by three methods in simulation experiments图14 实船实验3种算法所得位置在下 x, y 和 z 方向误差对比Fig. 14 Comparison of errors in x, y , and z directions for positions obtained by three methods in real ship experiments

2.3 靠泊状态估计实验

靠泊状态估计实验为操纵USV从泊位前端停靠到泊位。此实验为实船实验,主要目的在于验

证所提靠泊状态估计算法的准确性。

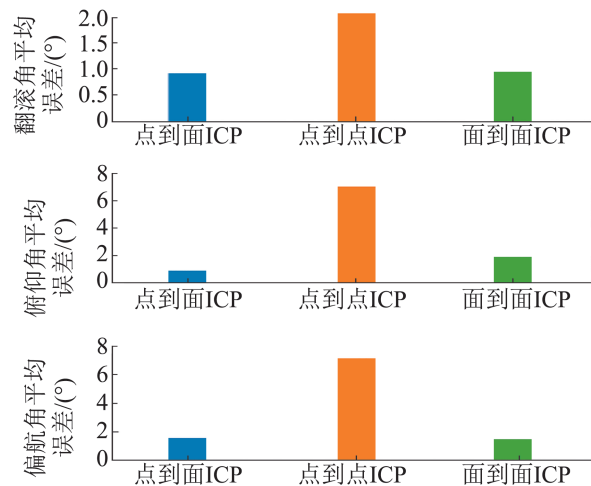


图 15 仿真实验 3 种算法所得姿态平均误差对比
Fig. 15 Comparison of average attitude errors obtained by three registration algorithms in simulation experiments

本文采用 MSAC 算法来提取泊位前沿点云, 实验为 MSAC 算法设置了特定的参数: 误差阈值为 0.01, 最大迭代次数为 100。图 17 为 USV 靠泊

过程中采集的原始点云与基于 MSAC 算法提取的泊位前沿点云的对比。红色箭头表示艇艏方向, 绿色箭头表示左舷方向, 蓝色箭头表示垂直方向。从对比图中可以看出, 本文算法可以准确提取泊位前沿边界点云。

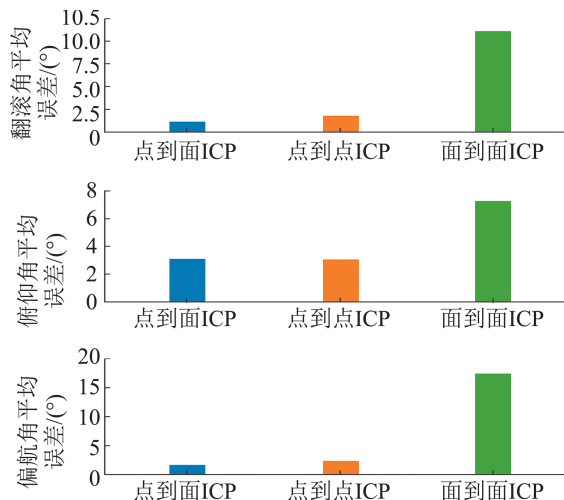


图 16 实船实验 3 种算法所得姿态平均误差对比
Fig. 16 Comparison of average attitude errors obtained by three registration algorithms in real ship experiments

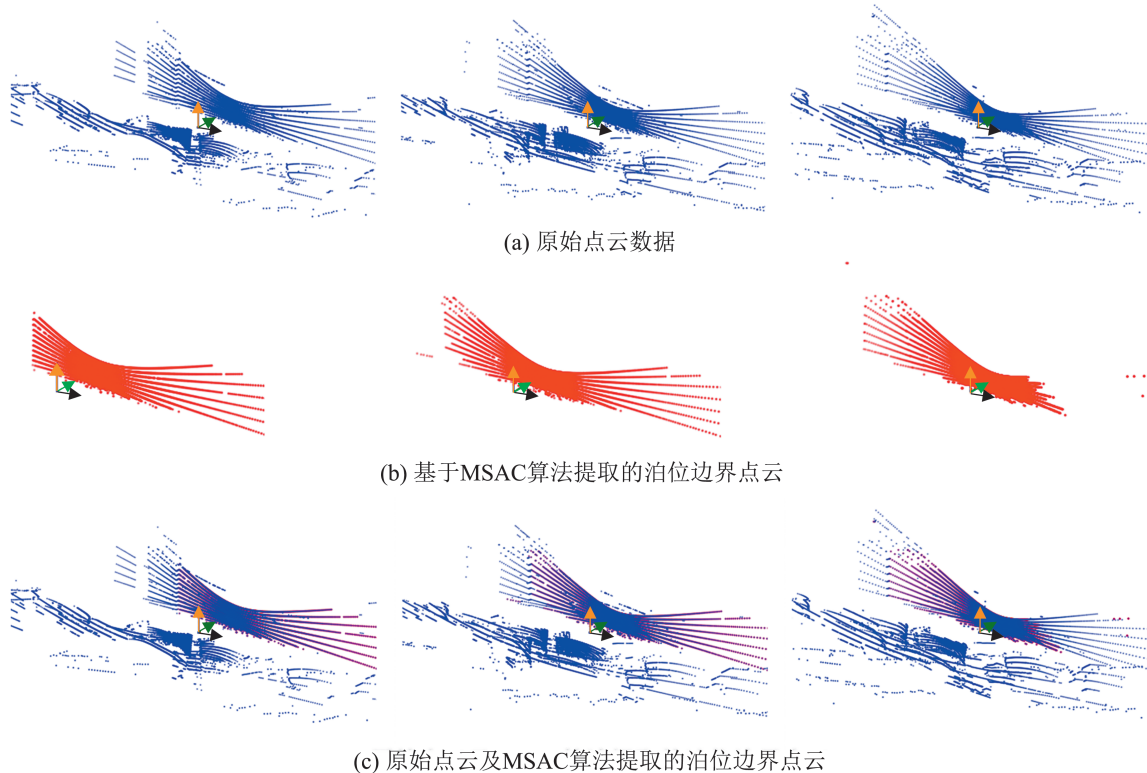


图 17 基于 MSAC 算法提取的泊位前沿点云与原始点云对比图
Fig. 17 Comparison between berth front point cloud extracted by MSAC algorithm and original point cloud

图18为点云二维投影图，图中两直线相当接近，进一步证实了本文算法的准确性。

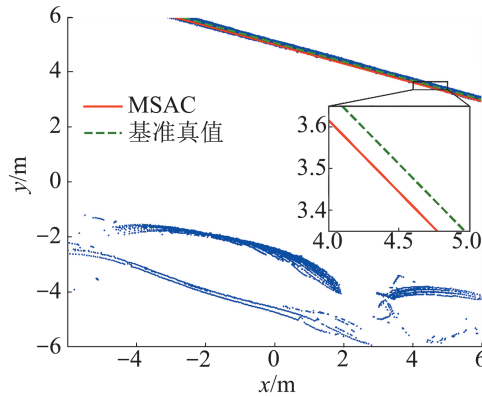


图18 MSAC算法提取的泊位前沿与基准真值比较
Fig. 18 Comparison of berth front extracted by MSAC algorithm with ground truth value

上述论述已经证明了泊位前沿提取算法的准确性，为进一步验证所提靠泊泊状态估计算法的准确性，等时间间隔地选取了靠泊过程的9帧数据(P_0 、 P_1 、 P_2 、 P_3 、 P_4 、 P_5 、 P_6 、 P_7 、 P_8)，分别计算靠泊距离和靠泊角度，并将其与基准真值进行比较，如图19~20所示。本文算法得出靠泊距离和靠泊角度值与基准真值的变化趋势及实际数值非常相近。

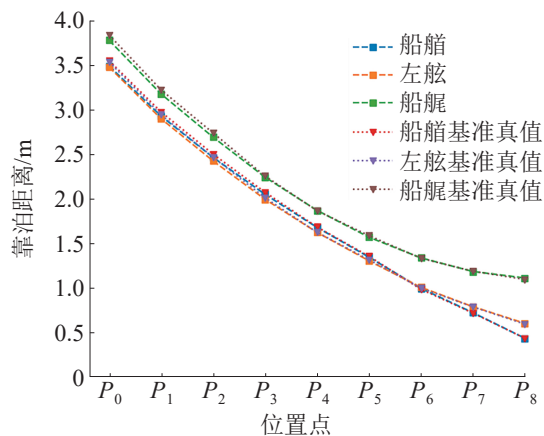


图19 靠泊过程中USV相对于泊位的距离
Fig. 19 Distance of the USV from the berth during the berthing process

图21分别展示了9帧点云中艇艏、左舷和艇艉的靠泊距离误差值。靠泊距离误差范围在0~

0.06 m，其中最大的靠泊距离误差为0.059 2 m，而最小的靠泊距离误差为0.000 1 m。通过式(6)进行计算，得出平均靠泊距离误差为0.022 2 m。

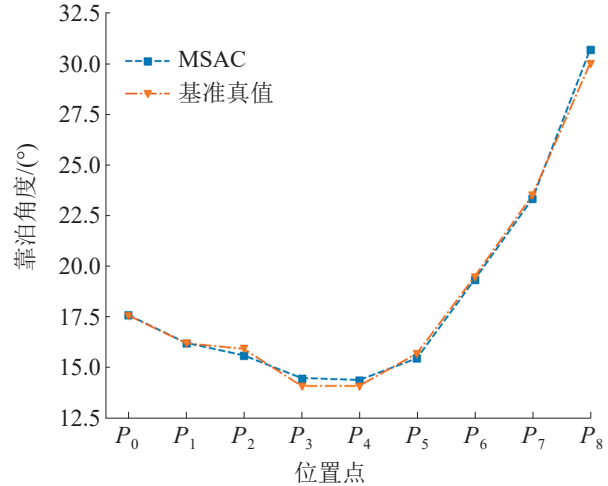


图20 靠泊过程中USV的靠泊角
Fig. 20 Berthing angle of USV during the berthing process

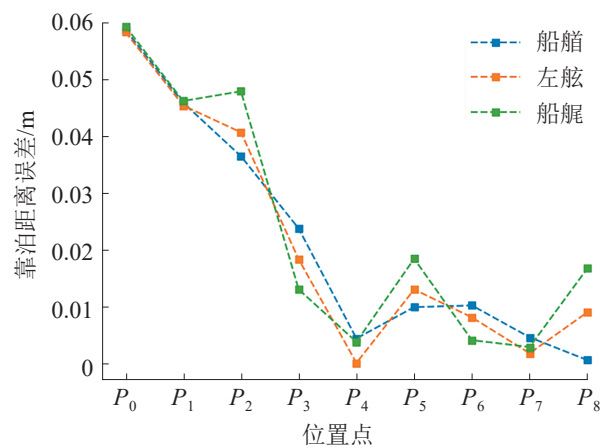


图21 靠泊过程中靠泊距离误差
Fig. 21 Berthing distance error during berthing process

$$\bar{d}_b = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |d_{i,b} - d_{i,t}| \quad (6)$$

式中： n 为点云数据点的帧数； $d_{i,b}$ 为算法所得第 i 帧点云数据的靠泊距离值；而 $d_{i,t}$ 为人工拟合所得第 i 帧点云数据的靠泊距离相对真值。

9帧点云数据的靠泊角度误差如图22所示，误差范围在 $0^\circ \sim 0.7^\circ$ ，其中最大靠泊角误差和最小靠泊角误差分别为 $0.690 5^\circ$ 和 $0.023 7^\circ$ 。通过式(7)进行计算后，得出平均靠泊角度误差为 $0.257 6^\circ$ 。

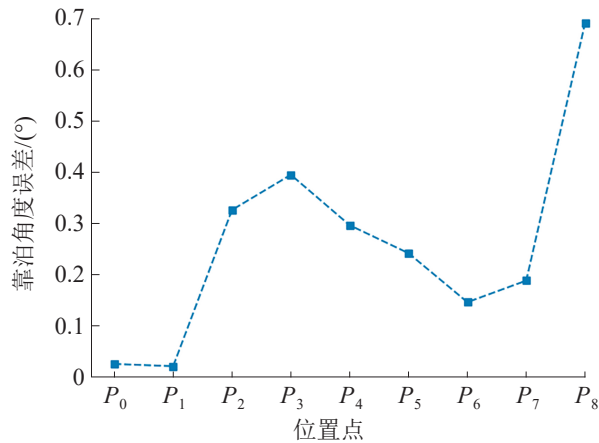


图22 靠泊过程中靠泊角度误差

Fig. 22 Berthing angle error during berthing process

$$\bar{\theta}_b = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |\theta_{i,b} - \theta_{i,t}| \quad (7)$$

式中: n 为点云数据点的帧数; $\theta_{i,b}$ 为算法所得第 i 帧点云数据的靠泊角度值; $\theta_{i,t}$ 为人工拟合所得第 i 帧点云数据的靠泊角度相对真值。

3 结论

本文主要研究基于艇载3D激光雷达的靠泊参数估计。首先, 通过点云配准算法实现USV的位姿估计, 测试并比较了3种常用的点云精配准方法。然后, 提出了基于MSAC算法的靠泊参数估计方法, 该方法可以实时计算多种靠泊参数信息, 包括靠泊距离和靠泊角度。最后, 搭建了基于ROS的USV靠泊参数估计框架, 并通过仿真实验和实船实验验证了所提方法。实验结果显示: 与点到点ICP和面到面ICP相比, 点到面ICP算法的位姿精度更高, 能准确估计USV的位姿信息。靠泊状态估计算法所得的靠泊距离和靠泊角度信息与实际相符, 其中, 平均靠泊距离误差为0.022 2 m, 平均靠泊角度误差为0.257 6°。未来的研究将集中在进一步提升靠泊状态估计算法的鲁棒性和精度。

参考文献:

[1] Peng Zhouhua, Wang Jun, Wang Dan, et al. An Overview of Recent Advances in Coordinated Control of Multiple Autonomous Surface Vehicles[J]. IEEE Transactions on

Industrial Informatics, 2021, 17(2): 732-745.

[2] 杨飞, 王国永. 水上应急救援无人船关键技术应用及实验研究[J]. 科技创新与应用, 2024, 14(4): 50-54.

[3] 曾江峰, 谢杨柳, 金哲毅, 等. 水面无人艇集群编队控制技术综述[J]. 导航定位与授时, 2023, 10(5): 7-17.

Zeng Jiangfeng, Xie Yangliu, Jin Zheyi, et al. Review for Swarm Formation Control Technology of Unmanned Surface Vehicles[J]. Navigation Positioning and Timing, 2023, 10(5): 7-17.

[4] Liu Zhixiang, Zhang Youmin, Yu Xiang, et al. Unmanned Surface Vehicles: An Overview of Developments and Challenges[J]. Annual Reviews in Control, 2016, 41: 71-93.

[5] Guillermo Bejarano, Sufiyan N-Yo, Luis Orihuela. Velocity and Disturbance Robust Nonlinear Estimator for Autonomous Surface Vehicles Equipped with Position Sensors[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2022, 30(5): 2235-2242.

[6] Jones D O B, Gates A R, Huvenne V A I, et al. Autonomous Marine Environmental Monitoring: Application in Decommissioned Oil Fields[J]. Science of the Total Environment, 2019, 668: 835-853.

[7] 嵇艳鞠, 王远, 徐江, 等. 无人飞艇长导线源时域地空电磁勘探系统及其应用[J]. 地球物理学报, 2013, 56(11): 3640-3650.

Ji Yanju, Wang Yuan, Xu Jiang, et al. Development and Application of the Grounded Long Wire Source Airborne Electromagnetic Exploration System Based on an Unmanned Airship[J]. Chinese Journal of Geophysics, 2013, 56(11): 3640-3650.

[8] Gu Nan, Peng Zhouhua, Wang Dan, et al. Antidisturbance Coordinated Path Following Control of Robotic Autonomous Surface Vehicles: Theory and Experiment[J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2019, 24(5): 2386-2396.

[9] Margus Rätsep, Kevin E Parnell, Tarmo Soomere, et al. Surface Vessel Localization from Wake Measurements Using an Array of Pressure Sensors in the Littoral Zone[J]. Ocean Engineering, 2021, 233: 109156.

[10] Yi Tinghua, Li Hongnan, Gu Ming. Effect of Different Construction Materials on Propagation of GPS Monitoring Signals[J]. Measurement, 2012, 45(5): 1126-1139.

[11] 李德刚, 路建华, 任小英. 航班GPS受干扰原因及防范措施探讨[J]. 中国无线电, 2022(5): 73-76.

Li Degang, Lu Jianhua, Ren Xiaoying. Causes and Prevention Measures in Civil Aviation GPS Interference[J]. China Radio, 2022(5): 73-76.

[12] Zhu Ni, Juliette Marais, David Bétaille, et al. GNSS Position Integrity in Urban Environments: A Review of

- Literature[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2018, 19(9): 2762-2778.
- [13] 刘翔宇, 王健, 王效盖, 等. 基于3DSIFT特征点的改进ICP点云配准算法[J]. 应用激光, 2023, 43(11): 153-160.
Liu Xiangyu, Wang Jian, Wang Xiaogai, et al. Point Cloud Registration Algorithm Based on the 3DSIFT Feature Points with Improved ICP Algorithm[J]. Applied Laser, 2023, 43(11): 153-160.
- [14] Biber P, Strasser W. The Normal Distributions Transform: A New Approach to Laser Scan Matching[C]// Proceedings 2003 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS 2003). Piscataway: IEEE, 2003: 2743-2748.
- [15] 王嘉琛, 叶周润, 欧鑫, 等. 基于GPU的并行ICP点云配准算法研究[J]. 合肥工业大学学报(自然科学版), 2023, 46(11): 1501-1505.
Wang Jiachen, Ye Zhouyun, Ou Xin, et al. Research on GPU-based Parallel ICP Point Cloud Registration Algorithm[J]. Journal of Hefei University of Technology (Natural Science), 2023, 46(11): 1501-1505.
- [16] 刘志林, 苑守正, 郑林焯, 等. 船舶自动靠泊技术的发展现状和趋势[J]. 中国造船, 2021, 62(4): 293-304.
Liu Zhilin, Yuan Shouzheng, Zheng Linhe, et al. Development Status and Trend of Ship Automatic Berthing Technology[J]. Shipbuilding of China, 2021, 62(4): 293-304.
- [17] 贾玉鹏, 神和龙, 尹勇, 等. 基于神经网络的无人船自主靠泊模拟研究[J]. 中国航海, 2021, 44(4): 107-111, 117.
Jia Yupeng, Shen Helong, Yin Yong, et al. A Neural Network-based Unmanned Ship Autonomously Berthing Controller[J]. Navigation of China, 2021, 44(4): 107-111, 117.
- [18] Zhang Qiang, Zhang Xianku, Nam-kyun Im. Ship Nonlinear-feedback Course Keeping Algorithm Based on MMG Model Driven by Bipolar Sigmoid Function for Berthing[J]. International Journal of Naval Architecture and Ocean Engineering, 2017, 9(5): 525-536.
- [19] Ilyas S Ablyakimov, Igor B Shirokov. Operation of Local Positioning System for Automatic Ship Berthing[C]// 2017 IEEE East-West Design & Test Symposium (EWDTS). Piscataway: IEEE, 2017: 1-5.
- [20] Pedro Leite, Renato Silva, Aníbal Matos, et al. An Hierarchical Architecture for Docking Autonomous Surface Vehicles[C]//2019 IEEE International Conference on Autonomous Robot Systems and Competitions (ICARSC). Piscataway: IEEE, 2019: 1-6.
- [21] Hu Bin, Liu Xiuwen, Jing Qianfeng, et al. Estimation of Berthing State of Maritime Autonomous Surface Ships Based on 3D LiDAR[J]. Ocean Engineering, 2022, 251: 111131.
- [22] Wang Zhuolin, Zhang Yingjun. Estimation of Ship Berthing Parameters Based on Multi-LiDAR and MMW Radar Data Fusion[J]. Ocean Engineering, 2022, 266, Part 5: 113155.
- [23] Besl P J, McKay N D. Method for Registration of 3-D Shapes[C]//Proceedings of the Sensor Fusion IV: Control Paradigms and Data Structures. Bellingham: SPIE, 1992: 586-606.
- [24] Chen Yang, Gérard Medioni. Object Modelling by Registration of Multiple Range Images[J]. Image and Vision Computing, 1992, 10(3): 145-155.
- [25] Segal A, Haehnel D, Thrun S. Generalized-icp[C]// Robotics: Science and Systems, 2009, 2(4): 435.
- [26] Torr P, Zisserman A. Robust Computation and Parametrization of Multiple View Relations[C]//Sixth International Conference on Computer Vision. Piscataway: IEEE, 1998: 727-732.
- [27] Bingham B, Carlos Agüero, McCarrin M, et al. Toward Maritime Robotic Simulation in Gazebo[C]//Oceans 2019 MTS/IEEE Seattle. Piscataway: IEEE, 2019: 1-10.
- [28] Koenig N, Howard A. Design and Use Paradigms for Gazebo, an Open-source Multi-robot Simulator[C]//2004 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). Piscataway: IEEE, 2004: 2149-2154.