

高精度高速度低算力的AUV水下导引光学定位方法

谢正斌¹, 孙哲^{1,2*}, 战绪丰³, 李学龙²

(1. 西北工业大学光电与智能研究院, 陕西西安 710072; 2. 中国电信人工智能研究院(TeleAI), 上海 200030;
3. 中国科学技术大学信息科学与技术学院, 安徽合肥 230026)

摘要: 自主水下航行器(Autonomous Underwater Vehicles, AUV)在长时间执行海洋探测及其他作业任务后, 必须回到回收站进行能源补充和数据传输。在AUV的末端回收阶段, 其定位系统的定位精度与定位速度直接影响AUV的导引成功率。目前的导引技术中, 声学导引方法虽然作用距离较远, 但其定位精度难以满足近距离对接要求; 基于视觉的导引方法虽然精度较高, 但其易受水体浑浊、光照散射等外部环境因素干扰, 且该方法涉及复杂的图像特征提取与矩阵运算, 对AUV所承载的计算平台算力和功耗提出了更高的要求。针对AUV算力受限以及传统视觉方法实时性差、计算量大的问题, 本文提出了一种软硬件一体化的轻量高速光学定位方案。本研究构建了基于多象限光电探测器的AUV导引模型。在硬件方面, 本方案是用搭载于AUV前端的 8×8 阵列式多象限面阵探测器作为信号接收端, 回收站前方部有正三角形排布的LED(Light-Emitting Diode)三导引灯组作为信号发射端。该探测器通过测量入射光斑的形心位置计算三组光信号的入射偏角, 避免了传统视觉系统中大量的图像矩阵计算。在数学模型上, 本文建立了从偏角信息到相对空间坐标的映射关系。考虑到AUV的翻滚角在结构设计阶段已得到约束, 本模型去掉了翻滚角的信息, 有效减少了因姿态测量误差导致的定位精度下降问题, 提升了系统的鲁棒性。针对空间中的非线性求解问题, 本文引入了改进粒子群优化算法(Particle Swarm Optimization, PSO), 以最小化预测偏角与实际测量偏角的误差和作为损失函数, 实现了AUV相对位姿的快速估计。为了验证本算法性能, 本文开展了物理仿真与海试验证。首先, 基于物理模型生成了包含10万组不同数据的仿真数据集, 其中涵盖0~20 m内的不同距离与姿态信息。随后, 将算法部署于低功耗边缘计算平台Jetson Orin NX进行实测。实验结果表明, 在速度方面, 本系统可以在192 Hz的频率下稳定解算AUV的位姿信息; 在精度方面, 在0.6~2 m的末端导引距离内, 本算法的平均定位误差仅为7.81 mm; 在2~20 m的中远导引距离内, 平均定位误差为159.90 mm。此外, 基于ROV(Remotely Operated Vehicle)的海试实验中, 本文以GPS(Global Positioning System)数据作为基准真值, 扣除硬件基准误差后, 与仿真实验的精度水平基本一致, 进一步说明了算法在真实水下环境中的鲁棒性和高效性。相比于已有的视觉导引方法, 本方法在保证毫米级导引定位精度的同时, 展现出了一定的计算量和功耗优势。本算法的单次解算浮点运算量降低至1 MFLOPs(Million Floating-point Operations Per second), 相比文中所列其他方法减少了2~3个数量级, 在Jetson Orin NX上的运行功耗仅约为10 W。本研究进一步缓解了AUV水下末端导引中高精度、高速度与低算力要求之间的矛盾, 为边缘型水下机器人的高效自主回收提供了新的思路。

关键词: 光学导引; AUV水下回收; 多象限光电探测; 粒子群算法; 轻量化; 边缘计算

基金项目: 国家重点研发计划(No.2022YFC2808003); 陕西省自然科学基金面上项目(No.2024JC-YBMS-468)

中图分类号: TP242.3

文献标识码: A

文章编号: 0372-2112(2026)01-0141-12

电子学报URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.12263/DZXB.20250753

High-Precision, High-Speed, and Low-Computing-Power AUV Optical Positioning Method

XIE Zhengbin¹, SUN Zhe^{1,2*}, ZHAN Xufeng³, LI Xuelong²

(1. School of Artificial Intelligence, Optics and ElectroNics, Northwestern Polytechnical University, Xi'an, Shaanxi 710072, China;

2. Institute of Artificial Intelligence (TeleAI), China Telecommute, Shanghai 200030, China;

3. School of Information Science and Technology, University of Science and Technology of China, Hefei, Anhui 230026, China)

Abstract: After performing long-duration ocean exploration and other operational tasks, autonomous underwater vehicles (AUV) must return to a recovery station for energy replenishment and data transmission. During the AUV's terminal recovery phase, the positioning accuracy and speed of its positioning system directly influence the success rate of AUV guidance. Among current guidance technologies, acoustic guidance methods offer long operating ranges but their positioning ac-

curacy struggles to meet close-range docking requirements; while vision-based guidance methods offer higher accuracy, they are susceptible to interference from external environmental factors such as water turbidity and light scattering. Furthermore, such methods involve complex image feature extraction and matrix operations, placing higher demands on the computing power and power consumption of the computational platform carried by the AUV. Addressing the issues of limited AUV computing power, poor real-time performance of traditional visual methods, and high computational load, this paper proposes a hardware-software integrated lightweight high-speed optical positioning scheme. This study constructs an AUV guidance model based on a multi-quadrant photoelectric detector. In terms of hardware, this scheme uses an 8×8 array multi-quadrant area detector mounted on the front of the AUV as the signal receiver, with a group of three light-emitting diode (LED) guidance lights arranged in an equilateral triangle deployed at the front of the recovery station as the signal transmitter. The detector calculates the incident deviation angles of the three optical signals by measuring the centroid position of the incident light spots, avoiding the massive image matrix calculations of traditional visual systems. In the mathematical model, this paper establishes the mapping relationship from angular deviation information to relative spatial coordinates. Considering that the AUV's roll angle is constrained during the structural design phase, information regarding the roll angle is removed from this model, effectively reducing positioning accuracy degradation caused by attitude measurement errors and enhancing system robustness. Addressing the non-linear solving problem in space, this paper introduces an improved particle swarm optimization (PSO) algorithm, using the sum of errors between the predicted deviation angles and the actual measured deviation angles as the loss function, achieving rapid estimation of the AUV's relative pose. To verify the performance of this algorithm, this paper conducted physical simulations and sea trial validations. First, based on a physical model, a simulation dataset containing 100 000 sets of different data was generated, covering different distance and attitude information within 0 m to 20 m. Subsequently, the algorithm was deployed on the low-power edge computing platform Jetson Orin NX for actual testing. Experimental results show that in terms of speed, the system can stably solve for the AUV's pose information at a frequency of 192 Hz; in terms of accuracy, within the terminal guidance distance of 0.6 m to 2 m, the average positioning error of this algorithm is only 7.81 mm; within the medium-to-long guidance distance of 2 m to 20 m, the average positioning error is 159.90 mm. Furthermore, in sea trial experiments based on a remotely operated vehicle (ROV), this paper used global positioning system (GPS) data as the ground truth benchmark. After deducting hardware baseline errors, the accuracy level of the simulation experiments was maintained, further illustrating the robustness and efficiency of the algorithm in a real underwater environment. Compared with existing vision-based guidance methods, this method demonstrates specific advantages in computational load and power consumption while ensuring millimeter-level guidance positioning accuracy: the floating-point operations for a single solution of this algorithm are reduced to 1 million floating-point operations per second (MFLOPs), a decrease of 2 to 3 orders of magnitude compared to other methods listed in the paper, and the operating power consumption on the Jetson Orin NX is only about 10 W. This research further alleviates the contradiction between the requirements for high accuracy, high speed, and low computing power in the underwater terminal guidance of AUVs, providing a new approach for the efficient autonomous docking of edge-type underwater robots.

Keywords: optical guidance; AUV docking; multi-quadrant photoelectric detection; particle swarm optimization algorithm; lightweight; edge computing

Foundation Item(s): National Key Research and Development Program of China (No.2022YFC2808003); Natural Science Basic Research Program of Shaanxi (No.2024JC-YBMS-468)

0 引言

水下自主航行器 (Autonomous Underwater Vehicle, AUV) 在获取水下信息任务中扮演着越来越重要的角色,能够在极端水下环境自主完成探测、搜索、开发等任务^[1-6]。在完成探测或作业任务后,AUV 必须通过导引回收来保证续航与指令更新。在该过程中,如何实现 AUV 精确、快速定位成为了关键问题。目前,AUV 的导引回收方式主要包括适用远距离端的声学导引和近距离端的电磁导引、光学导引^[7-13]。其中,声学导引距离远,但是定位精度低,无法满足近距离

的精确回收需求,适合远距离初步定位;电磁导引易受附着物影响,且目前尚不成熟;光学导引定位精度高、高隐蔽性的优势,更适合近距离回收,已经成为了末端导引的研究热点。

目前,AUV 末端精确导引回收的主要方式是光学导引,根据探测器的类型不同,光学导引方法可以分为基于图像探测器的视觉导引和基于位置探测器的光学导引。基于图像探测器的视觉导引方法主要利用水下相机,以较高帧率实时获取水下图像,提取已知目标物体的颜色、长度和纹理等特征信息,与已有相应信息匹配,随后建立相对参考系获得 AUV 与回

收站的相对位姿信息^[14-19]。韩国科学技术院 Park 等人^[20]提出了基于单目视觉的 AUV 光学导引方法,通过二值化方法识别 5 个导引灯位置,实现了在 10~15 m 距离的 AUV 水下导引回收。日本冈山大学 Khin 等人^[21]提出了基于双目视觉的水下 AUV 导引方法,使用了基于颜色的特征提取和 3D 模型匹配算法,实现了 33 ms 响应时间的 AUV 水下导引定位。德国弗劳恩霍夫协会的 Karimanzira 等人^[22]采用 R-CNN (Region-based Convolutional Neural Network, R-CNN) 网络结构学习检测回收平台的 4 类标记物,利用精细搜索方法和贝叶斯优化方法对目标区域进行了检测识别,实现了误差 30 cm@1 m 的 AUV 定位精度。西北工业大学 Ren 等人^[23]使用了 4 个蓝绿光信标和 Aruco 码作为目标物体,对获取的目标图像使用 P4P (Perspective-4-Point, P4P) 算法进行位姿解算, AUV 近距离定位误差仅 3 cm。可以看出,基于图像探测器的视觉导引方法具有视场角大、定位精度高等优点,但由于水对光存在吸收、散射和折射,会导致 AUV 获取的图像模糊、失真,易出现视场遮挡、图像对比度低等问题,影响目标特征提取和匹配的准确性,进而影响位姿解算精度。另外,基于单/双目视觉的光学导引方法计算复杂度高,算力要求高,实时性相对较差,将显著降低 AUV 水下导引回收的鲁棒性。

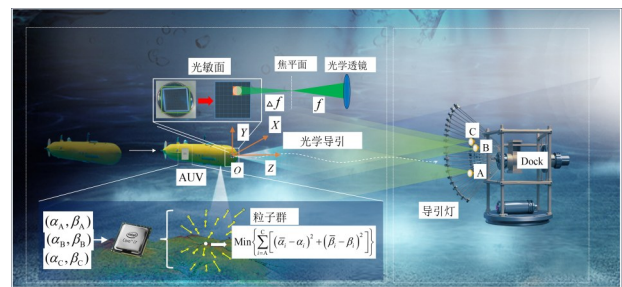
为了解决图像探测器的视觉导引方法数据量大、解算频率低、算力要求高的问题,研究人员提出了基于位置探测器的光学导引方法,通过光电探测器等装置获取已知目标体的光信号,提取其强度、频率、相位等特征信息,建立相对参考坐标系,获得 AUV 与回收站的相对位姿信息^[24-26]。海军指挥、控制和海洋监视中心 Cowen 等人^[27]提出了基于可见光的水下 AUV 导引方法,使用四象限光电探测器获取光照强度差异,进而计算 AUV 的位姿角状态,在 30 m 的探测距离内实现了厘米级的导引定位精度。中国科学院西安光机所吴国俊等人^[28]提出了多导引光源的四象限探测器光学导引方法,通过迭代方法提高了 AUV 的位置结算精度,但存在计算复杂度高的问题。浙江大学 Chen 等人^[29]提出了由 7 个光电二极管组成的二极管阵列接收光信号,二极管阵列的设计原理类似于四象限探测器,该方法扩大了可接收光信号的视场角,减少了定位误差。可以看出,基于位置探测器的光学导引方法,具有数据量小、实时性高等优点,能够满足 AUV 水下回收末端导引需求,但在位置解算过程中需要实时输入姿态角,造成数据对齐难、数据匹配难。另外,定位解算依赖额外传感器,定位精度取决于姿态角精度,进而导致定位精度低、解算速度慢,且容易出现位姿解算错误。

本文提出了高精度、高速度、低算力的 AUV 水下导引光学定位方法,构建了多象限面阵探测器与回收站导引灯的几何约束模型,并设计了相应的光学测角定位硬件系统,用于获取 AUV 与导引灯之间的偏角信息。将这些偏角数据作为输入,通过粒子群优化算法实时推算 AUV 的相对空间位置。在该方法中无需依赖完整的姿态角测量,从而避免了姿态误差对定位精度的影响。实验结果表明,该方案在保证解算速度的同时提升了末端回收阶段的定位精度,有效降低了对平台算力的需求。

1 多象限面阵探测器定位系统与工作原理

1.1 多象限面阵探测器定位系统

系统硬件部分包括以等边三角形方式布置的 LED (Light-Emitting Diode) 导引灯组,以及搭载于 AUV 前端的多象限面阵探测器,两者共同构成了光学测角定位单元,如图 1 所示。导引灯组以既定频率和强度发射脉冲光信号,经水体吸收散射后抵达多象限面阵探测器的光敏面,光信号因角度、距离不同形成位置、尺寸不一的光斑,光敏面的每个象限单元都是一个光电二极管或雪崩光电二极管,光斑点区域内的各光电二极管受光照射后会在 4 ns 内迅速输出微小电流^[30],电流经功放等元器件放大处理后做后续光斑定位检测,各单元输出电流与该区域内所占光斑大小和光强成正比。



(a) AUV 与多象限探测器 (b) 导引灯组
(a) AUV and multi-quadrant detector (b) Guidance light array

图 1 基于多象限光敏探测的定位系统设计与原理

Figure 1 Design and operating principle of the positioning system based on a multi-quadrant photodetector

多象限面阵探测器搭载于 AUV 前端,以 60° 视场角接收 LED 灯组发出的光信号。多象限面阵探测器用于测角的原理如图 1(a) 所示,探测器主要由一层光学透镜、多个光敏器件和数字模拟电路构成^[31]。采用的多象限面阵探测器面阵尺寸为 8 × 8,即由 64 个相同性能的光电二极管构成,光斑的位置和大小取决于入射光角度和透镜参数。为便于计算,首先在光敏面上建立三维坐标系 O ,其中 O 为光敏面中心点, X 轴

与光敏面平行水平指向右侧, Y 轴与光敏面平行垂直指向上方, Z 轴垂直于光敏面向前。设 (x_c, y_c) 为光敏面上光斑的形心位置, 可用式(1)和(2)计算:

$$x_c = k \cdot \Delta x = k \cdot \frac{(U_A + U_D) - (U_B + U_C)}{U_A + U_B + U_C + U_D} \quad (1)$$

$$y_c = k \cdot \Delta y = k \cdot \frac{(U_A + U_B) - (U_C + U_D)}{U_A + U_B + U_C + U_D} \quad (2)$$

其中, U_A, U_B, U_C, U_D 分别为光敏面上四象限的输出电压信号, 四个象限的选择按照输出电压值最高的四个方形象限进行选取; Δx 和 Δy 分别为 X 轴、 Y 轴方向的电压差值; k 是由光敏面面积决定的常数, 通常需要经过人工校准获得。得到光斑形心位置 (x_c, y_c) 后, 光线入射角 (θ_x, θ_y) 可由式(3)和(4)获得:

$$\theta_x = \arctan \frac{x_c}{f + \Delta f} \quad (3)$$

$$\theta_y = \arctan \frac{y_c}{f + \Delta f} \quad (4)$$

其中, f 为透镜焦距; Δf 为光敏面的散焦。至此, 光斑形心与光束入射角度的计算已经完成。

1.2 多象限面阵探测器导引定位系统工作原理

为了降低对 AUV 的边缘算力需求, 且保持光学定位精度, AUV 多象限光电探测的光学定位系统在设计上充分考虑了水下复杂环境与姿态扰动对导引定位精度的影响。首先, 由于翻滚角通常在 AUV 结构设计阶段已通过重心布局和控制策略加以约束和抵消, 系统在建模与算法层面不依赖 AUV 的翻滚角输入, 而是通过三点构型推导俯仰角和偏航角, 因此在解算过程中不再引入该自由度, 避免了因姿态角测量误差造成解算定位精度降低的问题, 提升了模型的可控性和稳定性。其次, 采用粒子群算法对测角误差具有一定冗余, 即偏角误差在 0.1° 范围内, 平均定位误差依然保持在毫米量级。再次, 相比于基于图像的光学导引方法, 多象限光电探测方法不依赖图像清晰度, 能有效抵抗水下环境中的光散射、图像模糊等问题, 显著增强了系统在复杂环境中的定位精度和可靠性。

为了避免导引灯组间的相互干扰, 各导引灯的光信号采用异步发射方式, 即在同一时刻仅有一个导引灯传输光信号, 且每个导引灯的光信号具备单独的编码规则。AUV 获取编码后的光信号后, 根据既定规则解码三个导引灯的光信号并计算出各光斑的偏角信息, 进而解算出 AUV 与回收站的相对空间信息。AUV 的姿态角信息也由三组导引灯的偏角信息计算获得, 设 AUV 相对于导引灯 i 的偏航角、俯仰角和翻滚角为 $(\alpha_i, \beta_i, \gamma_i)$ 。由于翻滚角通常在 AUV 结构设计阶段已通过重心布局和控制策略加以约束和抵消, 此处仅讨论偏航角 α_i 与俯仰角 β_i , 计算方式如式(5)和(6)所示:

$$\alpha_i = \arctan \left(\frac{X_i}{Z_i} \right) \quad (5)$$

$$\beta_i = \arctan \left(\frac{Y_i}{\sqrt{X_i^2 + Z_i^2}} \right) \quad (6)$$

其中, (X_i, Y_i, Z_i) 为导引灯 i ($i = A, B, C$) 的坐标。如图 2 所示, 设导引灯 A 在 AUV 坐标系 O 中的坐标为 (X_A, Y_A, Z_A) , AUV 相对于导引灯 A 的姿态角为 $(\alpha_A, \beta_A, \gamma_A)$, 可根据式(3)计算出一对姿态角 (α_A, β_A) 。依照此法获得三对偏航角和俯仰角 (α_A, β_A) 、 (α_B, β_B) 、 (α_C, β_C) 后, 进而可以迭代估算 AUV 相对于导引灯中心处的相对坐标与自身姿态信息。

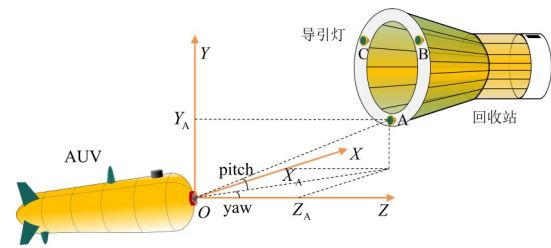


图2 AUV航角示意图

Figure 2 Schematic diagram of the AUV heading angle

2 AUV 光学导引定位方法

理论上, 单个导引灯能够提供 AUV 相对导引灯方向信息, 双导引灯能够确定空间位置, 但难以确定姿态信息。本文提出的 AUV 水下回收末端光学导引定位方法基于三导引灯, 其几何排布方式为正三角形排布, 能够确保解算结果的唯一性。

AUV 光学导引方法技术路线主要包含算法优化部分和算法实施部分。在算法优化部分, 仿真生成 10 万组导引灯组与 AUV 的位姿数据, 并将其转换为偏角信息, 将偏角信息作为粒子群算法系统输入, 输出预测 AUV 相对位置和姿态信息与真实值比对, 以验证算法性能并优化算法参数。在算法实施部分, 将真实测量数据作为系统输入, 并输出预测的 AUV 与导引灯组的相对位置和姿态信息。

2.1 光学定位数学模型构建

以导引灯组形心处为坐标系原点, Z 轴垂直灯组面朝向灯组前方, X 轴水平朝向灯组右方, Y 轴垂直朝向上方, 建立导引灯组坐标系 O' , 如图 3 所示。

$P' = (X'_p, Y'_p, Z'_p)$ 为 AUV 探测器在导引灯组坐标系 O' 内的相对位置坐标, 则单个导引灯可给出如下约束方程:

$$A_i X'_p + B_i Y'_p + C_i Z'_p + D_i = 0 \quad (7)$$

其中, A_i, B_i, C_i, D_i ($i = A, B, C$) 为 4 个与 AUV 姿态角信息相关的参数。3 个导引灯共给出 3 组以上约束方

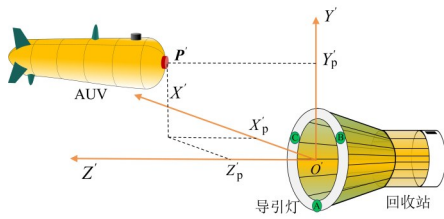


图3 导引灯组坐标系

Figure 3 Coordinate system of the guidance light array

程,将3组约束方程展开为矩阵形式可表示为

$$\begin{pmatrix} A_A & B_A & C_A \\ A_B & B_B & C_B \\ A_C & B_C & C_C \end{pmatrix} \begin{pmatrix} X'_p \\ Y'_p \\ Z'_p \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -D_A \\ -D_B \\ -D_C \end{pmatrix} \quad (8)$$

由上述推导可知,AUV与导引灯组的相对位置在理想情况下可以通过解三元一次线性方程组直接获得。由于3个导引灯在空间中不共线,参数矩阵满秩为3,因此根据克拉默法则(Cramer's rule)^[32]可以保证方程组具有唯一解。然而在实际应用中,受环境噪声和测量误差的影响,偏角数据往往存在扰动,使得解析求解难以得到稳定可靠的结果,需要借助数值优化方法进一步处理。

针对此,本文采用粒子群算法迭代求解 P' 。光学导引定位的数学建模可分为两部分:用于生成偏角数据的数据建模,以及用于推算空间坐标的位置解算建模。数据建模主要用于生成偏角信息,为模型算法验算仿真数据。在导引灯坐标系 O' 中的目标区域内随机产生10万组AUV坐标,通过式(5)和(6)用以上坐标计算出3组导引灯的偏角信息 $(\alpha_A, \beta_A), (\alpha_B, \beta_B), (\alpha_C, \beta_C)$,其中 (α_i, β_i) 为AUV相对于导引灯 $i(i=A, B, C)$ 的偏航

$$\mathbf{Q} = \begin{bmatrix} \cos \alpha \cos \beta & \cos \alpha \sin \beta \sin \gamma - \sin \alpha \cos \gamma & \cos \alpha \sin \beta \cos \gamma + \sin \alpha \sin \gamma \\ \sin \alpha \cos \beta & \sin \alpha \sin \beta \sin \gamma + \cos \alpha \cos \gamma & \sin \alpha \sin \beta \cos \gamma - \cos \alpha \sin \gamma \\ -\sin \beta & \cos \beta \sin \gamma & \cos \beta \cos \gamma \end{bmatrix} \quad (10)$$

对于坐标系 O'' 中的导引灯 $A''(x''_A, y''_A, z''_A)$,其在经姿态转换后的AUV坐标系 O 中的坐标 $A(x_A, y_A, z_A)$ 可通过以下公式计算:

$$\begin{bmatrix} x_A \\ y_A \\ z_A \end{bmatrix} = \mathbf{Q}^T \begin{bmatrix} x''_A \\ y''_A \\ z''_A \end{bmatrix} \quad (11)$$

其中, \mathbf{Q}^T 为 \mathbf{Q} 矩阵的转置矩阵。综合以上推导得到导引灯系与AUV坐标系的坐标变换关系。

对于生成的10万组AUV仿真相对坐标 $P_n = (x_n, y_n, z_n) (n=1, 2, \dots, 100\,000)$,根据式(5)和(6)计算出AUV相对导引灯组的偏角信息 $(\alpha_{A,n}, \beta_{A,n}), (\alpha_{B,n}, \beta_{B,n}), (\alpha_{C,n}, \beta_{C,n}), n=(1, 2, \dots, 100\,000)$,并在偏角基础上加入 $0.01^\circ \sim 0.1^\circ$ 的微小高斯噪声角度误差作为扰动,形成10万组AUV相对位姿仿真数据。

角和俯仰角,再将以上偏角加入 $0.01^\circ \sim 0.1^\circ$ 的微小角度扰动后作为系统输入。位置解算建模主要用于根据3组导引灯的偏角信息 $(\alpha_A, \beta_A), (\alpha_B, \beta_B), (\alpha_C, \beta_C)$ 求解AUV与的相对位置坐标 $P' = (X'_p, Y'_p, Z'_p)$,通过迭代方法求出 P' 的最优解,使得该解与实际偏角信息的误差最小。

2.2 光学定位数据集构建

由于水下导引数据集的真值获取难度大,且数据集的大小直接影响模型的训练效果。因此,通过对导引灯组与AUV进行建模,使用物理仿真方式计算偏角位置来制作一一对应的数据集。该数据集包含了不同距离、角度和姿态下的偏角信息与相应的AUV坐标信息,数据集大小为10万组。

首先在导引灯组坐标系 O' 的 Z' 轴方向 45° 顶角圆锥区域,以均匀方式在 $0.6 \sim 20$ m水平范围内随机生成10万组AUV坐标 $P_n = (x_n, y_n, z_n) (n=1, 2, 3, \dots, 100\,000)$ 。为方便计算偏角信息,需将导引灯坐标系 O' 转化为AUV坐标系 O 。首先将导引灯组坐标系 O' 平移至AUV坐标系 O 的坐标系设为 O'' 。设AUV坐标系原点 O 、导引灯A在导引灯组坐标系 O' 中的坐标分别为 P', A' ,导引灯A在坐标系 O'' 中的坐标为 $A''(x''_A, y''_A, z''_A)$,其坐标变换关系为

$$\begin{bmatrix} x''_A \\ y''_A \\ -z''_A \end{bmatrix} = A' - P' \quad (9)$$

平移并镜像转换坐标系后,还需考虑AUV自身的3个姿态角 (α, β, γ) 做进一步的坐标系变换。AUV坐标系的旋转矩阵 \mathbf{Q} 为

2.3 基于粒子群算法的定位位置解算算法

粒子群算法(Particle Swarm Optimization, PSO)是一种基于群体智能的优化算法,具有计算复杂度低、收敛速度快等优点。粒子群算法的基本思想是通过模拟鸟群觅食行为来寻找最优解,其中每个粒子代表一个可能的解,粒子在搜索空间中移动,并根据自身和群体的经验来更新自身位置和速度^[33]。粒子群算法的适应度函数为

$$f(x) = - \sum_{i=A}^C \left[(\bar{\alpha}_i - \alpha_i)^2 + (\bar{\beta}_i - \beta_i)^2 \right] \quad (12)$$

其中, $\bar{\alpha}_i, \bar{\beta}_i$ 分别为导引灯 $i(i=A, B, C)$ 的算法预测偏角; α_i 和 β_i 分别为导引灯 $i(i=A, B, C)$ 的实际偏角,适应度函数的目标是 minimized 预测偏角与实际偏角之间的误差。

粒子群算法的主要步骤包括初始化粒子群、计算粒子适应度、更新粒子速度和位置、更新最优解等。设第 $t(t=1, 2, \dots, T)$ 轮迭代计算全体粒子适应度值时, 适应度值最大粒子所处位置为 $\mathbf{P}_b^{(t)}(x_b^{(t)}, y_b^{(t)}, z_b^{(t)})$, 其速度为 $\mathbf{V}_b^{(t)}(v_{b,x}^{(t)}, v_{b,y}^{(t)}, v_{b,z}^{(t)})$, $\mathbf{P}_{n,b}$ 为第 n 个粒子在历次迭代中适应度最大时所处的位置, \mathbf{P}_b^t 为第 t 轮迭代中群体内适应度最大的粒子所处位置, \mathbf{P}_n^t 为第 t 轮中第 n 个粒子所处的位置。将各粒子对自身惯性 w_n^t 、个体经验 $\mathbf{P}_{n,b} - \mathbf{P}_n^{(t-1)}$ 和群体经验 $\mathbf{P}_b^{(t)} - \mathbf{P}_n^{(t)}$ 加权作为 t 轮的粒子速度 $\mathbf{V}_n^{(t)}$, 粒子速度 $\mathbf{V}_n^{(t)}$ 的计算公式为

$$\mathbf{V}_n^{(t)} = w_n^t \mathbf{V}_n^{(t-1)} + c_1 r_1 (\mathbf{P}_{n,b} - \mathbf{P}_n^{(t-1)}) + c_2 r_2 (\mathbf{P}_b^{(t)} - \mathbf{P}_n^{(t)}) \quad (13)$$

其中, $\mathbf{V}_n^{(t)}$ 为第 t 轮迭代时第 n 个粒子的速度; w_n^t 为各粒子自身惯性参数; c_1, c_2 分别为个体与群体经验权重; r_1, r_2 在 $[0, 1]$ 之间均匀分布的随机数, 以增加搜索随机性。得到第 t 轮粒子群速度后, 更新各粒子位置, 进行下一轮搜索, 直到迭代次数达到 T 。惯性参数 w_n^t 的计算公式为

$$w_n^t = w_{\max} - (w_{\max} - w_{\min}) \frac{t}{T} \quad (14)$$

其中, w_{\max} 为惯性权重上界; w_{\min} 为惯性权重下界。粒子位置更新公式如(15)所示:

$$\mathbf{P}_n^{(t+1)} = \mathbf{P}_n^{(t)} + \mathbf{V}_n^{(t)} \quad (15)$$

本文所用粒子群算法的基本步骤如图4所示。

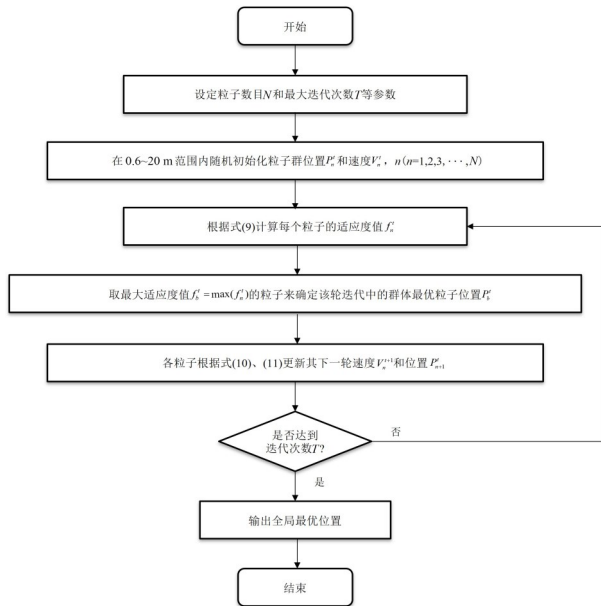


图4 粒子群算法基本步骤

Figure 4 Basic steps of the particle swarm optimization algorithm

3 AUV 水下导引的光学定位仿真实验与分析

3.1 仿真实验

高精度、高速度、低算力的AUV水下导引光学定

位的仿真实验设计与结果分析, 主要包括数据集的生成、粒子群算法的参数设置、实验结果与分析等。首先生成10万组AUV相对位姿仿真数据集, 算法部署与测试主要在一台配备CPU为i7-14700HX, 内存为16 GB, CPU功耗为55 W的计算机上完成。粒子群算法的参数设置如下: 粒子数目 N 为130, 最大迭代次数 T 为20, 惯性速率参数 w_n^t 为0.4~0.8之间的动态参数, 粒子初始速度 $\mathbf{V}_n^{(0)}$ 为0, 个体经验权重 c_1 为0.5, 群体经验权重 c_2 为1.1, 以预测偏角与实际偏角之间的均方差作为本算法解算误差。

采用预测位置与实际位置之间的欧几里得距离作为算法解算精度的评价指标, 欧几里得距离越小, 说明算法解算精度越高^[34]。欧几里得距离描述的是两个点之间的直线距离, 具有简单直观的优点, 其计算公式如式(16)所示:

$$d = \sqrt{(\bar{x} - x)^2 + (\bar{y} - y)^2 + (\bar{z} - z)^2} \quad (16)$$

其中, $(\bar{x}, \bar{y}, \bar{z})$ 和 (x, y, z) 分别为预测位置和实际位置的坐标。

在0.6~20 m范围内对粒子群算法进行导引定位仿真实验, 引入三组多象限面阵探测器的测角误差, 分别为0.01°、0.05°、0.1°三组, 测角误差以正态分布方式随机生成, 实验结果如表1所示。在定位距离0.6~2 m的范围内, 本文提出算法的定位误差基本一致, 在近距离对测角误差冗余性较高。在定位距离2~5 m的范围内, 0.1°时的定位误差是0.01°的近2倍, 随着距离的增加, 测角误差越大, 定位误差显著增加, 说明多象限面阵探测器的测角误差在近距离对定位精度影响较小, 在远距离影响较大。

表1 不同距离下解算方法对比实验结果

Table 1 Experimental results comparing the solution methods at different distances

测角误差/(°)	平均定位误差/mm			标准差/mm		
	0.6~2 m	2~5 m	5~20 m	0.6~2 m	2~5 m	5~20 m
0.10	7.83	19.10	188.12	9.03	14.66	204.06
0.05	7.50	13.39	95.79	9.58	11.01	108.05
0.01	7.22	9.78	24.96	9.45	10.43	52.67

为进一步直观分析本文提出算法的定位误差随距离的变化规律, 研究了不同测角误差条件下定位误差随定位距离的变化规律, 如图5所示。可以看出, 对于0.01°、0.05°、0.1°三组测角误差, 测角误差越小, 定位误差越低。在算法冗余性方面, 在多象限面阵探测器测角误差0.1°的条件下, 当AUV位于回收站较远距离(5~20 m)处, 本文提出算法的平均定位误差为188.12 mm, 能够满足远距离初定位需求, 并确定回收站方向; 在近(2~5 m)距离处的平均定位误差约19.10 mm, 能够保证AUV以低碰撞概率平稳驶入回

收站,在末端0.6~2 m距离处的平均定位误差为7.83 mm,完全可以保证AUV进入回收站。通过仿真实验可以看出,本文提出的算法在AUV水下末端导回收引定位任务中具备较高的精度。

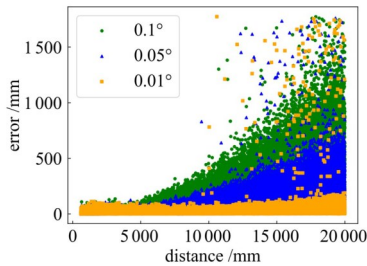


图5 粒子群算法定位精度仿真实验结果

Figure 5 Simulation results of positioning accuracy using the particle swarm optimization algorithm

为直观展示粒子群算法的解算效果,在测角误差 0.1° 、定位距离 $0\sim 20$ m的条件下,从10万个仿真数据中抽取1000个连续点作为连续轨迹,抽取方法按照轨迹: $y=1, 2, \dots, 20\ 000$ mm, $x=\sin(y/5\ 000)\times 1\ 000$ mm, $z=\cos(y/5\ 000)\times 1\ 000$ mm就近从中取点,解算结果如图6所示。

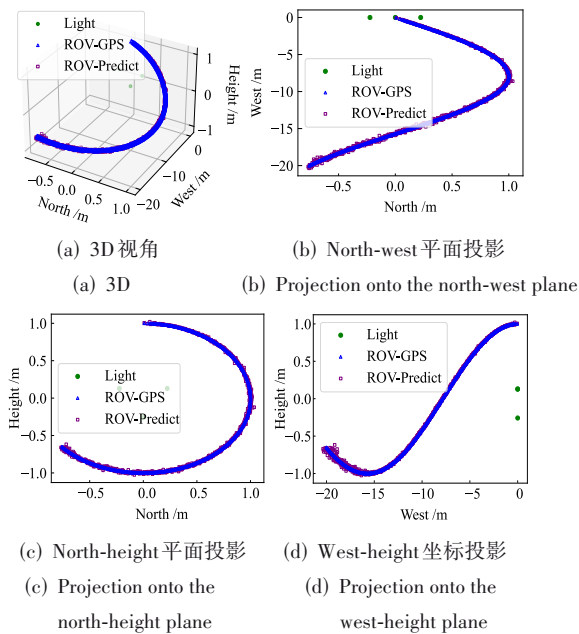


图6 连续轨迹仿真实验结果

Figure 6 Simulation results of the continuous trajectory

图6中绿色圆点为导引灯组,蓝色三角形为AUV的仿真GPS(Global Positioning System)位置,紫色方形为算法预测的AUV位置,解算误差随距离的增大而增大。经计算,算法预测的 $0\sim 20$ m定位距离下AUV连续轨迹平均定位误差为73.91 mm。因此,粒子群算法的预测结果与目标仿真数据非常逼近,进一步说明

本算法能够在中距离内具备高精度解算AUV水下末端回收导引定位位置。

3.2 算法比较分析

在多象限面阵探测器 0.1° 角度误差,相同的 $0.6\sim 20$ m仿真数据下,将粒子群算法与其他优化算法进行比较,包括遗传算法(Genetic Algorithm, GA)、蚁群算法(Ant Colony Optimization, ACO)和模拟退火算法(Simulated Annealing, SA)。实验结果如表2所示,在解算精度方面,粒子群算法分别高于遗传算法、蚁群算法、模拟退火算法864.30%、4 895.21%、1 768.53%,在AUV水下导引的光学定位解算任务中,算法收敛性更优。在解算速度方面,使用i7-14700HX处理平台,粒子群算法单点解算速度最快达到2.20 ms,即454.55 Hz的位置解算频率,能够保障AUV高速修正航向。

表2 不同解算对比方法实验结果

Table 2 Experimental results of different comparative solution methods

算法	平均定位误差/mm	计算时长/ms
模拟退火算法	1 250.64	1 199.10
遗传算法	7 083.38	208.50
蚁群算法	2 559.07	135.60
粒子群算法(本文方法)	144.70	2.20

尽管本文在算法开发阶段采用了高性能CPU(i7-14700HX),但算法的高效性本质上源于计算复杂度的降低。传统的视觉导引方法需处理高分辨率图像矩阵(单帧数据量 3×10^5 B),涉及大量卷积与特征提取运算。相比之下,本文方法仅需处理多象限探测器输出的少量浮点型角度数据(单帧数据量 <100 B),数据吞吐量降低了3~4个数量级。理论计算表明,本算法单次解算的浮点运算量(Floating-point Operations Per second, FLOPs)约为 1×10^6 。为了实现工程化应用,将本文提出的算法部署于算力相对较低的嵌入式边缘计算平台Jetson Orin NX进行测试,并与已有的视觉导引方法进行对比,如表3所示。依据Geekbench 5权威数据库^[35],该视觉算法运行的ThinkPad P52s为1100分,而边缘计算板卡Jetson Orin NX的单核评分为815分,两者处于同一性能量级且Jetson Orin NX性能相对更弱。

为了进一步证明本文提出算法在定位精度、解算速度、功耗、运算量方面的优势,实验选取了使用算力相近、计算速度最快且平均定位误差最小的视觉定位算法(文献[36])与本文提出算法进行对比。在定位精度方面,相同定位距离下(≤ 1.1 m)使用Jetson Orin NX的平均定位误差为5.21 mm,表3中文献[36]的平均定位误差为6.680 mm,本文提出算法具有定位精度高的优势。在单次解算耗时方面,Jetson Orin NX的5.2 ms(即192.31 Hz的解算频率)远低于文献[36]

的 13.6 ms, 本文提出算法能够满足水下导引的高实时性要求。在功耗方面, Jetson Orin NX 的计算功耗仅为 10 W, 而文献[36]所用的台式机平台功耗约为 65 W。在运算量方面, 由于本文算法运算仅为相对简单的几何运算, 运算量仅为 1 MFOPs。而视觉算法

需要特征检测识别, 运算量大约在 50 MFOPs。因此, 本文提出的算法以相近且略低的定位误差, 约 2.6 倍的时间差距以及约 7 倍的能效提升, 证明了本文提出的 AUV 光学导引定位方法具有定位精度高、解算速度快、算力需求低的优势。

表 3 与视觉导引及光学导引算法比较

Table 3 Comparison with vision-guidance and optical-guidance algorithms

作者	方法	距离/m	计算时长/ms	评估指标	计算平台	最大功耗/W	单帧算力需求/MFLOPs	文献
Zhang et al.	视觉	≤1.1	13.6	平均定位误差: 6.680 mm	ThinkPad P52s	65	50	文献[36]
Myint et al.	视觉	≤1.0	33.0	平均定位误差: ±20 mm	i7-3770	77	1 000	文献[37]
Zhao et al.	视觉	≤1.1	372.0	平均定位误差: 188 mm	i7-1165G7	28	50	文献[38]
Liu et al.	视觉	≤4.0	170.0	平均定位误差: 9.818 mm	Intrl Xeon 3.60 GHz CPU	300	50	文献[39]
An et al.	视觉	—	45.0	准确率: 97.5%	NVIDIA Jetson Xavier NX	15	2 000	文献[40]
Proposed	光学	≤1.1	2.2	平均定位误差: 5.20 mm	i7-14700HX	55*	1	—
		0.6~2.0		平均定位误差: 7.79 mm				
		2.0~20.0		平均定位误差: 159.94 mm				
Proposed	光学	≤1.1	5.2	平均定位误差: 5.21 mm	Jetson Orin NX	10	1	—
		0.6~2.0		平均定位误差: 7.81 mm				
		2.0~20.0		平均定位误差: 159.90 mm				

注: 表中所示功耗为测试用 CPU 的基础功率, 并非算法实际运行功耗。得益于极低的运算量, 本算法实际资源占用率极低, 可部署于 10 W 平均功耗运行的 Jetson Orin NX 板卡。

通过优化调整粒子数目、最大迭代次数、惯性速率参数、粒子初始速度、个体经验权重和群体经验权重等参数, 研究对解算精度和速度的影响并进行消融实验。消融实验结果如表 4 所示, 惯性权重 w_n 和群体经验权重 $P_b^{(t)} - P_n^{(t)}$ 对解算精度有较大影响, 群体经验权重 $P_b^{(t)} - P_n^{(t)}$ 、粒子数目 N 和迭代次数 T 对解算速度有较大影响。算法参数如下: 粒子数目 N 为 130, 最大迭代次数 T 为 20, 惯性速率参数 w_n' 是与 t 相关的动态参数, 粒子初始速度 $V_n^{(0)}$ 为 0, 个体经验权重 $P_{n,b} - P_n^{(t-1)}$ 为 0.5, 群体经验权重 $P_b^{(t)} - P_n^{(t)}$ 为 1.1, 在算法精度和速度上达到了相对平衡。

4 海试验证

为了验证本文提出方法的有效性, 自然资源部北海海洋技术中心港池团队开展了基于无人遥控潜水器 (Remotely Operated Vehicle, ROV) 的水下光学导引定位实验验证, 如图 7 所示。海试港池水深 8~15 m、水体光学衰减系数 1.9 m^{-1} 、风力 2 级、水温 $25 \text{ }^\circ\text{C}$ 、天气日间多云。使用 ROV 挂载多象限面阵探测器, 用于采集偏角数据并验证算法性能, 并将算法部署于 ROV 的边缘计算平台, 硬件系统参数如表 5 所示。为了获得可靠的位置信息, ROV 通过刚性结构安装了

表 4 消融实验结果

Table 4 Ablation study results

方法	计算用时/ms	平均距离误差 /mm			标准差 /mm		
		0.6~2 m	2~5 m	5~20 m	0.6~2 m	2~5 m	5~20 m
去掉惯性权重 w_n	2.1(—)	21.32(↑)	46.33(↑)	301.55(↑)	30.21(↑)	90.53(↑)	368.52(↑)
去掉个体经验权重 $P_{n,b} - P_n^{(t-1)}$	2.5(—)	10.47(↑)	18.80(—)	188.71(—)	11.49(↑)	14.02(—)	206.71(↑)
去掉群体经验权重 $P_b^{(t)} - P_n^{(t)}$	2.4(—)	139.16(↑)	313.99(↑)	845.52(↑)	74.17(↑)	202.22(↑)	437.19(↑)
增加粒子数目 N 至 300	4.1(↑)	4.47(↓)	16.07(↓)	186.71(↓)	5.10(↓)	13.33(↓)	201.97(↓)
增加最大迭代次数 T 至 10	1.3(↓)	30.43(↑)	35.86(↑)	197.63(↑)	24.05(↑)	21.98(↑)	213.98(↑)
增加最大迭代次数 T 至 40	5.6(↑)	2.21(↓)	14.12(↓)	186.45(↓)	2.07(↓)	13.10(↓)	202.56(↓)
增加初始速度 $ V_n^{(0)} $ 至 1.0	2.4(—)	7.89(—)	19.03(—)	187.93(—)	9.35(—)	14.62(—)	203.64(—)
本文方法	1.8	7.83	19.10	188.12	9.03	14.66	204.06

注: 表中“↑”表示目标数值结果相较初始设定的数值结果有所增加, “↓”表示目标数值结果相较初始设定的数值结果有所下降。“—”表示目标数值结果相较初始设定结果差值不足 1.0, 因计算随机性可视作结果不变。

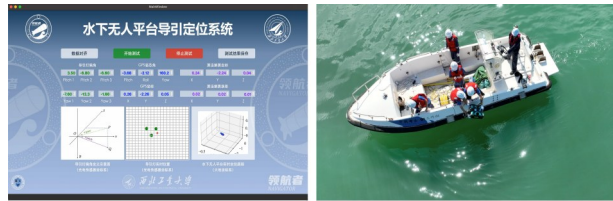
全球卫星定位系统(GPS),并确保GPS始终伸出水面,与ROV保持同步运动,从而为实时解算结果提供实时参考基准。鉴于常规GPS容易受到卫星钟差等因素的影响而产生测量误差,采用实时动态测量技术(Real-Time Kinematic, RTK)进行差分修正,水平定位误差为3~4 cm,垂直误差为1~2 cm。此外,团队开发了配套测试软件,具备轨迹可视化、偏角与位置数据同步记录、精度评估和算法运行状态监测等功能。

与保存,支持后续的定位精度、算法稳定性、参数调整等工作。

表 5 硬件参数信息

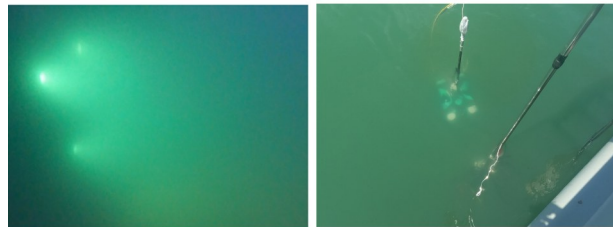
Table 5 Hardware parameter information

器件	参数
LED 导引灯	功率: 100 W
	耐水压性: 3 000 m
	波长范围: 500~560 nm
GPS	水平误差: 3~4 cm
	垂直误差: 1~2 cm
多象限面阵探测器	电压: 8.4 V
	阵列大小: 8 × 8
	测量误差: ≤ 0.1°
	响应不一致性: ≤ 10%
	工作电压: ±5.5~6 V
	静态功耗: 3 W
ROV	致动器数量: 6
	重量: 13 kg
	最大推力: 3 kN
	尺寸: 470 mm × 350 mm × 260 mm
	额定深度: 300 m



(a) 测试软件主界面 (b) AUV 远端布放

(a) Main interface of the test-software (b) Remote deployment of the AUV



(c) 导引灯组水下工作 (d) AUV 与导引灯组布放
(c) Underwater operation of the and guidance light array (d) Deployment of the AUV the guidance light array



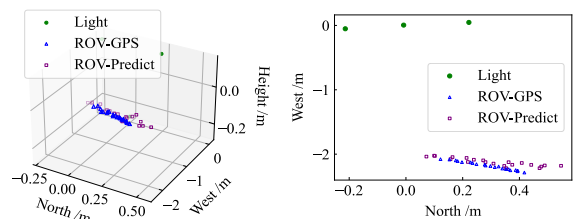
(e) AUV 水下工作 (f) 导引回收实拍图
(e) Underwater operation of the AUV (f) On-site photo of docking

图 7 AUV 海试过程布放图

Figure 7 Deployment during the AUV sea trials

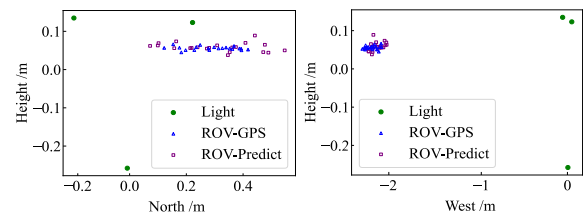
在海试验证过程中,首先在港池中布设正三角形排列的导引灯组,以产生可识别的光学信号。之后,将多象限面阵探测器安装在 ROV 底部,并通过刚性结构将 GPS 固定于其顶部,并确保 ROV 在运动过程中 GPS 始终位于水面以上,同步获取 ROV 位姿信息。光学导引定位过程中,ROV 按照预设轨迹逐步靠近导引灯组,多象限面阵探测器实时接收导引灯光信号并输出偏角信息,经算法解算获得相对位置信息,并与 GPS 测得的位置进行匹配。测试软件同时记录导引灯偏角、GPS 坐标和算法解算位置,并实时可视化

为了验证粒子群算法的光学导引定位精度,首先对偏角数据和位置数据去除异常值。然后,将偏角数据输入粒子群算法进行位置解算,得到 AUV 与导引灯组的相对位置坐标。最后,将解算结果与 GPS 系统提供的真实位置坐标进行比较,计算出解算精度,如图 8 所示。



(a) 3D 视角 (b) North-west 平面投影

(a) 3D (b) Projection onto the north-west plane



(c) North-height 平面投影 (d) West-height 坐标投影
(c) Projection onto the north-height plane (d) Projection onto the west-height plane

图 8 海试解算结果

Figure 8 Sea-trial positioning results

图8绿色圆点为导引灯组,蓝色三角形为ROV的海试GPS位置,紫色方形为算法预测的AUV位置。本文提出算法在ROV导引回收海试中的平均定位误差为85.60 mm,最小定位误差为47.95 mm,最大定位误差为181.31 mm。在仿真实验中的平均定位误差为48.20 mm,与海试数据存在约37.40 mm的偏差,考虑到实验所用GPS的误差范围为30~40 mm,该差值与GPS测量误差处于同一数量级。海试中观测到的误差增量主要源于参考基准(GPS)的观测噪声,而非探测器测角性能的下降。因此,扣除基准误差后,本文提出的算法在实际海况中依然保持了与仿真实验相近的高精度定位能力。

5 结论

为应对当前AUV水下光学导引定位技术在精度不足、解算效率偏低以及算力依赖较高等方面的局限,本研究构建了一套基于多象限光电探测的导引定位系统,并提出了结合粒子群优化的定位方法。在硬件设计上,采用了 8×8 阵列式多象限面阵探测器,相较传统的四象限器件有效扩展了探测视场范围。在导引光源布局上,选择正三角形排布,以保证偏角与位置之间的唯一对应关系。建立了AUV与回收站导引灯的几何模型,基于导引过程特性开展物理仿真,生成了大规模带有噪声扰动的偏角-位置数据集。在此基础上,设计了基于粒子群的位姿解算方法并部署于边缘计算平台,与现有依赖图像探测器的视觉导引定位方案相比,本文提出的方法具备较高的定位精度、较快的解算速度、更低的功耗以及更小的运算量。将本文提出的算法部署于搭载边缘计算板卡的ROV平台进行海试验证,结果表明本文提出的方法能够满足AUV末端导引定位精度与实时性需求。

未来AUV光学导引定位算法可在以下三个方向进一步优化:(1)基于时序相关性的轨迹预测,利用AUV的空间连续性,将上一时刻的位姿解算结果作为下次位姿解算的先验信息,进而缩小粒子群搜索空间,提高解算效率;(2)与深度学习方法融合,利用深度神经网络预测目标空间分布,提高粒子搜索效率;(3)多智能体协同导引,将粒子群算法拓展到多AUV系统中,实现分布式协同定位和导航。

参考文献

- [1] 李学龙. 涉水视觉[J]. 电子学报, 2024, 52(4): 1041-1082.
Li Xuelong. Water-related vision[J]. Acta Electronica Sinica, 2024, 52(4): 1041-1082. (in Chinese)
- [2] 李学龙. 涉水光学[J]. 中国科学: 信息科学, 2024, 54(2): 227-280.
- [3] 李学龙, 孙哲, 吴国俊. AUV水下回收光学导引[J]. 光学学报, 2025, 45(12): 1-22.
Li Xuelong, Sun Zhe, Wu Guojun. Optical guidance for AUV underwater docking[J]. Acta Optica Sinica, 2025, 45(12): 1-22. (in Chinese)
- [4] Sun Z, Li X L. Water-related optical imaging: From algorithm to hardware[J]. Science China Technological Sciences, 2024, 68(1): 1100401.
- [5] Hasan K, Ahmad S, Liaf A F, et al. Oceanic challenges to technological solutions: A review of autonomous underwater vehicle path technologies in biomimicry, control, navigation, and sensing[J]. IEEE Access, 2024, 12: 46202-46231.
- [6] 仇茂盛, 孙哲, 吴国俊, 等. 水下相机图像畸变校正[J]. 光子学报, 2025, 54(9): 186-216.
Qiu Maosheng, Sun Zhe, Wu Guojun, et al. Distortion correction of underwater camera image[J]. Acta Photonica Sinica, 2025, 54(9): 186-216. (in Chinese)
- [7] 朱若澜, 李晨, 杨敏, 等. 自主水下航行器多分支网络光学导引定位方法[J]. 中国科学: 信息科学, 2025, 55(1): 110-128.
Zhu Ruolan, Li Chen, Yang Min, et al. Multi-branch network-based optical guidance and positioning method for autonomous underwater vehicles[J]. Scientia Sinica (Informationis), 2025, 55(1): 110-128. (in Chinese)
- [8] Zhou J, Si Y L, Chen Y. A review of subsea AUV technology[J]. Journal of Marine Science and Engineering, 2023, 11(6): 1119.
- [9] 袁学庆, 刁家宇, 李卫民, 等. AUV水下对接的发展与应用现状[J]. 舰船科学技术, 2023, 45(5): 1-8.
Yuan Xueqing, Diao Jiayu, Li Weimin, et al. Development and application status of AUV underwater docking[J]. Ship Science and Technology, 2023, 45(5): 1-8. (in Chinese)
- [10] Li X L, An H J, Zhao H F, et al. StreakNet-arch: An anti-scattering network-based architecture for underwater carrier LiDAR-radar imaging[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2025, 34: 4357-4370.
- [11] 孙哲, 李学龙. 一种水下光学定位导引方法: CN202311082027.5[P]. 2023-08-26.
Sun Zhe, Li Xuelong. A method for underwater optical positioning and guidance: CN202311082027.5[P]. 2023-08-26. (in Chinese)
- [12] 李学龙, 李晨, 孙哲. 一种水下无人平台高可靠性智能定位方法: CN202310154372.9[P]. 2023-02-23.

- Li Xuelong, Li Chen, Sun Zhe. A high reliability intelligent positioning method for underwater unmanned platforms: CN202310154372.9[P]. 2023-02-23. (in Chinese)
- [13] 孙哲, 朱若澜, 李晨, 等. 水下无人飞行器姿态鲁棒的光学测角定位方法: CN202410657515.2[P]. 2024-05-25. Sun Zhe, Zhu Ruolan, Li Chen, et al. Optical angle measurement and positioning method for robust attitude of underwater unmanned aerial vehicles: CN202410657515.2[P]. 2024-05-25. (in Chinese)
- [14] Ding S S, Zhang T D, Lei M, et al. Robust visual-based localization and mapping for underwater vehicles: A survey[J]. *Ocean Engineering*, 2024, 312: 119274.
- [15] Zhang S, Zhao S L, An D, et al. Visual SLAM for underwater vehicles: A survey[J]. *Computer Science Review*, 2022, 46: 100510.
- [16] Ni T, Can S M, Zhang W Z, et al. Vision-based underwater docking guidance and positioning: Enhancing detection with YOLO-D[J]. *Journal of Marine Science and Engineering*, 2025, 13(1): 102.
- [17] Singh P, Gregson E, Ross J, et al. Vision-based AUV docking to an underway dock using convolutional neural networks[C]//2020 IEEE/OES Autonomous Underwater Vehicles Symposium. Piscataway: IEEE, 2020: 9267926.
- [18] Alexandris C, Papageorgas P, Piromalis D. Positioning systems for unmanned underwater vehicles: A comprehensive review[J]. *Applied Sciences*, 2024, 14(21): 9671.
- [19] 谷美颖, 李航, 张家伟, 等. 基于视觉的无人机定位与导航方法研究综述[J]. *电子学报*, 2025, 53(3): 651-685. Gu Meiyong, Li Hang, Zhang Jiawei, et al. A review of vision-based UAV localization and navigation methods[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2025, 53(3): 651-685. (in Chinese)
- [20] Park J Y, Jun B H, Lee P M, et al. Experiment on underwater docking of an autonomous underwater vehicle 'ISIMI' using optical terminal guidance[C]//OCEANS 2007 - Europe. Piscataway: IEEE, 2007: 4302370.
- [21] Lwin K N, Yonemori K, Myint M, et al. Autonomous docking experiment in the sea for visual-servo type underwater vehicle using three-dimensional marker and dual-eyes cameras[C]//2016 55th Annual Conference of the Society of Instrument and Control Engineers of Japan. Piscataway: IEEE, 2016: 1359-1365.
- [22] Karimanzira D, Pfützenreuter T, Renkewitz H. Deep learning for long and short range object detection in underwater environment[J]. *International Journal of Advanced Robotics and Automation*, 2021, 5(1): 1-10.
- [23] Ren R Z, Zhang L C, Liu L, et al. Two AUVs guidance method for self-reconfiguration mission based on monocular vision[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2021, 21(8): 10082-10090.
- [24] Akinyele O, Choi J W, Yu C H. Improving response performance of quadrant-detector-navigated unmanned underwater vehicle in underwater docking operations[J]. *International Journal of Control, Automation and Systems*, 2021, 19(2): 1013-1025.
- [25] Hsu C C, Huang S W, Huang H Y, et al. A guidance method for a small unmanned surface vehicle wireless charging[C]//OCEANS 2024 - Singapore. Piscataway: IEEE, 2024: 10706634.
- [26] Farrell J A, Pang S, Li W. Chemical plume tracing via an autonomous underwater vehicle[J]. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 2005, 30(2): 428-442.
- [27] Cowen S, Briest S, Dombrowski J. Underwater docking of autonomous undersea vehicles using optical terminal guidance[C]//Oceans'97. MTS/IEEE Conference Proceedings. Piscataway: IEEE, 2002: 1143-1147.
- [28] 吴国俊, 邵建锋, 吕小鹏, 等. 水下无人飞行器回收系统及回收方法: CN202010858715.6[P]. 2021-10-22. Wu Guojun, Shao Jianfeng, Lyu Xiaopeng, et al. Underwater unmanned aerial vehicle recovery system and recovery method: CN202010858715.6[P]. 2021-10-22. (in Chinese)
- [29] Chen Y H, Duan Z Y, Zheng F Z, et al. Underwater optical guiding and communication solution for the AUV and seafloor node[J]. *Applied Optics*, 2022, 61(24): 7059-7070.
- [30] 李征, 许昊宇, 梁静远, 等. 四象限探测器光斑检测原理及其研究进展[J]. *应用光学*, 2023, 44(5): 927-942. Li Zheng, Xu Haoyu, Liang Jingyuan, et al. Principle and research progress of four-quadrant detector spot detection[J]. *Journal of Applied Optics*, 2023, 44(5): 927-942. (in Chinese)
- [31] Zhang J, Qian W X, Gu G H, et al. The effect of lens distortion in angle measurement based on four-quadrant detector[J]. *Infrared Physics & Technology*, 2020, 104: 103060.
- [32] Strang G. *Introduction to linear algebra*[M]. 5th ed. Wellesley, Mass.: Wellesley-Cambridge Press, 2016: 273-287.
- [33] Kennedy J, Eberhart R. Particle swarm optimization[C]//Proceedings of ICNN'95 - International Conference on Neural Networks. Piscataway: IEEE, 2002: 1942-1948.

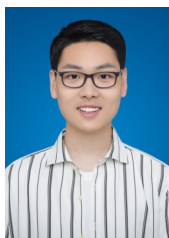
- [34] Dokmanic I, Parhizkar R, Ranieri J, et al. Euclidean Distance Matrices: Essential theory, algorithms, and applications[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2015, 32(6): 12-30.
- [35] Labs primate. Geekbench 5 CPU search [DB/OL]. [2025-12-15]. <https://browser.geekbench.com/v5/cpu/>.
- [36] Zhang Z Y, Zhong L J, Lin M W, et al. Triangle codes and tracer lights based absolute positioning method for terminal visual docking of autonomous underwater vehicles[J]. Industrial Robot: the International Journal of Robotics Research and Application, 2024, 51(2): 269-286.
- [37] Myint M, Yonemori K, Lwin K N, et al. Dual-eyes vision-based docking system for autonomous underwater vehicle: An approach and experiments[J]. Journal of Intelligent & Robotic Systems, 2018, 92(1): 159-186.
- [38] Zhao C Y, Dong H J, Wang J, et al. Dual-type marker fusion-based underwater visual localization for autonomous docking[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2024, 73: 8500211.
- [39] Liu S, Xu H L, Lin Y, et al. Visual navigation for recovering an AUV by another AUV in shallow water[J]. Sensors, 2019, 19(8): 1889.
- [40] 安平, 王亭亭, 赵渊, 等. 基于深度学习的AUV水下视觉导引检测方法[J]. 水下无人系统学报, 2023, 31(3): 421-429. An Ping, Wang Tingting, Zhao Yuan, et al. Underwater visual guidance deep learning detection method for AUV[J]. Journal of Unmanned Undersea Systems, 2023, 31(3): 421-429. (in Chinese)

作者简介



谢正斌 男, 1998年6月出生于湖南省衡阳市。现为西北工业大学光电与智能研究院硕士研究生。主要研究方向为水下光学定位与图像处理技术。

E-mail: sea_music@mail.nwpu.edu.cn



战绪丰 男, 2002年4月出生于辽宁省沈阳市。现为中国科学技术大学信息科学与技术学院博士研究生。主要研究方向为大模型与智能体。

E-mail: xufeng_zhan@mail.ustc.edu.cn



孙哲 男, 1986年6月出生于陕西省西安市。现为西北工业大学光电与智能研究院副教授, 中国电信人工智能研究院(TeleAI)研究科学家。主要研究方向为水下光学探测与成像技术、涉水具身智能技术。

E-mail: sunzhe@nwpu.edu.cn



李学龙 男, 1976年11月出生于黑龙江省哈尔滨市。现任中国电信集团CTO、首席科学家、中国电信人工智能研究院(TeleAI)院长。主要研究方向为光学成像与图像处理, 在深海相机与智能处理方面做出原创性工作。

E-mail: xuelong_li@ieee.org