



自主水下航行器多分支网络光学导引定位方法

朱若澜^{1†}, 李晨^{2†}, 杨敏³, 安泓郡¹, 战绪丰⁴, 吴国俊⁵, 孙哲^{1*}, 李学龙^{1,6*}

1. 西北工业大学光电与智能研究院, 西安 710072

2. 西北工业大学电子信息学院, 西安 710072

3. 自然资源部北海海洋技术中心, 青岛 266000

4. 中国科学技术大学信息科学与技术学院, 合肥 230026

5. 中国科学院西安光学精密机械研究所, 西安 710119

6. 中国电信人工智能研究院, 北京 100033

* 通信作者. E-mail: sunzhe@nwpu.edu.cn, xuelong_li@ieee.org

† 同等贡献

收稿日期: 2024-06-13; 修回日期: 2024-09-05; 接受日期: 2024-11-08; 网络出版日期: 2025-01-07

国家重点研发计划 (批准号: 2022YFC2808003)、陕西省自然科学基金面上项目 (批准号: 2024JC-YBMS-468) 和中央高校基本科研业务费专项资金 (批准号: D5000220481) 资助

摘要 为了提高自主水下航行器 (autonomous underwater vehicles, AUVs) 末端光学导引回收定位精度, 本文首次将深度网络引入基于多象限测角的 AUV 光学导引定位位置解算任务中, 提出了基于多分支回归网络的 AUV 光学导引定位方法. 建立了水下光学导引定位系统的物理几何关系, 研究了多分支结构的位置解算回归网络, 设计了数据驱动的多维度定位约束训练方法, 搭建了基于多象限测角的 AUV 光学导引定位硬件系统, 实现了光学导引硬件与算法的一体化设计. 利用 AUV 搭载的多象限光电探测器, 采集回收站 – 导引灯偏角数据, 将该数据作为系统输入, 能够实时获取 AUV 与导引灯的相对位置坐标. 仿真结果表明, 本文方法的单次坐标解算平均耗时 5.650 ms, 误差解算均值为 58.292 mm@0.8~20 m, 标准差为 43.347 mm@0.8~20 m, 最佳误差解算均值达 7.107 mm@2~3 m. 经海试验证, 本文方法的位置解算速度和精度能够满足 AUV 末端光学导引回收需求. 与现有光学 (视觉) 导引方法相比, 解算速度更快, 算力功耗需求低, 能量消耗少, 为 AUV 完成能源补充、数据传输、指令下达等任务提供了可靠的技术路线.

关键词 光学导引, 位置解算, 多象限光电探测, 深度学习, 自主水下航行器

1 引言

导引回收是自主水下航行器 (autonomous underwater vehicle, AUV) 完成能量补充、数据传输、指令下达的关键技术之一, 以支撑更长的作业时间, 更大的作业范围, 更强的探测能力, 保证 AUV 的有效运行和回收^[1~4]. AUV 导引回收^[5~7] 通常分为两个阶段, 即中远距离导引和近距离末端导引, 利用

引用格式: 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. 中国科学: 信息科学, 2025, 55: 110–128, doi: 10.1360/SSI-2024-0183

Zhu R L, Li C, Yang M, et al. Multi-branch network-based optical guidance and positioning method for autonomous underwater vehicles. Sci Sin Inform, 2025, 55: 110–128, doi: 10.1360/SSI-2024-0183

声学导引、电磁导引以及光学导引单独或组合完成^[8]. 中远距离导引一般采用水声探测方法, 或者融合惯性导航, 多普勒计程仪等探测器, 以组合导引方式接近回收站. 近距离末端导引则采用精度更高的电磁导引或光学导引方法. 其中, 光学导引利用光电探测器对回收站的导引标识进行检测和识别, 并实现位置解算. 根据导引识别方式的不同, 可以分为基于图像探测器和基于位置探测器的光学导引.

基于图像探测器的光学导引方法主要通过捕获环境中的导引光源图像, 依据导引目标光源在摄像机中的成像特征, 如几何形状、色彩和纹理等, 通过与已知特征进行比对, 解算出 AUV 与对接装置的相对位置. 为了增强对关键特征的识别和提取, 常用的方法包括二值化^[9~13]、模板匹配^[14~16]以及目标手动设计特征选择等^[17~21]. 在二值化方法中, 图像首先被转换为黑白形式, 然后从中提取几何特征来计算 AUV 的相对位置. 如 Ghosh 等^[12]利用二值化方法简化图像中的关键信息, 增强了 AUV 在复杂光照环境下的视觉导引能力. 模板匹配方法则通过将捕获的图像与预先设计的模板进行比对, 识别并定位目标, 从而进行位置解算. 如 Liu 等^[16]在浅水环境中应用了模板匹配技术, 通过将实时图像与根据环境特性定制化的模板进行逐像素比对, 精确提取了目标特征, 实现了位置解算. 目标手动设计特征选择方法通过精心设计关键图像特征, 然后识别预定义特征的位置, 解算 AUV 相对于目标的位置关系. 如 Yan 等^[19]手动设计了 L 形光阵列特征, 显著提高了 AUV 在对接过程中的定位精度. 然而, 这些传统方法存在明显的局限性, 包括对光照变化敏感度高, 特征提取不稳定, 以及难以适应动态环境等. 尽管深度学习的进步在一定程度上增强了基于图像探测器的光学导引方法的鲁棒性, 但是算力功耗高, 位置解算的实时性难以满足末端导引需求^[22~24].

基于位置探测器的光学导引方法, 通过检测回收站导引灯光强信息变化, 解算 AUV 与回收站导引灯的相对位置信息. 相对于基于图像探测器的光学导引方法, 该方法具有算力功耗需求小、实时性好、探测频率高等优点, 并有望实现水下通信导引一体化. 这方面的研究主要源于将四象限光电探测器应用于水下光学导引定位. 四象限光电探测器是一种基于光导模式工作的光敏探测器件. 它将光敏面均匀地分割成 4 个面积和形状相等的探测区域, 各区域的性能参数基本一致. 当入射光照射到光敏面时, 4 个象限将接收到的光信号转化为电信号, 再通过预设的定位算法进行处理, 得到光斑在探测器上的确切位置, 从而计算目标的偏角. 其由于高精度和快速响应等优点, 广泛应用于光学导引系统中. 1997 年, Cowen 等^[25]使用四象限光电探测器对回收站发出的单个光源脉冲信号进行检测, 为 AUV 控制系统提供目标的位置指示. 美国海军信息战争中心太平洋分部 (Naval Information Warfare Center Pacific) 将这种基于四象限光电探测器的光学导引技术首次应用于 Remus600 型水下无人潜航器, 并进行了一系列海试^[26, 27]. 尽管海试取得了成功, 然而单光源目标的光学导引方法无法对 AUV 的位置进行精确解算. 针对此, 中国科学院西安光学精密机械研究所的研究团队提出了一种单回收站多导引光源的四象限光电探测器光学导引方法, 利用几何迭代求解方式解算 AUV 的相对位置^[28]. 该方法具有探测频率高, 算力功耗需求小的优点, 但存在视场角小, 迭代算法复杂易失败等问题.

目前的光学导引方法, 在实时性和定位精度等方面还存在不足, 并且该任务仍面临多种挑战, 如基于位置探测器的光学导引方法存在的视角小, 迭代算法复杂易失败的问题. 针对上述问题, 本文提出一种导引硬件与算法一体化设计的光学导引定位方法, 基于多象限光电探测器, 通过多分支位置解算回归网络, 结合多维度空间位置约束目标函数, 有效解决了迭代算法中的无解或频繁误解问题, 实现了大视角高精度的快速定位, 并开展了海试实验. 验证了本文方法在海洋环境中仍可以实现预期的精确定位. 本文的主要贡献如下.

(1) 导引硬件与算法一体化设计. 为了实现水下光学导引大视角的高精度定位, 本文采用了多象限光电探测器, 分析导引灯组排布与 AUV 的物理几何关系, 进而建立了光学导引偏角 - 位置的数学模型. 从导引灯的几何排布角度出发, 在理论上证明了使用三个非共线排布的导引灯可以确保导引灯偏角数据与 AUV 位置 (简称偏角 - 位置) 的一一对应关系, 是保证在算法层面产生唯一位置真值解的重要前提条件.

(2) 多分支结构的位置解算回归网络. 为了提升模型的表示能力, 本文采用深度学习方法建模, 设

计了多分支结构的位置解算回归网络. 将通过多象限光电探测器获取的导引灯偏角信息进行 AUV 位置解算的任务视为回归问题, 采用编解码器结构, 提高了位置解算精度和速度.

(3) 多维度的空间位置约束目标函数. 为了更高效地指导网络模型参数优化, 本文从方向、距离、坐标三个维度设计网络模型目标函数, 建立了多维度空间定位精度约束, 进一步提高了网络模型的解算精度和泛化能力.

本文后续内容安排如下: 首先, 详细介绍了光学导引定位系统的总体设计. 其次, 介绍了本文提出的多分支网络光学导引定位方法, 重点阐述了光学导引定位模型的构建, 以及网络结构和目标损失函数的设计. 接着, 介绍了网络模型的训练和仿真实验的结果与分析. 随后, 介绍了海试验证的设计与实施并分析结果. 最后, 总结全文.

2 多象限光电探测器导引定位系统与工作原理

AUV 导引定位系统如图 1 所示, 光学导引定位硬件系统包括多象限光电探测器 and 三导引灯组. AUV 前端搭载多象限光电探测器接收回收站三导引灯组的光信号, 利用多分支网络光学导引定位方法解算 AUV 与回收站的相对位置信息, 导引 AUV 驶向回收站.

多象限光电探测器是光学导引测角定位方法的硬件基础, 工作原理是导引光通过光学系统后落在多象限光电探测器任意相邻的 4 个阵元上, 将这 4 个阵元作为一个四象限, 基于四象限光电探测器原理, 通过对各个象限输出信号进行和差运算, 得到目标的位置偏差信息. 该方法具有视场角大、定位精度高、响应速度快等优点. 多象限光电探测器的工作原理如图 2 所示, 由 8×8 个探测单元组成, 每个单元接收导引灯光脉冲信号, 通过放大转化成电压信号后输送至相应的行或列模拟加法器进行求和输出. 行或列比较器将超过设定阈值电平的电压信号转化成 TTL 逻辑电平, 形成位置编码信息. 通过位置编码信号选择输出通道并对相邻 4 个象限的电压信号进行差分计算, 输出导引光斑在探测器上的确切位置, 并进而计算得到对应光束的偏角角度. 在光学系统设计方面, 为了更准确地进行光信号的入射角度测量, 放置光阑对光斑尺寸进行约束. 然而, 多象限光电探测器在同一时刻只能测量单个导引灯的入射角度. 为了确保在多导引灯条件下, 同一时刻仅有一个导引灯点亮, 并准确识别当前点亮的导引灯的身份信息, 我们采用了逐个点亮导引灯的策略, 以避免相互干扰. 同时, 由于多象限光电探测器支持高频通信, 引入了编解码任务, 为每个导引灯设定了独特的编解码规则, 以实现当前点亮导引灯的身份识别.

多象限光电探测器的偏角测量过程实质上是对接收到导引灯光束角度的测量, 需要从几何角度分析导引灯数量对位置解的影响. 单个导引灯只能提供方向信息^[27], 两个导引灯虽然能增加信息维度, 但是根据弦切角原理仍只能确定位置所在的一个弧. 为了实现准确的空间定位, 至少需要 3 个非共线排布的导引灯才能够确保在光学导引中偏角-位置的一一对应关系, 也是保证在算法层面产生唯一位置真值解的重要前提条件. 相关证明将在第 3.1 小节中详细阐述. 因此在回收站导引灯系统方面, 在回收站笼口设置 3 个导引灯, 并呈正三角形排布. 三角形边长 r 为 0.8 m, 导引灯的发散角为 $\pm 30^\circ$, 如图 1 所示.

根据多象限光电探测器偏角测量原理, 建立导引灯坐标和测得偏角的几何关系. 如图 1(b)~(d) 所示, 由于 AUV 坐标系 O'' 一般建立在 AUV 中心, 而多分支网络光学导引定位方法的坐标系 O' 建立在 AUV 前端的多象限光电探测器, 两者坐标系偏差固定, 需要进行坐标平移即可准确转换. 为了便于描述, 后续的讨论中将使用探测器坐标系来代表 AUV 坐标系 O' , 故建立 AUV 坐标系 O' 和导引灯坐标系 O , 记导引灯个数为 k , 导引灯坐标在坐标系 O 下的坐标记为 L_i , 在坐标系下 O' 的坐标记为 L'_i , 如式 (1) 和 (2) 所示:

$$L_i = \begin{pmatrix} x_i & y_i & z_i \end{pmatrix}^T, \quad (1)$$

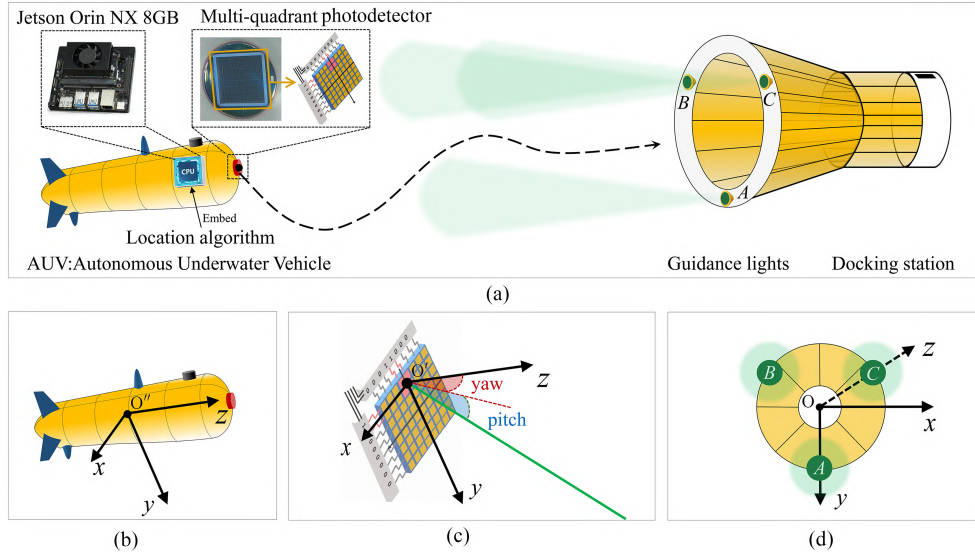


图 1 (网络版彩图) AUV 导引定位系统示意图. (a) AUV 导引回收过程示意图; (b) AUV 坐标系图; (c) 导引灯偏角几何定义; (d) 导引灯坐标系.

Figure 1 (Color online) Overview diagram of the AUV guidance system. (a) AUV underwater guidance and docking process; (b) AUV coordinate system; (c) definition of the guidance light's deflection angle; (d) coordinate system of the guidance light.

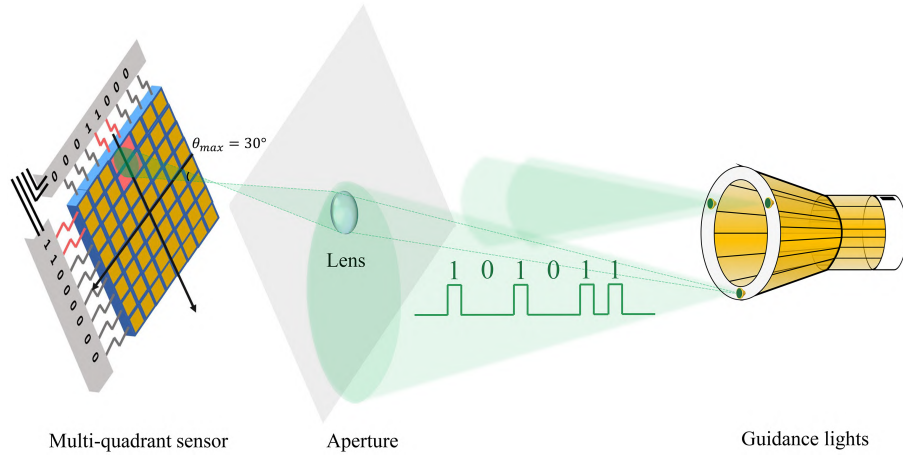


图 2 (网络版彩图) 多象限光电探测器工作原理示意图.

Figure 2 (Color online) Schematic diagram of the multi-quadrant photodetector's principle.

$$L'_i = \begin{pmatrix} x'_i & y'_i & z'_i \end{pmatrix}^T, \quad (2)$$

其中, $0 \leq i \leq k$. 在坐标系 O' 下, 以 AUV 与导引灯坐标关系定义所用的偏角角度, 表示为俯仰角 θ_i^p 和水平角 θ_i^y , 如图 1(c) 所示, AUV 前端多象限光电探测器测得的偏角与导引灯坐标关系为

$$\begin{cases} \theta_i^p = \arctan\left(\frac{x'_i}{z'_i}\right), \\ \theta_i^y = \arctan\left(\frac{y'_i}{\sqrt{x_i'^2 + z_i'^2}}\right). \end{cases} \quad (3)$$

AUV 的位置 \mathbf{T} 可由坐标系 O' 相对于坐标系 O 的平移向量表示:

$$\mathbf{T} = (t_x, t_y, t_z). \quad (4)$$

根据上述定义,本文的任务就是通过测得的导引灯偏角来求解 AUV 位置的.该位置求解问题可用数学形式表示:

$$\mathbf{T} = f(\theta_0^p, \theta_0^y, \dots, \theta_k^p, \theta_k^y), \quad (5)$$

其中, \mathbf{T} 表示需要解算出的 AUV 位置, $\theta_0^p, \theta_0^y, \dots, \theta_k^p, \theta_k^y$ 表示使用多象限光电探测器测量导引灯获得的偏角数据,函数 f 表示两者之间的映射关系.

3 AUV 多分支网络光学导引定位方法

针对偏角-位置任务(如式(5)所示),需要求解一个准确的解.然而,单个导引灯仅能提供方向信息,两个导引灯只能确定位置在某一特定弧上的范围.因此,本文考虑使用3个导引灯,并在理论上证明了至少使用3个非共线排布导引灯可以确保的偏角-位置一一对应关系,这是保证算法层面可以产生唯一位置真值解的前提条件.然而,存在测量误差,导致难以通过数学解析方法求解真值解,所以本节提出了 AUV 多分支网络光学导引定位方法,以求得一个更高精度的近似解.

AUV 多分支网络光学导引方法技术路线如图3所示,包含网络训练部分和算法实施部分.网络训练部分包括仿真数据生成,多分支结构的位置解算回归网络和多维度空间位置约束目标函数.具体过程为:通过仿真方法生成位置数据,计算转换为网络输入的偏角数据.经过网络结构和参数处理输出位置解算结果.并通过目标函数优化网络参数.算法实施部分包括偏角数据测量和预测位置解算.具体过程为:多象限光电探测器测量导引灯光信号得到偏角数据,输入完成训练的网络,输出位置解算结果,用于导引回收任务.

本文后续内容安排如下:第3.1小节介绍了本文提出的多分支网络光学导引定位方法的背景原因.第3.2小节介绍了本文提出的多分支网络光学导引定位数学模型.第3.3小节详细介绍了本文所提出的多分支网络光学导引定位数学模型中的数据生成模型,详细讨论了仿真数据集的构建方法.第3.4和3.5小节详细介绍了本文多分支网络光学导引定位数学模型中基于深度网络方法提出的位置解算网络模型,其中第3.4小节重点描述了网络模型的设计,而第3.5小节详细讨论了目标函数的构建,共同支撑了多分支网络光学导引定位方法的完整实现.

3.1 多分支网络光学导引定位方法的提出

本小节将讨论在使用3个导引灯时,偏角与位置之间是否可以实现准确的空间定位,讨论如下. $\mathbf{T} = (t_x, t_y, t_z)$ 为待求的 AUV 的位置,对每个导引灯进行分析,根据俯仰角、水平角与坐标之间的关系,以及坐标系之间的变换关系,可以整理得到以下方程:

$$A_i t_x + B_i t_y + C_i t_z + D_i = 0, \quad (6)$$

其中, A_i, B_i, C_i 均为已知的与角度相关的数学表达式.该方程为一个三元一次方程,当采用3个导引灯时,可得到一个由3个方程组成的三元一次方程组:

$$\begin{pmatrix} A_1 & B_1 & C_1 \\ A_2 & B_2 & C_2 \\ A_3 & B_3 & C_3 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} t_x \\ t_y \\ t_z \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -D_1 \\ -D_2 \\ -D_3 \end{pmatrix}. \quad (7)$$

如式(7)所示,导引灯的排布方式直接影响方程组系数矩阵的秩.根据克拉默法则(Cramer's rule),当3个导引灯非共线时,行列式的秩不为零,方程组存在唯一解.这一结果从理论上证明了使用3个非共线排布的导引灯,可以通过测得的3个导引灯偏角数据确定唯一的 AUV 位置,从而确保了偏角-位置的一一对应关系.这是保证在算法层面产生唯一位置真值解的重要前提条件.但是该方法需要测量

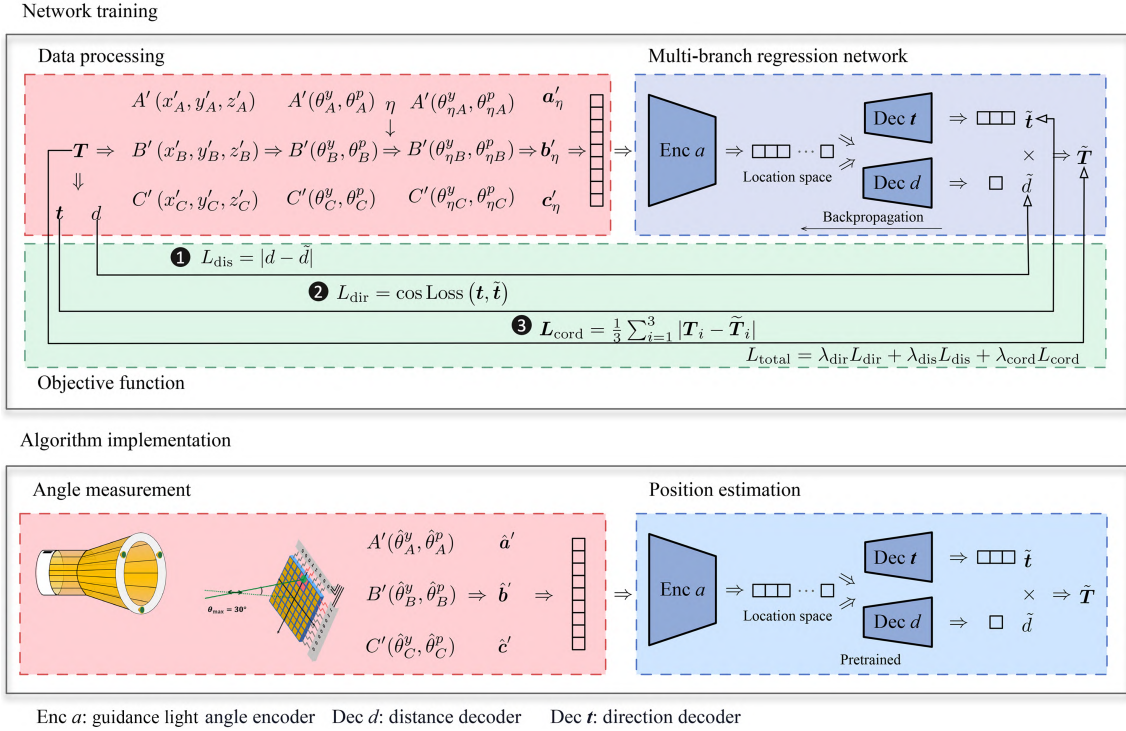


图3 (网络版彩图) AUV 多分支网络光学导引定位方法技术路线图。

Figure 3 (Color online) Technology roadmap of the multi-branch network-based optical guidance and positioning method for AUVs.

数据满足理想条件,即不存在测量误差。在实际应用中,光电探测器、处理器、光学系统等都存在固有误差,进而无法避免测量误差,因此,基于解析方法的位置真值解难以直接求得,转向寻求位置真值解的近似解。

前期团队尝试用几何迭代方法^[28]求解偏角-位置问题的近似解,但迭代过程中的几何关系复杂易变,难以对所有的几何关系进行准确建模,导致该方法频繁出现无解和误解的问题,仅在部分情况下能够得出正确结果。因此,本研究考虑从优化的角度出发,将位置解算作为一个回归问题,通过优化方法求解。首先考虑采用传统回归方法,但由于其模型表示能力有限,导致位置解算精度存在显著不足。相比之下,深度学习方法可以通过正则化提升模型鲁棒性,利用数据驱动隐式学习复杂映射关系,并且其深层网络结构和多样功能层显著提高了模型的表示能力。因此,本文提出了一种基于深度学习的多分支网络光学导引定位方法,用于基于正三角形导引灯排布的偏角-位置解算任务。通过本文方法,可以得到一个由深度神经网络表示的近似函数 \tilde{f}_ϕ ,如式(8)所示:

$$\mathbf{T} \approx \tilde{\mathbf{T}} = \tilde{f}_\phi(\theta_{\eta A}^p, \theta_{\eta A}^y, \theta_{\eta B}^p, \theta_{\eta B}^y, \theta_{\eta C}^p, \theta_{\eta C}^y), \quad (8)$$

其中, \mathbf{T} 为位置真值解, $\tilde{\mathbf{T}}$ 为逼近真值解的近似解, ϕ 代表该网络参数, $\theta_{\eta A}^p, \theta_{\eta A}^y, \theta_{\eta B}^p, \theta_{\eta B}^y, \theta_{\eta C}^p, \theta_{\eta C}^y$ 为具有测量噪声的偏角数据, A, B, C 分别代表 3 个导引灯。

为了获得一个精度更高的近似解,本文方法在建立了上述确定性映射的基础上,设计了单一输出的网络结构确保将输入映射到一个输出,并设计了合理的损失函数提高位置解算精度。具体内容将在后续章节中详细讨论。

3.2 多分支网络光学导引定位数学模型构建

为更清晰地阐明如何通过网络方法解决偏角-位置解算任务,本文构建了 AUV 多分支回归网络光学导引定位方法的数学模型,其中包括数据生成模型和位置解算网络模型。数据生成模型用于构建

偏角数据,为仿真数据提供理论基础.已知坐标系 O 中导引灯的坐标为 $A(x_A, y_A, z_A)$, $B(x_B, y_B, z_B)$ 和 $C(x_C, y_C, z_C)$, 给定 AUV 在导引灯坐标系下的坐标 $O'(x_{0'}, y_{0'}, z_{0'})$, 并作为真实标签. 在导引灯坐标系中, 根据式 (3) 计算 AUV 与导引灯之间的偏角数据, 并加入角度噪声得到加入噪声后的偏角数据: $\theta_{\eta A}^p$, $\theta_{\eta A}^y$, $\theta_{\eta B}^p$, $\theta_{\eta B}^y$, $\theta_{\eta C}^p$ 和 $\theta_{\eta C}^y$.

位置解算网络模型用于通过导引灯偏角数据解算得到 AUV 的相对位置坐标, 其数学形式可以写作式 (8). 多象限光电探测器接收偏角数据, 同时计算每一对来自同一个导引灯加入了角度噪声的偏角数据 $\theta_{\eta i}^p$ 和 $\theta_{\eta i}^y$ 的方向向量, 并将其标准化, 如下所示:

$$\begin{cases} x = \sin(\theta_{\eta i}^y) \cdot \cos(\theta_{\eta i}^p), \\ y = \sin(\theta_{\eta i}^p), \\ z = \cos(\theta_{\eta i}^y) \cdot \cos(\theta_{\eta i}^p), \end{cases} \quad (9)$$

$$\mathbf{e} = \frac{(x, y, z)}{\sqrt{x^2 + y^2 + z^2}}. \quad (10)$$

将归一化之后的单位方向向量 \mathbf{a}'_{η} , \mathbf{b}'_{η} 和 \mathbf{c}'_{η} , 作为导引灯位置偏角的输入, 与先前假定的真实标签做损失, 输出 AUV 的相对位置坐标.

3.3 多分支网络光学导引定位数据集构建

深度学习方法通常需要大量数据作为驱动来训练深度网络, 因此获得偏角-位置数据至关重要. 在水下环境中, 虽然布置导引灯组并使用多象限光电探测器能够获得导引灯偏角数据, 但难以获得真实坐标位置. 考虑到网络训练需要大量的偏角-位置数据, 传统采集与测量方法无法实现. 因此, 本文基于实际导引回收过程, 采用了物理仿真策略, 构建了偏角-位置一一对应的数据集, 支持多分支结构位置解算回归网络的训练.

(1) 建立偏角-位置对应关系. 建立导引灯偏角与 AUV 位置对应关系是进行 AUV 相对位置解算的基础. AUV 的位置与导引灯组坐标原点的距离为 $d = \sqrt{t_x^2 + t_y^2 + t_z^2}$, 对应的方向向量为 \mathbf{t} . 以导引灯 A 为例, 在坐标系 O 中, 导引灯 A 的坐标记为 $A(x_A, y_A, z_A)$. 为了计算 AUV 坐标系中导引灯的偏角角度, 需将导引灯坐标转换到坐标系 O' 中, 此时导引灯坐标为 $A' = A + \mathbf{T}$, 记为 $A'(x'_A, y'_A, z'_A)$. 导引灯 A 竖直偏角和水平偏角可通过式 (3) 计算, 记为 θ_A^y 和 θ_A^p , 以此建立偏角-位置对应关系. 导引灯 B 和导引灯 C 同理.

(2) 构建偏角-位置仿真数据集. 考虑多象限光电探测器的工作范围与测角精度等因素, 建立偏角-位置仿真数据集, 用于多分支结构的位置解算回归网络训练.

(a) AUV 位置的仿真数据. AUV 坐标系的 z 轴始终指向 AUV 前进方向, 所以该过程中 t_z 始终为正值, 设置最小值为 0.8 m. 考虑到水对光的吸收, 近距离光学导引的最大距离设置为 20 m. 仿真数据集采用均匀采样的方式构建, 在 $[0.8, 20]$ 中采样 t_z . 导引灯的发散角为 $\pm 30^\circ$, t_x 和 t_y 的采样最大值和此时的采样值 t_z 有关, 即 $t_z \cdot \tan 30^\circ$, t_x 和 t_y 的采样范围为 $[-t_z \cdot \tan 30^\circ, t_z \cdot \tan 30^\circ]$. 上述采样过程均采用均匀采样.

(b) 导引灯组偏角的仿真数据. 导引灯坐标系 O 中, 导引灯呈边长为 r 的正三角形排布, 坐标分别记为 $A(x_A, y_A, z_A)$, $B(x_B, y_B, z_B)$ 和 $C(x_C, y_C, z_C)$. 在 AUV 坐标系 O' 中的导引灯坐标分别为 $A' = A + \mathbf{T}$, $B' = B + \mathbf{T}$ 和 $C' = C + \mathbf{T}$, 记为 $A'(x'_A, y'_A, z'_A)$, $B'(x'_B, y'_B, z'_B)$ 和 $C'(x'_C, y'_C, z'_C)$. 根据式 (3) 计算俯仰角和水平角, 得到每个导引灯的偏角角度 θ_A^y , θ_A^p , θ_B^y , θ_B^p , θ_C^y 和 θ_C^p .

(c) 考虑多象限光电探测器测量噪声的仿真数据. 多象限光电探测器的测角误差为 0.1° , 表示为 $\sigma = 0.1$. 为了使仿真数据更接近实际情况, 假设一个正态分布高斯 (Gauss) 噪声模拟测角误差, 使 99.7% 的仿真数据误差落在 $\pm 0.1^\circ$ 范围内. 加噪的偏角角度由偏角直接加上噪声表示, 记为 $\theta_{\eta A}^p$, $\theta_{\eta A}^y$, $\theta_{\eta B}^p$, $\theta_{\eta B}^y$, $\theta_{\eta C}^p$ 和 $\theta_{\eta C}^y$.

3.4 多分支结构的位置解算回归网络

由于深度学习方法可以通过正则化提升模型鲁棒性, 利用数据驱动隐式学习复杂映射关系, 并且其深层网络结构和多样功能层显著提高了模型的表示能力^[29,30]. 因此, 本文采用基于深度神经网络方法来求解 AUV 与回收站相对位置的近似解. 为了提高位置解算精度, 本文构建了一种多分支结构的位置解算回归网络模型, 采用单一输出模型结构, 确保将输入映射到单一输出, 实现 AUV 与回收站的相对位置解算.

3.4.1 数据归一化预处理

为了保证算法的实时性, 需要深度网络结构更加简单并且训练更加高效. 对偏角数据和坐标数据进行归一化预处理. 对于网络的编码部分的输入, 采用每个导引灯偏角数据转换的单位方向向量, 即 \mathbf{a}'_η , \mathbf{b}'_η 和 \mathbf{c}'_η . 对单位方向向量进行拼接, 成为一个尺寸为 $[9, 1]$ 的一维向量. 通过上述预处理, 加快了网络模型的收敛速度, 减少了梯度问题的发生概率.

3.4.2 网络结构

多分支结构的位置解算回归网络使用编码 – 解码网络结构, 如图 3 所示. 导引灯偏角编码网络 Enc a 对输入数据进行编码, 将编码后的位置空间数据分别输入两个解码网络分支, 位置方向向量解码网络 Dec t 和位置距离解码网络 Dec d , 分别解码得到两个分支网络的输出坐标位置方向向量 $\tilde{\mathbf{t}}$ 和位置距离 \tilde{d} . 通过计算 $\mathbf{T} = \tilde{d} \cdot \tilde{\mathbf{t}}$, 得到坐标位置 \mathbf{T} . 编码网络接受 3 个导引灯的单位方向向量作为输入, 并通过逐层的特征提取和降维, 自动学习偏角数据的位置空间表示. 由此, 减少偏角数据维度, 提取与位置回归解算预测的最相关特征. 两个分支解码网络共享一个位置表示空间, 将其分别还原为坐标的距离和单位方向向量. 编解码网络由多个非线性层组成, 用于学习偏角和坐标之间复杂的非线性映射关系. 该网络记为 f_θ , 可以表示为

$$\tilde{\mathbf{t}}, \tilde{d} = f_\theta(\mathbf{a}'_\eta, \mathbf{b}'_\eta, \mathbf{c}'_\eta). \quad (11)$$

网络具体的结构参数如表 1 所示, FC 代表全连接神经网络层. 其中, 导引灯偏角编码网络是一个三层的全连接网络, 输入导引灯的偏角数据, 之后是位置距离解码分支和位置方向解码分支. 位置距离解码分支的输出层激活函数为 Tanh, 输出为预测距离的归一化值: $\tilde{d} \in [0, 1]$. 位置方向解码分支的输出层激活函数为 Sigmoid, 输出为预测坐标的方向向量: $\tilde{\mathbf{t}} = (t_x, t_y, t_z)$.

3.5 多维度的空间位置约束目标函数

为了更好地衡量网络模型预测结果与真实标签之间的差异, 学习偏角与坐标之间的隐式对应关系, 提高位置解算精度, 本文在 AUV 多分支网络光学导引定位方法中设计了多维度的目标损失函数, 在三维物理空间中对位置坐标进行不同角度的描述与约束, 分别为方向损失、距离损失和坐标损失. 如图 3 所示, 目标函数模块展示了损失函数的组成.

(1) 位置方向损失. 位置解算回归网络的坐标方向解码分支负责回归预测位置单位方向向量 $\tilde{\mathbf{t}}$, 期望位置单位方向向量为 \mathbf{t} , 对应的目标损失定义为

$$L_{\text{dir}} = \text{CosLoss}(\mathbf{t}, \tilde{\mathbf{t}}), \quad (12)$$

其中, $\text{CosLoss}(\cdot)$ 定义为

$$\text{CosLoss}(\mathbf{v}, \mathbf{w}) = 1 - \frac{\mathbf{v} \cdot \mathbf{w}}{|\mathbf{v}| \cdot |\mathbf{w}|}. \quad (13)$$

余弦损失函数用来度量向量之间的相似性, 通过计算向量之间的夹角余弦值来度量相似性程度. 该损失函数的值越小, 表示向量的夹角越接近于 0, 即向量越相似.

表 1 多分支结构的位置解算回归网络参数.

Table 1 Parameters of the multi-branch regression network for position calculation.

Network layer	Layer number	Layer type	Input dimension	Output dimension	Activation function	Number of parameters	Parameter dimension
Guidance light angle encoder	1	FC	9	64	ReLU	640	(9, 64)
	2	FC	64	256	ReLU	16640	(64, 256)
	3	FC	256	512	ReLU	131584	(256, 512)
Direction decoder	1	FC	512	256	ReLU	131328	(512, 256)
	2	FC	256	128	ReLU	32896	(256, 128)
	3	FC	128	3	Sigmoid	387	(128, 3)
Distance decoder	1	FC	512	256	ReLU	131328	(512, 256)
	2	FC	256	128	ReLU	32896	(256, 128)
	3	FC	128	1	Tanh	129	(128, 1)

(2) 位置距离损失. 位置解算回归网络的坐标距离解码分支负责回归预测位置距离 \tilde{d} , 期望位置距离为 d , 对应的目标损失定义为

$$L_{\text{dis}} = |d - \tilde{d}|. \quad (14)$$

通过计算预测距离与真实距离之间的绝对差值来衡量误差, 对异常值更加鲁棒, 可有效地应对数据中存在的噪声或离群值.

(3) 位置坐标损失. 位置解算回归网络的预测位置坐标 $\tilde{\mathbf{T}}$ 由两个解码分支的输出计算而来, 期望位置坐标为 \mathbf{T} , 对应的目标损失定义为

$$L_{\text{cord}} = \frac{1}{3} \sum_{i=1}^3 |\mathbf{T}_i - \tilde{\mathbf{T}}_i|, \quad (15)$$

其中, 索引 i 代表三维坐标系中的维度.

位置方向损失 L_{dir} , 位置距离损失 L_{dis} 和位置坐标损失 L_{cord} , 及其对应权重 λ_{dir} , λ_{dis} 和 λ_{cord} , 共同构成了多维度空间约束目标函数, 从方向、距离、坐标三个维度高效地指导网络模型参数的优化.

$$L_{\text{total}} = \lambda_{\text{dir}} L_{\text{dir}} + \lambda_{\text{dis}} L_{\text{dis}} + \lambda_{\text{cord}} L_{\text{cord}}. \quad (16)$$

4 网络模型训练与仿真实验

4.1 位置解算回归网络训练

4.1.1 实验基本参数

为了训练多分支结构的位置解算回归网络, 实验参数设置如下.

(1) 数据集设置. 基于第 3.2 小节提出的数据生成模型, 生成具体的仿真数据集. 在此前提下, 训练数据集采用物理仿真随机生成 100 万组偏角-位置数据. 数据生成规则如下: 在导引距离范围内均匀采样一个距离作为位置的 z 值, 根据 z 值在多象限光电探测器的视角范围内均匀采样位置 x 和 y 值, 依照式 (3) 计算对应的三导引灯偏角值. 对于验证数据集, 采样规则和训练数据集相同, 数据规模为 10 万组, 用于评估模型的性能.

(2) 实验算力功耗资源. 训练过程在一台配备 NVIDIA GeForce RTX 3090 显卡的 Ubuntu 服务器上完成, 算法部署与测试则在 NVIDIA 系列的 Jetson Orin NX 16 GB 边缘计算板卡上进行. 该计算板卡, 搭载了 ARM Cortex-A78AE v8.2 64 位 CPU 和 Ampere 架构 GPU, 具有 1024 个 NVIDIA CUDA 核心和 32 个 Tensor 核心并配备了 16 GB LPDDR5 内存, 最大功率为 15 W.

(3) 损失函数权重设置. 将式 (16) 所示的多维度空间约束目标函数中的权重设置为 $\lambda_{\text{dir}} = 1$, $\lambda_{\text{dis}} = 10^{-4}$ 和 $\lambda_{\text{cord}} = 10^{-4}$.

4.1.2 优化训练策略

在优化算法与学习率设置中, 网络训练采用了 Adam 算法来更新位置解算回归网络的参数, 以最小化损失函数. 在批量大小与迭代次数设置中, 训练过程中将数据集划分为小批量进行训练, 每个批量包含 32 个数据样本, 训练轮次设置为 500, 设置相应学习率为 10^{-5} .

4.1.3 性能评价指标

基于曼哈顿距离 (Manhattan distance) 的概念^[31], 本文使用坐标精度作为算法解算精度评价指标, 表示为解算坐标与位置坐标差的绝对值 (位置坐标损失), 称之为绝对坐标误差 (absolute coordinate error, ACE), 具体定义为

$$L_{\text{cord}} = \frac{1}{3} \sum_{i=1}^3 |T_i - \tilde{T}_i|. \quad (17)$$

绝对坐标误差可以直观反映解算坐标与真实坐标之间的位置偏差, 绝对坐标误差的数值越小则表示算法的性能越好. 在本文中, 符号 @ 表示指定的测量范围, 例如, @0.8~20 m 表示测量范围从 0.8 m 到 20 m.

4.1.4 计算复杂度分析

深度网络模型的计算复杂度主要包括空间复杂度和时间复杂度. 空间复杂度由网络的浮点运算次数, 乘累加运算次数和参数量决定, 而时间复杂度可以通过分析每轮训练的平均迭代时间和单次预测时间来评估. 我们的实验结果表明, 模型的浮点运算次数为 9.54048×10^5 , 乘累加运算次数为 4.76224×10^5 , 参数量为 4.77828×10^5 , 模型的总估算大小为 3.823 MB. 此外, 在 NVIDIA GeForce RTX 3090 显卡上, 每轮训练的平均迭代时间为 4.361 ms, 在 Jetson Orin NX 16 GB 计算板卡上, 平均单次预测时间为 5.650 ms. 这些结果表明, 我们的方法在计算复杂度和运行效率方面具备良好的性能. 需要指出的是, 计算复杂度的分析对于评估算法的资源消耗具有重要意义, 但定位精度和解算速度更可以直观地反映算法在实际应用中的表现. 因此, 将在 4.2.3 小节进一步分析本文方法和其他算法相比在精度和时间上的优势.

4.2 位置解算回归网络实验结果与分析

4.2.1 定位精度实验

在导引回收任务中, 全面评估定位精度对于确保方法效果至关重要, 不同距离的定位精度实验和轨迹预测实验展示了本文研究方法在位置解算的准确性. 本文方法在 0.8 ~ 20 m 范围内的坐标定位精度实验数据如图 4 所示. 可以看出, 绝对坐标误差随着距离的增加而增加, 由统计分析可得, 其均值为 58.292 mm @ 0.8 ~ 20 m, 标准差为 43.347 mm @ 0.8 ~ 20 m.

为了直观展示多分支网络光学导引定位方法的位置坐标解算精度, 设计仿真轨迹以进一步测试, AUV 坐标预测轨迹的可视化结果如图 5 所示. 其中, 3 个圆形小灯表示导引灯组, 圆点连成的曲线表示坐标真实轨迹, 三角形点连成的曲线表示坐标的预测轨迹, 图 5(a) 表示从 X 轴负方向对坐标轨迹进行观测, 图 5(b) 表示从 Y 轴正方向对坐标轨迹进行观测, 图 5(c) 表示从 Z 轴正方向对坐标轨迹进行观测. 轨迹仿真实验中采样了 80 个点, 其坐标解算的绝对坐标误差均值为 41.256 mm @ 0.8 ~ 20 m, 绝对坐标误差最大值为 143.847 mm @ 0.8 ~ 20 m, 绝对坐标误差最小值为 3.276 mm @ 0.8 ~ 20 m. 两个实验的结果, 均体现了多分支网络光学导引定位方法精确的位置解算能力.

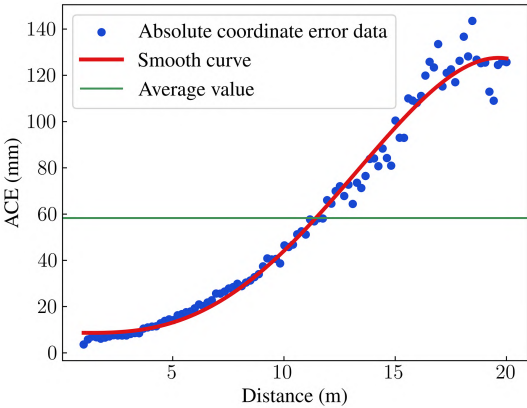


图 4 (网络版彩图) 不同距离的定位精度分布图.

Figure 4 (Color online) Distribution of positioning accuracy at different distances.

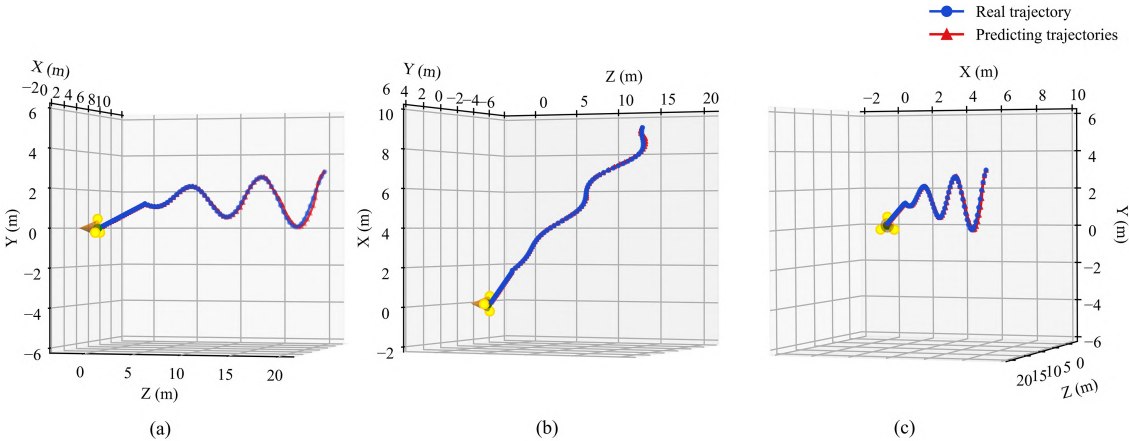


图 5 (网络版彩图) 轨迹预测结果图. (a) X 轴方向 (负); (b) Y 轴方向 (正); (c) Z 轴方向 (正).

Figure 5 (Color online) Trajectory prediction results. (a) X -axis direction (negative); (b) Y -axis direction (positive); (c) Z -axis direction (positive).

表 2 传统回归算法比较. 粗体值表示通过本文方法获得的值.

Table 2 Comparison with traditional regression algorithms. The bold values indicate the values obtained by our method.

Algorithm	ACE mean (mm)	ACE standard deviation (mm)	ACE maximum (mm)	ACE minimum (mm)
Polynomial regression algorithm	1770.010	985.487	4795.083	139.984
Decision tree regression algorithm	467.956	234.840	824.662	38.321
Random forest regression algorithm	221.723	164.018	897.023	24.540
Support vector regression algorithm	3097.706	1763.033	7157.056	1129.389
Ours	58.292	43.347	143.526	3.623

4.2.2 与传统回归算法比较

在相同的验证条件下, 同样使用物理仿真随机生成的 10 万组偏角 – 位置数据, 使用多项式回归算法 [32]、支持向量回归算法 [33]、决策树算法 [34]、随机森林回归算法 [35], 与多分支结构的位置解算回归网络算法, 在 0.8 ~ 20 m 的导引范围内对定位坐标精度进行比较. 验证结果总结如表 2 和图 6 所示.

从表 2 可看出, 4 种传统回归算法在验证数据上的误差均值数值相对较高. 其中, 随机森林回归算

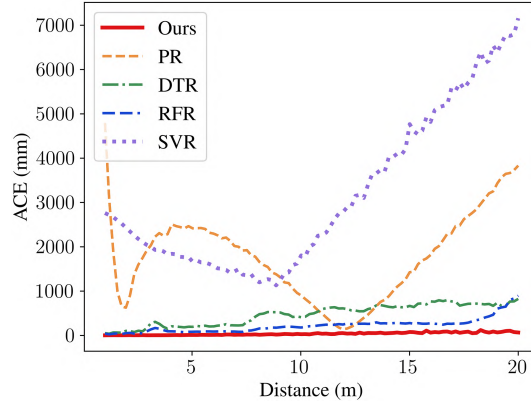


图 6 (网络版彩图) 不同算法在不同距离的定位精度分布图.

Figure 6 (Color online) Distribution map of positioning accuracy for different algorithms at different distances.

法绝对坐标误差均值最低, 为 221.723 mm; 支持向量回归算法绝对坐标误差均值最高, 达 3097.706 mm. 与传统回归算法相比, 多分支结构的位置解算回归网络的绝对坐标误差均值仅为 58.292 mm, 展现出更高的定位精度. 从图 6 中可以直观看出, 4 种传统回归算法在不同距离的绝对坐标误差曲线均高于多分支结构的位置解算回归网络算法. 其中, PR 代表多项式回归算法, DTR 代表决策树回归算法, RFR 代表随机森林回归算法, SVR 代表支持向量回归算法. 相比于多项式回归算法、支持向量回归算法、决策树算法和随机森林回归算法, 多分支结构的位置解算回归网络算法的绝对坐标误差分别降低 97.74%, 91.45%, 81.96% 和 98.71%. 这一结果表明了多分支回归网络在特征提取和非线性建模上的优势, 尤其在处理复杂定位任务时, 表现出了更高的定位精度.

4.2.3 与其他光学导引与视觉导引算法比较

为了评估多分支结构位置解算回归网络算法的实时性, 将该算法部署在 Jetson Orin NX 16 GB 边缘计算板卡进行性能测试, 并与其他算法比较. 总共进行 200 次位置解算运算, 总耗时 1.130 s, 平均单次耗时仅为 5.650 ms, 解算频率可达 176.990 次/s.

为了量化评估多分支网络光学导引定位方法的定位精度和解算时间, 与国内外已报道的水下光学导引与视觉导引算法进行了对比, 如表 3 [16~20, 26, 27, 30, 36~42] 所示. 可以看出, 本文方法在定位精度、解算时间、算力功率消耗方面均具有一定优势. 结果表明, 基于多象限光电探测器的多分支网络光学导引定位方法, 由于构建基于测角方法的导引定位数学模型, 设计多分支结构的位置解算回归网络和多维度空间位置约束目标函数, 展现了更高的定位精度和实时性优势.

4.2.4 消融实验

消融实验的目的是揭示多维度空间位置约束目标函数设计的合理性与其在位置解算中的实际效果. 在消融实验中对分析了在 2~3 m 范围内不同目标函数组合下的实验结果, 定位精度实验数据如表 4 所示. 实验结果表明, 当仅使用单一损失函数时, 网络模型未能收敛或者定位精度不够导致表现不佳, 反映出单一损失机制无法提供充分的指导信息以优化坐标解算精度; 当使用多维度的空间位置约束目标函数时, 相比于仅使用单一损失函数时的绝对坐标误差均值有一定提升; 但是当使用 3 个损失函数作为多维度的空间位置约束目标函数时, 绝对坐标误差均值为 7.107 mm, 相比于仅使用坐标损失 12.491 mm 减小了 5.384 mm. 消融实验表明 3 个损失函数 (位置方向损失 L_{dir} , 位置距离损失 L_{dis} 和位置坐标损失 L_{cord}) 组成的多维度约束目标函数, 能够为网络提供丰富的信息, 使网络可以从多个方面更准确地估计目标位置, 显著提高了求解的定位精度.

表 3 与光学导引及视觉导引算法比较. 粗体值表示通过本文方法获得的值.

Table 3 Comparison with optical guidance and visual guidance algorithms. The bold values indicate the values obtained by our method.

Author	Method	Experimental method	Distance range (m)	Time per instance (ms)	Evaluating indicator	Computing platform	Maximum power (W)	Ref.
Liu et al.	Visual	Land	≤ 4	170	Average location error: 9.818 mm	Intel Xeon 3.60 GHz CPU	300	[16]
Maire et al.	Visual	Pool	–	–	–	NVIDIA GTX 1080Ti GPU	250	[17]
Negre et al.	Visual	Pool	≤ 4	–	–	Via C7 1.5 GHz	50	[18]
Yan et al.	Visual	Pool	≤ 3	–	Location error: ≤ 200 mm	Pentium M 1.4 GHz	50	[19]
Myint et al.	Visual	Pool	≤ 1	33	Location error: around ± 20 mm	i7-3770	77	[20]
Zhao et al.	Visual	Water tank	≤ 1.1	372	Average location error: 188 mm	i7-1165G7	28	[30]
Zhang et al.	Visual	Simulation	≤ 1.1	13.6	Average location error: 6.680 mm	ThinkPad P52s	65	[36]
Cheng et al.	Visual	Sea trial	2	–	Location error: 11 mm	–	–	[37]
Ruscio et al.	Visual	Sea trial	Track length: 166	–	Location error: ≤ 2160 mm	–	–	[38]
Ren et al.	Visual	Land	≤ 2	–	Average location error: ≤ 20 mm	i5-7200U	25	[39]
Duecker et al.	Visual	Water tank	≤ 2.5	–	Average location error: 720 mm	–	–	[40]
Ren et al.	Visual	Pool	≤ 3	–	Location error: ≤ 30 mm	–	–	[41]
An et al.	Visual	Sea trial	–	45	Actual detection accuracy: 97.5%	NVIDIA Jetson Xavier NX	15	[42]
Fletcher et al.	Optical	Sea trial	≤ 10	–	Recovery success rate: 41.70%	i7-3770 CPU	77	[27]
Martin et al.	Optical	Sea trial	≤ 10	–	Recovery success rate: 48.40%	–	–	[26]
Ours	Optical	Simulation	0.8 ~ 20	5.560	0.8~20 m average ACE: 58.292 mm, ≤ 3 m average ACE: 6.647 mm	ARM Cortex-A78AE v8.2 64 CPU	15	–

表 4 消融实验. 粗体值表示多维约束目标函数和单坐标损失目标函数的比较.

Table 4 Ablation experiment. The bold values indicate the improvement of the multi-dimensional constrained objective function compared to the single coordinate loss.

Rank	L_{dir}	L_{dis}	L_{cord}	ACE (mm)
7	✓	✗	✗	4733.129
6	✗	✓	✗	2291.005
5	✗	✗	✓	12.491
4	✓	✗	✓	10.630
3	✗	✓	✓	8.908
2	✓	✓	✗	8.597
1	✓	✓	✓	7.108 ↑

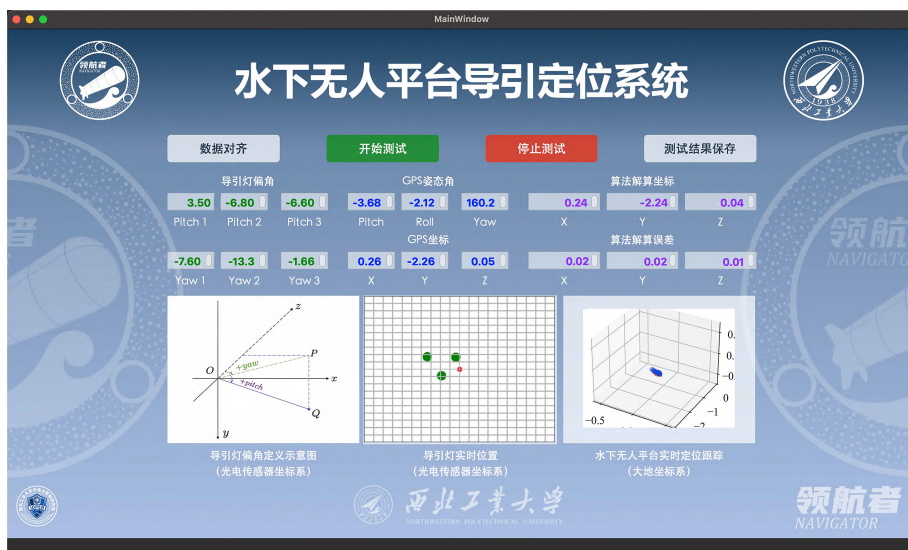


图 7 (网络版彩图) 自主水下航行器导引定位系统测试软件主界面。

Figure 7 (Color online) Main interface of AUV guidance and positioning software.

5 海试验证

海试验证是评估导引定位方法性能的重要步骤. 通过实际海洋环境中的数据, 可以全面了解算法在真实条件下的表现.

5.1 海试设计与实施

研究团队在自然资源部北海海洋技术中心海港使用无人遥控潜水器 (remotely operated vehicle, ROV) 进行了一系列数据采集实验及算法验证实验. 通过采集验证多分支网络光学导引定位方法所需要的偏角数据和坐标真实值, 以评估导引定位方法的位置解算精度. 为了获得位置坐标参考值从而验证实时解算的位置精度, 通过刚体连接方式, 在 ROV 上安装 GPS 系统并始终伸出水面. GPS 与 ROV 同步运动, 保障 ROV 在导引回收过程中, GPS 能够准确地提供导航和定位信息.

由于 GPS 系统存在卫星钟差等多种定位误差, 故而采用了实时运动测量技术 (real time kinematic, RTK) 来提高 GPS 定位精度. 经测量, GPS 水平方向测量误差范围在 $3 \sim 4$ cm, 竖直方向测量误差范围在 $1 \sim 2$ cm. 因此, 该差分 GPS 系统能够在厘米级精度上反映多分支网络光学导引定位方法的定位精度表现. 为了通过对测试结果进行可视化分析以支持算法验证, 设计开发了测试软件. 图 7 展示了测试软件的主界面, 能够对算法位置解算轨迹可视化. 同时对当前时刻的 ROV 的轨迹数据、接收到的导引灯偏角数据、GPS 定位数据、解算位置数据进行记录、显示和保存, 以便后期进行详细分析, 包括定位精度评估、算法性能优化以及对实验条件和算法参数调整的反馈等, 从而提升算法在海洋环境中的定位精度和稳定性.

本研究团队在自然资源部北海海洋技术中心海港港池开展了海试验证 (如图 8(a) 所示), 整体流程如下. 首先, 在港池内布置正三角形排布的导引灯组 (如图 8(b) 所示), 以提供光信号. 其次, 将多象限光电探测器部署到 ROV 上, 并将 GPS 系统通过刚性连接固定在 ROV 上且始终露出水面, 以获取位置的真实值. 最后在实验过程中, ROV 在港池内按照一定轨迹向导引灯组运动, 多象限光电探测器实时接收光信号并解算为导引灯偏角数据, 与 GPS 获取的 ROV 实际位置坐标一一对应, 作为位置解算精度的参考. 同时在整个过程中使用测试软件进行记录和可视化. 各部分硬件的具体参数如表 5 所示.

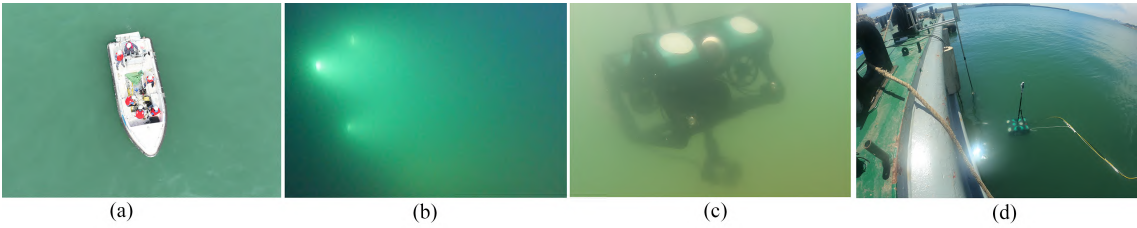


图 8 (网络版彩图) 海洋试验实拍图. (a) ROV 远端布放; (b) 正三角形排布的导引灯组图; (c) 水下导引过程中的 ROV; (d) 海试导引回收实拍图.

Figure 8 (Color online) Photos of sea trials. (a) ROV remote deployment; (b) guidance light group arranged in an equilateral triangle; (c) ROV during underwater guidance; (d) sea trial guidance and docking.

表 5 硬件参数信息.

Table 5 Hardware parameter information.

Item	Specification
LED guidance light	Power: 100 W
	Underwater pressure resistance: 3000 m
	Wave range: 500 ~ 560 nm
GPS	Horizontal measurement error: 3 ~ 4 cm
	Vertical measurement error: 1 ~ 2 cm
	Voltage: 8.4 V
Multi-quadrant photodetector	Array size: 8 × 8
	Measurement error: $\leq 0.1^\circ$
	Response inconsistency: $\leq 10\%$
	Operating voltage: $\pm 5.5 \sim 6$ V
	Static power: 3 W
ROV	Number of actuators: 6
	Weight in air: 13 kg
	Maximum: 3 kn
	Dimensions: 470 mm × 350 mm × 260 mm
	Depth rating: 300 m

5.2 海试结果与分析

为了验证多分支网络光学导引定位方法的位置解算精度, 首先对所有偏角数据和 GPS 坐标数据进行预处理, 包括去噪, 坐标数据与姿态筛选, 随后解算出预测位置坐标、3 条轨迹的坐标真实值和预测值结果, 如图 9 所示. 其中, 圆点表示坐标真实轨迹, 三角形点表示坐标的预测轨迹, 图 9(a) 表示三维空间中的轨迹图, 图 9(b) 表示 XOY 平面的轨迹剖面图, 图 9(c) 表示 YOZ 平面的轨迹剖面图, 图 9(d) 表示 ZOX 平面的轨迹剖面图. 通过对绝对坐标误差进行计算和统计, 得到预测轨迹点与采集的 GPS 轨迹点平均绝对坐标误差在 35.102 mm @ 1 ~ 3 m. 而仿真实验的平均误差仅为 6.646 mm @ 1 ~ 3 m, 与海试数据存在差距. 这是由于海试误差除了算法本身存在的误差以外, 主要是由 GPS 的测量误差和多象限光电探测器的测量误差造成, 如表 5 所示. 因此, 海试中的误差积累难以避免导致了仿真和实验存在定位误差差异. 同时, 综合 GPS 和多象限光电探测器的测量误差来看, 海洋试验的误差仍在合理范围内, 验证了该方法在海洋环境中仍可以实现预期的精确定位.

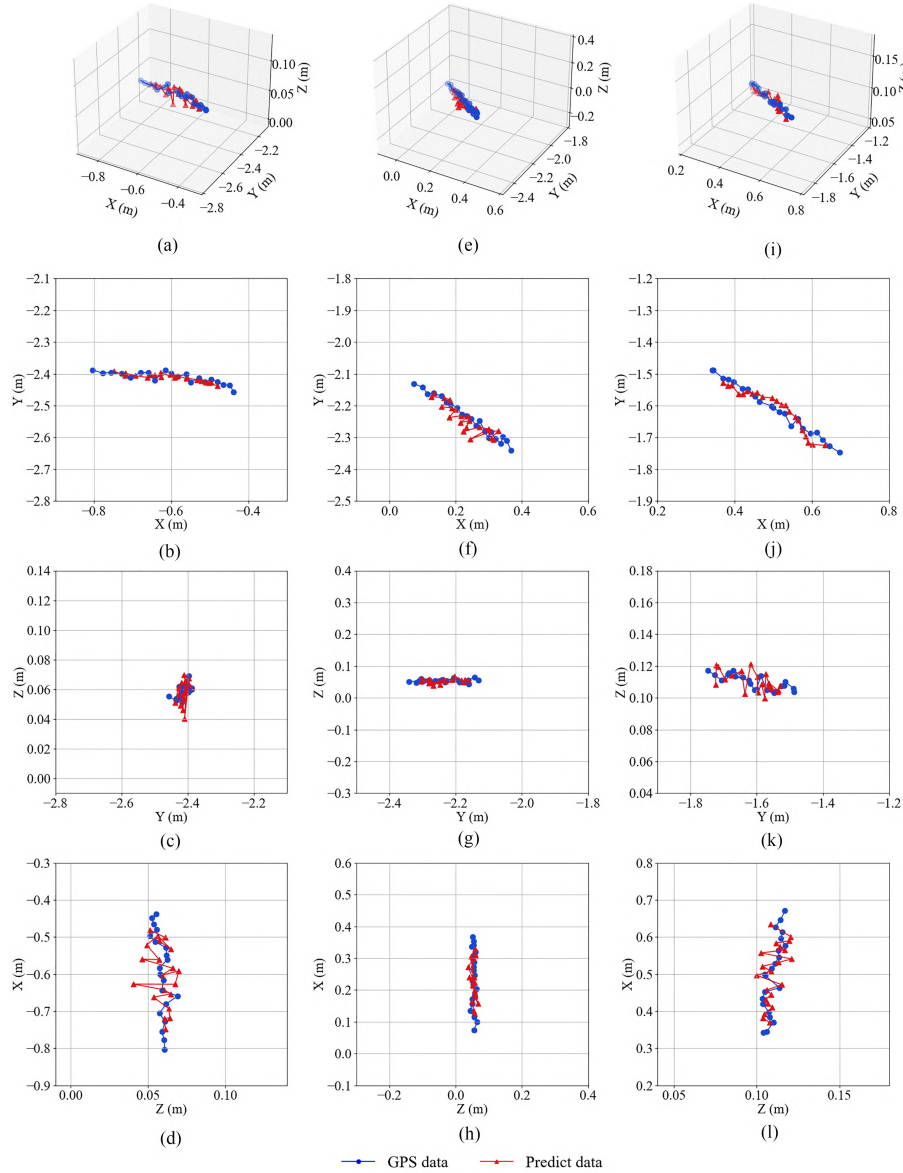


图 9 (网络版彩图) 海试实验轨迹预测结果图. 轨迹一: (a) 三维空间图; (b) XOY 剖面图; (c) YOZ 剖面图; (d) ZOX 剖面图; 轨迹二: (e) 三维空间图; (f) XOY 剖面图; (g) YOZ 剖面图; (h) ZOX 剖面图; 轨迹三: (i) 三维空间图; (j) XOY 剖面图; (k) YOZ 剖面图; (l) ZOX 剖面图.

Figure 9 (Color online) Trajectory prediction results of the sea trial experiment. Trajectory 1: (a) three-dimensional (3D) space diagram; (b) XOY profile; (c) YOZ profile; (d) ZOX profile; trajectory 2: (e) 3D space diagram; (f) XOY profile; (g) YOZ profile; (h) ZOX profile; trajectory 3: (i) 3D space diagram; (j) XOY profile; (k) YOZ profile; (l) ZOX profile.

6 结论

本文针对现有水下光学导引技术存在位置解算精度不足和实时性较差的问题, 搭建了基于多象限测角的光学导引定位硬件系统, 提出了多分支回归网络的 AUV 光学导引定位方法. 该方法使用了 8×8 排布的多象限光电探测器, 相较于传统的四象限光电探测器, 从硬件层面显著增大了 AUV 的光学导引视场角. 在导引灯的几何排布层面, 使用正三角形的导引灯排布方式, 确保了导引定位偏角—位置的一一对应关系, 也是保证在算法层面产生唯一位置真值解的重要前提条件. 首次将深度网络引入多象限测角的水下位置解算任务中, 构建了 AUV—回收站导引灯的物理几何模型, 基于实际导引

回收过程建模, 并采用物理仿真策略生成了偏角-位置一一对应数据集, 设计了输入对应单一输出的多分支结构位置解算回归网络, 建立了多维度空间定位精度约束目标函数. 经过仿真实验验证, 本文提出的多分支回归网络 AUV 光学导引定位方法, 显著提升了位置解算精度和速度, 克服了现有算法无解或频繁误解的难题, 在导引灯正三角形排布的情况下, 使用多分支网络定位方法, 获得了更接近于真值的唯一近似解. 解决了基于图像探测器光学导引计算复杂度高、基于位置探测器光学导引视场角小、迭代算法易出错、解算速度慢的问题. 最后, 将多分支回归网络的光学导引定位方法部署到了 ROV 上, 通过海试验证了该方法光学导引定位位置解算精度, 证明该方法能够满足 AUV 导引定位要求. 多分支回归网络光学导引定位方法代码如下: <https://github.com/LuckyZrl7/AUV-MultiBranch-PoseNet>.

然而, 本研究仍存在一些局限性. 一方面, 所提出的方法无法处理多个回收站的导引灯同时亮起的情况, 因此在 AUV 视野内存在多个回收站时, 需要重新设定编解码规则和点亮顺序, 以避免干扰或误导. 其次, 定位结果的准确性高度依赖于多象限光电探测器的测角精度, 多象限光电探测器存在固有探测误差, 进而产生测角误差. 另外, 水对光存在折射和散射效应, 也会影响测角精度, 进而降低位置解算的准确性.

本研究不仅为 AUV 光学导引定位提供了一种新思路, 而且在应用方面, 有望扩展至 AUV 深海勘探、海洋环境监测、水下机器人编队等领域. 在技术层面, 通过优化多象限光电探测器的测角精度, 提高偏角感知速率和解算精度; 另外, 引入位姿探测器实时获取 AUV 姿态, 能够进一步提高光学导引定位的精度和鲁棒性, 为 AUV 导引定位技术发展提供更有力的支持.

参考文献

- 1 Li X L. Vicinagearth security. *Commun Chin Comput Soc*, 2022, 18: 44–52 [李学龙. 临地安防 (Vicinagearth Security). *中国计算机学会通讯*, 2022, 18: 44–52]
- 2 Li X L. Water-related optics. *Sci China Inf Sci*, 2024, 54: 227–280 [李学龙. 涉水光学. *中国科学: 信息科学*, 2024, 54: 227–280]
- 3 Li X L. Water-related vision. *Chin J Electron*, 2024, 52: 1041–1082 [李学龙. 涉水视觉. *电子学报*, 2024, 52: 1041–1082]
- 4 Sun Z, Li X L. Water-related optical imaging: from algorithm to hardware. *Sci China Tech Sci*, 2024. doi: 10.1007/s11431-023-2614-8
- 5 Zhou J, Si Y, Chen Y. A review of subsea AUV technology. *J Marine Sci Eng*, 2023, 11: 1119
- 6 Yuan X Q, Diao J Y, Li W M, et al. Development and application status of AUV underwater docking. *Ship Sci Tech*, 2023, 45: 1–8 [袁学庆, 刁家宇, 李卫民, 等. AUV 水下对接的发展与应用现状. *舰船科学技术*, 2023, 45: 1–8]
- 7 Zheng R, Lü H Q, Yu C, et al. Technical research and system design of AUV docking with autonomous moving dock. *Robotics*, 2019, 41: 713–721 [郑荣, 吕厚权, 于闯, 等. AUV 与自主移动坞站对接的技术研究及系统设计实现. *机器人*, 2019, 41: 713–721]
- 8 Sato Y, Maki T, Masuda K, et al. Autonomous docking of hovering type AUV to seafloor charging station based on acoustic and visual sensing. In: *Proceedings of the IEEE Underwater Technology*, 2017. 1–6
- 9 Park J Y, Jun B, Lee P, et al. Experiments on vision guided docking of an autonomous underwater vehicle using one camera. *Ocean Eng*, 2009, 36: 48–61
- 10 Kondo H, Okayama K, Choi K, et al. Passive acoustic and optical guidance for underwater vehicles. In: *Proceedings of the Oceans*, 2012. 1–6
- 11 Inzartsev V, Pavin M, Rylov I. Development of the AUV automatic docking methods based on echosounder and video data. In: *Proceedings of the 24th Saint Petersburg International Conference on Integrated Navigation Systems*, 2017. 1–6
- 12 Ghosh S, Ray R, Vadali S R K, et al. Reliable pose estimation of underwater dock using single camera: a scene invariant approach. *Machine Vision Appl*, 2016, 27: 221–236
- 13 Zhou J, Zhang W, Wu D, et al. Underwater recovery realization for an AUV using positioning-to-line strategy. In: *Proceedings of the IEEE Conference and Expo Transportation Electrification Asia-Pacific*, 2014. 1–5
- 14 Hurtós N, Mallios A, Palomeras N, et al. LOON-DOCK: AUV homing and docking for high-bandwidth data

- transmission. In: *Proceedings of the Oceans*, 2017. 1–7
- 15 Vallicrosa G, Bosch J, Palomeras N, et al. Autonomous homing and docking for AUVs using range-only localization and light beacons. *IFAC-PapersOnLine*, 2016, 49: 54–60
- 16 Liu S, Xu H, Lin Y, et al. Visual navigation for recovering an AUV by another AUV in shallow water. *Sensors*, 2019, 19: 1889
- 17 Maire F, Prasser D, Dunbabin M, et al. A vision based target detection system for docking of an autonomous underwater vehicle. In: *Proceedings of the Australasian Conference on Robotics and Automation*, 2009. 1–7
- 18 Negre A, Pradalier C, Dunbabin M. Robust vision-based underwater homing using self-similar landmarks. *J Field Robot*, 2008, 25: 360–377
- 19 Yan Z, Gong P, Zhang W, et al. Autonomous underwater vehicle vision guided docking experiments based on L-shaped light array. *IEEE Access*, 2019, 7: 72567–72576
- 20 Myint M, Yonemori K, Lwin K N, et al. Dual-eyes vision-based docking system for autonomous underwater vehicle: an approach and experiments. *J Intell Robot Syst*, 2018, 92: 159–186
- 21 Liu S, Ozay M, Okatani T, et al. A vision based system for underwater docking. 2017. ArXiv:1712.04138
- 22 Sans-Muntadas A, Kelasidi E, Pettersen K Y, et al. Learning an AUV docking maneuver with a convolutional neural network. *IFAC J Syst Control*, 2019, 8: 100049
- 23 Han F, Yao J, Zhu H, et al. Marine organism detection and classification from underwater vision based on the deep CNN method. *Math Problems Eng*, 2020, 2020: 1–11
- 24 Chavez-Galaviz J, Mahmoudian N. Underwater dock detection through convolutional neural networks trained with artificial image generation. In: *Proceedings of the International Conference on Robotics and Automation*, 2022. 4621–4627
- 25 Cowen S, Briest S, Dombrowski J. Underwater docking of autonomous undersea vehicles using optical terminal guidance. In: *Proceedings of the Oceans*, 1997. 2: 1143–1147
- 26 Martin S, Fletcher B, Flores G, et al. Characterizing the critical parameters for docking unmanned underwater vehicles. In: *Proceedings of the Oceans*, 2016. 1–7
- 27 Fletcher B, Martin S, Flores G, et al. From the lab to the ocean: characterizing the critical docking parameters for a free floating dock with a REMUS 600. In: *Proceedings of the Oceans*, 2017. 1–7
- 28 Wu G J, Shao J F, Lv X P, et al. Recovery system and method for underwater unmanned vehicles. Chinese Patent, 202010858715.6, 2021-10-22 [吴国俊, 邵建锋, 吕小鹏, 等. 水下无人航行器回收系统及回收方法. 中国专利, 202010858715.6, 2021-10-22]
- 29 Chowdhary K R, Chowdhary K R. Natural language processing. In: *Fundamentals of Artificial Intelligence*. Berlin: Springer, 2020. 603–649
- 30 Zhao C, Dong H, Wang J, et al. Dual-type marker fusion-based underwater visual localization for autonomous docking. *IEEE Trans Instrum Meas*, 2024, 73: 1–11
- 31 Yu Z, Wang K, Xie S, et al. Prototypical network based on Manhattan distance. *Comput Modeling Eng Sci*, 2022, 131: 655–675
- 32 Heiberger R M, Neuwirth E. Polynomial regression. In: *R Through Excel: A Spreadsheet Interface for Statistics, Data Analysis, and Graphics*. Berlin: Springer, 2009. 269–284
- 33 Suthaharan S. Support vector machine. In: *Machine Learning Models and Algorithms for Big Data Classification: Thinking with Examples for Effective Learning*. Berlin: Springer, 2016. 207–235
- 34 Priyam A, Gupta R K, Rathee A, et al. Comparative analysis of decision tree classification algorithms. *Int J Current Eng Tech*, 2013, 3: 334–337
- 35 Liu Y, Wang Y, Zhang J. New machine learning algorithm: random forest. In: *Proceedings of the 3rd International Conference on Information Computing and Applications*, 2012. 246–252
- 36 Zhang Z, Zhong L, Lin M, et al. Triangle codes and tracer lights based absolute positioning method for terminal visual docking of autonomous underwater vehicles. *Indust Robot*, 2024, 51: 269–286
- 37 Cheng H, Chu J, Zhang R, et al. Real-time position and attitude estimation for homing and docking of an autonomous underwater vehicle based on bionic polarized optical guidance. *J Ocean Univ China*, 2020, 19: 1042–1050
- 38 Ruscio F, Tani S, Bresciani M, et al. Visual-based navigation strategy for autonomous underwater vehicles in monitoring scenarios. *IFAC-PapersOnLine*, 2022, 55: 369–374
- 39 Ren R, Zhang L, Yuan Y, et al. Underwater visual tracking method based on KCF algorithm of ArUco marker. In: *Proceedings of Global Oceans 2020: Singapore-US Gulf Coast*, 2020. 1–6
- 40 Duecker D A, Bauschmann N, Hansen T, et al. Towards micro robot hydrobatatics: vision-based guidance, navigation, and control for agile underwater vehicles in confined environments. In: *Proceedings of IEEE/RSJ International*

Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), 2020. 1819–1826

- 41 Ren R, Zhang L, Liu L, et al. Two AUVs guidance method for self-reconfiguration mission based on monocular vision. *IEEE Sens J*, 2021, 21: 10082–10090
- 42 An P, Wang T T, Zhao Y, et al. AUV underwater visual guidance detection method based on deep learning. *J Underwater Unmanned Syst*, 2023, 31: 421–429 [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. *水下无人系统学报*, 2023, 31: 421–429]

Multi-branch network-based optical guidance and positioning method for autonomous underwater vehicles

Ruolan ZHU^{1†}, Chen LI^{2†}, Min YANG³, Hongjun AN¹, Xufeng ZHAN⁴, Guojun WU⁵, Zhe SUN^{1*} & Xuelong LI^{1,6*}

1. *School of Artificial Intelligence, Optics and Electronics (iOPEN), Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China*

2. *School of Electronic and Information, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China*

3. *North China Sea Environments Technology Center, Ministry of Natural Resources, Qingdao 266000, China*

4. *School of Information Science and Technology, University of Science and Technology of China, Hefei 230026, China*

5. *Xi'an Institute of Optics and Precision Mechanics, Chinese Academy of Sciences, Xi'an 710119, China*

6. *Institute of Artificial Intelligence (TeleAI), China Telecom, Beijing 100033, China*

* Corresponding author. E-mail: sunzhe@nwpu.edu.cn, xuelong.li@ieee.org

† Equal contribution

Abstract To improve the terminal optical guidance and docking accuracy of autonomous underwater vehicles (AUVs), this paper introduces deep learning for the first time into the AUV optical guidance positioning based on multi-quadrant angle measurement. A multi-branch regression network-based optical guidance positioning method is proposed. The physical and geometric relationship of the underwater optical guidance positioning system is established. The position calculation regression network based on a multi-branch structure is studied, and a data-driven multi-dimensional positioning constraint training method is designed. A hardware system for AUV optical guidance positioning based on multi-quadrant angle measurement is built, achieving an integrated design of optical guidance hardware and algorithms. The deviation data between the recovery station and the guidance lights are collected using the multi-quadrant photodetector equipped on the AUV. These data are then used as the input to the system, enabling real-time calculation of the relative position coordinates between the AUV and the guidance lights. Simulation results show that the calculation speed is 5.650 ms per iteration, the average coordinate calculation error is 58.292 mm@0.8~20 m, with a standard deviation of 43.347 mm@0.8~20 m, and the best average positioning accuracy reaches 7.107 mm@2~3 m. Sea trial verification shows that the method's position calculation speed and accuracy meet the terminal optical guidance and docking requirements of the AUV. Compared with existing optical (visual) guidance methods, this method offers faster calculation speed, lower computational power consumption, and reduced energy usage. It provides a reliable technical solution for AUV tasks such as energy replenishment, data transmission, and command issuing.

Keywords optical guidance, position calculation, multi-quadrant photoelectric detection, deep learning, autonomous underwater vehicles