

面向海洋环境自适应采样的多 AUV 协同定位

张佳欣¹, 张森林^{1,2}, 刘妹琴^{1,2,3}, 董山玲^{1,2}, 郑荣濠^{1,2}

(1. 浙江大学电气工程学院, 浙江 杭州 310027;

2. 浙江大学工业控制技术国家重点实验室, 浙江 杭州 310027;

3. 西安交通大学人工智能与机器人研究所, 陕西 西安 710049)

摘要: 高效、准确的水质监测对海洋资源开发具有重要意义, 自治式潜水器 (AUV) 在海洋环境监测中有广阔的应用前景。针对单个 AUV 执行面向海洋标量场估计的水质采样任务时存在的效率低、可靠性差、覆盖率不足和定位准确性差等问题, 提出了一种基于多 AUV 的协同定位与自适应采样系统。系统中每个 AUV 定期向队友广播自己收集到的采样数据, 并根据接收到的队友数据, 基于扩展卡尔曼滤波器进行自定位校正。根据收集到的采样数据, AUV 以高斯过程建模环境标量场, 使用差分进化路径规划器在线规划后续采样路径。仿真结果表明, 所提方案有效降低了多 AUV 系统的定位误差, 提升了对环境标量场的估计精度。

关键词: 自治式潜水器; 协同定位; 高斯过程; 自适应采样; 路径规划

中图分类号: TP242.6

文献标志码: A

doi: 10.11959/j.issn.2096-6652.202250

Multi-AUV cooperative localization in adaptive sampling for marine environmental monitoring

ZHANG Jiaxin¹, ZHANG Senlin^{1,2}, LIU Meiqin^{1,2,3}, DONG Shanling^{1,2}, ZHENG Ronghao^{1,2}

1. College of Electrical Engineering, Zhejiang University, Hangzhou 310027, China

2. State Key Laboratory of Industrial Control Technology, Zhejiang University, Hangzhou 310027, China

3. Institute of Artificial Intelligence and Robotics, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China

Abstract: Efficient and accurate water quality monitoring is of great significance to the development of marine resources, and autonomous underwater vehicle (AUV) has broad application prospects in marine environmental monitoring. There are problems such as low efficiency, poor reliability, insufficient coverage and poor positioning accuracy when a single AUV performs water quality sampling tasks for ocean scalar field estimation. The multi-AUV-based cooperative localization and adaptive sampling system was proposed. Each AUV in the system broadcasted the collected sampling data to its teammates, and based on the data received, it corrected the location of itself based on the extended Kalman filter. With the collected sampling data, the AUV modeled the environmental scalar field with a Gaussian process and used a differential evolution path planner to plan its subsequent sampling path online. Simulation results showed that the proposed method effectively reduced the positioning error of AUVs, and improved the estimation accuracy of the environmental scalar field.

Key words: autonomous underwater vehicle, cooperative localization, Gaussian process, adaptive sampling, path planning

收稿日期: 2022-09-26; 修回日期: 2022-11-04

通信作者: 刘妹琴, liumeiqin@zju.edu.cn

基金项目: NSFC-浙江两化融合联合基金资助 (No.U1809212, No.U1909206); 浙江省属基本科研业务费专项资金资助 (No.2021XZZX014)

Foundation Items: The NSFC-Zhejiang Joint Fund for the Integration of Industrialization and Informatization (No.U1809212, No.U1909206), The Fundamental Research Funds for the Zhejiang Provincial Universities (No.2021XZZX014)

0 引言

远洋捕捞、海产养殖、海上运输、海上旅游和海洋能源等海洋经济为人类带来了巨大的收益^[1]。作为海洋经济的重要组成部分,海洋水产养殖为人类提供了丰富的海产品种类和可观的海产品产量。随着气候变化的加剧和海洋养殖规模的扩大,局部海洋环境的恶化给海洋经济生产和食品安全带来了潜在的威胁^[2-3],对海洋环境进行可靠的监测迫在眉睫。自治式潜水器(autonomous underwater vehicle, AUV)是一种可以自动执行多种水下任务的机器人,被广泛应用于不适合或难以人工作业的水文探测、环境监测、态势感知等领域,是多学科交叉研究的热点,受到了国内外研究人员的广泛关注。尤其在海洋环境参数标量场(如叶绿素、溶解氧、无机盐等)监测中,AUV凭借其机动性高、实时性强、载荷多元和应用灵活等特点,有着广泛的应用前景。

过去一段时间内,研究人员使用船舶收集海水样本,并在实验室内进一步分析^[4],但这种手段难以应对分布复杂、变化迅速的海洋参量。为了降低采样成本、提高采样时效性,Kamapantula B K等人^[5]通过部署水下无线传感器网络(underwater wireless sensor network, UWSN)对海水进行采样,这种方式可以实现对海洋的实时监测,但需要提前部署网络,欠缺灵活性。此外,Buma W G等人^[6]使用基于卫星的遥感估计海洋参数,但该方式分辨率有限,且对深层海水参量估计误差较大。近年来,作为移动传感器的AUV被应用于海洋感知任务中,如Bresciani M等人^[7]提出了一种遗传路径规划器来执行AUV信息路径规划(informative path planning, IPP),以期最大化AUV运行中收集的信息。Stankiewicz P等人^[8]将AUV应用于海洋采样与水质监测任务,将环境标量场建模为高斯过程(Gaussian process, GP),设计了分支定界信息路径规划(branch-and-bound informative path planning, BB-IPP)算法和交叉熵信息路径规划(cross-entropy informative path planning, CE-IPP)算法,在实验中取得了较好的效果。

使用单个AUV执行任务时常存在效率低和可靠性差等问题。因此,研究人员考虑通过多AUV协作进一步扩展AUV的应用,并在任务分配^[9]、协同定位^[10]、数据采集^[11]和洋流估计^[12]等领域取得

了一定成果。此外,国内外研究人员也开始考虑使用多AUV系统进行海洋环境监测。Kemna S等人^[13]使用AUV编队进行采样,要求AUV间歇性地浮出水面并彼此共享采样信息,然而这种方式会中断任务执行,增加作业成本。Cui R X等人^[14]提出了一种使用多AUV系统来估计环境标量场的多维快速扩展随机树*(multidimensional RRT*, MDMI-RRT*)算法,但该研究假定AUV之间可以无障碍交流信息,未考虑通信和定位问题。Zhang J X等人^[15]提出用多台AUV组成多AUV系统进行环境采样与监测,并提出了异策略协同采样(heterogeneous strategy cooperative sampling, HSCS)方法,设计了低通信要求的信息共享方案,但同样未考虑AUV在作业时的自定位问题。Li Y C等人^[16]对无锚环境下多AUV协同作业时的互定位问题进行了研究,并设计了用于降低协同定位误差的基于多AUV协同定位的轨迹规划(multiple-AUV cooperative localization based trajectory planning, MCLTP)框架,但该方法要求AUV可实时获得自己的速度量测,给AUV增添了额外的负担。

本文使用多AUV系统对海水的特定标量参数进行监测。在执行采样任务时,AUV同时记录采样值和对应的采样位置,根据采样数据形成对任务海域环境状况的认知。AUV若对自己的定位出现了较大偏差,会直接影响基于采样得出的结论。与空中和陆地上不同,运行于海洋中的AUV通常难以直接接收到卫星定位信号,只能基于惯导系统自定位,这给准确地监测环境带来了挑战。现有面向海洋采样的多AUV系统定位存在以下问题:多AUV上浮接收卫星定位信号,导致任务效率降低;忽略定位误差,导致结论理想化;未充分利用多AUV系统信息共享的特点,导致信息利用不足等。为了降低定位误差对海洋环境调查的影响,本文设计了一种用于自适应海洋采样的多AUV协同定位方法,算法流程如图1所示,本文的创新点如下。

(1) 将海洋环境标量场建模为GP,多个AUV在规定区域内采样,彼此共享量测数据,并基于获得的量测数据在线规划后续采样路径。

(2) 在接收队友量测数据时,AUV同时测量该数据包的飞行时间(time of flight, ToF),并根据队友的位置信息,基于扩展卡尔曼滤波器(extended Kalman filter, EKF)对惯性航位进行校正,在不增

加额外通信负担的前提下,实现了多 AUV 系统位置信息的充分利用。

(3) 提出了基于位置预测误差协方差矩阵的上浮机制,当某一台 AUV 对自身位置的估计误差协方差超过阈值时,该 AUV 将上浮接收卫星定位信号。该做法以小幅牺牲任务效率为代价,确保多 AUV 系统的定位结果不会发散。

(4) 提出了历史误差回溯校正机制,AUV 对自身位置进行纠正时,同时对过去一段时间内采样数据中的位置信息进行校正,提高了环境标量场估计的准确性。

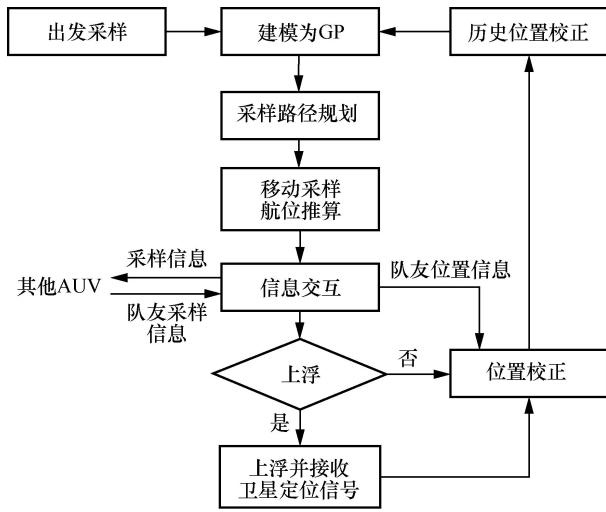


图1 本文算法流程

1 基于多 AUV 系统的海洋环境采样

为了对海洋环境变化进行有效预警,本文以叶绿素 a (chlorophyll-a, Chl-a) 为例,在目标海域布放多 AUV 系统对其进行浓度监测和估计。在该多 AUV 系统中,每一台 AUV 均装备了可以对海水进行在线采样和监测的原位 Chl-a 浓度传感器、用于通信的水声通信系统和卫星定位系统。

1.1 环境参数估计模型

监测目标海域是三维连续空间,监测的目的是根据采样数据,估计该区域内任意位置的 Chl-a 浓度值,并对其中的重点区域,即 Chl-a 浓度较高的区域,有较准确的估计。Chl-a 浓度场可被视为定义在任务区域 $W \in \mathbb{R}^3$ 上的未知标量函数 $f(\mathbf{x})$ 。由于 Chl-a 浓度是连续分布的物理量, $f(\mathbf{x})$ 在相邻坐标上的值具有相关性。因此,本文将代表 Chl-a 浓度场的未知函数 $f(\mathbf{x})$ 建模为 GP,它是一系列服从

正态分布的随机变量的集合,其中任意有限个随机变量都服从联合正态分布^[17]。

一个 GP 模型由其均值函数 $\mu(\mathbf{x}) = E[f(\mathbf{x})]$ 和协方差函数 $k(\mathbf{x}_a, \mathbf{x}_b) = \text{cov}(f(\mathbf{x}_a), f(\mathbf{x}_b))$ 定义,其中 $\mathbf{x}, \mathbf{x}_a, \mathbf{x}_b \in W$ 。协方差函数,即核函数,表示了任意两位置函数值的相关性,本文将平方指数函数作为协方差函数,如式(1)所示:

$$k(\mathbf{x}_a, \mathbf{x}_b) = \sigma_f^2 \exp\left(-\frac{1}{2} \sum_{i=1}^3 l_i^2 (\mathbf{x}_{a,i} - \mathbf{x}_{b,i})^2\right) \quad (1)$$

其中, σ_f 是信号方差, l_i 是维度 i 上的长度尺度。随着采样数据的累积,用于估计的 GP 的均值函数将不断地向真实的 Chl-a 浓度函数 $f(\mathbf{x})$ 逼近。

AUV 在位置 $\mathbf{x}$ 采集的量测数据如式(2)所示:

$$y(\mathbf{x}) = f(\mathbf{x}) + w \quad (2)$$

其中, $w \sim N(0, \sigma_w^2)$ 为量测噪声,带噪量测之间的协方差如式(3)所示:

$$\text{cov}(y(\mathbf{x}_a), y(\mathbf{x}_b)) = k(\mathbf{x}_a, \mathbf{x}_b) + \sigma_w^2 \delta(\mathbf{x}_a, \mathbf{x}_b) \quad (3)$$

其中, $\delta(\mathbf{x}_a, \mathbf{x}_b)$ 为克罗内克德尔塔函数,当 $\mathbf{x}_a = \mathbf{x}_b$ 时为 1, 否则为 0。

对定义域中的一系列位置 X_A 和 X_B , 由全部位置对的协方差组成的 $n_A \times n_B$ 阶协方差矩阵记为 $\mathbf{K}(X_A, X_B)$ 。已获取的量测 Y 和待估计的函数值 f_* 之间的联合概率分布如式(4)所示:

$$\begin{bmatrix} Y \\ f_* \end{bmatrix} \sim N\left(\mathbf{0}, \begin{bmatrix} \mathbf{K}(X, X) + \sigma_w^2 \mathbf{I} & \mathbf{K}(X, X_*) \\ \mathbf{K}(X_*, X) & \mathbf{K}(X_*, X_*) \end{bmatrix}\right) \quad (4)$$

其中, X 是已采样位置, X_* 是待估计位置。可根据式(5)~式(6)得到待估计位置的估计函数值和估计方差:

$$\hat{f}_* = \mathbf{K}_*^T (\mathbf{K} + \sigma_w^2 \mathbf{I})^{-1} Y \quad (5)$$

$$\hat{\text{cov}}(f_*) = \mathbf{K}_{**} - \mathbf{K}_* (\mathbf{K} + \sigma_w^2 \mathbf{I})^{-1} \mathbf{K}_*^T \triangleq \hat{\sigma}_p(X_*) \quad (6)$$

其中, $\mathbf{I}$ 为单位矩阵, $\mathbf{K}$ 、 $\mathbf{K}_*$ 、 $\mathbf{K}_{**}$ 分别是 $\mathbf{K}(X, X)$ 、 $\mathbf{K}(X, X_*)$ 、 $\mathbf{K}(X_*, X_*)$ 的简写。至此,一台 AUV 便可以根据已有的环境采样数据估计目标海域内任意位置的 Chl-a 浓度值,同时给出估计不确定度。

GP 模型中的超参向量 $\theta = [\sigma_f, \sigma_w, l_1, l_2, l_3]^T$ 并非先验已知的,故本文以梯度下降法最大化边际似然 L 来估计 θ 的最优值^[8],如式(7)所示:

$$\begin{aligned} \theta_* &= \arg \max_{\theta} L = \\ &\arg \max_{\theta} -\frac{1}{2} \left(Y^T K_Y^{-1} Y + \log |K_Y| + n_d \log 2\pi \right) \end{aligned} \quad (7)$$

其中, $K_Y = (K + \sigma_w^2 I)$, n_d 表示训练数据规模。

1.2 多 AUV 协同采样

假设多 AUV 系统由 N_A 台 AUV 组成, 记为 $A = \{A_1, \dots, A_{N_A}\}$, 系统中的每一台 AUV 均通过搭载的传感器对环境水体进行采样, 并以水声通信的方式与同伴共享采样数据。基于收集的数据, AUV 将规划自己未来一段时间内的采样路径。北东地 (north east down, NED) 坐标系下单台 AUV 的状态由位姿向量 η 和速度向量 $\mathbf{v}$ 组成^[18], 分别如式 (8) 及式 (9) 所示:

$$\eta = [x, y, z, \phi, \theta, \psi]^T \quad (8)$$

$$\mathbf{v} = [v_x, v_y, v_z]^T \quad (9)$$

其中, $\mathbf{x} = [x, y, z]^T$ 表示三维位置, ϕ 、 θ 、 ψ 分别表示横滚角、俯仰角、偏航角, v_x 、 v_y 、 v_z 分别表示 AUV 沿坐标系 3 个方向的速度。方便起见, 忽略 AUV 横滚角, 则有式 (10) ~ 式 (11):

$$\begin{cases} v_x = |\mathbf{v}| \cos \theta \cos \psi \\ v_y = |\mathbf{v}| \cos \theta \sin \psi \\ v_z = |\mathbf{v}| \sin \theta \end{cases} \quad (10)$$

$$\begin{cases} \psi = \arctan(v_y v_x^{-1}) \\ \theta = \arctan\left(v_z \left(v_x^2 + v_y^2\right)^{-\frac{1}{2}}\right) \end{cases} \quad (11)$$

至此, 可仅通过位置与速度来表示 AUV 的状态。

在作业过程中, AUV 周期性地对环境采样, 设一段时间内 A_i 采集了 n_m 个样本, 如式 (12) 所示:

$$M^{[i]} = \{y_q^{[i]}, \mathbf{x}_q^{[i]}\}_{1 \leq q \leq n_m} \quad (12)$$

其中, $y_q^{[i]} = f(\mathbf{x}_q^{[i]}) + w$ 是 A_i 在 $\mathbf{x}_q$ 处采样的函数值。之后, A_i 将通过水声通信, 将采集的数据 $M^{[i]}$ 分享给队友, 其他 AUV 也均按此操作, 每一台 AUV 均尝试接收其他队友分享的量测数据。一次信息共享结束后, 可被 A_j 利用的汇集量测如式 (13) 所示:

$$\mathcal{M}^{[j]} = M^{[i]} \cup \bigcup_{i \neq j} \kappa_{ij} \tilde{M}^{[i]} \quad (13)$$

其中, κ_{ij} 表示 A_i 和 A_j 之间的通信是否畅通, 畅通则为 1, 否则为 0。每一台 AUV 将基于汇集量测 $\mathcal{M}$ 规划自己未来的采样路径。

1.3 信息路径规划

AUV 系统探索目标海域的目的可等效为最小化区域 Chl-a 浓度的估计误差, 如式 (14) 所示:

$$J = \min_w \int_W |\hat{f}(\mathbf{x}) - f(\mathbf{x})| d\mathbf{x} \quad (14)$$

显然, 该目标无法直接达成, 因此本文选择一种基于贪婪策略的局部路径规划方案, 即最大化未来有限时间 H 内收集的信息量, 来间接逼近这一目标。为了达到该目的, 本文采用差分进化信息路径规划器 (differential evolution-based informative path planner, DEIPP)^[15] 进行采样路径寻优。

给定 AUV 当前位置, 在未来一段时间 H 内, AUV 将采集 n_m 个新样本。采样路径优化的目标函数如式 (15) 所示:

$$J(\mathbf{p}^{[i]}) = \sum_{j=1}^{n_m} [\hat{\sigma}_p^{[i]}(\mathbf{x}_j^{[i]}) + q(\mathbf{x}_j^{[i]})] \quad (15)$$

其中, $\mathbf{p}^{[i]}$ 表示候选路径, $\{\mathbf{x}_j^{[i]}\}_{1 \leq j \leq n_m} \in \mathbf{p}^{[i]}$ 是未来采样位置, $\hat{\sigma}_p^{[i]}$ 是基于当前预测模型 $G^{[i]}$ 的待采样位置预测方差, $q(\mathbf{x})$ 是为避免 AUV 发生碰撞或长期运行于任务区域之外而附加的惩罚项, 具体定义如式 (16) 所示:

$$q(\mathbf{x}) = \begin{cases} -\infty, & p \cap O \neq \emptyset \\ -d(\mathbf{x}, W), & p \cap O = \emptyset, \mathbf{x} \notin W \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (16)$$

其中, O 为禁区 (海床、障碍物等), $d(\mathbf{x}, W)$ 为位置 $\mathbf{x}$ 距任务海域 W 的距离。

设 AUV 在初始时刻 t_0 的状态为 $[\mathbf{x}_0, \mathbf{v}_0]^T$, 其未来途经的 n_m 个采样点的路径 $\mathbf{p}(t_0, t_0 + H)$ 由 AUV 控制输入决定, 如式 (17) 所示:

$$\mathbf{u} = [\mathbf{u}_k]_{2 \times n_m} = [\mathbf{q} \quad \mathbf{r}]^T \quad (17)$$

其中, $\mathbf{q} = [q_k]_{1 \times n_m}$ ($|q_k| < q_{\max}$) 是上浮加速度序列, $\mathbf{r} = [r_k]_{1 \times n_m}$ ($|r_k| > r_{\min}$) 是水平转弯半径序列, 正值表示下沉/右转, 负值表示上浮/左转。每一组控制量 $\mathbf{u}_k$ 依次作用于 AUV 执行机构, 持续时间 H/n_m 。此外, AUV 的最大浮沉速率不超过 $|v_z|_{\max}$ 。

之后, 可根据给定的 $[\mathbf{x}_0, \mathbf{v}_0]^T$ 和 $\mathbf{u}$, 按式 (18) 推算 AUV 在未来时间 H 内采样点的状态:

$$\left\{ \begin{array}{l} x_{k+1} = x_k + 2r_k \sin \frac{\zeta}{2} \cos \left(\arctan \frac{v_{y,k}}{v_{x,k}} - \frac{1}{2} \zeta \right) \\ y_{k+1} = y_k + 2r_k \sin \frac{\zeta}{2} \sin \left(\arctan \frac{v_{y,k}}{v_{x,k}} - \frac{1}{2} \zeta \right) \\ z_{k+1} = z_k + \frac{1}{2} q_k \frac{H^2}{n_m^2} \\ v_{x,k+1} = \sqrt{v_{x,k}^2 + v_{y,k}^2} \cos \left(\arctan \frac{v_{y,k}}{v_{x,k}} - \zeta \right) \\ v_{y,k+1} = \sqrt{v_{x,k}^2 + v_{y,k}^2} \sin \left(\arctan \frac{v_{y,k}}{v_{x,k}} - \zeta \right) \\ v_{z,k+1} = v_{z,k} + q_k \frac{H}{n_m} \end{array} \right. \quad (18)$$

其中, $\zeta = H \sqrt{v_{x,k}^2 + v_{y,k}^2} / (r_k n_m)$ 。因此, 对 AUV 采样路径的寻优转化为了对控制量 u 的寻优, 优化目标为最大化式 (15)。

2 多 AUV 系统在线协同定位

2.1 基于惯性导航自定位

AUV 自定位的基础是基于陀螺仪和加速度传感器的航位推算 (dead reckoning, DR), 陀螺仪实时测量 AUV 的姿态角, 而加速度传感器给出 AUV 坐标系下 3 个方向的加速度量测, 通过坐标变换和对加速度的二次积分, 得到对 AUV 当前状态的估计^[19]。AUV 在时刻 k 任一方向上的位置和速度由式 (19) 给出:

$$\begin{aligned} v_k &= v_0 + \Delta T \sum_{t=0}^{k-1} a_t \\ x_k &= x_0 + k \Delta T v_0 + \Delta T^2 \left(\frac{1}{2} \sum_{t=0}^{k-1} a_t + \sum_{t=1}^{k-1} \sum_{j=0}^{t-1} a_j \right) \end{aligned} \quad (19)$$

其中, a_t 是该方向上经坐标变换后的加速度量测。基于惯性导航的航位推算过程如图 2 所示。可见, 加速度传感器的测量值以二阶项的形式存在于位置状态中, 因此加速度测量误差也以二次函数的增长速度累积。因此, 作业中的 AUV 若仅依靠惯性

系统进行自定位, 其定位误差必将快速累积, 严重影响环境监测的准确性。

2.2 基于 EKF 的协同定位校正

为了降低定位误差对环境监测结果的影响, 笔者注意到, 在多 AUV 系统作业时, 每一台 AUV 将定期向队友分享自己收集的量测数据, 而共享数据中包含的 AUV 位置信息可以作为额外的参照信息被其他 AUV 利用以减小其定位误差。

由 n 台 AUV 组成的多 AUV 系统的状态转移方程如式 (20) 所示:

$$\begin{aligned} X_{k+1} &= F_k X_k + w_k = \\ &\text{blkdiag}(F_k^{[1]}, F_k^{[2]}, \dots, F_k^{[n]}) \\ &\begin{bmatrix} X_k^{[1]} & X_k^{[2]} & \dots & X_k^{[n]} \end{bmatrix}^\top + w_k \end{aligned} \quad (20)$$

其中, F_k 是 k 时刻系统的状态转移矩阵, 是由每一 AUV 状态转移矩阵组成的分块对角矩阵, X_k 是子系统状态, w_k 是系统噪声。系统的第 i 个子系统, 即 A_i 的状态转移矩阵如式 (21) 所示:

$$X_{k+1}^{[i]} = F_k^{[i]} X_k^{[i]} + w_k^{[i]} \quad (21)$$

同时, 该子系统的量测方程定义如式 (22) 所示:

$$Z_k^{[i]} = h_k(X_k, v) = \left[h_k(x_k^{[i]}, x_k^{[j]}) \right] + v_k^{[i,j]} \quad (22)$$

其中, $h_k(x_k^{[i]}, x_k^{[j]}) = \left\| \begin{bmatrix} x_k^{[i]} - x_k^{[j]} \\ y_k^{[i]} - y_k^{[j]} \end{bmatrix} \right\|$ 表示 k 时刻 A_i 和 A_j 间的距离, 通过记录通信信号在两时间同步的 AUV 间的 ToF 获得。 $v_k^{[i,j]} \sim N(0, \gamma h_k(x_k^{[i]}, x_k^{[j]}))$ 是距离量测误差, γ 为误差系数。系统的量测方程雅克比矩阵如式 (23) ~ 式 (24) 所示:

$$H_k^X = \frac{\partial h_k(x_k^{[i]}, \tilde{x}_k^{[j]})}{\partial x_k^{[i]}} \bigg|_{\substack{x_k^{[i]} = \tilde{x}_{k-1}^{[i]} \\ v_k = 0}} = \left\| \begin{bmatrix} x_k^{[i]} - x_k^{[j]} \\ y_k^{[i]} - y_k^{[j]} \end{bmatrix} \right\|^{-1} \begin{bmatrix} x_k^{[i]} - x_k^{[j]} \\ 0 \\ y_k^{[i]} - y_k^{[j]} \\ 0 \end{bmatrix}^\top \quad (23)$$

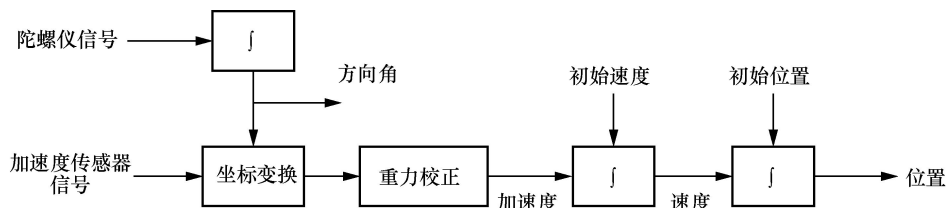


图2 基于惯性导航的航位推算

$$H_k^v = \frac{\partial h_k(\mathbf{x}_k^{[i]}, \tilde{\mathbf{x}}_k^{[j]})}{\partial \mathbf{v}_k^{[i]}} \bigg|_{\substack{\mathbf{x}_k^{[i]} = \tilde{\mathbf{x}}_{k|k-1}^{[i]} \\ \mathbf{v}_k = 0}} = \text{blkdiag} \left(\left[\begin{array}{c} \mathbf{x}_k^{[i]} - \mathbf{x}_k^{[j]} \\ \mathbf{y}_k^{[i]} - \mathbf{y}_k^{[j]} \end{array} \right]^{-1} \left[\begin{array}{c} \mathbf{x}_k^{[j]} - \mathbf{x}_k^{[i]} \\ \mathbf{y}_k^{[j]} - \mathbf{y}_k^{[i]} \end{array} \right]^T \right) \quad (24)$$

其中, $\tilde{\mathbf{x}}_{k|k-1}^{[j]} = \mathbf{x}_{k|k-1}^{[j]} - \mathbf{x}_k^{[j]}$ 是 A_j 的位置估计误差。

获得包含队友位置信息的队友量测 $M^{[j]} (j \neq i)$ 后, A_i 采用 EKF 算法对自身位置状态进行更新。通过此方法, AUV 在基于加速度信息的 DR 定位的基础上, 利用队友位置信息对定位进行校正, 削弱了惯性量测误差和系统误差对定位结果的影响, 并在此基础上规划后续采样路径。协同定位校正时序流程如图 3 所示。

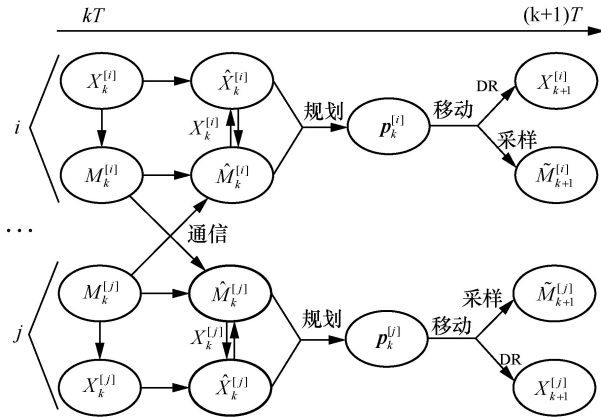


图3 协同定位校正时序流程

然而, 无绝对参考位置的协同定位也只能降低误差的累积速度, 系统的定位误差仍会逐渐发散。因此考虑在多 AUV 系统中引入基于滤波误差协方差的上浮事件触发机制。设定事件触发界 ε , A_i 在运行过程中, 若某次更新位置状态后出现式 (25) 所示情况:

$$\text{tr}(P_{k|k}^{[i]}) > \varepsilon \quad (25)$$

其中, $\text{tr}(P_{k|k}^{[i]})$ 是滤波误差协方差的迹, 则 A_i 触发上浮事件, 浮至水面接收卫星定位信号, 并向队友通报此次事件。若同时有多台 AUV 计划上浮, 则只有距水面最近者最终上浮, 其他 AUV 在接收到队友的上浮计划后终止自己的上浮计划。

此外, 引入历史误差校正机制。设多 AUV 系统中发生的两次相邻的上浮分别发生于时刻 k_1 、 k_2 , A_i 在 k_2 时刻计算校正定位误差, 如式 (26) 所示:

$$\mathbf{e}_{k_2}^{[i]} = \mathbf{x}_{k_2|k_2-1}^{[i]} - \mathbf{x}_{k_2}^{[i]} \quad (26)$$

并对 $k \in [k_1, k_2]$ 的历史定位进行回溯校正, 如式 (27) 所示:

$$\hat{\mathbf{x}}_k = \mathbf{x}_{k_2}^{[i]} - \frac{k - k_1}{k_2 - k_1} \mathbf{e}_{k_2}^{[i]} \quad (27)$$

回溯校正机制可一定程度上削减历史采样记录中的定位误差, 如图 4 所示。

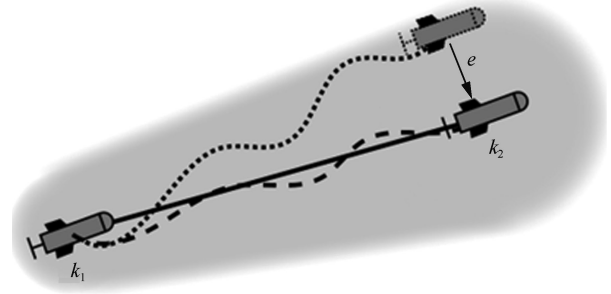


图4 历史误差回溯校正

3 实验与分析

所提方法能够使多 AUV 系统对目标海域的标量场进行有效探索和估计。为测试本文所提方法的有效性, 本节基于 MATLAB 进行仿真实验。

3.1 仿真设置

由 4 台同质 AUV 组成的多 AUV 系统被用于探索一片 $1\,000\text{ m} \times 1\,000\text{ m} \times 10\text{ m}$ 海域的 Chl-a 浓度分布情况。该 Chl-a 浓度场在水平面上定义为多个带权重高斯函数的线性和^[14], 而其幅值与深度负相关, 如式 (28) 所示:

$$f(\mathbf{x}) = \log(11 - z) \sum_{i=1}^{n_\Phi} \gamma_i \Phi_i(x, y) + \xi \quad (28)$$

其中, x 、 y 、 z 分别是地球坐标系的 3 个方向, ξ 是归一化偏置项, Φ_i 是第 i 个高斯函数, γ_i 是其权重, $n_\Phi = 3$ 是高斯函数个数。本节沿用了参考文献[15]的参数数值。

作业的 4 台 AUV 分别从坐标 $\mathbf{x}_1 = [10, 10, 1]^\top$ 、 $\mathbf{x}_2 = [990, 10, 1]^\top$ 、 $\mathbf{x}_3 = [990, 990, 1]^\top$ 、 $\mathbf{x}_4 = [10, 990, 1]^\top$ 出发, 其初始速度分别为 $\mathbf{v}_1 = [\sqrt{2}/2, \sqrt{2}/2, 0]^\top$ 、 $\mathbf{v}_2 = [-\sqrt{2}/2, \sqrt{2}/2, 0]^\top$ 、 $\mathbf{v}_3 = [-\sqrt{2}/2, -\sqrt{2}/2, 0]^\top$ 、 $\mathbf{v}_4 = [\sqrt{2}/2, -\sqrt{2}/2, 0]^\top$ 。AUV 对环境采样的时间间隔 $\Delta = 10\text{ s}$, 作业总时间 $t_{\max} = 4\,800\text{ s}$ 。AUV 最大浮沉速度 $|v_z|_{\max} = 0.2\text{ m/s}$, 最小转弯半径 $r_{\min} = 30\text{ m/s}$ 。

3.2 实验结果

本节展示了单次实验中多 AUV 系统的采样路径, 图 5 展示了 AUV 路径在水平面的投影, 其中实线表示 AUV 的实际路径, 虚线表示每一台 AUV 根据本文所提方法得到的自身估计位置。图 6 给出了各 AUV 在作业过程中的自定位误差变化。多 AUV 系统开始探索后, 随着时间的推移, 定位误差逐渐增大, 约 400 s 时, 触发上浮事件, AUV1 上浮接收卫星信号, 定位误差归 0, 而之后它提供的较为准确的定位信息将被其他 AUV 有效利用, 系统中全部 AUV 的定位误差都有所降低。此后, 多 AUV 系统中的不同 AUV 多次触发上浮事件, 使该多 AUV 系统中全部 AUV 的定位误差始终被控制在可接受的范围内。任务过程中, AUV 深度变化如图 7 所示, 历次上浮事件也在图 7 中标出。

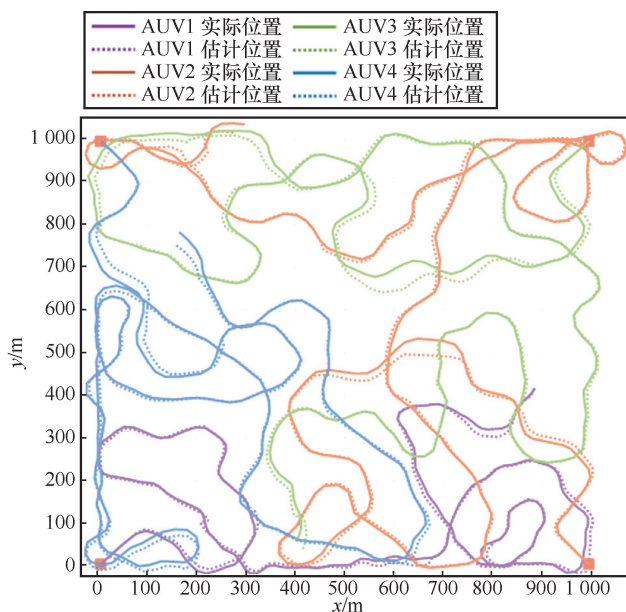


图5 多AUV系统采样路径(水平面投影)

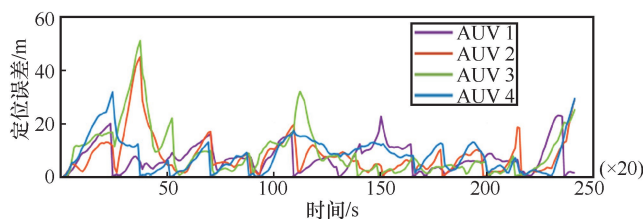


图6 AUV自身定位误差

图 8 对比了本文所提协同定位方法与惯导定位算法的定位误差。由于缺乏有效的误差纠正机制, 惯性定位算法下的定位误差随着时间的推移不断累积, 很快便显著超过本文所提的协同定位算法。而

应用本文所提算法进行定位的多 AUV 系统, 一方面通过协同状态估计削减了定位误差累积速度, 另一方面通过部分上浮机制, 在牺牲少量任务效率的情况下(每个 AUV 平均上浮 3.75 次)有效避免了所有 AUV 的定位误差发散。

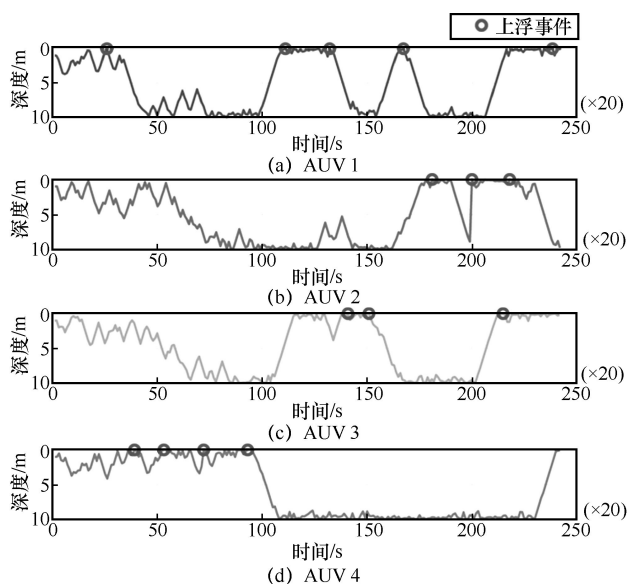


图7 AUV深度变化

为了确保实验结论的可靠性, 本节对所提算法进行了 50 次蒙特卡洛实验测试。图 9 展示了不同算法下定位误差的实验结果, 每次实验中的误差定义为 4 台 AUV 定位误差的平均值。图 9 中实线表示多次实验的平均值, 阴影区域为 1 倍标准差区间。本文所提协同定位方法将平均定位误差控制在约 35 m 以内, 在任务开始一段时间后便稳定优于传统的惯导定位算法。此外, 本节还测试了式 (26)~式 (27) 定义的误差回溯误差校正机制, 由图 9 可见, 引入的误差校正机制显著降低了定位误差。但这种机制根据后续的协同定位信息对历史定位信息进行校正, 因此无法改善 AUV 后续路径规划精度, 其优越性体现于通过纠正历史采样信息 M 中的位置信息, 改善对环境标量场估计的精度。

多 AUV 系统在一次作业后, 得到对目标海域的采样数据。根据这些采样数据, 可基于 GP 得到对目标海域关注标量场的估计。图 10 为用于仿真实验的 Chl-a 浓度场, 图 11 为单次实验中得到的 Chl-a 浓度场估计结果, 图 12 为 Chl-a 估计误差。从最终的 Chl-a 浓度场估计结果来看, 该多 AUV 系统对目标海域进行了有效采样, 对绝大部分区域的估计误差不超过 0.1, 最大估计误差不超过 0.3, 实

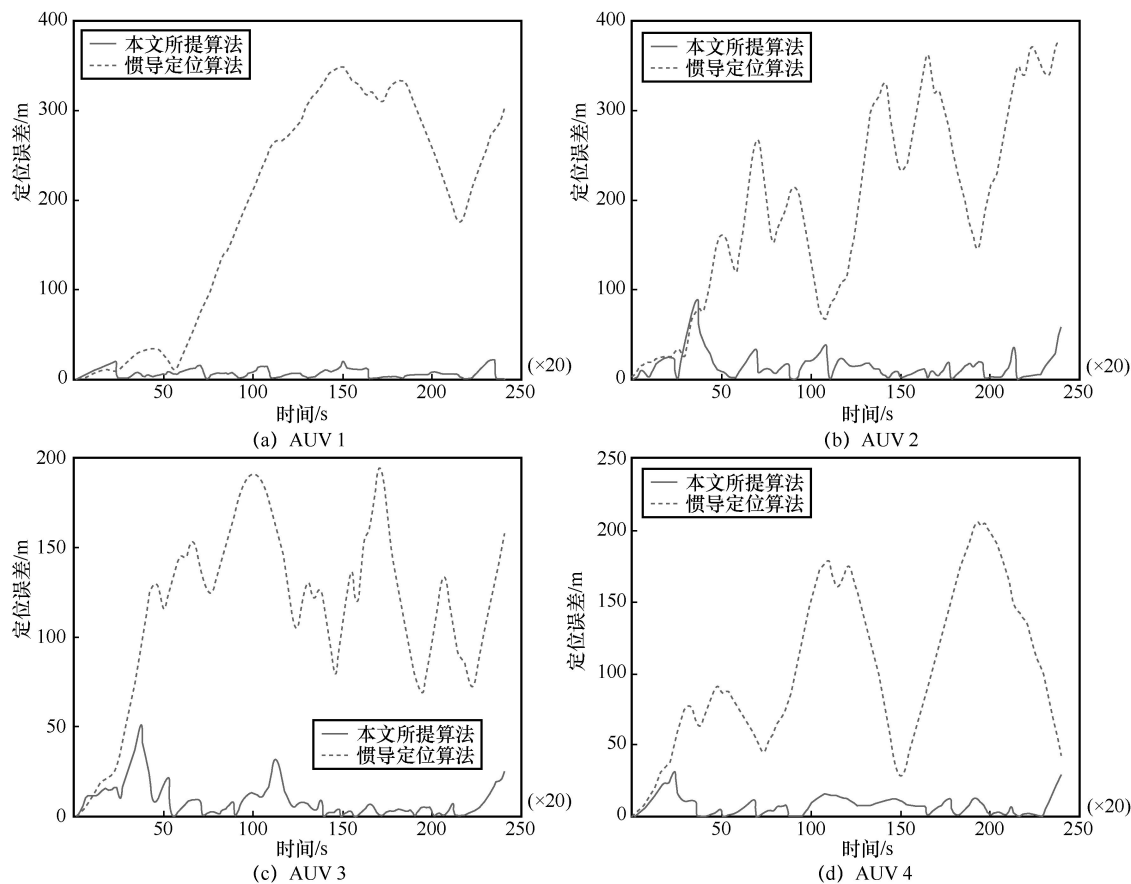


图 8 惯导定位算法与本文所提算法定位误差对比

现了较为可靠的估计。由图 12 可见,估计误差较大的区域一般是较深的海域,原因是这些区域距海面较远,本文所提算法要求多 AUV 系统中的部分 AUV 不定期上浮,因此对底部采样密度较小。但是,这些区域的 Chl-a 浓度较低,重要性显著低于 Chl-a 浓度高的区域,因此适当牺牲对其估计的精度以换取对全局尤其是重点区域估计的精度是合理的。

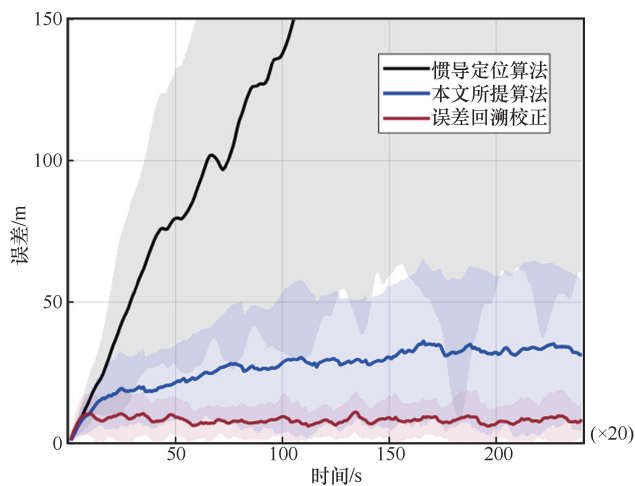


图 9 蒙特卡洛实验中的定位误差

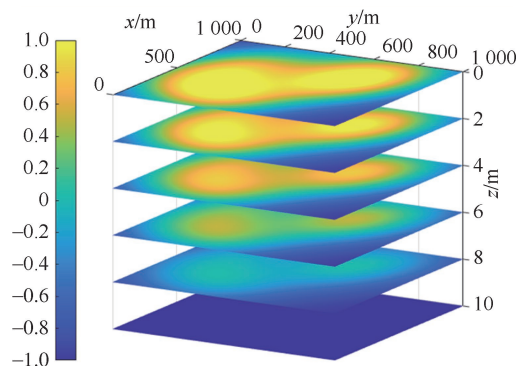


图 10 Chl-a 浓度场 (真值)

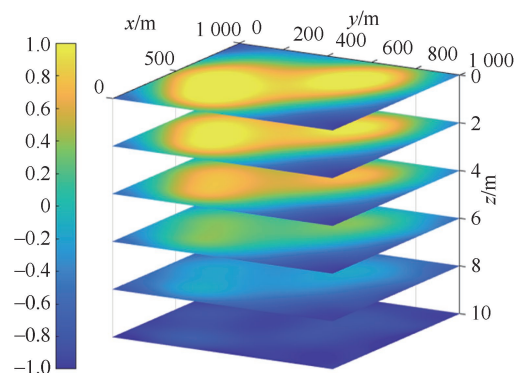


图 11 估计所得 Chl-a 浓度场

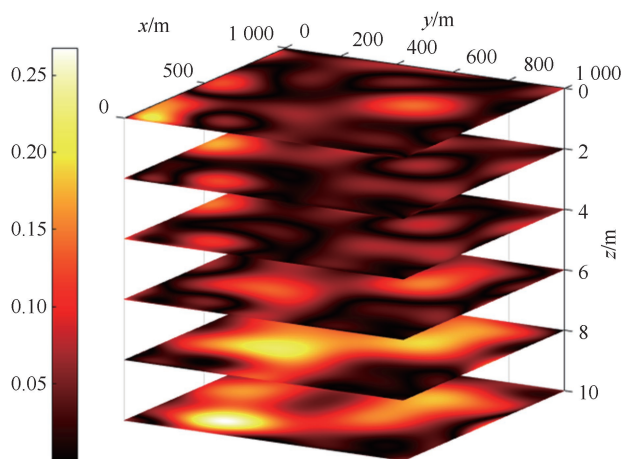


图 12 Chl-a 浓度估计误差

4 结束语

本文提出的面向海洋环境自适应采样的多 AUV 系统协同定位技术, 基于 GP 模型对海洋标量场进行建模, 采用差分进化路径规划器规划 AUV 采样路径, AUV 彼此共享采样信息, 并基于 EKF 对采样信息中包含的位置信息进行利用, 有效削减了惯性导航带来的定位误差。此外, 本文提出了基于误差触发的上浮机制和定位误差回溯校正机制, 保证了多 AUV 系统定位的稳定性, 同时显著提升了环境采样信息中位置信息的准确性, 最终实现了对目标海域特定参数标量场、浓度场的准确估计。

参考文献:

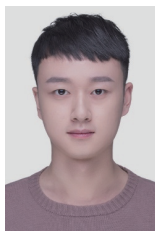
- [1] GENTRY R R, FROELICH H E, GRIMM D, et al. Mapping the global potential for marine aquaculture[J]. *Nature Ecology & Evolution*, 2017, 1(9): 1317-1324.
- [2] MOORE S K, CLINE M R, BLAIR K, et al. An index of fisheries closures due to harmful algal blooms and a framework for identifying vulnerable fishing communities on the US West Coast[J]. *Marine Policy*, 2019, 110: 103543.
- [3] SAKAMOTO S, LIM W A, LU D D, et al. Harmful algal blooms and associated fisheries damage in East Asia: current status and trends in China, Japan, Korea and Russia[J]. *Harmful Algae*, 2021, 102: 101787.
- [4] CLARK S, HUBBARD K A, ANDERSON D M, et al. Pseudo-nitzschia bloom dynamics in the Gulf of Maine: 2012-2016[J]. *Harmful Algae*, 2019, 88: 101656.
- [5] KAMAPANTULA B K, MAHDY A M. Forecasting red tides using a novel multi-metric adaptive routing algorithm in underwater wireless sensor networks[J]. *Journal of Communications and Information Sciences*, 2011, 1(2): 22-31.
- [6] BUMA W G, LEE S I. Evaluation of sentinel-2 and landsat 8 images for estimating chlorophyll-a concentrations in lake Chad, Africa[J]. *Remote Sensing*, 2020, 12(15): 2437.
- [7] BRESCIANI M, RUSCIO F, TANI S, et al. Path planning for underwater information gathering based on genetic algorithms and data stochastic models[J]. *Journal of Marine Science and Engineering*, 2021, 9(11): 1183.
- [8] STANKIEWICZ P, TAN Y T, KOBILAROV M. Adaptive sampling with an autonomous underwater vehicle in static marine environments[J]. *Journal of Field Robotics*, 2021, 38(4): 572-597.
- [9] ABBASI A, MAHMOUDZADEH S, YAZDANI A. A cooperative dynamic task assignment framework for COTSBot AUVs[J]. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 2022, 19(2): 1163-1179.
- [10] XU B, GUO Y, WANG L Z, et al. A novel robust Gaussian approximate smoother based on EM for cooperative localization with sensor fault and outliers[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2021, 70: 1-14.
- [11] HAN G J, GONG A N, WANG H, et al. Multi-AUV collaborative data collection algorithm based on Q-learning in underwater acoustic sensor networks[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2021, 70(9): 9294-9305.
- [12] 施琳琳. 多自主水下航行器的协同流场估计与分布式目标围捕[D]. 杭州: 浙江大学, 2022.
- [13] SHI L L. Cooperative flow field estimation and distributed target enclosing of AUVs[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2022.
- [14] KEMNA S, ROGERS J G, NIETO-GRANDA C, et al. Multi-robot coordination through dynamic Voronoi partitioning for informative adaptive sampling in communication-constrained environments[C]//Proceedings of 2017 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Piscataway: IEEE Press, 2017: 2124-2130.
- [15] CUI R X, LI Y, YAN W S. Mutual information-based multi-AUV path planning for scalar field sampling using multidimensional RRT[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2016, 46(7): 993-1004.
- [16] ZHANG J X, LIU M Q, ZHANG S L, et al. Multi-AUV adaptive path planning and cooperative sampling for ocean scalar field estimation[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2022, 71: 1-14.
- [17] LI Y C, LI B C, YU W B, et al. Cooperative localization based multi-AUV trajectory planning for target approaching in anchor-free environments[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2022, 71(3): 3092-3107.
- [18] RASMUSSEN C E, WILLIAMS C K I. Gaussian processes for ma-

chine learning[M]. Cambridge: The MIT Press, 2005.

- [18] MAHMOUDZADEH S, POWERS D M W, ATYABI A. UUV's hierarchical DE-based motion planning in a semi dynamic underwater wireless sensor network[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2019, 49(8): 2992-3005.

- [19] WOODMAN O J. An introduction to inertial navigation[R]. 2007.

[作者简介]



张佳欣（1996—），男，浙江大学电气工程学院博士生，主要研究方向为自主水下航行器路径规划。



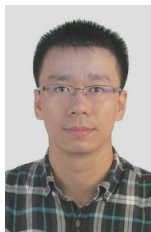
刘妹琴（1972—），女，博士，西安交通大学人工智能与机器人研究所教授、博士生导师，主要研究方向为人工智能理论与应用、水下信息感知与处理、多传感器信息融合。



董山玲（1990—），女，博士，浙江大学电气工程学院特聘研究员、博士生导师，主要研究方向为马尔可夫跳变系统、模糊系统和多智能体系统等。



张森林（1964—），男，浙江大学电气工程学院教授、博士生导师，主要研究方向为水下无人系统、智能系统和多传感器网络等。



郑荣濠（1984—），男，博士，浙江大学电气工程学院副教授、博士生导师，主要研究方向为分布式算法和控制、多机器人系统等。