



## 基于改进粒子滤波的AUV海底地形辅助定位方法

韩月, 陈鹏云, 沈鹏

引用本文:

韩月, 陈鹏云, 沈鹏. 基于改进粒子滤波的AUV海底地形辅助定位方法[J]. *智能系统学报*, 2020, 15(3): 553–559.

HAN Yue, CHEN Pengyun, SHEN Peng. Seabed terrain-aided positioning method based on improved particle filtering for AUVs[J]. *CAAI Transactions on Intelligent Systems*, 2020, 15(3): 553–559.

在线阅读 View online: <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201903027>

## 您可能感兴趣的其他文章

### 无人机协助下基于SR-CKF的无线传感器网络节点定位研究

Node localization of wireless sensor networks based on SR-CKF assisted by unmanned aerial vehicles

智能系统学报. 2019, 14(3): 575–581 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201709019>

### 量子粒子群优化下的RBPF-SLAM算法研究

Research on RBPF-SLAM algorithm based on quantum-behaved particle swarm optimization

智能系统学报. 2018, 13(5): 829–835 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201705006>

### 无人潜航器DVL测速组合定位校正阻尼抑制方法

Inhibition of oscillation using Doppler external velocity damping in navigation of unmanned submarine

智能系统学报. 2018, 13(2): 322–326 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201612039>

### 多传感器的移动机器人可定位性估计与自定位

Self-localization of mobile robot in dynamic environments based on localizability estimation with multi-sensor observation

智能系统学报. 2017, 12(4): 443–449 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201607007>

### 模型切换抑制振荡误差在无人潜艇导航中的应用

Application of model switching to suppress oscillation error in unmanned submarine navigation

智能系统学报. 2017, 12(2): 250–257 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201612038>

### 欠驱动AUV全局无抖振滑模轨迹跟踪控制

Global chattering-free sliding mode trajectory tracking control of underactuated autonomous underwater vehicles

智能系统学报. 2016, 11(2): 200–207 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201512015>

微信公众平台



关注微信公众号, 获取更多资讯信息

DOI: 10.11992/tis.201903027

# 基于改进粒子滤波的 AUV 海底地形辅助定位方法

韩月<sup>1,2</sup>, 陈鹏云<sup>2</sup>, 沈鹏<sup>3</sup>

(1. 太原旅游职业学院 现代教育信息中心, 山西 太原 030032; 2. 中北大学 机电工程学院, 山西 太原 030051; 3. 国家深海基地管理中心, 山东 青岛 266237)

**摘要:** 针对自主式水下无人航行器的地形辅助导航问题, 提出一种基于粒子滤波的地形辅助定位方法。为了解决粒子滤波的“粒子贫化”问题, 引入了辅助采样, 提出一种基于辅助采样粒子滤波的海底地形辅助定位方法, 减小了由于重采样带来的粒子多样性的损失。基于半物理测试平台的仿真实验表明: 本文所提出方法的精度较高, 可适应不同地形特征下的地形辅助定位, 可满足水下无人航行器 (autonomous underwater vehicle, AUV) 水下导航定位的需求。

**关键词:** 水下无人航行器; 水下环境; 多波束测深; 地形辅助定位; Bayesian 估计; 粒子滤波; 辅助采样; 半物理仿真

中图分类号: TP24 文献标志码: A 文章编号: 1673-4785(2020)03-0553-07

中文引用格式: 韩月, 陈鹏云, 沈鹏. 基于改进粒子滤波的 AUV 海底地形辅助定位方法 [J]. 智能系统学报, 2020, 15(3): 553-559.

英文引用格式: HAN Yue, CHEN Pengyun, SHEN Peng. Seabed terrain-aided positioning method based on improved particle filtering for AUVs[J]. CAAI transactions on intelligent systems, 2020, 15(3): 553-559.

## Seabed terrain-aided positioning method based on improved particle filtering for AUVs

HAN Yue<sup>1,2</sup>, CHEN Pengyun<sup>2</sup>, SHEN Peng<sup>3</sup>

(1. Modern Education Information Centre, Taiyuan Tourism College, Taiyuan 030032, China; 2. College of Mechatronic Engineering, North University of China, Taiyuan 030051, China; 3. National Deep Sea Centre, Qingdao 266237, China)

**Abstract:** Focusing on the seabed terrain-aided navigation of autonomous underwater vehicle (AUV), a terrain-aided positioning method based on the particle filtering method is proposed in this study. To solve the particle depletion problem of the particle filtering method, the auxiliary sampling technology is introduced. Then, a terrain-aided positioning method based on the auxiliary sampling particle filtering method, which can reduce the loss of particle diversity caused by resampling, is proposed. Simulation tests based on the semi-physical test platform show that the proposed method has high terrain positioning accuracy and strong adaptability to terrain features, which can meet the demand of AUV navigation.

**Keywords:** autonomous underwater vehicle; underwater environment; multi-beam sounding; terrain-aided positioning; Bayesian estimation; particle filter; auxiliary sampling; semi-physical simulation

作为海洋资源开发的重要工具和军事领域的新型装备, 水下无人航行器 (autonomous underwa-

ter vehicle, AUV) 得到各国海洋工程领域的重点关注, 并取得了长足的发展, 但精确的水下导航定位方法一直是制约 AUV 长时间远距离深潜与自主作业的重要因素<sup>[1-2]</sup>。常用于 AUV 的导航方法有水声学导航、航位推算导航、惯性导航以及近年兴起的地球物理导航等<sup>[3-4]</sup>。水声学导航需

收稿日期: 2019-03-21.

基金项目: 国家自然科学基金项目 (51909245); 山西省自然科学基金项目 (201901D211244, 201801D221210); 山西省高等学校科技创新项目 (2019L0537); 高性能舰船技术教育部重点实验室基金项目 (gxnc19051802).

通信作者: 陈鹏云. E-mail: chenpengyun@hrbeu.edu.cn.

要布置外部声学基阵, AUV 无法独立作业, 且定位范围受声学基阵布设范围限制。航位推算导航和惯性导航无需外部设备支持, 但其长时间水下航行会产生较大的累积误差, 需要定期上浮进行卫星定位校准。基于地磁场、重力场、海底地形等的地球物理信息导航由于具有全天候、无源性且不容易被干扰等优点, 成为水下导航领域的研究热点之一。受限于测量传感器的测量精度等因素, 地磁场、重力场辅助导航很难在现阶段应用于 AUV 导航系统。多波束地形测量技术的成熟, 使得制作高精度的海底数字地图变为现实, 所以海底地形辅助导航成为解决 AUV 水下精确导航的可行手段。AUV 采用海底地形辅助导航无需布置外部传感器, 不需要上浮修正误差, 可满足 AUV 水下导航定位需求<sup>[5-6]</sup>。

常用于海底地形辅助导航定位的方法是基于相关性的方法<sup>[7-8]</sup>, 它通过对比多波束实时测深数据和先验数字地形图 (digital terrain map, DTM) 中存储的水深数据, 找出其相关度最大的位置作为最优匹配位置, 并将其用于导航数据的修正。地形相关性算法的主要缺点是受到“误差均化”作用影响, 在地形特征不明显区域存在伪定位点。对此, 文献 [9] 提出一种基于 Fisher 判据的伪定位点的二次判别方法, 但其大大增加了地形辅助定位程序的复杂性; 文献 [10] 提出一种基于信息包的地形辅助导航定位方法, 该方法考虑了相邻地形的联系, 匹配精度较高, 但其计算量较高, 实时性较差。

由此可见, 现有的改进相关性算法虽然具有理论上的优势, 但由于其计算量较大, 不能满足 AUV 水下实时导航需求。在现有各种状态估计算法中, 粒子滤波 (particle filter, PF) 算法作为 Bayesian 滤波估计的一种近似最优估计方法, 在处理非线性问题中具有较强优势<sup>[11]</sup>, 更适用于 AUV 海底地形辅助导航。本文在建立基于 Bayesian 估计的地形相关匹配定位模型基础上, 采用改进后的粒子滤波方法解决 Bayesian 估计问题, 该方法实现简单, 具有较高的匹配精度, 仿真实验结果表明了本文提出方法的有效性。

## 1 地形辅助定位算法模型

### 1.1 地形辅助定位的 Bayesian 估计

根据 AUV 水下运动规律, 建立 AUV 海底地形辅助导航模型为

$$\begin{aligned} X_{t+1} &= X_t + U_t + v_t \\ Y_t &= H_t(x_t) + E_t \end{aligned} \quad (1)$$

式中:  $X_t$  为  $t$  时刻参考导航 (一般为惯性导航) 系统输出的 AUV 水平位置坐标;  $U_t$  为参考导航系统给出的相邻 2 个定位间隔内的位置偏移量;  $v_t$  为惯性导航误差;  $Y_t$  表示  $t$  时刻的多波束实时测深数据;  $H_t$  为  $x_t$  处的 DTM 数据;  $E_t$  为多波束测深误差, 此处假定为 Gaussian 白噪声。为了简化分析, 可将式 (1) 写成一维向量的形式:

$$y_t = h_t(x_t) + e_t$$

假设多波束实时测深数据由真实水深加上多波束测深误差组成, 且该误差为独立 Gaussian 白噪声, 则先验概率密度函数 (probability density function, PDF) 为

$$p(y_t|x_t) = \frac{1}{(2\pi\sigma^2)^{\frac{N}{2}}} \exp\left[-\frac{1}{2\sigma^2} \sum_{k=1}^N (y_k(x_t) - h_k(x_t))^2\right] \quad (2)$$

式中:  $N$  为匹配面中水深数据的数目;  $\sigma$  为独立 Gaussian 白噪声的方差。根据实时测量序列  $y_t$  估计地形辅助定位误差, 系统后验 PDF 可由 Bayesian 公式确定:

$$p(x_t|y_t) = \frac{p(y_t|x_t)p(x_t)}{\int_{x_t \in S_t} p(y_t|x_t)p(x_t)dx_t}$$

式中: 分母是一个与  $x_t$  无关的归一化常量,  $p(x_t)$  为参考导航系统的定位误差分布。假设条件独立, 即  $p(y_t|Y_{t-1}, x_t) = p(y_t|x_t)$ , 根据 Bayesian 联合证据理论可得 Bayesian 更新公式:

$$p(x_t|Y_t) = \alpha_t p(x_t|Y_{t-1}) p(y_t|x_t) = \frac{p(x_t|Y_{t-1}) p(y_t|x_t)}{\int_{x_t \in S_t} p(x_t|Y_{t-1}) p(y_t|x_t) dx_t} \quad (3)$$

式中  $p(x_t|Y_{t-1})$  可由  $p(x_{t-1}|Y_{t-1})$  通过位置更新获得。假设位置变量相互独立, 可得 Bayesian 预测公式为

$$p(x_t|Y_{t-1}) = p(x_t|x_{t-1}, Y_{t-1}) = \int_{x_{t-1} \in S_{t-1}} p(x_t|x_{t-1}) p(x_{t-1}|Y_{t-1}) dx_{t-1} = \int_{x_{t-1} \in S_{t-1}} p(x_t|x_{t-1}) p(x_{t-1}|Y_{t-1}) (x_t - x_{t-1} - u_{t-1}) dx_{t-1} \quad (4)$$

式 (2)、(3)、(4) 为地形匹配的 Bayesian 滤波估计公式, 其中式 (3)、(4) 分别为系统状态更新公式和系统状态预测公式。

Bayesian 滤波的最大困难是 PDF 的数值解法, 即使对于线性高斯系统, 其求解仍然面临着高维积分问题, 计算难度较大。在 Bayesian 滤波的数值解法中, PF 算法作为一种 Bayesian 滤波的近似最优方法得到了越来越多的关注, 在解决这类问题上有着良好的实用性<sup>[12]</sup>。基于多波束测探的 AUV 海底地形辅助导航示意如图 1 所示。

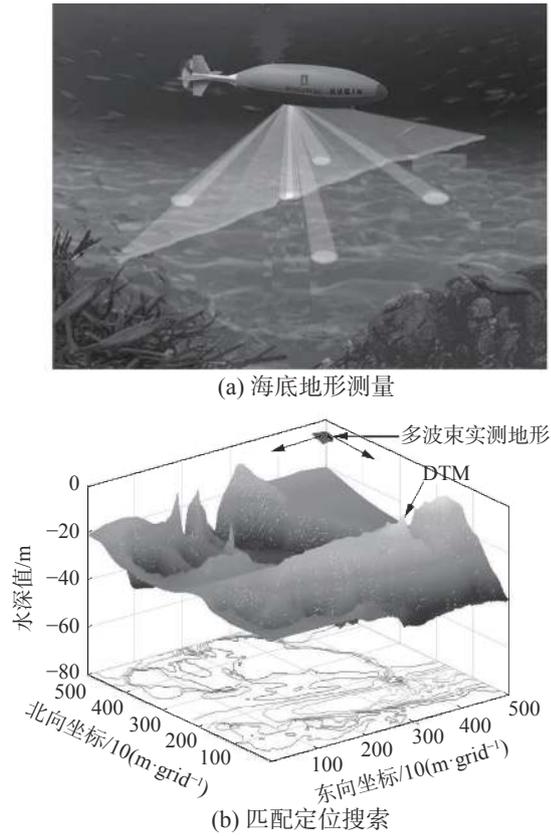


图 1 基于多波束测深的 AUV 海底地形辅助导航示意  
Fig. 1 Schematic diagram of terrain-aided navigation using multi-beam sounding

### 1.2 PF 地形辅助定位算法

PF 算法的本质是将连续积分运算变为随机样本集的求和运算, 即系统状态的后验 PDF 可用一组在状态空间内随机抽取的加权粒子表示为

$$p(X_t|Y_t) \approx \frac{1}{N_s} \sum_{i=1}^{N_s} \delta(X_t - X_t^i)$$

式中  $N_s$  为抽取加权粒子的个数。PF 的关键步骤是通过引入有权值的粒子集  $\{X_t^i\}, i=1, 2, \dots, N_s$ , 并根据观测值更新粒子的权重, 估计系统的状态。研究表明: 随着迭代次数增加, 粒子权值的方差随之增大, 将产生粒子退化现象。为了消除粒子退化影响, PF 通常引入重采样技术, 复制高权值粒子, 并淘汰低权值粒子, 更新权值后的 PDF 可表示为

$$p(X_t|Y_t) \approx \sum_{i=1}^{N_s} w_t^i \delta(X_t - X_t^i)$$

式中  $w_t^i$  为第  $i$  个粒子在  $t$  时刻的权值, 其计算公式为

$$w_t^i = w_{t-1}^i \frac{p(z_t|x_{t-1}^i)p(x_t^i|x_{t-1}^i)}{q(x_t^i|x_{t-1}^i, y_t)} \quad (5)$$

粒子滤波的状态估计和方差估计为

状态估计:

$$\tilde{x}_t = \frac{1}{N_j} \sum_{i=1}^{N_j^i} w_t^i x_t^i$$

方差估计:

$$p_t = \sum_{j=1}^{N_j} \sum_{i=1}^{N_j^i} w_t^i (x_t^i - \tilde{x}_t)(x_t^i - \tilde{x}_t)^T$$

虽然基于重采样技术的 PF 算法可避免粒子退化现象, 但重采样会造成高权值粒子被多次复制, 从而损失粒子集的多样性, 即出现“粒子贫化”现象。为了弥补重采样过程中的多样性损失问题, 对重采样后粒子进行重新分布, 在地形辅助定位中引入辅助采样技术。

### 1.3 辅助重采样技术

辅助采样是指在重采样后的父代粒子的基础上, 通过父代粒子的先验 PDF 进行再次采样。辅助采样后粒子是融合了父代先验知识的重新分布的粒子, 可有效提高粒子多样性, 使得粒子分布结果更接近于真实 PDF。辅助重采样技术的实现方法如下:

1) 计算粒子滤波中的有效粒子个数  $N_{\text{eff}}, N_{\text{eff}}$  的计算公式为

$$N_{\text{eff}} = 1 / \sum_{i=1}^{N_s} (w_t^i)^2 \quad (6)$$

2) 若  $N_{\text{eff}}$  小于设定的重采样阈值  $N_{\text{th}}$ , 从粒子集中根据重要性权值重新采样得到新的粒子集  $\{x_t^{*i}\}, i=1, 2, \dots, N$ , 记录其父代粒子及其权值的集合  $\{x_t^j, w_t^j\}_{j=1}^M, j=1, 2, \dots, M$ , 以及每个父代粒子复制的次数  $\{N_c^j\}_{j=1}^M, j=1, 2, \dots, M$ 。其中  $M$  为父代粒子的个数。

3) 根据每个父代粒子的分布  $p(x_t^j)$ , 重新采样  $N_c^j$  次, 计算采样后粒子的权值:

$$w_t^j = \frac{p(y_t|x_{t-1}^j)}{p(y_t|x_t^*)}$$

式中  $x_t^* = E(x_t|x_{t-1}^j), i=1, 2, \dots, N_c^j$  即为采样后的均值, 归一化所有权值  $w_t^j = 1/N$ 。

## 2 地形辅助定位算法流程

引入辅助的改进粒子滤波 (improved particle filter, IPF) 算法步骤如下:

1) 初始化:  $t=0$ , 根据  $p(x_0)$  的分布采样得到粒子数为  $N$  的粒子集  $\{x_0^i\}_{i=1}^N, i=1, 2, \dots, N$ , 粒子的初始重要性权值为  $w_0^i = 1/N$ ;

2) 重要性权值计算:  $t=t+1$ , 根据先验 PDF 采样得到  $x_t^i \sim q(x_t|x_{t-1}^i, y_{t-1}), i=1, 2, \dots, N$ , 根据式 (5) 计算重要性权值  $w_t^i$ ;

- 3) 重要性权值归一化:  $w_i^* = w_i / \sum_{j=1}^N w_j$ ;
- 4) 根据式 (6) 计算有效粒子个数  $N_{\text{eff}}$ ;
- 5) 若  $N_{\text{eff}}$  小于重采样阈值  $N_{\text{th}}$ , 执行辅助重采样计算;
- 6) 输出地形匹配的状态估计和方差估计;
- 7) 判断滤波是否收敛, 若滤波收敛, 输出定位结果; 若滤波未收敛转到步骤 2)。

基于辅助采样粒子滤波的海底地形辅助定位算法流程图如图 2 所示。

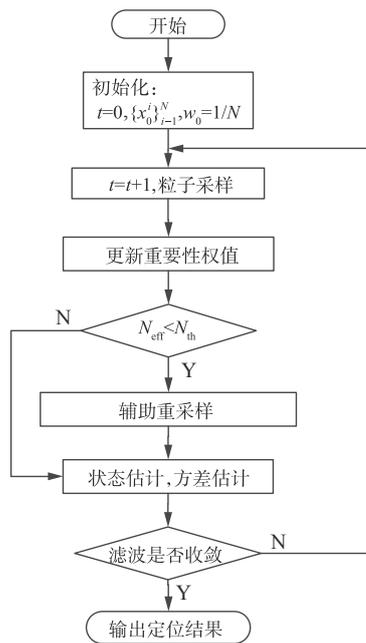


图 2 算法流程  
Fig. 2 Algorithm flowchart

### 3 仿真实验与结果分析

#### 3.1 半物理测试平台

仿真实验在一个以 PC/104 嵌入式计算机为核心的 AUV 海底地形辅助导航半物理测试平台中进行, 其结构如图 3 所示。

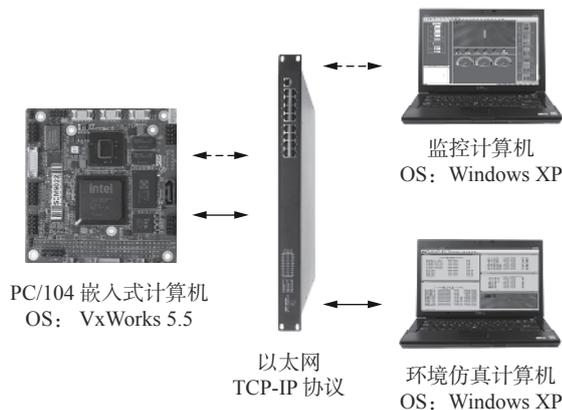


图 3 半物理测试平台体系结构  
Fig. 3 Structure of semi-physical test platform

如图 3 所示, 仿真平台由 3 部分组成: 监控计算机、环境仿真计算机和 PC/104 嵌入式计算机。基于半物理测试平台, 仿真试验分为 2 部分:

- 1) 基于电子海图数据的算法验证;
- 2) 使用真实多波束测深数据的回放式仿真。

#### 3.2 算法验证

使用在环境仿真计算机中运行的 Vega 视景仿真软件模拟 AUV 运动, 同时多波束测深系统由 Vega 的相交线检测功能模拟<sup>[13]</sup>。Vega 视景仿真界面如图 4 所示。

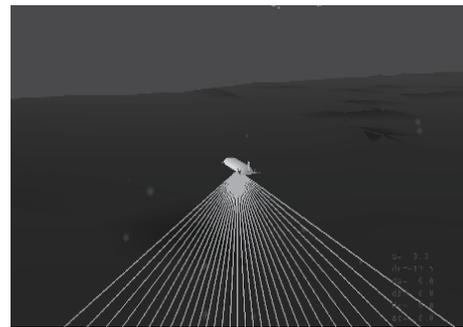


图 4 Vega 视景仿真界面  
Fig. 4 Visual simulation interface of Vega

算法验证所使用的 DTM 通过对某海域电子海图中的水深数据进行网格化插值得到, 如图 5 所示。DTM 的尺度大小 5 km × 5 km, 网格数目 1000 × 1000。根据文献 [13] 建立视景仿真所需的 DTM 并输入仿真平台, 以实现地形数据的相交检测。

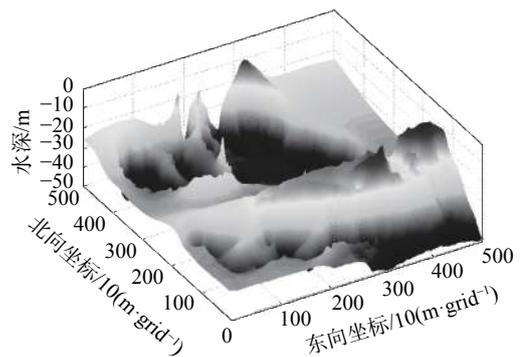


图 5 网格化后的数字地形图  
Fig. 5 DTM after gridding

由于在真实地形辅助导航外场实验中使用的光纤罗经等姿态测量传感器具有较高的测量精度, 在运算中往往忽略其误差影响<sup>[14]</sup>。因此为了提高仿真效率, AUV 自身姿态测量误差在仿真中也可忽略。设定 AUV 的航行路径, 并在航行路径上选取 5 个地形匹配区域, 规划路径和选取的匹配区域如图 6 所示。

选用 60 × 5 的实时地形数据进行匹配实验, 其中乘号前表示每个地形剖面的测深点数量, 乘

号后表示测深剖面的个数, 相邻两个地形剖面的间距为 10 m。由于 Vega 相交线检测的精度很高, 因此需要对检测结果加一定的噪声。

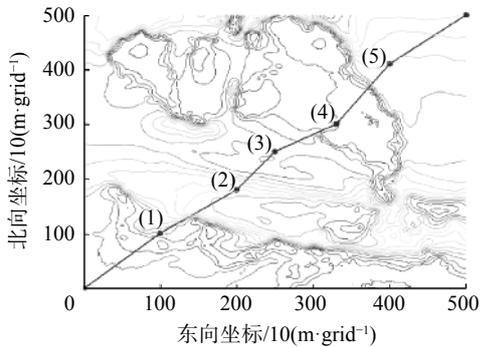


图 6 航行路径和匹配区域

Fig. 6 Navigation path and matching area

为了量化地形特征的丰富程度, 计算匹配区域内的地形熵<sup>[15]</sup>。分别基于极大似然估计 (maximum likelihood estimation, MLE) 算法<sup>[9]</sup>、TERCOM 和粒子滤波组合算法 (terrain-aided navigation algorithm combined with the TERCOM algorithm and particle filter, TERCOM-PF)<sup>[16]</sup> 和基于辅助采样的 IPF 算法, 各进行 200 次导航仿真实验并计算误差平均值, 仿真结果如图 7 所示。

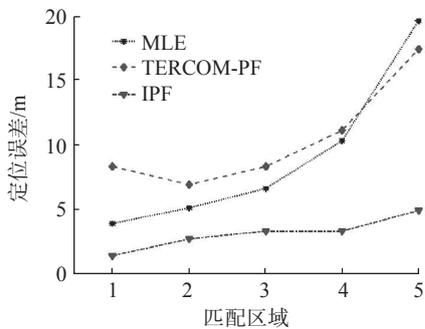


图 7 算法对比仿真结果

Fig. 7 Simulation results of algorithm comparison

根据地形熵的定义可知, 地形特征丰富程度随地形熵的增大而减少。由表 1 可知, 定位区域 1~5 处的地形特征逐渐贫乏。由图 7 可以看出, 随着地形熵的增大, MLE 算法、TERCOM-PF 算法、IPF 算法的地形匹配误差均随之增大。当地形熵较小时, MLE 算法的定位精度介于 TERCOM-PF 算法和 IPF 算法之间。随着地形熵的增大, MLE 算法的定位误差增长较快, 在定位区域 5 内, MLE 算法的定位误差大于 TERCOM-PF 算法。这是由于 MLE 算法假设所有测深数据的误差对地形匹配定位的影响是相同的, 总体误差是个体误差的平均, 没有考虑个体误差的差别, 即 MLE 算法的定位性能受“误差均化”作用的影响。在地

形特征贫乏区域, 总体间的误差差别很小, “误差均化”的干扰也随之增大, 从而导致地形匹配精度的大幅降低。相比于 TERCOM-PF 算法, IPF 算法引入辅助采样技术, 滤波运算中的有效粒子个数大大增加, 因此其精度有较大提高, 且其受地形特征影响程度较低, 5 个区域的平均定位精度均小于 5 m, 对于地形特征有着较强的适应性。

表 1 匹配区域内的地形熵  
Table 1 Terrain entropy in the matching area

地形熵	2.12	2.25	3.19	3.77	4.09
匹配区域	1	2	3	4	5

### 3.3 回放式仿真

回放式仿真实验的数据源为 AUV 搭载多波束测深系统在胶州湾海区获得的海底测量数据。多波束测量区域大小约为 1 000 m×900 m。滤波和网格化处理后, 得到分辨率为 1 m×1 m 的 DTM, 如图 8 所示。

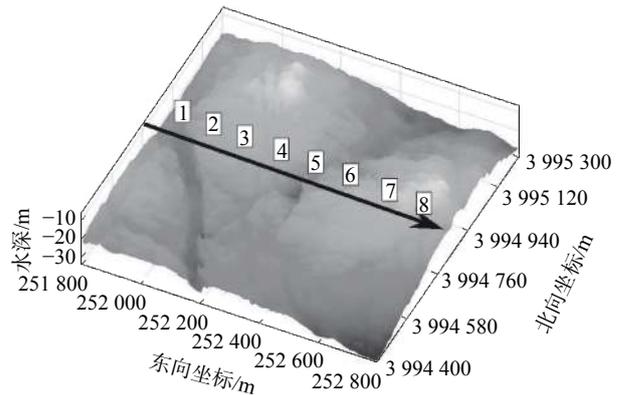


图 8 DTM 和独立多波束测线

Fig. 8 DTM and independent multi-beam surveying line

图 8 中箭头所示的路径是一条独立的多波束测线, 用于模拟实时多波束测深数据。该测线由一次独立多波束测深实验获得, 且测量时 AUV 航向不同于测量 DTM 时的航向, 保证了数据独立性。

由于回放式仿真中的实验数据来源于真实海中实验, 因此回放式仿真可验证算法在真实海洋环境中的适应性<sup>[17]</sup>。沿独立测线方向选取 8 个区域作为地形辅助定位区域, 计算地形熵。表 2 中所示为定位区域内的地形熵, 表示地形特征丰富程度, 正好与地形匹配区域内的定位精度相对应。

表 2 匹配区域内的地形熵  
Table 2 Terrain entropy in the matching area

地形熵	2.43	2.32	2.24	1.25	2.19	3.32	3.77	4.46
匹配区域	1	2	3	4	5	6	7	8

基于不同的波束组合模式和粒子数,进行回放式仿真实验,实验结果如下:

1) 设定仿真中的粒子数为 2 000, 选择不同波束组合进行仿真实验, 仿真结果如图 9 所示。

由图 9 可以看出, 当实时测深数据较少 ( $40 \times 3$ ) 时, 增加波束的数目可以有效提高地形辅助定位的精度; 当实时测深数据达到一定数目 ( $60 \times 5$ ) 时, 随着测深数据的增加, 地形辅助定位精度并不随之提高。这是由于  $60 \times 5$  的实时测深数据对局部地形特征的描述已经能较为准确, 此时增加测深数据将带来数据冗余, 并不能有效提高定位精度。

2) 设定仿真中的波束组合为  $60 \times 5$ , 选择不同粒子数目进行仿真实验, 仿真结果如图 10 所示。

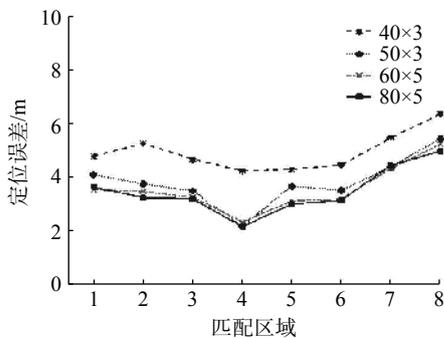


图 9 不同波束组合条件下的仿真结果

Fig. 9 Simulation results based on different beam combination conditions

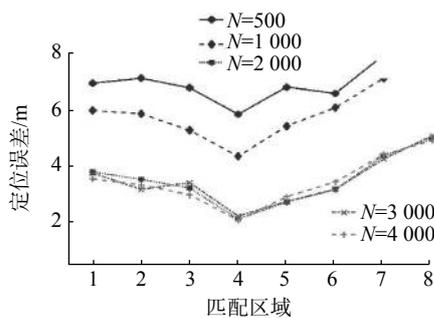


图 10 不同粒子数下的仿真结果

Fig. 10 Simulation results based on different number of particles

由图 10 可以看出, 当粒子数较少时, 增加粒子个数可以有效提高地形辅助定位的精度; 但随着粒子数的增加, 地形辅助定位精度将稳定在一定范围, 此时再增加粒子数目不能提高匹配定位精度。IPF 地形辅助定位的计算量与粒子数呈正比, 因此在匹配中应在保证定位精度的前提下取较少的粒子数目。

由于采用的 DTM 具有较高分辨率, 在回放式仿真实验中沿独立测线选取的 8 个区域内的地形

辅助定位精度均小于 5 m, 因此本文提出的地形辅助定位方法对真实海洋环境有较好的适应性。

## 4 结束语

针对 AUV 海底地形辅助导航问题, 在 PF 中引入辅助采样技术, 提出一种适用于 AUV 的 IPF 海底地形辅助定位算法, 并进行了基于半物理测试平台的算法验证实验和回放式仿真。本文提出的方法具有容易实现、定位精度较高、对地形特征的适应能力较强等优势。由于地形辅助定位精度与匹配区域内的地形特征丰富程度相关, 后续的研究工作将重点研究如何根据海底地形特征实时选取恰当的测深数据组合模式和粒子数, 实现定位精度和计算量的平衡。

## 参考文献:

- [1] 徐玉如, 庞永杰, 甘永, 等. 智能水下机器人技术展望 [J]. 智能系统学报, 2006, 1(1): 9-16.  
XU Yuru, PANG Yongjie, GAN Yong, et al. AUV-State-of-the-art and prospect[J]. CAAI transactions on intelligent systems, 2006, 1(1): 9-16.
- [2] 潘光, 宋保维, 黄桥高, 等. 水下无人系统发展现状及其关键技术 [J]. 水下无人系统学报, 2017, 25(2): 44-51.  
PAN Guang, SONG Baowei, HUANG Qiaogao, et al. Development and key techniques of unmanned undersea system[J]. Journal of unmanned undersea systems, 2017, 25(2): 44-51.
- [3] BRITO M P, LEWIS R S, BOSE N, et al. Adaptive autonomous underwater vehicles: an assessment of their effectiveness for oceanographic applications[J]. IEEE transactions on engineering management, 2019, 66(1): 98-111.
- [4] PAULL L, SAEEDI S, SETO M, et al. AUV navigation and localization: a review[J]. IEEE journal of oceanic engineering, 2014, 39(1): 131-149.
- [5] NISHIDA Y, URA T, NAKATANI T, et al. Autonomous underwater vehicle "Tuna-Sand" for image observation of the seafloor at a low altitude[J]. Journal of robotics and mechatronics, 2014, 26(4): 519-521.
- [6] TEIXEIRA F C, QUINTAS J, MAURYA P, et al. Robust particle filter formulations with application to terrain-aided navigation[J]. International journal of adaptive control and signal processing, 2017, 31(4): 608-651.
- [7] MELO J, MATOS A. Survey on advances on terrain based navigation for autonomous underwater vehicles[J]. Ocean engineering, 2017, 139: 250-264.
- [8] NYGREN I, JANSSON M. Terrain navigation for underwater vehicles using the correlator method[J]. IEEE journal of oceanic engineering, 2004, 29(3): 906-915.

- [9] 陈小龙, 庞永杰, 李晔, 等. 基于极大似然估计的 AUV 水下地形匹配定位方法 [J]. *机器人*, 2012, 34(5): 559–565.  
CHEN Xiaolong, PANG Yongjie, LI Ye, et al. Underwater terrain matching positioning method based on MLE for AUV[J]. *Robot*, 2012, 34(5): 559–565.
- [10] LI Ye, WANG Rupeng, CHEN Pengyun, et al. Terrain matching positioning method based on node multi-information fusion[J]. *The journal of navigation*, 2017, 70(1): 82–100.
- [11] 占荣辉, 张军, 欧建平, 等. 非线性滤波理论与目标跟踪应用 [M]. 北京: 国防工业出版社, 2013.  
ZHAN Ronghui, ZHANG Jun, OU Jianping, et al. Non-linear filtering theory with target tracking application[M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2013.
- [12] 胡士强, 敬忠良. 粒子滤波算法综述 [J]. *控制与决策*, 2005, 20(4): 361–365, 371.  
HU Shiqiang, JING Zhongliang. Overview of particle filter algorithm[J]. *Control and decision*, 2005, 20(4): 361–365, 371.
- [13] LI Ye, CHEN Pengyun, DONG Zaopeng. Sensor simulation of underwater terrain matching based on sea chart[C]//Proceedings of International Conference on Computer Science, Environment, Ecoinformatics, and Education. Wuhan, China, 2011.
- [14] HAGEN O K, ANONSEN K B. Using terrain navigation to improve marine vessel navigation systems[J]. *Marine technology society journal*, 2014, 48(2): 45–58.
- [15] 王华, 晏磊, 钱旭, 等. 基于地形熵和地形差异熵的综合地形匹配算法 [J]. *计算机技术与发展*, 2007, 17(9): 25–27.  
WANG Hua, YAN Lei, QIAN Xu, et al. Integration terrain match algorithm based on terrain entropy and terrain variance entropy[J]. *Computer technology and development*, 2007, 17(9): 25–27.
- [16] ZHAO Long, GAO Nan, HUANG Baoqi, et al. A novel terrain-aided navigation algorithm combined with the TERCOM algorithm and particle filter[J]. *IEEE sensors journal*, 2015, 15(2): 1124–1131.
- [17] HAGEN O K. TerrLab- a generic simulation and post-processing tool for terrain referenced navigation[C]//Proceedings of MTS/IEEE Oceans Conference 2006. Boston, USA, 2006.

### 作者简介:



韩月, 助教, 主要研究方向为计算机人工智能技术、视景仿真技术。



陈鹏云, 副教授, 博士, 主要研究方向为无人系统的自适应控制技术、地球物理导航技术。主持国家自然科学基金青年基金项目 1 项、省部级项目多项。发表学术论文 20 余篇。



沈鹏, 工程师, 主要研究方向为水下机器人作业技术、地球物理导航技术。