

海底地形匹配高效质点滤波导航方法

马 腾¹, 丁硕硕¹, 范佳佳², 李 眯¹

(1. 哈尔滨工程大学 水下机器人技术国家级重点实验室, 黑龙江 哈尔滨 150001;
2. 哈尔滨理工大学 自动化学院, 黑龙江 哈尔滨 150001)

摘要 海底地形匹配导航技术可实现自主水下机器人 (Autonomous Underwater Vehicle, AUV) 长时间的水下精确导航。质点滤波器 (Point-Mass Filter, PMF) 是实现 AUV 精确海底地形匹配导航的重要方法, 但质点权重计算过程中需要寻找空间分布不规则的实测地形数据点与网格化先验地形图数据点间空间对应关系, 造成大量计算消耗, 严重影响了地形匹配导航算法实时性能。提出一种海底地形匹配高效质点滤波导航方法, 通过构建伪输入高斯过程 (Sparse Pseudo-input Gaussian Processes, SPGPs) 模型, 实现实测海底地形数据高效、精确网格化插值过程, 并根据 SPGPs 方法提供的插值置信度实现网格化概率地图构建; 搭建质点滤波器算法框架, 提出适用于概率地图的质点权重计算过程, 通过考虑网格化地图不同节点插值置信程度差别, 提高地形匹配导航精度。于青岛中沙礁展开海上数据获取试验, 并利用海试数据完成算法回放式仿真验证。试验结果证明, 所提出网格化插值方法可实现高精度、高效地形深度插值过程, 所提出海底地形匹配高效质点滤波导航方法可为 AUV 在线提供精确导航结果, 且实时导航圆概率误差小于 3 m。

关键词 海底地形匹配导航; 水下机器人; 质点滤波; 伪输入高斯过程

中图分类号 U666.11 **文献标识码** A **文章编号** 2096-5753(2021)06-0439-07

DOI 10.19838/j.issn.2096-5753.2021.06.002

Efficient Point-mass Filter Method for Seabed Terrain Aided Navigation

MA Teng¹, DING Shuoshuo¹, FAN Jiajia², LI Ye¹

(1. Science and Technology on Underwater Vehicle National Laboratory, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China; 2. College of Automation, Harbin University of Science and Technology, Harbin 150001, China)

Abstract Terrain aided navigation can yield accurate navigation results for the long-endurance operation of autonomous underwater vehicles(AUVs). Point-mass filtering(PMF)theory is an important method to yield accurate terrain aided navigation results for AUVs, but the search for the spatial relationship calculation between the irregularly distributed bathymetric measurements and the gridded prior topographic map in mass point weight calculation will lead to a substantial amount of computational cost and severely weaken the real-time performance of the terrain matching navigation algorithm. An efficient PMF method for seabed terrain aided navigation is proposed in this paper. The proposed method yields efficient and accurate grid interpolation results for bathymetric measurements by constructing an Sparse Pseudo-input Gaussian Processes (SPGPs) model and builds a gridded probabilistic map using the beliefs of these interpolation results. The framework of a PMF is constructed, and a mass point weight calculation method using a probabilistic map is proposed to improve the positioning accuracy of the terrain aided navigation system by considering the difference in the interpolation confidence of nodes in the grid map. An at-sea data collection experiment was conducted in Zhongsha Reef, Qingdao, and play-back experiments were conducted by loading these field data. The experimental results showed that the proposed method can provide

收稿日期: 2021-10-10

作者简介: 马腾 (1993-), 男, 博士, 副研究员, 主要从事水下机器人导航技术研究。

基金项目: 国家自然科学基金资助项目“地形特征贫乏环境下的 AUV 主动同步定位与建图方法研究”(52001093)。

accurate interpolation results efficiently, and the proposed terrain aided navigation method can yield accurate navigation results for AUVs with a real-time location error less than 3m (CEP).

Key words terrain aided navigation; underwater vehicle; point-mass filter; sparse pseudo-input Gaussian processes

0 引言

自主水下机器人 (Autonomous Underwater Vehicle, AUV) 是执行海底矿物勘探、水下管道检测、海洋环境调查等任务的重要载体平台^[1]。AUV 能否高效、精确地执行海底勘探等任务取决于其导航精度^[2]。在传统导航方法中, 由于无线电讯号在水下衰减严重, 全球定位系统 (Global Positioning System, GPS) 无法在 AUV 水下航行时为其提供精确定位信息。惯性导航系统 (Inertial Navigation System, INS) 不仅需要价格昂贵的多普勒计程仪 (Doppler Velocity Log, DVL) 和航姿参考系统 (Attitude and Heading Reference System, AHRS) 辅助, 其导航误差累积特性也导致其难以作为 AUV 长时间水下航行的精确导航手段^[3]。长基线 (Long Baseline, LBL)、超短基线 (Ultrashort Baseline, USBL) 等声学导航手段可在 AUV 水下航行过程中提供具备有界误差的精确导航结果。但 LBL 声学导航需要提前于海底布设多个声信标, 使用 USBL 实现精确导航则需要 AUV 保持同支持母船的通讯, 两者均使 AUV 作业范围受限严重^[4]。海底地形匹配导航等地球物理导航手段, 不依赖于卫星、声学信标或支持母船等外部辅助, 不存在累积误差, 可实现 AUV 长时间、全天候、远距离精确导航, 已经得到了世界各国研究人员的广泛重视^[5]。

目前, 国内外研究人员已利用多波束测深探测仪 (Multibeam Echosounder, MBES) 针对海底地形匹配导航方法展开大量理论和试验研究^[6-7]。海底地形匹配导航最早是通过卡尔曼滤波 (Kalman Filter, KF)^[8]、扩展卡尔曼滤波 (Extended Kalman Filter, EKF)^[9]、无迹卡尔曼滤波 (Unscented Kalman Filter, UKF)^[10]等参数滤波方法展开的。与传统 KF 方法中以观测到的水深值为测量更新不同, Li Peijua^[8]等提出将迭代最近轮廓点 (Iterated Closest Contour Point, ICCP) 匹配结果与 INS 定位结果差

值作为 KF 测量值, 然后通过滤波器反馈校正及时校正 SINS 的累积误差。

随着计算机技术和非线性优化技术的不断进步, 粒子滤波器 (Particle Filter, PF)、质点滤波器 (Point-Mass Filter, PMF) 逐渐成为海底地形匹配导航问题的重要解决方案。Jindřich Duník^[11]等提出通过 RaoBlackwellized 质点滤波器解决海底地形匹配导航问题, 其通过回放式仿真试验验证质点滤波器在解决地形匹配导航问题时具备较高精度, 对质点初始化结果有极强鲁棒性, 计算复杂度较小且可通过理论推导预测。Georgios Salavasidis^[12]等提出以声学高度计为地形获取手段, 通过 PF 方法实现为期 77 小时的 AUV 长航程精确水下导航。周天^[13]等在用于海底地形匹配导航的 PF 中引入了变栅格尺寸的 KLD (Kullback–Leibler distance) 方法, 极大降低了算法运行所需的资源消耗。针对 MBES 测量过程中存在的地形畸变现象, Peng Dongdong^[14]等提出利用 Huber 损失函数修改粒子权重计算方程, 从而在重采样过程中减少离群值对估计值的影响。

由于具备对非高斯噪声和非线性运动模型的出色拟合能力, 粒子滤波和质点滤波技术逐渐成为海底地形匹配导航方法研究的主流, 而考虑 AUV 机载计算机数据处理能力受限, 质点滤波在海底地形匹配导航中具备更强的实用性。但如图 1 所示, MBES 测绘得到的海底地形测点空间分布不规则, 而先验地图则往往是网格化栅格数据, 导致在质点权重计算过程中, 实测地形测点与先验数据对应关系计算中存在大量插值过程, 造成极大计算消耗。

为实现 AUV 的实时海底地形匹配精确导航, 本文设计了一种海底地形匹配高效质点滤波导航方法。本文提出通过构建伪输入高斯过程 (Sparse Pseudo-input Gaussian Processes, SPGPs) 模型实现对海底地形深度的高效、准确估计, 从而将 MBES 实时测绘地形数据网格化形成概率地图; 提

出适用于概率地图的质点权重计算模型, 并完成了基于概率地图的海底地形匹配质点滤波算法框架设计。最后, 通过船载MBES采集的海试数据, 对所提出的基于SPGPs的测深数据网格化方法和海底地形匹配质点滤波方法进行了回放式仿真数据验证。

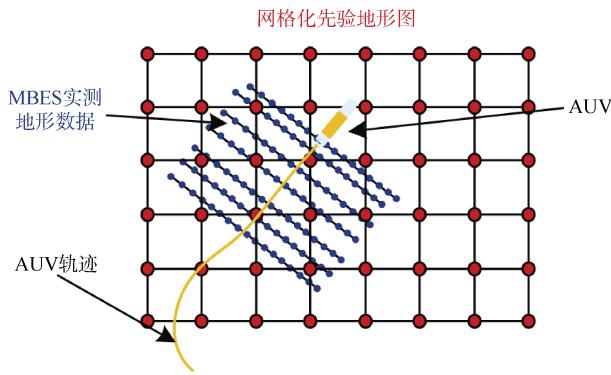


图1 先验地形图与MBES实测地形数据

Fig.1 A priori bathymetric map and bathymetric data measured using a MBES

1 测深数据网格化概率地图构建方法

实测海底地形数据的网格化是质点滤波器中最为耗时的过程。传统网格化方法包括反距离加权 (Inverse Distance Weighted, IDW) 插值^[15]、克里金 (Kriging) 插值法^[16]等, 其中, IDW 插值忽略了地形测点之间的相关性关系, 导致插值结果误差严重, 而 Kriging 插值法虽然考虑了地形测点相关性, 但其计算结构较 IDW 插值法更为复杂, 计算效率较低。

本文提出通过SPGPs回归方法实现网格化插值。SPGPs回归方法其实质是利用少量伪输入点代替全部历史数据实现高斯过程 (Gaussian Process, GP) 回归中的 GP 模型训练^[17]。因而本文首先对 GP 回归在网格化插值中的应用进行介绍。

GP 模型可以看作一个输入为历史地形测深数据、输出为多元高斯分布均值和方差的函数。换而言之, 在包含 N 个地形测点的海底地形测深数据集中, 假设 N 个测点的平面坐标和深度分别为 $\mathbf{X}^M = \{x_1^M, x_2^M, \dots, x_N^M\}$ 和 $\mathbf{Z}^M = \{z_1^M, z_2^M, \dots, z_N^M\}$, 则可将其视为无限维度中从 1 个 N 变量高斯分布中取样

的单点, 即 N 个测点的深度总是满足 1 个联合高斯分布 $N(\mu, \Sigma)$, 其中 μ 和 Σ 分别为高斯分布的均值和方差。在 GP 模型中, 由于地形测深数据输入前会减去其地形深度均值, 通常取 $\mu = 0$, 而 Σ 则由 N 个测点间相关性计算得到, 且与测点水平位置的差值成正相关。

在海底地形网格化插值中, 采用平方指数核函数 $k(x_i^M, x_j^M)$ 来描述测点 x_i^M 和 x_j^M 间的相关性, 即

$$k(x_i^M, x_j^M) = \sigma_f^2 e^{-\|x_i^M - x_j^M\|_2^2 / 2l^2} + \sigma_e^2 \delta(x_i^M, x_j^M) \quad (1)$$

式中: σ_f^2 控制了核函数的取值上界; 宽度参数 l 决定了函数的径向作用范围; σ_e^2 为 MBES 的地形测绘噪声。克罗内克函数 $\delta(x_i^M, x_j^M)$ 则可以表示为

$$\delta(x_i^M, x_j^M) = \begin{cases} 1 & x_i^M = x_j^M \\ 0 & x_i^M \neq x_j^M \end{cases} \quad (2)$$

在式 (1) 中, 共存在 σ_f^2 , l 和 σ_e^2 这 3 个取值未知的参数, 3 个参数在 GP 回归中被统称为超参数 θ 。为实现在不同海底地形特征的精确建模, 超参数是通过当前海域历史地形测深数据求取的。具体而言, 通过最大化边缘对数函数即

$$\theta = \arg \max \log p(\mathbf{Z}^M | \mathbf{X}^M, \theta) \quad (3)$$

实现, 该计算可以通过 Gauss-Newton 方法实现。

完成 GP 模型构建后, 利用该模型实现网格点地形高程插值。假设网格点水平坐标为 x_* , 其水深值 z_* 满足以下多元高斯分布:

$$\begin{bmatrix} \mathbf{Z}^M \\ z_* \end{bmatrix} \sim N\left(0, \begin{bmatrix} \mathbf{K} & \mathbf{K}_*^T \\ \mathbf{K}_* & K_{**} \end{bmatrix}\right) \quad (4)$$

式中

$$\mathbf{K} = \begin{bmatrix} k(x_1^M, x_1^M) & \dots & k(x_1^M, x_n^M) \\ \dots & \dots & \dots \\ k(x_n^M, x_1^M) & \dots & k(x_n^M, x_n^M) \end{bmatrix} \quad (5)$$

$$\mathbf{K}_* = \begin{bmatrix} k(x_*, x_1^M) & k(x_*, x_2^M) & \dots & k(x_*, x_n^M) \end{bmatrix} \quad (6)$$

$$K_{**} = k(x_*, x_*) \quad (7)$$

因而, 可以得到:

$$p(z_* | \mathbf{Z}^M) \sim N(\mathbf{K}_* \mathbf{K}^{-1} \mathbf{Z}^M, K_{**} - \mathbf{K}_* \mathbf{K}^{-1} \mathbf{K}_*^T) \quad (8)$$

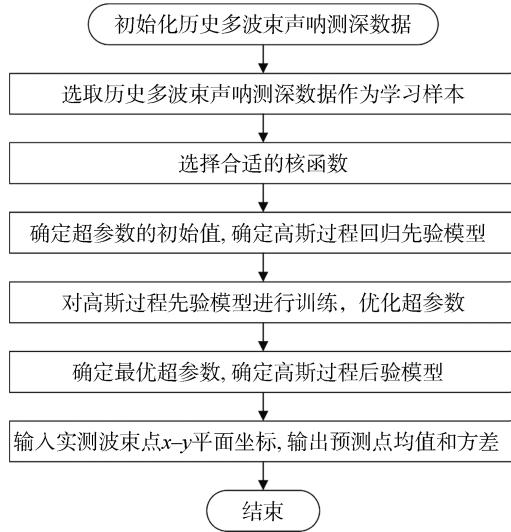


图 2 高斯过程回归的地形水深估计流程图

Fig.2 Flowchart of terrain depth estimate using the GP regression method

考虑采用全部历史 MBES 测深数据训练 GP 模型会造成巨量计算消耗, 在 GP 回归算法的基础上, 本文提出在全部历史 MBES 测深数据中提取能够保留大部分信息的少量伪输入点, 通过伪输入点训练 SPGPs 模型, 从而实现测深数据的高效网格化操作。

假设 M 个伪输入点 (M 远小于 N) 水平面坐标为 $\mathbf{X}'=\{x'_1, x'_2, \dots, x'_M\}$, 则通过最大化边缘概率:

$$p(\mathbf{Z}^M | \mathbf{X}^M, \mathbf{X}', \theta) = p(\mathbf{Z}^M | \mathbf{K}_{NM} \mathbf{K}_M^{-1} \mathbf{K}_{MN} + \mathbf{A} + \sigma_e^2 \mathbf{I}_N) \quad (9)$$

即可同时求取 \mathbf{X}' 和超参数 θ 。式 (9) 中, $[\mathbf{K}_M]_{ij} = k(x'_i, x'_j)$, $[\mathbf{K}_{NM}]_{ij} = k(x_i^M, x'_j)$, $i \in [1, N]$, $j \in [1, M]$; \mathbf{I}_N 为大小为 $N \times N$ 的单位矩阵; $\mathbf{A} = \text{diag}(\lambda)$ 且 $\lambda = \{\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_N\}$, 其中, $\lambda_i = K_{ii} - \mathbf{K}_M^{-1} \mathbf{k}_i$, $K_{ii} = k(x_i^M, x_i^M)$, $[\mathbf{k}_i]_j = k(x'_j, x_i^M)$ 。

在通过 Gauss-Newton 方法求解式 (9) 后, 水平面坐标为 x_* 的网格插值点水深值 z_* 满足均值为 μ_* , 均值为 Σ_* 的高斯分布, 且:

$$\mu_* = \mathbf{k}_*^T \mathbf{Q}_M^{-1} \mathbf{K}_{MN} (\mathbf{A} + \sigma_e^2 \mathbf{I}_N)^{-1} \mathbf{Z}^M \quad (10)$$

$$\Sigma_* = \mathbf{K}_{**} - \mathbf{k}_*^T (\mathbf{K}_M^{-1} - \mathbf{Q}_M^{-1}) \mathbf{k}_* + \sigma_e^2 \quad (11)$$

式 (10) 和式 (11) 中:

$$\mathbf{Q}_M^{-1} = \mathbf{K}_M + \mathbf{K}_{MN} (\mathbf{A} + \sigma_e^2 \mathbf{I}_N)^{-1} \mathbf{K}_{NM} \quad (12)$$

2 质点滤波算法

本文所设计的海底地形匹配质点滤波算法框架如图 3 所示。

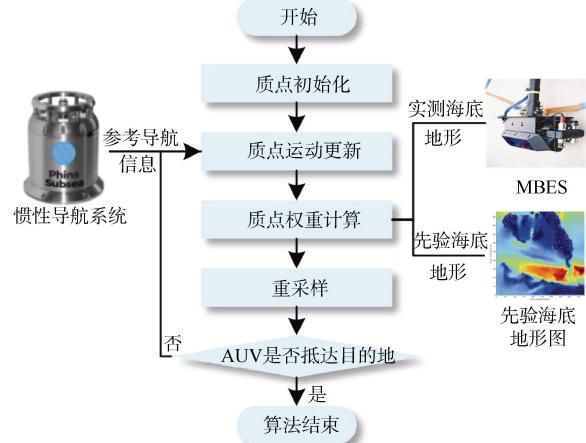


图 3 质点滤波算法框架

Fig.3 Framework of point-mass filter algorithm

传统质点滤波中通过计算 MSD (Mean Square Displacement) 算子实现质点权重计算。假设质点 i 在 t 时刻大小为 $N_1 \times N_2$ 的网格化地图实测水深表示为 $h'(i, j)$ ($i=1, 2, \dots, N_1, j=1, 2, \dots, N_2$), 对应位置的先验地形图水深值为 $h(i, j)$, 则其质点 i 权重 w_i 为

$$w_i = w'_i / \sum_{i=1}^{N_p} w'_i \quad (13)$$

$$w' = \frac{1}{N_1 N_2} \sum_{i=1}^{N_1} \sum_{j=1}^{N_2} \|h'(i, j) - h(i, j)\|_2 \quad (14)$$

但是, 以上方法忽略了实测地图网格化过程中不同网格节点的置信度差别。如式 (11) 所示, SPGPs 回归方法的一大优势在于其可以在网格化插值过程中构建概率地图, 即对各个插值节点的方差 $\Sigma_{i,j}$ 进行估计。因而本文提出一种适用于概率地图的质点权重计算方法, 即将式 (14) 改写为

$$w' = \frac{1}{N_1 N_2} \sum_{i=1}^{N_1} \sum_{j=1}^{N_2} \delta(i, j) \Sigma_{i,j}^{-1} \|h'(i, j) - h(i, j)\|_2 \quad (15)$$

式中, 克罗内克函数 $\delta(i, j)$ 为

$$\delta(i, j) = \begin{cases} 0 & \Sigma_{i,j} \geq 0.08 \\ 1 & \Sigma_{i,j} < 0.08 \end{cases} \quad (16)$$

3 回放式仿真试验

如图4所示,于青岛中沙礁海域开展了船载MBES的数据获取海上试验。试验载体船与设备布置如图5所示。

如图6所示,试验使用T-sea CMBS200在线MBES作为海底地形数据测绘设备。T-sea CMBS200每次发射192个声学脉冲信号,测线宽度约为MBES

距海底距离的10倍,水平波束宽度优于 1° ,垂直波束开角优于 2° ,水平视场角 $\geq 140^\circ$,测距离 ≥ 300 m,距离分辨率优于2 cm,作业频率为4 Hz。试验过程中载体运动状态信息由图7所示的StarNeto XW-GI5651导航系统给出,在GPS信号辅助下,该系统艏向角测量误差优于 0.1° ,横倾、纵倾角测量误差优于 0.01° ,水平面定位误差小于1 m,作业频率为10 Hz。

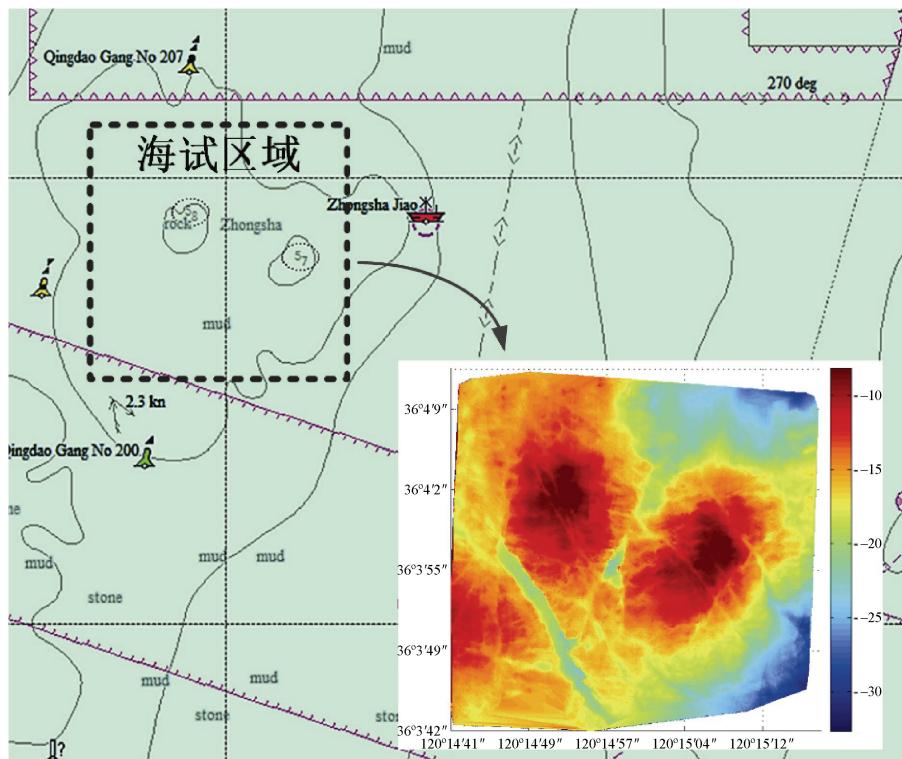


图4 海试试验区域

Fig.4 Sea trial area

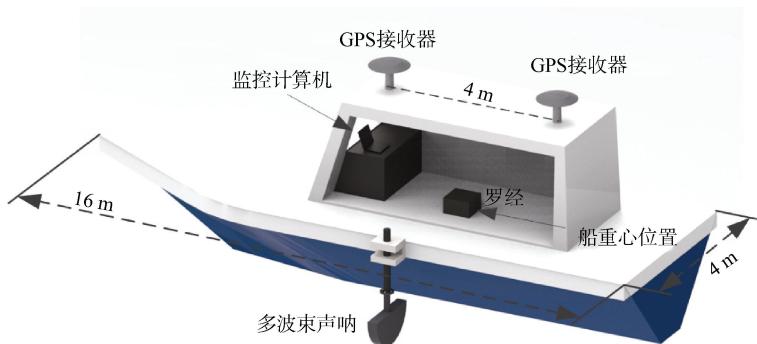


图5 试验船只与设备布置

Fig.5 Experimental vessel and equipment layout



图 6 T-sea CMBS200 在线多波束声呐
Fig.6 T-sea CMBS200 online MBES



图 7 StarNeto XW-GI5651 导航系统
Fig.7 StarNeto XW-GI5651 navigation system

采用海上试验数据开展回放式仿真试验。轨迹长度约为 1 800 m, 载体航速约为 4 kn, 数据更新频率为 4 Hz, 以 GPS 轨迹作为真实轨迹, 惯性导航轨迹通过式 (17) 进行模拟。

$$x_t^{\text{INS}} = x_{t-1}^{\text{INS}} + (x_t^G - x_{t-1}^G) + v^M \quad (17)$$

式中: x_t^{INS} 和 x_t^G 分别为 t 时刻由惯性导航系统和 GPS 提供的载体位置; v^M 为模拟的惯性导航系统误差, 满足均值为 0.006, 方差为 0.05 的高斯分布。

在轨迹上每隔 25 s 选取 1 个地形导航点, 并进行 1 次质点权重计算和重采样, 输出海底地形匹配质点滤波导航结果。轨迹中共存在 47 个地形导航点, 粒子数设定为 500 个, 惯导系统初始误差约为 9.5 m。

如图 8 所示, 在第 5 个地形导航点后滤波器中质点分布高度收敛于载体实际位置处, 质点滤波器输出结果保持稳定。如图 9 和图 10 所示, 海底地形匹配质点滤波导航结果与 GPS 结果高度吻合,

在任务过程当中的 47 个地形导航点上, 惯性导航系统和本文提出的地形匹配导航系统提供的 AUV 定位误差均值分别为 25.39 m 和 1.46 m, 中位数分别为 26.38 m 和 1.26 m。算法在 MATLAB 平台下执行耗时为 69.63 s, 且其中 53.14 s 用于概率地图构建, 总耗时占任务时间比例少于 8%。

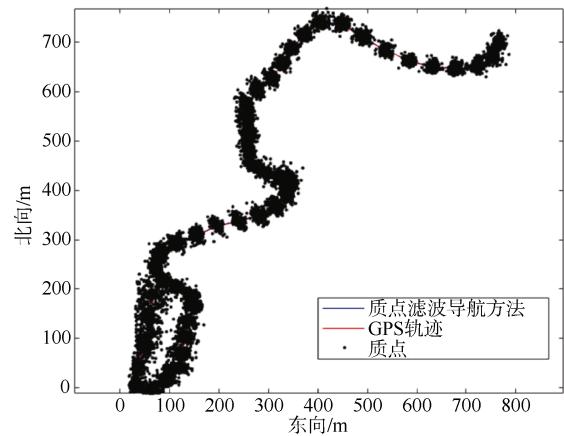


图 8 任务过程中质点分布变化
Fig.8 Changes in mass point distribution during the mission

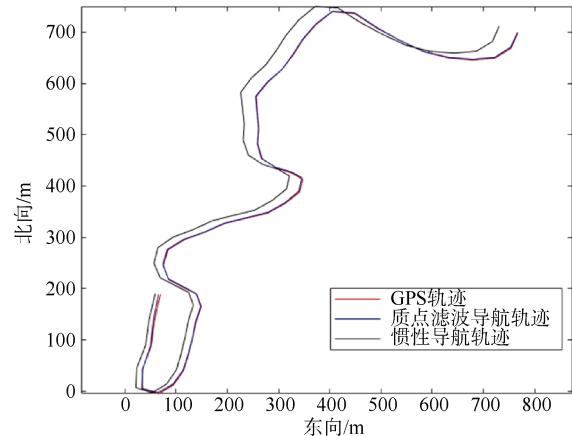


图 9 导航系统输出轨迹结果
Fig.9 Trajectories yielded by navigation systems

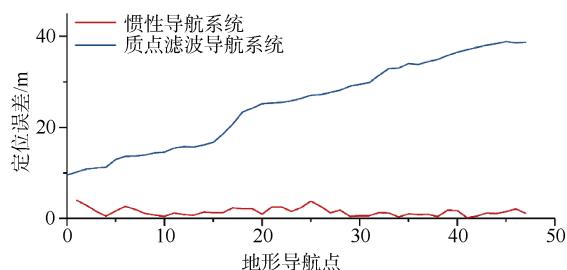


图 10 任务过程中载体定位结果
Fig.10 Location errors of the vessel during the mission

试验结果证明: 所提出海底地形匹配高效质点滤波导航方法可以在低成本惯性导航系统辅助下为 AUV 提供在线的精确导航信息。

4 结论

本文提出了一种海底地形匹配高效质点滤波导航算法, 并通过海测数据回放式仿真试验验证, 得到以下结论:

1) 相较于 IDW 插值和 Kriging 方法, SPGPs 回归用于网格化插值可同时达到插值精度和计算效率的最优;

2) 所提出海底地形匹配质点滤波导航方法可获得精确定位结果, 其实时导航圆概率误差小于 2 m;

3) 所提出海底地形匹配高效质点滤波导航方法耗时远小于任务时常, 可实现 AUV 在线精确导航。

参考文献

- [1] 黄琰, 李岩, 俞建成, 等. AUV 智能化现状与发展趋势[J]. 机器人, 2020, 42 (2): 215-231.
- [2] 魏博文, 吕文红, 范晓静, 等. AUV 导航技术发展现状与展望[J]. 水下无人系统学报, 2019, 27 (1): 1-9.
- [3] KARMOZDI A, HASHEMI M, SALARIEH H, et al. INS-DVL Navigation improvement using rotational motion dynamic model of AUV[J]. IEEE Sensors Journal, 2020, 20 (23): 14329-14336.
- [4] 孙大军, 郑翠娥, 张居成, 等. 水声定位导航技术的发展与展望[J]. 中国科学院院刊, 2019, 34 (3): 331-338.
- [5] JUNG J, PARK J, CHOI J, et al. Navigation of unmanned surface vehicles using underwater geophysical sensing[J]. IEEE Access, 2020, 8 : 208707-208717.
- [6] LE DEUNF J, DEBESE N, SCHMITT T, et al. A review of data cleaning approaches in a hydrographic framework with a focus on bathymetric multibeam echosounder datasets[J]. Geosciences, 2020, 10 (7): 254.
- [7] 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.
- [8] LI P, SHENG G, ZHANG X, et al. Underwater terrain-aided navigation system based on combination matching algorithm[J]. ISA Transactions, 2018, 78: 80-87.
- [9] KIM T, KIM J, BYUN S W. A comparison of nonlinear filter algorithms for terrain-referenced underwater navigation[J]. International Journal of Control, Automation and Systems, 2018, 16 (6): 2977-2989.
- [10] WANG L, YU L, ZHU Y. Construction method of the topographical features model for underwater terrain navigation[J]. Polish Maritime Research, 2015, 22 (s1): 121-125.
- [11] DUNÍK J, SOTÁK M, VESELÝ M, et al. Design of rao-blackwellized point-mass filter with application in terrain aided navigation[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2019, 55 (1): 251-272.
- [12] SALAVASIDIS G, MUNAFÒ A, HARRIS C A, et al. Terrain-aided navigation for long-endurance and deep-rated autonomous underwater vehicles[J]. Journal of Field Robotics, 2019, 36 (2): 447-474.
- [13] ZHOU T, PENG D, XU C, et al. Adaptive particle filter based on Kullback-Leibler distance for underwater terrain aided navigation with multi-beam sonar[J]. IET Radar, Sonar & Navigation, 2018, 12 (4): 433-441.
- [14] PENG D D, ZHOU T, FOLKESSON J, et al. Robust particle filter based on Huber function for underwater terrain-aided navigation[J]. IET Radar, Sonar & Navigation, 2019, 13 (11): 1867-1875.
- [15] IKECHUKWU M N, EBINNE E, IDORENYIN U, et al. Accuracy assessment and comparative analysis of IDW, spline and kriging in spatial interpolation of landform (Topography): an experimental study[J]. Journal of Geographic Information System, 2017, 9 (3): 354-371.
- [16] WOJCIECH M. Kriging method optimization for the process of DTM creation based on huge data sets obtained from MBESs[J]. Geosciences, 2018, 8 (12): 433.
- [17] YANG X. NLOS mitigation for UWB localization based on sparse pseudo-input Gaussian process[J]. IEEE Sensors Journal, 2018, 18 (10): 4311-4316.

(责任编辑: 曹晓霖)