

控制与决策

Control and Decision

多参数未知下水声传感网由粗到精的定位方法

鲜江峰, 马俊领, 吴华锋, 梅晓峻, 谭拂晓, 张媛媛, 陈信强, 王维军

引用本文:

鲜江峰, 马俊领, 吴华锋, 等. 多参数未知下水声传感网由粗到精的定位方法[J]. *控制与决策*, 2025, 40(1): 38-47.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2024.0521>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

丢包和量化约束下的不确定系统分布式滚动时域估计

Distributed moving horizon estimation for stochastic uncertain system with packet dropouts and quantized measurements

控制与决策. 2021, 36(7): 1771-1778 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1603>

基于KRLS的非均匀采样非线性系统辨识

Identification of non-uniformly sampled nonlinear systems based on KRLS

控制与决策. 2021, 36(12): 3049-3055 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0962>

基于高斯混合模型聚类的非均匀采样系统的多模型切换辨识

Multi-model switching identification for non-uniformly sampled systems based on Gaussian mixture model clustering

控制与决策. 2021, 36(12): 2946-2954 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0671>

一种自适应拟牛顿-状态转移混合智能优化算法及应用

A hybrid state transition optimization algorithm based on adaptive quasi-newton method and its application

控制与决策. 2021, 36(10): 2451-2458 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0214>

基于超级节点的分布式传感器节点定位算法

A distributed sensor nodes localization algorithm based on super nodes

控制与决策. 2020, 35(12): 2898-2906 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0219>

多参数未知下水声传感网由粗到精的定位方法

鲜江峰¹, 马俊领¹, 吴华锋^{2†}, 梅骁峻², 谭拂晓³, 张媛媛⁴, 陈信强¹, 王维军⁵

(1. 上海海事大学 物流科学与工程研究院, 上海 201306; 2. 上海海事大学 商船学院, 上海 201306;
3. 上海海事大学 物流工程学院, 上海 201306; 4. 常州工学院 计算机信息工程学院, 江苏 常州 213032;
5. 集美大学 航海学院, 福建 厦门 361021)

摘要: 水声传感网 (underwater acoustic sensor networks, UASNs) 是水下物联网的主要技术, 为海洋生态环境监测和水下搜救等应用提供了较好的技术手段和信息感知平台. 在 UASNs 应用中定位至关重要, 因为没有精确位置信息的数据收集将无利用价值. 然而, 由于存在路径损耗、吸收损耗、设备发射功率不确定以及水下环境参数未知等不利因素, 使得在复杂动态海洋环境中实现鲁棒精确定位较为困难. 为此, 提出一种多参数未知下水声传感网由粗到精的定位方法 (coarse-to-fine localization method for UASNs under unknown multi-parameters, CFL-UMP). 首先, 利用一阶泰勒级数展开和若干近似操作, 将原非线性非凸定位问题转化为交替非负约束最小二乘框架; 然后, 粗定位阶段基于 Golub-Kahan 双对角化的最小二乘残差 (LSMR) 算法求解得到位置估计近似解, 然而 LSMR 通常只能快速收敛到局部最优解, 因此在精细定位阶段引入二分法, 将第 1 步粗估计得到的近似解作为二分法的初始值, 通过迭代同时得到水下目标位置、路径损耗因子以及发射功率的精确解; 接着, 为了验证 CFL-UMP 算法的优越性, 分析 CFL-UMP 算法的计算复杂度, 并推导出克拉默-拉奥下界; 最后, 与所选基准算法相比, 通过仿真结果证实了 CFL-UMP 在不同水下模拟场景中均能获得最优的定位精度, 且能够有效降低水下定位误差.

关键词: 水声传感网; 目标定位; 接收信号强度; 多参数未知; 最小二乘残差算法; 二分法

中图分类号: TB393 文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2024.0521

引用格式: 鲜江峰, 马俊领, 吴华锋, 等. 多参数未知下水声传感网由粗到精的定位方法 [J]. 控制与决策, 2025, 40(1): 38-47.

Coarse-to-fine localization method for UASNs under unknown multi-parameters

XIAN Jiang-feng¹, MA Jun-ling¹, WU Hua-feng^{2†}, MEI Xiao-jun², TAN Fu-xiao³, ZHANG Yuan-yuan⁴, CHEN Xin-qiang¹, WANG Wei-jun⁵

(1. Institute of Logistics Science and Engineering, Shanghai Maritime University, Shanghai 201306, China; 2. Merchant Marine College, Shanghai Maritime University, Shanghai 201306, China; 3. Logistics Engineering College, Shanghai Maritime University, Shanghai 201306, China; 4. School of Computer Science and Information Engineering, Changzhou Institute of Technology, Changzhou 213032, China; 5. Navigation College, Jimei University, Xiamen 361021, China)

Abstract: Underwater acoustic sensor networks (UASNs) are the main technology of the underwater Internet of Things (IoT), providing a better technical means and information sensing platform for applications such as marine ecological environment monitoring and underwater search and rescue. In the application of UASNs, localization is crucial because data collection without accurate location information will be of no use. However, the presence of unfavorable factors, such as path loss, absorption loss, uncertainty in device transmit power, and unknown parameters of the underwater environment, renders it more challenging to achieve robust and precise localization in complex dynamic ocean environment. Therefore, this study proposes a coarse-to-fine localization method for UASNs under unknown multi-parameters (CFL-UMP). First, the original nonlinear and nonconvex localization problem is transformed into an alternating nonnegative constrained least squares framework (ANCLS) using a Taylor first-order expansion and several approximation operations. Subsequently, in the coarse localization stage, the approximate solution is obtained based on

收稿日期: 2024-04-30; 录用日期: 2024-08-28.

基金项目: 国家自然科学基金项目 (52201403, 52331012, 52201401, 52472347, 52071200, 52102397); 上海市晨光计划项目 (23CGA61); 国家重点研发计划子课题 (2021YFC2801002); 上海市科委项目 (23010502000).

责任编辑: 闫敬.

†通讯作者. E-mail: hfwu@shmtu.edu.cn.

*本文附带电子附录文件, 可登录本刊官网该文“资源附件”区自行下载阅览.

the Golub-Kahan bi-diagonalized least squares minimal residual (LSMR) algorithm. However, LSMR typically only converges rapidly to a locally optimal solution. Consequently, the dichotomy method is employed in the fine localization stage. The approximate solution derived from the coarse estimation in the preceding step serves as the initial value for the dichotomy method, and the exact solutions for the underwater target location, the path loss factor, and the transmit power are simultaneously obtained through iterations. Furthermore, to demonstrate the superiority of the CFL-UMP method, the computational complexity of the CFL-UMP method is analyzed and the Cramér-Rao low bound (CRLB) is derived. Finally, compared with the selected benchmark algorithms, the simulation results verify that the CFL-UMP achieves optimal localization accuracy in different underwater simulation scenarios, effectively reducing the underwater localization error.

Keywords: underwater acoustic sensor networks; target localization; received signal strength; multiparameter unknown; least square minimal residual algorithm; dichotomous method

0 引言

水声传感网 (underwater acoustic sensor networks, UASNs) 是水下物联网的主要技术, 通过利用节点间的信息交互来及时获取监测海域内所需的信息, 可以为海洋观测探测、海洋资源勘探开发、海洋防灾减灾及海事搜救等应用提供较好的技术支撑和信息服务^[1-3]. 在 UASNs 应用中, 感知数据的精确位置信息至关重要, 因为不含位置信息的数据收集将无利用价值^[4-5]. 同时, 海洋目标 (节点) 定位不仅是 UASNs 应用的需求, 同时也是研究 UASNs 拓扑优化和能耗控制等其他问题的基础. 本文所研究的 UASNs 系统模型如图 1 所示.

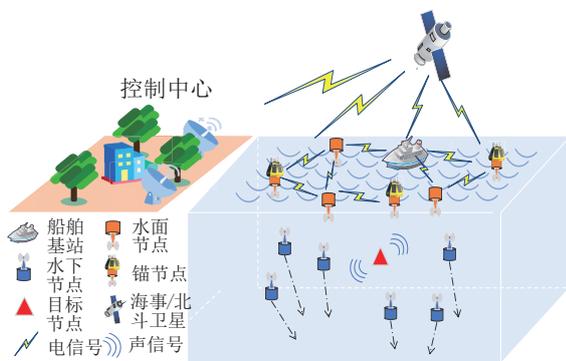


图 1 UASNs 系统模型

为了实现 UASNs 节点的高效精确定位, 许多学者聚焦于研究水下声波传播规律并提出相应的补偿方法, 以克服到达时间 (time of arrival, TOA)、到达时间差 (time difference of arrival, TDOA) 或到达角度 (angle of arrival, AOA) 等测距方法在定位过程中由于声速较慢和多径传播而产生的误差^[6-7]. 由于低复杂性、低成本和无需时间同步等优势, 基于接收信号强度 (received signal strength, RSS) 的定位技术近年来已逐渐应用于 UASNs 中, 吸引相关学者做了一定的研究. 为了克服分层效应和混合损耗 (路径损耗 + 吸收损耗) 对定位的不利影响, 结合基于分块主元的约束椭圆平差技术和一阶泰勒级数展开, Mei

等^[8]提出一种基于 RSS 的两步定位算法 CFLM, 实现了水下目标的鲁棒精确定位. Sah 等^[9]结合 RSS 测量值和 TOA 测量值实现可靠的节点间距离估计, 然后提出一种定位误差最小化算法实现了非视距场景下海洋节点的精确定位. 在分析水下非均匀介质中声波传播问题的基础上, Poursheikhali 等^[10]推导了适用于远场和近场场景的波束导向矢量, 随后提出一种基于迭代算法的 Array-RSS 水下窄带源定位方法. 水下环境中由于设备损耗或者恶意攻击, 节点发射功率与额定发射功率往往存在一定的偏差. 为解决此问题, Shi 等^[11]基于最小二乘相对误差 (least squared relative error, LSRE) 估计, 引入由源位置和发射功率构造的两个复合变量, 并对这两个复合变量进行估计, 解决了发射功率未知时基于 RSS 的定位问题. Mei 等^[12]提出一种基于有效集法和最大最小化策略两阶段优化方法, 可同时估计目标节点位置和未知发射功率. 针对发射功率未知和存在高斯混合噪声的场景, Zhang 等^[13]提出了一种基于 RSS 差 (received signal strength difference, RSSD) 的鲁棒容错定位方法 RFLT. 此外, 由于海洋环境复杂多变, 路径损耗因子 (path loss factor, PLF) 也未知且时变, 在定位时预设一个经验值会对定位精度产生较大影响. 针对这一问题, Caceres 等^[14]提出一种基于差分进化、对立学习和自适应重定向的快速定位算法来联合估计目标节点位置和路径损耗因子. 然而, 以上文献均至少存在以下一个问题: 1) 未充分考虑节点的移动性和网络拓扑的时变特性; 2) 定位所需的数据交互量和网络延迟较高; 3) 计算复杂度较高, 不适用于高度动态的 UASNs.

当前针对基于 RSS 的水声传感网定位研究大部分假设节点发射功率不受自然损耗影响, 且在环境参数 PLF 已知的情况下进行, 这在实际情况下是不现实的. 同时, 声信号在不均匀的水介质中传播, 除衰减损耗外还有吸收损耗. 当前文献针对 UASNs 中发射功

率未知和环境参数未知的情形做了一定研究,但多数为针对单一情况,未同时考虑多参数未知下的鲁棒精确联合定位问题^[11-12].

在此背景下,为了克服混合损耗(路径损耗+吸收损耗)、发射功率不确定以及水下环境参数未知等不利因素,本文提出一种多参数未知下水声传感网由粗到精的定位方法(coarse-to-fine localization method for UASNs under unknown multi-parameters, CFL-UMP). 首先,利用一阶泰勒级数展开和若干近似操作,将原非线性非凸定位问题转化为交替非负约束最小二乘(alternating non-negative constrained least-squares, ANCLS)框架;然后,利用 Golub-Kahan 双对角化的最小二乘求解算法(LSMR)快速获得初始估计;最后,引入二分法,将第1步得到的近似解作为二分法的初始值,通过迭代同时得到水下目标位置、路径损耗因子以及发射功率的精确解. 此外,基于蒙特卡洛(Monte Carlo)仿真推导得到克拉默-拉奥下界(Cramér-Rao low bound, CRLB)的闭环表达式来评估 CFL-UMP 的有效性.

1 问题提出

在海洋动态环境中部署 N 个锚节点和一个待定位目标节点. 假设第 i 个锚节点的位置为 $y_i = [y_{i1}, y_{i2}, y_{i3}]^T$, T 为转置; 目标节点的位置为 $x = [x_1, x_2, x_3]^T$. 引入水声信号传输的吸收损耗, 根据理论路径损失模型可得, 第 i 个锚节点接收到的目标节点信号的功率 P_{ir} ^[15] 为

$$P_{ir} = P_0 - 10\delta \log_{10} \frac{D(x, y_i)}{\Delta_0} - \alpha_f (D(x, y_i) - \Delta_0) + X_i. \quad (1)$$

其中: $P_0 = P_s - P(\Delta_0)$; P_s 为目标节点的发射功率; $P(\Delta_0)$ 为参考距离 $\Delta_0 = 1$ m 时的损耗值; δ 为路径损耗因子; X_i 为第 i 个锚节点的信号衰减噪声, 假设所有锚节点的噪声方差相等, 若其服从均值为零方差为 σ_i^2 的高斯分布, 则可表示为 $X_i \sim G(0, \sigma_i^2)$; α_f 为吸收系数, 其取值与发射频率 f 相关, 具体可由 Thorp 经验公式得出^[9], 即

$$\alpha_f = 0.11 \frac{f^2}{1 + f^2} + 44 \frac{f^2}{4100 + f^2} + 2.75 \times 10^{-4} f^2 + 0.003. \quad (2)$$

假设信号衰减噪声 X_i 较小, 根据式(1)可以得到如下近似表达式:

$$D(x, y_i) \approx 10^{\frac{P_0 - P_{ir} + \alpha_f}{10\delta}} 10^{-\frac{\alpha_f D(x, y_i)}{10\delta}}. \quad (3)$$

令 $\nu = 10^{-(\alpha_f D(x, a_i))/10\delta}$, 可以证得当吸收系数 α_f 足够小时, 特别是在深水中, 吸收项 $\alpha_f D(x, a_i) \ll$

$\frac{10\delta}{\ln 10}$, 因此 $0 < \|\nu\| \ll 1$ ^[16]. 故对较小的吸收系数 α_f , 可以使用一阶泰勒级数展开来近似 ν , 有

$$10^{-\frac{\alpha_f D(x, y_i)}{10\delta}} \approx 1 - \ln 10 \cdot \frac{\alpha_f D(x, y_i)}{10\delta}. \quad (4)$$

将式(4)代入(3), 可得

$$10^{\frac{P_0}{10\delta}} = D(x, y_i) \left(10^{\frac{P_{ir} - \alpha_f}{10\delta}} + 10^{\frac{P_0}{10\delta}} \cdot \ln 10 \cdot \frac{\alpha_f}{10\delta} \right). \quad (5)$$

令 $\nu = 10^{\frac{P_0}{10\delta}}$, $\varrho_i = 10^{\frac{P_{ir} - \alpha_f}{10\delta}}$, 得到距离为

$$D(x, y_i) = \frac{\nu}{\varrho_i + \nu \cdot \frac{\alpha_f \ln 10}{10\delta}}. \quad (6)$$

对式(6)进行变换, 有

$$D(x, y_i) \approx \frac{10\delta}{\alpha_f \ln 10} - \frac{\frac{10\delta}{\alpha_f \ln 10} \varrho_i}{\varrho_i + \nu \cdot \frac{\ln 10 \alpha_f}{10\delta}}. \quad (7)$$

令 $\zeta = \frac{\frac{10\delta}{\alpha_f \ln 10} \varrho_i}{\varrho_i + \nu \cdot \frac{\ln 10 \alpha_f}{10\delta}}$, 分子分母同时除以 ϱ_i ,

得到

$$\zeta = \frac{\frac{10\delta}{\alpha_f \ln 10}}{1 + \frac{\nu}{\varrho_i} \cdot \frac{\ln 10 \alpha_f}{10\delta}}. \quad (8)$$

令 $\varsigma = \frac{\nu}{\varrho_i} \cdot \frac{\ln 10 \alpha_f}{10\delta}$, 在大多数水声通信环境中可以证明 $|\varsigma| \ll 1$, 故当吸收系数 α_f 足够小时可以使用 $\varsigma = 0$ 处的一阶泰勒级数展开来近似方程(8), 有

$$\frac{1}{1 + \frac{\nu}{\varrho_i} \cdot \frac{\ln 10 \alpha_f}{10\delta}} \approx 1 - \frac{\nu}{\varrho_i} \cdot \frac{\ln 10 \alpha_f}{10\delta}. \quad (9)$$

将式(9)代入(7)可以得到

$$D(x, y_i)^2 \approx \left(\frac{\nu}{\varrho_i} \right)^2 = 10^{\left(\frac{P_0 - P_{ir} + \alpha_f}{10\delta} \right)^2} = 10^{\frac{-P_{ir} + \alpha_f}{5\delta}} 10^{\frac{P_0}{5\delta}}. \quad (10)$$

然而, 由于路径损耗因子 δ 未知, 其距离也无法求得. 通过引入估计参数 $\tilde{\delta}$, 使得 $\delta = \tilde{\delta}(1 + (\delta - \tilde{\delta})/\tilde{\delta})$, 且 $\vartheta = \frac{\delta - \tilde{\delta}}{\tilde{\delta}}$ ($\tilde{\delta} \neq 0$), 则式(10)可以转化为

$$D(x, y_i)^2 \approx 10^{\frac{P_0 - P_{ir} + \alpha_f}{5\delta(1+\vartheta)}} = 10^{\frac{-P_{ir} + \alpha_f}{5\delta(1+\vartheta)}} 10^{\frac{P_0}{5\delta}}. \quad (11)$$

假设 $|\vartheta|$ 较小, 即 $\frac{1}{1+\vartheta} \approx 1 - \vartheta$, 则有

$$D(x, y_i)^2 \approx \mu_i^{1-\vartheta} \gamma. \quad (12)$$

其中: $\mu_i = 10^{\frac{-P_{ir} + \alpha_f}{5\delta}}$, $\Gamma = 10^{\frac{P_0}{5\delta}}$.

对 $\mu_i^{-\vartheta}$ 进行一阶泰勒级数展开为 $\mu_i^{-\vartheta} \approx 1 - \vartheta \ln \mu_i$, 将式(12)进一步近似为

$$D(x, y_i)^2 \approx \mu_i (1 - \vartheta \ln \mu_i) \gamma. \quad (13)$$

因此,基于距离估计的水下目标最小二乘定位框架为

$$\arg \min_{x, \vartheta} \sum_{i=1}^N [\|x - y_i\|^2 - D(x, y_i)]^2. \quad (14)$$

令 $Y = [\|x\|^2, (x)^T, \gamma, \gamma\vartheta]^T$, 引入约束 $Y \geq 0$, 展开式(14), 即可转化为ANCLS问题

$$G(Y) = \arg \min_{Y \geq 0} \frac{1}{2} \|MY - H\|^2. \quad (15)$$

其中

$$M = \begin{bmatrix} 1 & -2(y_1)^T & -\mu_1 & \mu_1 \ln \mu_1 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & -2(y_N)^T & -\mu_N & \mu_N \ln \mu_N \end{bmatrix}^T, H = \begin{bmatrix} -\|y_1\|^2 \\ \vdots \\ -\|y_N\|^2 \end{bmatrix}.$$

2 问题求解

将原非线性非凸水下目标定位问题转化为ANCLS优化框架后, 提出一种多参数未知下水声传感网由粗到精的定位方法CFL-UMP. 粗定位阶段利用Golub-Kahan双对角化的最小二乘求解算法LSMR快速获得初始估计; 精细定位阶段引入二分法, 将第1步得到的近似解作为二分法的初始值, 通过迭代联合估计水下目标位置、路径损耗因子以及发射功率.

2.1 粗定位阶段-LSMR算法

与其他求解ANCLS方法相比, LSMR算法能够在有限迭代次数里获得较高精度的解. 因此, 在粗定位阶段引入LSMR算法来求解基于RSS定位的ANCLS问题. LSMR算法基于Golub-Kahan双对角化过程, 将最小残差法应用于正规方程 $M^TMY = M^TH$. 首先通过式(16)对(15)进行双对角化, 即

$$\begin{cases} \beta_1 = H, \\ u_1 = H/\beta_1, \\ \beta_{k+1}w_{k+1} = Mw_k - \alpha_k s_k, \\ \alpha_{k+1}w_{k+1} = M^T s_{k+1} - \beta_{k+1} s_k. \end{cases} \quad (16)$$

经过 k 次迭代可以得到

$$\begin{cases} MW_k = S_{k+1}B_k, \\ M^T S_{k+1} = W_{k+1}J_{k+1}^T. \end{cases} \quad (17)$$

其中

$$W_k = (w_1, w_2, \dots, w_k), S_k = (s_1, s_2, \dots, s_k),$$

$$B_k = \begin{bmatrix} \alpha_1 & & & & \\ \beta_2 & \alpha_2 & & & \\ & \ddots & \ddots & & \\ & & & \beta_k & \alpha_k \\ & & & & \beta_{k+1} \end{bmatrix}, J_{k+1} = (B_k, \alpha_{k+1}e_{k+1}),$$

e_{k+1} 为单位矩阵, e_{k+1} 为单位矩阵中第 $k+1$ 列向量. 进一步可以得到

$$M^T M V_k = M^T S_{k+1} B_k = V_{k+1} J_{k+1}^T B_k = V_{k+1} \begin{bmatrix} B_k^T B_k \\ \alpha_{k+1} \beta_{k+1} e_k^T \end{bmatrix}. \quad (18)$$

对于方程 $M^T M Y = M^T H$, 定义 $r_k = H - M Y_k$ 为其每1步的迭代残差. 令 $Y_k = W_k t_k, t_k \in \mathbb{R}^k$, LSMR每1步迭代过程中通过选择 t_k 寻求方程的近似解, 使得 $\|M^T r_k\|$ 最小. 有

$$\begin{aligned} M^T r_k &= M^T H - M^T M x_k = \\ &= \beta_1 \alpha_1 w_1 - M^T M W_k t_k = \\ &= \beta_1 \alpha_1 w_1 - W_{k+1} \begin{bmatrix} B_k^T B_k \\ \alpha_{k+1} \beta_{k+1} e_k^T \end{bmatrix} t_k = \\ &= W_{k+1} \left[\beta_1 \alpha_1 e_1 - \begin{bmatrix} B_k^T B_k \\ \alpha_{k+1} \beta_{k+1} e_k^T \end{bmatrix} t_k \right], \end{aligned} \quad (19)$$

其中 W_{k+1} 为正交矩阵. 乘以一个矩阵时不改变这个矩阵的范数, 因此目标函数可转化为

$$\min_{t_k} \|M^T r_k\| = \min_{t_k} \left\| \beta_1 \alpha_1 e_1 - \begin{bmatrix} B_k^T B_k \\ \alpha_{k+1} \beta_{k+1} e_k^T \end{bmatrix} t_k \right\|. \quad (20)$$

算法1 粗定位阶段-LSMR算法.

1) 初始化参数

$$\begin{aligned} \beta_1 s_1 &= t, \alpha_1 w_1 = M^T u_1, \bar{\alpha}_1 = \alpha_1, \bar{\zeta}_1 = \alpha_1 \beta_1, \\ \rho_0 &= 1, \bar{\rho}_0 = 1, \bar{c}_0 = 1, \bar{s}_0 = 0, h_1 = w_1, \\ \bar{h}_0 &= 0, a_0 = 0. \end{aligned}$$

2) 对角化

$$\begin{cases} MW_k = M_{k+1} B_k, \\ M^T M_{k+1} = W_{k+1} J_{k+1}^T. \end{cases}$$

3) 计算旋转平面矩阵

$$\begin{aligned} \rho_k &= \sqrt{\bar{\alpha}_k^2 + \beta_{k+1}^2}, c_k = \bar{\alpha}_k / \rho_k, s_k = \beta_{k+1} / \rho_k, \\ \theta_{k+1} &= s_k \alpha_{k+1}, \bar{\alpha}_{k+1} = c_k \alpha_{k+1}. \end{aligned}$$

4) 计算旋转平面矩阵

$$\begin{aligned} \bar{\theta}_k &= \bar{s}_{k-1} \rho_k, \bar{\rho}_k = \sqrt{(\bar{c}_{k-1} \rho_k)^2 + \theta_{k+1}^2}, \\ \bar{c}_k &= \bar{c}_{k-1} \rho_k / \bar{\rho}_k, \bar{s}_k = \theta_{k+1} / \bar{\rho}_k, \\ \zeta_k &= \bar{c}_k \bar{\zeta}_k, \bar{\zeta}_{k+1} = -\bar{s}_k \bar{\zeta}_k. \end{aligned}$$

5) 迭代更新

$$\begin{aligned} \bar{h}_k &= h_k - (\bar{\theta}_k \rho_k / (\rho_{k-1} \bar{\rho}_{k-1})) \bar{h}_{k-1}, \\ a_k &= a_{k-1} + (\zeta_k / (\rho_k \bar{\rho}_k)) \bar{h}_k, \\ h_{k+1} &= w_{k+1} - (\theta_{k+1} / \rho_k) h_k. \end{aligned}$$

6) 判断 $\|r_k\|$ 是否满足迭代终止条件, 是则输出结果, 否则返回第2)步, 重复迭代过程.

最后经过正交三角(QR)分解法即可求解该问题.粗定位阶段利用LSMR的求解过程如算法1所示.

2.2 精细定位阶段-二分法

为防止LSMR算法陷入局部最优解,进一步使用二分法,将粗定位阶段得到的解作为二分法的初始值,然后经过迭代同时获得水下目标位置、路径损耗因子以及发射功率的精确解.式(15)同样可以表示为

$$\begin{aligned} G(Y) &= \arg \min_{Y \geq 0} \frac{1}{2} \|\varpi(MY - H)\|^2, \\ \text{s.t. } Y^T D Y + 2gY &= 0. \end{aligned} \quad (21)$$

其中

$$\begin{aligned} \varpi &= \text{diag}(I_N), \\ D &= \begin{bmatrix} 0 & 0_{1 \times 3} & 0_{1 \times 2} \\ 0_{3 \times 1} & I_3 & 0_{3 \times 2} \\ 0_{2 \times 1} & 0_{2 \times 3} & 0_{2 \times 2} \end{bmatrix}, \quad g = \begin{bmatrix} -\frac{1}{2} \\ 0_{5 \times 1} \end{bmatrix}, \end{aligned}$$

I 、 0 分别为单位矩阵和零矩阵.当乘子 κ 满足K-T条件时即可获得第 k 次迭代时的最优解,即

$$\begin{aligned} (M^T \varpi M + \kappa^k D)Y &= M^T \varpi H - \kappa^k g, \\ \{(Y^k)^T D(Y^k) + 2g^T(Y^k)\} &= 0, \\ M^T \varpi M + \kappa^k D &\geq 0. \end{aligned} \quad (22)$$

在每次迭代中,最优值根据下式求得:

$$\hat{Y}^k(\kappa^{k*}) = (M^T \varpi M + \kappa^{k*} D)^{-1} (M^T \varpi^T \tilde{\kappa} - \kappa^{k*} g), \quad (23)$$

其中

$$\kappa^{k*} = \max\{-\text{diag}(M^T \varpi M) / \text{diag}(D), \kappa\}. \quad (24)$$

κ 为如下方程的解:

$$\varphi(\kappa) = \{Y^k(\kappa)\}^T D Y^k(\kappa) + 2g^T Y^k(\kappa) = 0. \quad (25)$$

经过迭代求解出变量 Y^* 后,可以得到水下目标位置的估计值 $x = Y^*|_{2:4,1}$, $x = Y^*|_{2:4,1}$ 为求变量 Y^* 的第2~第4行第1列;路径损耗因子以及发射功率的估计值分别为

$$\begin{aligned} \delta &= \tilde{\delta} \left(1 + \frac{Y^*|_{6,1}}{Y^*|_{5,1}}\right), \\ P_0 &= 5\tilde{\delta} \left(1 + \frac{Y^*|_{6,1}}{Y^*|_{5,1}}\right) \log(Y^*|_{5,1}). \end{aligned}$$

精细定位阶段二分法的算法伪代码如算法2所示.此外,为了进一步直观阐明所提出CFL-UMP方法的定位过程,其最优收敛路径分析如图2所示.其中水下目标真实位置为 $[5, 6, 5]$,初始点为 $[1, 1, 1]$,锚点分别为 $[1, 5, 4]$, $[8, 1, 1]$, $[4, 3, 3]$, $[7, 4, 7]$, $[9, 6, 2]$, $[5, 8, 4]$.

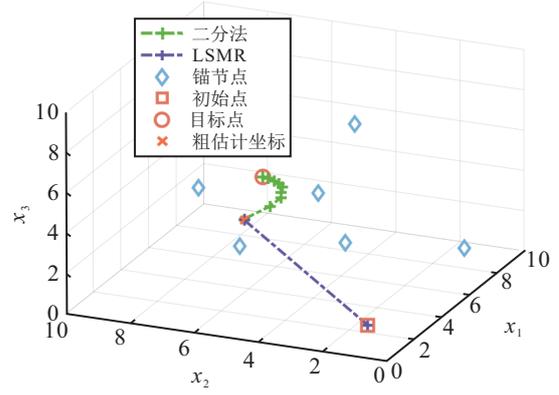


图2 最优收敛路径分析

2.3 Cramér-Rao lower bound (CRLB)

CRLB表示任意无偏线性估计量的下界,通常被用作评价定位算法性能的基准,可被定义为费雪信息矩阵(Fisher information matrix, FIM)逆的迹.有

$$\begin{aligned} \text{CRLB} &= \text{trace}(\text{FIM}^{-1}) = \\ &= \text{trace} \left[\left(\frac{\partial P_{ir}}{\partial Y} \right) \Sigma^{-1} \left(\frac{\partial P_{ir}}{\partial Y} \right)^T \right]^{-1}. \end{aligned} \quad (26)$$

其中

$$\begin{aligned} \Sigma &= \text{diag}(\sigma_1^2, \dots, \sigma_N^2) = \text{diag}(\sigma^2), \\ \frac{\partial P_{ir}}{\partial Y} &= \left[\frac{\partial P_{ir}}{\partial x}, \frac{\partial P_{ir}}{\partial \delta}, \frac{\partial P_{ir}}{\partial P_0} \right]^T = [\Upsilon_{i1} \ \Upsilon_{i2} \ \Upsilon_{i3} \ \Gamma_i \ 1]^T, \\ \Gamma_i &= -10 \log_{10} D(x, y_i), \\ \Upsilon_{ij} &= -\frac{10\delta}{\ln 10} \frac{x_j - y_{ij}}{\|x - y_i\|^2} - \alpha_f \frac{x_j - y_{ij}}{\|x - y_i\|}. \end{aligned}$$

因此FIM可以进一步表示为

FIM =

$$\Sigma^{-1} \cdot \sum_{i=1}^N \begin{bmatrix} (\Upsilon_{i1})^2 & \Upsilon_{i1} \cdot \Gamma_{i2} & \Upsilon_{i1} \cdot \Upsilon_{i3} & \Upsilon_{i1} \cdot \Gamma_i & \Upsilon_{i1} \\ \Upsilon_{i2} \cdot \Upsilon_{i1} & (\Upsilon_{i2})^2 & \Upsilon_{i2} \cdot \Upsilon_{i3} & \Upsilon_{i2} \cdot \Gamma_i & \Upsilon_{i2} \\ \Upsilon_{i3} \cdot \Upsilon_{i1} & \Upsilon_{i3} \cdot \Upsilon_{i2} & (\Upsilon_{i3})^2 & \Upsilon_{i3} \cdot \Gamma_i & \Upsilon_{i3} \\ \Upsilon_{i1} \cdot \Gamma_i & \Upsilon_{i2} \cdot \Gamma_i & \Upsilon_{i3} \cdot \Gamma_i & (\Gamma_i)^2 & \Gamma_i \\ \Upsilon_{i1} & \Upsilon_{i2} & \Upsilon_{i3} & \Gamma_i & 1 \end{bmatrix}. \quad (27)$$

令 $\text{error} = \|\psi - \psi^*\|$, 均方根误差(RMSE)与CRLB的关系如下:

$$\sqrt{E(\text{error}^2)} \geq \sqrt{\text{Tr}(\text{FIM}^{-1})} \stackrel{\delta}{=} \sqrt{\text{CRLB}}. \quad (28)$$

2.4 计算复杂度分析

对于所提出的CFL-UMP算法,粗定位阶段考虑单次迭代,计算复杂度为 $O(mn)$,其中 m 和 n 分别为矩阵 M 的行数和列数;精细定位阶段通过二分法来求解,若迭代次数为 τ ,则其计算复杂度为 $O(\tau N)$,因此所提出CFL-UMP算法的计算复杂度为 $O(mn + \tau N)$.表1给出了SR-LS(square-range-

算法2 精细定位阶段-二分法.

- 1) 初始化 $k, \text{num}, \tau = 1e-7$
- 2) while $k < \text{num}$ do
- 3) 根据式(25)计算 κ
- 4) 根据式(24)更新第 k 次迭代乘子 κ^{k*}
- 5) 根据式(23)更新第 k 次迭代 \hat{Y}^k
- 6) if $\|Y_k - Y_{k-1}\| / \|Y_k\| < \tau$
- 7) break
- 8) end if
- 9) $Y^* = Y_k$
- 10) $k = k + 1$
- 11) end while

表1 所有算法的计算复杂度比较

算法	复杂度
CFL-UMP	$O(\tau(mn+N))$
SR-LS ^[17]	$O(\tau N)$
RNLA ^[18]	$O(2\tau N)$
USR ^[19]	$O(\tau N)$
IPM ^[20]	$O(\sqrt{N} \log(N\theta/c))$
NHHL ^[21]	$O(\sqrt{N} \log(N\theta/c) + \tau N)$

based least squares)、RNLA (robust non-cooperative localization algorithm)、USR (unconstrained squared-range)、IPM (interior point method)、NHHL (novel high-precision and high-robustness localization algorithm) 和所提出 CFL-UMP 算法的计算复杂度比较结果,其中 c 为控制精度的水平.

3 实验仿真

为验证所提出多参数未知下水声传感网由粗到精定位方法 CFL-UMP 有效性和优越性,在 Matlab R2022a 平台进行仿真实验. 计算机配置为: Intel 酷睿 i5-12500H 处理器, 配备 16 gb 2.5 GHz RAM. 为了模拟水下环境的高度动态性, 每次仿真实验都随机改变锚节点和目标节点的位置. 发射功率和路径损耗因子的先验值分别设置为 $P_0 = -55\text{dB}$ 、 $\delta = 2$. 此外, 针对不同的海洋模拟场景, 与现有算法 NHHL^[21]、SR-LS^[17]、USR^[19]、IPM^[20]、RNLA^[18] 和推导得到的 CRLB 进行比较, 并利用均方根误差 RMSE 校准定位精度, 有

$$\text{RMSE}(x) = \sqrt{\frac{1}{\text{MC}} \sum_{i=1}^{\text{MC}} (\hat{x} - x)^2}. \quad (29)$$

其中: MC 为蒙特卡洛试验总数, 本节设置 MC = 500; \hat{x} 为迭代过程中目标节点的位置估计.

3.1 不同锚节点数量场景下的性能分析

仿真参数设置为 $\alpha_f = 0.1, \sigma_i = 2 \text{ dB}$ 、部署区域边长 $\text{sidelength} = 50 \text{ m}$ 时, 不同锚节点数量场景下定位误差如图3所示. 理论上说, 锚节点数量的增多意味着目标节点可用于定位的信息增多, 其定位精度也将越高. 从图3可以看出, 当锚节点数量从8增加到16时, 所有算法的定位误差均逐渐下降, 且所提出 CFL-UMP 算法更接近 CRLB. 当锚节点数从8增加到16时, USR、RNLA、NHHL 和 SR-LS 四种算法的定位精度分别提高了 17.6%、29.4%、24.4% 和 21.2%. CFL-UMP 和 IPM 对锚节点数量的变化表现出高度敏感性, 定位精度分别提高了 38.7% 和 37.6%. 特别地, 所提出的 CFL-UMP 算法实现了最佳定位精度, 并在锚节点数量为 8~10 之间优于 CRLB. 图4绘制了 $N = 10$ 和 $N = 14$ 时定位误差的箱线图, 这进一步表明了 CFL-UMP 的优越性能, 其中值误差分别为 3.31 m 和 3.22 m. 图5为 P_0 和 δ 的估计误差, 可以看出: 当锚节点数量增加时, 所有算法对发射功率和路径损耗因

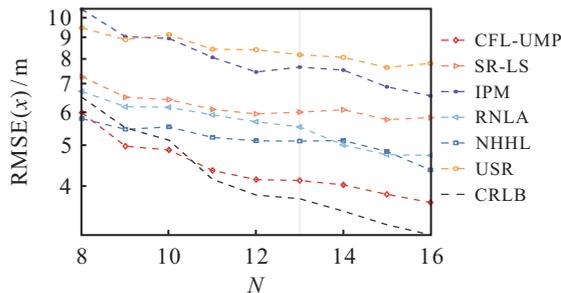
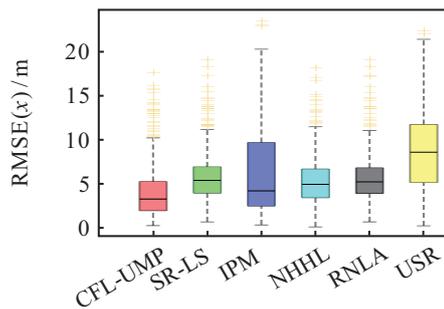
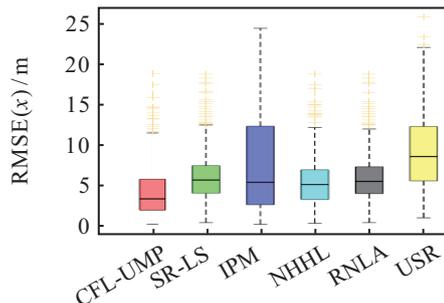


图3 不同锚节点数量场景下定位误差



(a) $N = 10$



(b) $N = 14$

图4 不同锚节点数量场景下均方根误差分析

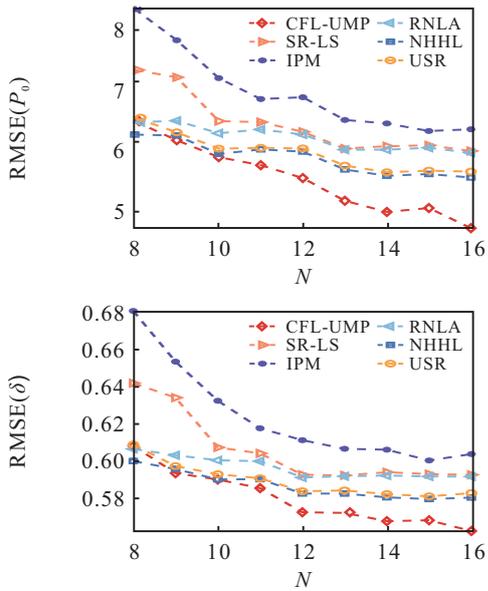


图5 不同锚节点数量场景下 P_0 和 δ 的估计误差

子的估计误差均逐渐下降,且所提出CFL-UMP算法性能最优.

3.2 不同部署区域边长场景下的性能分析

仿真参数设置为 $\alpha_f = 0.1, \sigma_i = 2 \text{ dB}, N = 12$ 时,不同部署区域边长 (sidelength) 场景下的定位误差如图6所示. 随着 sidelength 的增加,在节点数量不变的情况下,节点间水下声信号的平均传输距离延长,相应的传输损耗和吸收损耗增加,导致定位精度下降. 如图6所示,所有算法的定位精度都与部署区域边长呈负相关,所有算法对部署区域变化的灵敏度相对相似,其定位估计误差以 75%~154% 的速度增加. 当 sidelength 从 50 m 增长到 120 m 时, CFL-UMP 算法保持了最佳性能. 例如,当 sidelength 为 100 m 时, CFL-UMP 算法比 USR、IPM、RNLA、SR-LS、NHHL 算法定位精度分别提高 59.2%、59.1%、49.1%、43.2%、35.3%. 特别地,当 sidelength 大于 90 m 时,所提出 CFL-UMP 算法的定位误差低于 CRLB. 图7绘制了部署区域边长为 50 m 和 120 m 时位置误差的箱线图. CFL-UMP 的中值误差分别为 3.45 m 和 6.07 m,而其他对比算法的中值误差则分布在 4.98 m~18.9 m 之间.

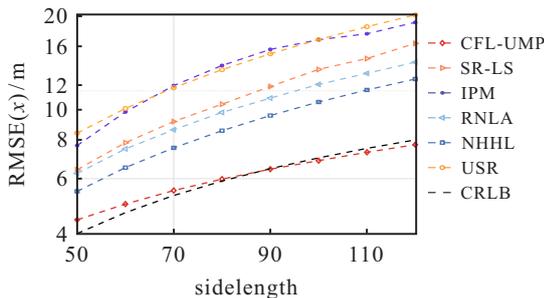


图6 不同部署区域边长场景下定位误差

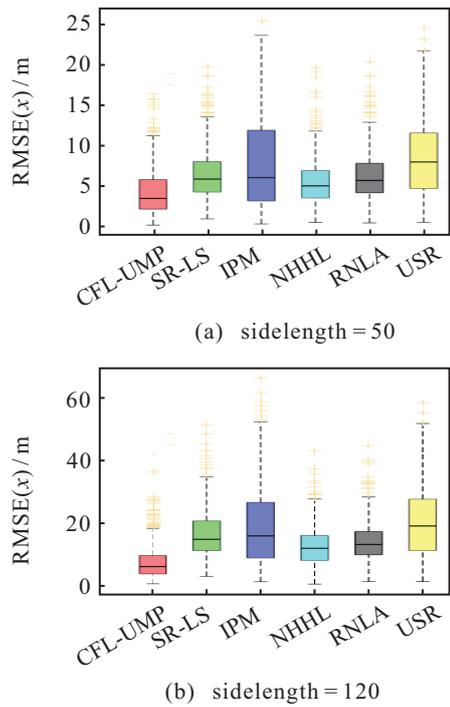


图7 不同部署区域边长场景下均方根误差分析

3.3 不同海洋环境噪声场景下的性能分析

仿真参数设置为 $\alpha_f = 0.1, N = 12, \text{sidelength} = 50 \text{ m}$ 时,不同海洋环境噪声场景下的定位误差如图8所示. 当海洋环境噪声方差从 1 增加到 6 时,对定位过程的干扰也逐渐增大,所有算法的定位精度都逐渐降低. 与所选的基准算法相比,所提出 CFL-UMP 算法仍具有最佳的定位性能,估计误差更接近 CRLB. 特别地,根据饱和效应,当海洋噪声达到一定程度后,对定位误差的影响趋于饱和,进一步增加噪声则对定位误差的边际影响逐渐减小^[22]. 图9绘制了 $\sigma_i = 1 \text{ dB}$ 和 $\sigma_i = 4 \text{ dB}$ 时定位误差的箱线图. 在两种噪声的情况下, CFL-UMP 中值误差分别为 2.87 m 和 8.52 m,依然优于其他算法.

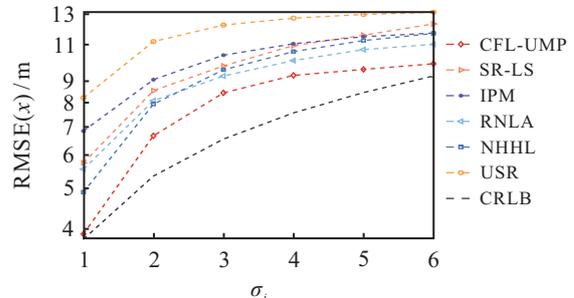


图8 不同海洋环境噪声场景下定位误差

3.4 不同水声吸收系数场景下的性能分析

仿真参数设置为 $N = 12, \delta = 2, \text{sidelength} = 50 \text{ m}$ 时,不同水声吸收系数场景下的定位误差如图10所示. 对于水声通信而言,吸收系数与频率相关,过高的发射频率意味着严重的吸收效应. 因此,

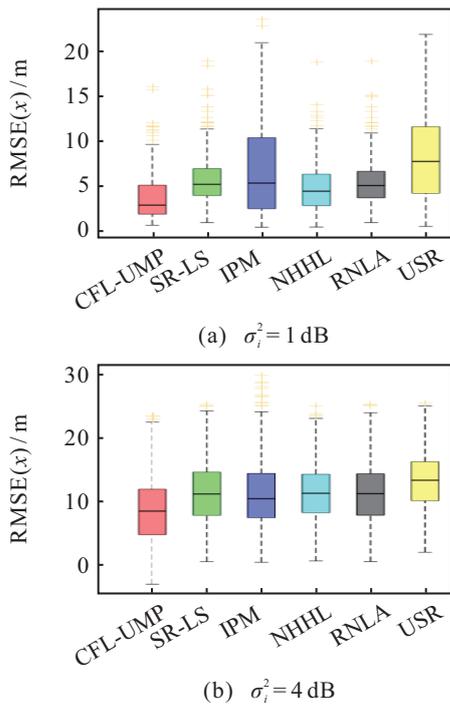


图9 不同海洋环境噪声场景下均方根误差分析

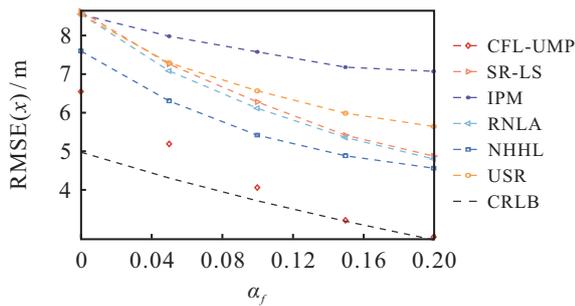


图10 不同水声吸收系数场景下定位误差

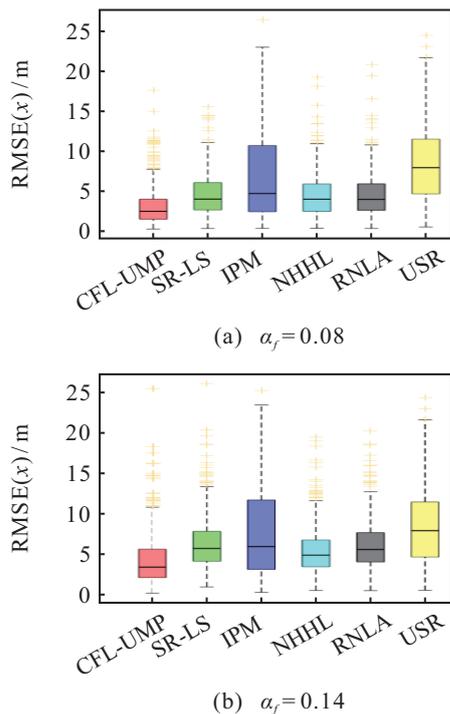


图11 不同水声吸收系数场景下均方根误差分析

在水声物联网应用中,过高的发射频率不会用于水下声学通信,合理的吸收系数 α_f 范围为 $0.001 \sim 0.2 \text{ dB/m}$ ^[23].从图10可以看出,在 α_f 从0增加到0.2的过程中,所提出CFL-UMP算法在定位精度上较大幅度领先所选择的基准算法,且估计误差渐近收敛于CRLB.当 α_f 为0.2时,与IPM、USR、SR-LS、RNLA和NHHL算法相比,CFL-UMP误差分别降低了52.5%、39.1%、30.5%、29.6%和26.6%.图11绘制了 $\alpha_f = 0.08$ 和 $\alpha_f = 0.14$ 时位置误差箱线图.CFL-UMP在两个不同吸收系数情况下的中值误差分别为2.48 m和5.61 m.

3.5 不同场景下的CDF

为进一步证实CFL-UMP的优越性,在锚节点数为 $N = 12$ 和部署区域边长为50 m时,分别绘制相应的误差累计分布函数(culmulative distributed function, CDF)曲线,如图12所示.其他参数设置如下: $\sigma_i = 2 \text{ dB}$.从图12可以看出,在相同的定位误差下提出的CFL-UMP可以达到最大的累计概率.当累计概率达到90%时($N = 12$),CFL-UMP、SR-LS、NHHL、RNLA、IPM、USR的定位误差分别为8.5 m、10 m、9 m、9.5 m、16 m、14.5 m.当其定位误差为7 m时(sidelength = 50 m),CFL-UMP、SR-LS、NHHL、RNLA、IPM、USR算法所能达到的累计概率分别为85.0%、69.2%、79.2%、71.8%、57.8%、44.8%.

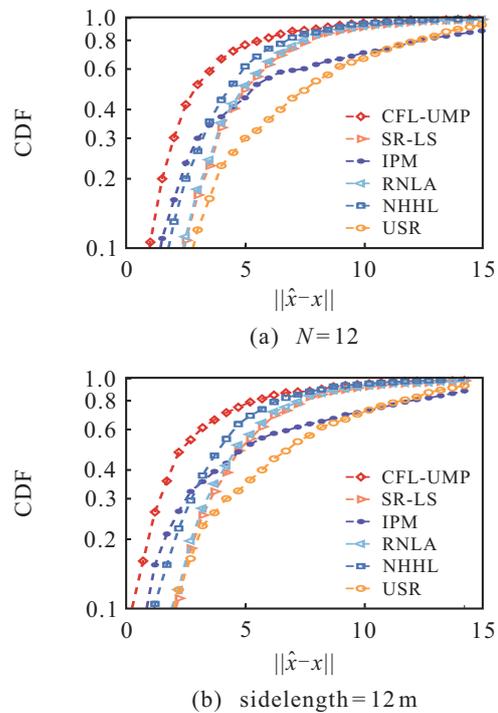


图12 $N = 12$ 和sidelength = 50 m时误差CDF曲线

在锚节点数为 $\sigma_i = 2 \text{ dB}$ 和 $\alpha_f = 0.1$ 时,分别绘制相应的CDF曲线,如图13所示.其他参数设置如

下: $\text{sidelength} = 50 \text{ m}$. 从图13可以看出, 在相同的定位误差下, 所提出CFL-UMP依然可以达到最大的累计概率. 当定位误差为9.5 m时 ($\sigma_i = 2 \text{ dB}$), CFL-UMP算法的累计概率为90%, 其他基准算法的累计概率分布在53%~83%之间. 当累计概率达到90%时 ($\alpha_f = 0.1$), CFL-UMP的定位误差为6.5 m, 其他基准算法的定位误差分布在8 m~14.5 m之间.

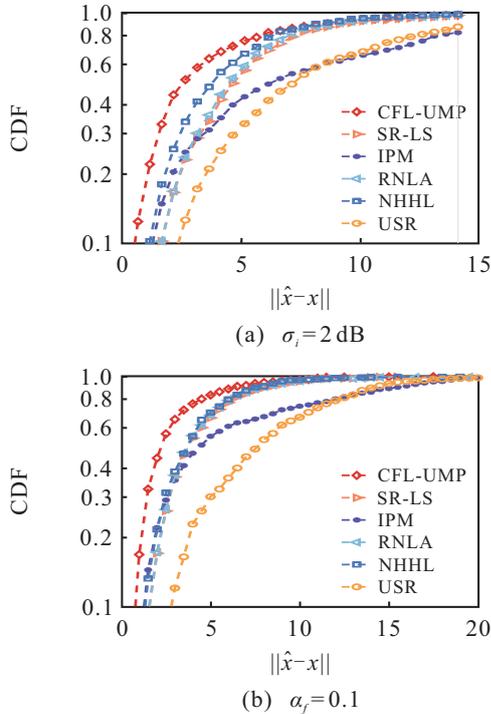


图13 $\sigma_i = 2 \text{ dB}$ 和 $\alpha_f = 0.1$ 时误差CDF曲线

从各海洋模拟场景实验可以看出, 所提出CFL-UMP算法定位性能优于基准算法, 更接近CRLB且在一些情况下优于CRLB. 这种定位性能的优越性主要是由于: 1) 考虑到海洋环境噪声和水声吸收效应, 利用一阶泰勒级数展开和若干近似操作, 将原非线性非凸水下目标定位问题转化为ANCLS优化框架, 并通过粗定位阶段优化(LSMR)得到一个相对满意的初始可行解; 2) 在精细定位阶段优化中引入二分法, 将粗定位阶段得到的近似解作为二分法的初始值, 通过迭代联合估计水下目标位置、路径损耗因子以及发射功率. 具体而言, 在粗定位阶段寻找初始可行解的过程中采用了Golub-Kahan双对角化的最小二乘求解算法, 可以进一步排除不满足约束条件的不可行解. 然而, 由于最小二乘是近似估计, 求得的解往往陷入局部最优, 这便推动了精细定位阶段的优化. 在精细定位阶段, 当迭代的初始解较好时, 其位置估计性能将有较大幅度的提升. 因此, 在不同海洋模拟场景下, 所提出CFL-UMP算法均实现了水下目标的高精度高鲁棒定位.

4 结论

为了克服海洋环境动态因子对目标定位精度的不利影响, 本文提出一种多参数未知下水声传感网由粗到精的定位方法CFL-UMP联合估计水下目标位置、路径损耗因子以及发射功率. 首先, 基于RSS路径损耗模型和一阶泰勒级数展开, 将原定位问题转化为ANCLS优化框架, 并利用基于Golub-Kahan双对角化的最小二乘求解算法LSMR来获得初始可行解; 在此基础上, 引入二分法, 将第1步粗定位阶段得到的近似解作为二分法的初始值, 通过迭代得到修正解; 最后, 经过各海洋模拟场景中的仿真实验表明, 所提出CFL-UMP算法与其他基准算法相比具有最佳的定位性能. 在未来, 将在东海近海海域部署水声传感网, 包括海面浮标、水下传感器、水下机器人及水下潜标等观测设备, 以模拟真实环境下的水声定位, 从而验证所提出CFL-UMP算法在实际海洋监测及海事搜救场景下的性能.

参考文献(References)

- [1] 闫敬, 张志成, 杨晔, 等. 水下网络系统定位与控制联合设计: 研究现状与发展趋势[J]. 哈尔滨工程大学学报, 2023, 44(11): 1950-1962.
(Yan J, Zhang Z C, Yang X, et al. Joint design of localization and control for an underwater network system: Research status and development trends[J]. Journal of Harbin Engineering University, 2023, 44(11): 1950-1962.)
- [2] 付雷, 王骥. 基于改进瞪羚优化算法的UWSN三维定位算法[J]. 控制与决策, DOI: 10.13195/j.kzyjc.2023.1617.
(Fu L, Wang J. UWSN 3D localization algorithm based on improved gazelle optimization algorithm[J]. Control and Decision, DOI: 10.13195/j.kzyjc.2023.1617.)
- [3] Cheng M Y, Guan Q S, Wang Q Q, et al. FER-restricted AUV-relaying data collection in underwater acoustic sensor networks[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2023, 22(12): 9131-9142.
- [4] 刘树东, 马子枫, 王燕, 等. 基于Resnet和FrFT的水下多目标定位[J]. 华中科技大学学报: 自然科学版, 2024, 52(3): 127-134.
(Liu S D, Ma Z F, Wang Y, et al. Underwater multi-target positioning based on Resnet and FrFT[J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology: Natural Science Edition, 2024, 52(3): 127-134.)
- [5] Mei X J, Han D Z, Saeed N, et al. Range difference-based target localization under stratification effect and NLOS bias in UWSNs[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2022, 11(10): 2080-2084.
- [6] Zou Y B, Fan J N. Source localization using TDOA measurements from underwater acoustic sensor networks[J]. IEEE Sensors Letters, 2023, 7(6): 1-4.

- [7] Jia T Y, Liu H W, Ho K C, et al. Mitigating sensor motion effect for AOA and AOA-TOA localizations in underwater environments[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2023, 22(9): 6124-6139.
- [8] Mei X J, Han D Z, Saeed N, et al. Navigating the depths: A stratification-aware coarse-to-fine received signal strength-based localization for Internet of underwater things[J]. *Frontiers in Marine Science*, 2023, 10: 1210519.
- [9] Sah D K, Nguyen T N, Kandulna M, et al. 3D localization and error minimization in underwater sensor networks[J]. *ACM Transactions on Sensor Networks*, 2022, 18(3): 1-25.
- [10] Poursheikhali S, Zamiri-Jafarian H. Source localization in inhomogeneous underwater medium using sensor arrays: Received signal strength approach[J]. *Signal Processing*, 2021, 183: 108047.
- [11] Shi J, Wang G, Jin L P. Least squared relative error estimator for RSS based localization with unknown transmit power[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2020, 27: 1165-1169.
- [12] Mei X J, Wu H F, Xian J F. Matrix factorization-based target localization via range measurements with uncertainty in transmit power[J]. *IEEE Wireless Communications Letters*, 2020, 9(10): 1611-1615.
- [13] Zhang Y Y, Wu H F, Mei X J, et al. Unknown transmit power RSSD-based localization in a Gaussian mixture channel[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2022, 22(9): 9114-9123.
- [14] Caceres Najarro L A, Song I, Tomic S, et al. Fast localization with unknown transmit power and path-loss exponent in WSNs based on RSS measurements[J]. *IEEE Communications Letters*, 2020, 24(12): 2756-2760.
- [15] Zhang B B, Wang H Y, Xu T, et al. Received signal strength-based underwater acoustic localization considering stratification effect[C]. *OCEANS 2016-Shanghai*. Shanghai, 2016: 1-8.
- [16] Qarabaqi P, Stojanovic M. Statistical characterization and computationally efficient modeling of a class of underwater acoustic communication channels[J]. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 2013, 38(4): 701-717.
- [17] Zaeemzadeh A, Joneidi M, Shahrabi B, et al. Robust target localization based on squared range iterative reweighted least squares[C]. *IEEE 14th International Conference on Mobile Ad Hoc and Sensor Systems*. Orlando, 2017: 380-388.
- [18] Mei X J, Wu H F, Xian J F, et al. A robust, non-cooperative localization algorithm in the presence of outlier measurements in ocean sensor networks[J]. *Sensors*, 2019, 19(12): 2708.
- [19] Gao K F, Zhu J, Xu Z W. Majorization-minimization-based target localization problem from range measurements[J]. *IEEE Communications Letters*, 2020, 24(3): 558-562.
- [20] Zhang Y Y, Wu H F, Mei X J, et al. Two-phase robust target localization in ocean sensor networks using received signal strength measurements[J]. *Sensors*, 2021, 21(5): 1724.
- [21] Xian J F, Wu H F, Mei X J, et al. Novel energy-efficient opportunistic routing protocol for marine wireless sensor networks based on compressed sensing and power control[J]. *Journal of Ocean University of China*, 2022, 21(6): 1504-1516.
- [22] Wang X X, Qin D Y, Zhao M, et al. UWSNs positioning technology based on iterative optimization and data position correction[J]. *EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking*, 2020, 2020(1): 158.
- [23] Xu T, Hu Y C, Zhang B B, et al. RSS-based sensor localization in underwater acoustic sensor networks[C]. *2016 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*. Shanghai, 2016: 3906-3910.

作者简介

鲜江峰(1995—),男,讲师,博士,硕士生导师,主要研究方向为海洋通信和海洋物联网, E-mail: jfxian@shmtu.edu.cn;

马俊领(1998—),男,硕士生,主要研究方向为海洋传感网部署、目标定位与追踪, E-mail: 202230510053@stu.shmtu.edu.cn;

吴华锋(1976—),男,教授,博士,博士生导师,主要研究方向为海洋立体感知网络和智能航行, E-mail: hfwu@shmtu.edu.cn;

梅骁峻(1994—),男,副教授,博士,硕士生导师,主要研究方向为海洋传感网目标定位与追踪, E-mail: xjmei@shmtu.edu.cn;

谭拂晓(1994—),男,副教授,博士,硕士生导师,主要研究方向为海洋传感网目标定位与追踪, E-mail: xjmei@shmtu.edu.cn;

张媛媛(1994—),女,讲师,博士,主要研究方向为海洋传感网目标定位, E-mail: zhangyy@czu.cn;

陈信强(1989—),男,副教授,博士,主要研究方向为人工智能和船舶自主航行视觉感知, E-mail: chenxinqiang@stu.shmtu.edu.cn;

王维军(1989—),男,讲师,博士,主要研究方向为深度学习基础理论及海洋无人集群协同控制, E-mail: wjwang@jmu.edu.cn.