

不确定海洋环境中的模态子空间重构 稳健定位方法*

刘宗伟 孙超[†] 向龙凤 易锋

(西北工业大学航海学院, 西安 710072)

(2013年8月26日收到; 2013年9月26日收到修改稿)

实际的海洋是一个不确定的声传播环境, 常规的匹配场方法在进行目标定位时会遇到环境失配的问题, 导致定位性能下降. 在不确定的海洋环境中, 声场传播中的一部分简正波模态受到声场不确定性的影响较小. 基于此, 本文提出了一种模态子空间重构的稳健定位方法. 该方法使用稳定的模态来重构拷贝场向量, 相比于常规匹配场定位方法中使用全阶模态来构造拷贝场向量, 其定位结果更加稳健. 利用计算机仿真数据和海试数据进行了定位性能分析, 并给出了常规匹配场定位方法和稳健最大似然定位方法作为对比. 研究结果表明: 1) 不确定海洋环境中, 常规匹配场定位方法即使在较高的信噪比条件下其定位性能也较差. 2) 模态子空间重构定位方法的性能优于常规匹配场定位方法和稳健最大似然方法.

关键词: 稳健定位, 模态子空间, 重构拷贝场向量, 不确定海洋环境

PACS: 43.30.Wi, 43.60.+d, 43.30.+m

DOI: 10.7498/aps.63.034304

1 引言

真实的海洋环境由于受风浪、内波和海水中悬浮物等的影响, 表现为一个时变和空变的复杂声传播信道. 那些依赖于精确海洋环境参数的定位算法在实际应用中会遇到环境失配问题, 其性能下降可能非常严重^[1-3]. 很多学者对此进行了分析: Balzo^[4], Tolstoy^[5], Schmidt^[6] 和赵航芳^[7] 等分析了匹配场定位中的失配问题, 其中赵航芳定义了定位偏差、模糊度表面主瓣峰值比、主瓣背景比这3个量为性能度量, 量化分析了宽带最小方差匹配场波束形成的性能对环境参量不确定性的敏感度. 另外一些学者以稳健目标定位为目标, 取得了一系列的成果, 代表性的包括邻点约束最小方差波束形成器(MV-NCL)^[6]、环境扰动约束最小方差波束形成器(MV-EPC)^[8]、MinMax处理方法^[9,10]、不确定场最优处理器(Optimal Uncertain Field Processor, OUF)^[11-13]、广义似然比方法^[14-16]和数据驱动

的算法^[17,18]等. MV-NCL, MV-EPC和MinMax等处理方法都可以归类到邻点约束类算法. 其基本原理是在保证期望响应恒定的情况下, 约束周围邻点位置的响应, 以达到稳健处理的目的, 这个方法同样在阵列信号处理中得到了广泛地应用^[19,20]. OUF方法需要对环境参数进行概率积分来消除参数不确定的影响, 其方法在统计意义上具有最优的定位性能, 其突出的问题是积分运算较为复杂. 广义似然比方法的原理是不确定的未知环境参数由其最大似然估计代替, 该方法可以联合估计出目标的位置和声场参数, 在有些文献里该方法也被称为聚焦方法^[14]. 由于声场参数和声场之间的非线性关系, 参数的MLE并不是很容易获得, 一般情况下需要依靠模拟退火或者遗传算法等全局优化算法^[15]. 由此可知广义似然比的方法计算复杂度较高. 数据驱动算法的一般处理流程为: 首先, 根据阵列接收数据进行模态解卷或者水平波数估计. 然后, 再利用得到的模态或者水平波数进行后续的目标检测和定位等, 该方法不需要或者只需要很少的

* 国家自然科学基金(批准号: 11274252)资助的课题.

[†] 通讯作者. E-mail: csun@nwpu.edu.cn

环境信息, 现在也得到大家的关注.

在不确定的海洋环境中, 简正波的模式函数出现随机起伏. 但是, 不确定声场还会表现出另一个特性: 一些模式自身不同实现之间表现出更强的相关性, 也就是存在一些受到声场不确定性影响较小的模式, 另外一些模式受到不确定性的影响则较大. 例如, 边界特性的不确定性是水声信号传播产生扰动的主要来源之一, 而一般情况下高阶模式对应的声线较多的和边界产生耦合, 因此高阶模式在不确定的海洋环境中更难预测. 低阶模式对应的声线掠射角较小, 较少与边界耦合, 因此更加稳定. 这意味着低阶模式承载着更多关于目标位置的信息. 基于此, Tabrikian 等将模式空间分成两个正交的子空间, 一个子空间称为可预测模式子空间, 该子空间中的模式在海洋环境参数不确定的情况下仍然保持较高的相关性. 另一个子空间称为非可预测模式子空间. 将非可预测模式子空间通过正交投影方法使其置零, 最终得到了一种稳健最大似然定位方法^[21]. 但是所使用的正交投影向量在不确定的海洋环境中会出现不匹配的问题, 导致正交投影置零不完全, 最终影响了其定位性能. 为了解决这个问题, 本文提出了一种模式子空间重构的稳健定位方法, 在此方法中拷贝场向量由可预测模式子空间重构而成, 相比于常规的匹配场方法使用全阶的模式来构造拷贝场向量, 其定位结果更加稳健. 该方法只需使用可预测模式子空间, 不需要进行模式分解, 在保证稳健定位的情况下其计算复杂度也较小.

2 理论模型

2.1 常规匹配模式方法

匹配模式处理 (matched-mode processing, MMP) 的基本原理是将阵元域数据转换到模式域进行处理, 获得的好处就是可以根据声场本身的一些特性选择性地对各个模式分别处理以获得更好的处理增益.

设海水密度为 ρ , 由位于 $\mathbf{r}_0 = (0, z_s)$ 的单频点声源激励, 在 $\mathbf{r} = (r, z)$ 处产生的声场 $p(\mathbf{r})$ 满足 Helmholtz 方程

$$\begin{aligned} \nabla^2 p(r, z) + k^2(r, z)p(r, z) \\ = -4\pi\delta(r)\delta(z - z_s), \end{aligned} \quad (1)$$

其中, $k(r, z) = \omega/c(r, z)$, z 取向向下为正方向, ω 为声源角频率. 为了求解方程 (1) 现在已经形成了若干方法, 包括简正波理论方法、射线理论方法、波束积分方法和抛物近似方法等^[22]. 远场低频情况下简正波理论可以快速有效的求解辐射声场, 在柱坐标下方程 (1) 的声场简正波表达式为

$$\begin{aligned} p(r, z) \\ = \frac{i e^{-i\pi/4}}{\rho(z_s)\sqrt{8\pi r}} \sum_{m=1}^M \phi_m(z_s)\phi_m(z) \frac{e^{ik_{rm}r}}{\sqrt{k_{rm}}}, \end{aligned} \quad (2)$$

其中, m 表示模式阶数, M 表示当前声场环境中能够传播的最大简正波模式阶数, 本征函数 ϕ_m 和本征值 k_{rm} 分别表示第 m 阶模式的形状函数和水平波数. ϕ_m 和 k_{rm} 是声场参数 (包括水中声速、海水深度和底质特性等) 的函数. 定义声场参数集为 ψ , 由 (2) 式可知, 辐射声场 p 是 ψ 的函数.

(2) 式可以进一步写作

$$p(r, z) = \sum_{m=1}^M a_m(r, z_s)\phi_m(z), \quad (3)$$

其中, 模式系数 $a_m(r, z_s)$ 为

$$a_m(r, z_s) = \frac{i e^{-i\pi/4}}{\rho(z_s)\sqrt{8\pi r}} \frac{e^{ik_{rm}r}}{\sqrt{k_{rm}}} \phi_m(z_s). \quad (4)$$

使用 (3) 式可以得到与声源距离为 r 的 N 元垂直阵列接收声压信号为

$$\begin{aligned} \mathbf{p} = \begin{bmatrix} p(r, z_1) \\ \vdots \\ p(r, z_N) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \phi_1(z_1) & \cdots & \phi_M(z_1) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \phi_1(z_N) & \cdots & \phi_M(z_N) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_1 \\ \vdots \\ a_M \end{bmatrix} \\ = \mathbf{E}\mathbf{a}, \end{aligned} \quad (5)$$

其中, $z_n, n = 1, \dots, N$ 表示 1 至 N 号水听器的深度, \mathbf{E} 和 \mathbf{a} 分别表示模式矩阵和模式系数向量. 对于单点辐射声源, 假设其复幅度为 a_0 , 同时假设噪声为 \mathbf{n}_0 , 那么可以得到阵列接收数据快拍向量为

$$\mathbf{r} = a_0\mathbf{E}\mathbf{a} + \mathbf{n}_0. \quad (6)$$

MMP 首先对接收数据进行模式分解, 将信号从阵元域转换到模式域, 然后将得到的模式系数和拷贝场进行匹配. 模式分解就是在已知阵元接收数据 \mathbf{r} 和模式矩阵 \mathbf{E} 的情况下, 估计模式系数向量 \mathbf{a} . 从 (6) 式可以看出模式分解是一个线性逆问题

$$\tilde{\mathbf{a}} = \mathbf{H}\mathbf{r}, \quad (7)$$

其中, $\tilde{\mathbf{a}}$ 表示估计的模式系数, \mathbf{H} 为 $M \times N$ 模式逆滤波器, 该滤波器有较多的构造方法, 包括模式采

样模态滤波器^[23], 伪逆模态滤波器^[24,25]和总体最小二乘模态滤波器^[26]等. 基于稳健性和计算效率考虑, 本文使用伪逆模态滤波器作为模态逆滤波器, 同时使用截断特征值的特征分解方法来解决求逆问题中的病态问题

$$\mathbf{H} = (\mathbf{E}^H \mathbf{E})^{-1} \mathbf{E}^H, \quad (8)$$

即在计算 $\mathbf{E}^H \mathbf{E}$ 的逆时, $\mathbf{E}^H \mathbf{E}$ 的小特征值被丢弃以保证求逆的稳健性. 为了获得时间增益来提高信噪比, 模态分解通常在数据协方差矩阵上进行, 其中数据协方差矩阵一般使用多个时间快拍计算得到, 其本身进行了时间累计. 最终可以获得模态协方差矩阵

$$\mathbf{R}_M = \mathbf{H} \mathbf{R} \mathbf{H}^H \simeq \langle \hat{\mathbf{a}} \hat{\mathbf{a}}^H \rangle. \quad (9)$$

使用(9)式可以得到MMP处理器输出模糊表面为

$$B(\tilde{\mathbf{S}}) = \hat{\mathbf{a}}^H(\boldsymbol{\psi}, \tilde{\mathbf{S}}) \mathbf{R}_M \hat{\mathbf{a}}(\boldsymbol{\psi}, \tilde{\mathbf{S}}), \quad (10)$$

其中, $\hat{\mathbf{a}}(\boldsymbol{\psi}, \tilde{\mathbf{S}})$ 为声场参数为 $\boldsymbol{\psi}$ 、位置 $\tilde{\mathbf{S}}$ 处的归一化拷贝场模态系数向量, $B(\tilde{\mathbf{S}})$ 为位置 $\tilde{\mathbf{S}}$ 处的MMP输出功率. 在只有一个目标的情况下, B 的最大值对应的位置可以作为目标位置的一个估计.

也可以构造得到最小方差形式的MMP处理器

$$B_{\text{MV}}(\tilde{\mathbf{S}}) = \frac{1}{\hat{\mathbf{a}}^H(\boldsymbol{\psi}, \tilde{\mathbf{S}}) \mathbf{R}_M^{-1} \hat{\mathbf{a}}(\boldsymbol{\psi}, \tilde{\mathbf{S}})}. \quad (11)$$

该处理器的优点是主瓣较窄, 旁瓣较低.

2.2 模态子空间重构定位方法

假设可预测模态子空间 Ω_p 由 M_0 个模态组成, 非可预测模态子空间 Ω_u 由其余 $M - M_0$ 个模态构成, 那么接收声场将由可预测的和非可预测的两部分构成, (6)式可以重写为

$$\mathbf{r} = a_0 \mathbf{E}_{\Omega_p} \mathbf{a}_{\Omega_p}(r, z_s) + a_0 \mathbf{E}_{\Omega_u} \mathbf{a}_{\Omega_u}(r, z_s) + \mathbf{n}_0, \quad (12)$$

其中, \mathbf{E}_{Ω_p} 为 $N \times M_0$ 模态矩阵, \mathbf{E}_{Ω_u} 为 $N \times (M - M_0)$ 模态矩阵, $\mathbf{a}_{\Omega_p}(r, z_s)$ 为 $M_0 \times 1$ 模态系数向量, $\mathbf{a}_{\Omega_u}(r, z_s)$ 为 $(M - M_0) \times 1$ 模态系数向量, N 为阵元数目. $a_0 \mathbf{E}_{\Omega_u} \mathbf{a}_{\Omega_u}(r, z_s)$ 为非可预测部分, 将其建模为系统噪声. 接收声场可表示为

$$\mathbf{r} = a_0 \mathbf{A}_{\Omega_p}(r, z_s) + \mathbf{n}_g, \quad (13)$$

其中, $\mathbf{A}_{\Omega_p} = \mathbf{E}_{\Omega_p} \mathbf{a}_{\Omega_p}(r, z_s)$ 为基于可预测模态子空间重构出的拷贝场向量, $\mathbf{n}_g =$

$a_0 \mathbf{E}_{\Omega_u} \mathbf{a}_{\Omega_u}(r, z_s) + \mathbf{n}_0$ 定义为广义环境噪声. 一般情况下 \mathbf{n}_g 为非白噪声, 但是又由于 \mathbf{E}_{Ω_u} 的非可预测性, 按照中心极限定律, 假设 \mathbf{n}_g 为白噪声具有最小的风险. 最终可得新的估计器形式为

$$B(\tilde{\mathbf{S}}) = \mathbf{A}_{\Omega_p}^H(\tilde{\mathbf{S}}) \mathbf{R} \mathbf{A}_{\Omega_p}(\tilde{\mathbf{S}}), \quad (14)$$

其中, $\tilde{\mathbf{S}} = (\tilde{r}, \tilde{z}_s)$ 代表目标可能出现的扫描空间. $\mathbf{A}_{\Omega_p}^H \mathbf{A}_{\Omega_p} = 1$, 即向量 \mathbf{A}_{Ω_p} 已经归一化.

本文称该估计器为基于模态子空间重构的估计器. 从(14)式可以看出, 该估计器和(10)式表示的常规线性匹配模态处理器具有相同的形式, 只是拷贝场向量由原来的全阶模态构成的声场向量替换为了可预测模态子空间重构的声场向量.

模态子空间重构方法的最小方差形式为

$$B_{\text{MV}}(\tilde{\mathbf{S}}) = \frac{1}{\mathbf{A}_{\Omega_p}^H(\tilde{\mathbf{S}}) \mathbf{R}^{-1} \mathbf{A}_{\Omega_p}(\tilde{\mathbf{S}})}. \quad (15)$$

常规的MMP方法也可以利用抽取的模态进行定位^[23,27], 但是其步骤是首先利用(7)式进行模态分解, 然后再从中挑选稳定的模态系数进行匹配定位. 由于模态系数的估计误差问题导致常规MMP方法定位性能变差. 基于模态子空间重构的稳健定位方法只用到了接收声场中的稳定部分进行定位, 不需要进行模态分解, 因此具有更强的稳健性.

2.3 可预测模态子空间的确定方法

上一小节中给出了基于可预测模态子空间的稳健定位方法, 但是遗留的一个问题是如何确定这个模态子空间^[21]. 假设总共有 M 个模态, 第一个需要解决的是可预测模态数目 M_0 的确定问题, 第二个就是需要确定哪 M_0 个模态为可预测模态. 首先讨论第二个问题, 即 M_0 已知的情况下可预测模态的确定问题.

环境失配将会导致水平波数和模态函数都出现误差, 如果假设不确定海洋环境中的参数是随机变化的, 那么波导中的水平波数和模态函数也是随机变化的. 在典型的浅海环境中, 目标距离一般远大于海水深度, 此时由水平波数的误差带来的影响最为显著. 这个结论可以由(2)式看出, 水平波数 k_{rm} 和距离 r 相乘后作为相位, 其误差将会通过距离放大. 相位的误差最终导致定位性能变差, 因为常用的定位方法本质上是相干处理, 对于相位误差特别敏感. 因此在寻找可预测模态子空间时, 可以近似海洋环境的不确定主要带来水平波数误差, 这

样就可以通过寻找变化较小的水平波数来确定可预测模态.

使用KRAKEN^[28]简正波计算程序生成不同声场实现下的水平波数. 假设水平波数向量为 \mathbf{k} , $\mathbf{k} = [k_{r1}, k_{r2}, \dots, k_{rM}]$, 那么 \mathbf{k} 的协方差矩阵的估计为

$$\Gamma = \text{cov}(\mathbf{k}) \approx \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L (\mathbf{k}_l - \hat{\mathbf{k}})(\mathbf{k}_l - \hat{\mathbf{k}})^H, \quad (16)$$

其中, $\mathbf{k}_l, l = 1, 2, \dots, L$ 为水平波数向量的第 l 个实现, L 为声场实现次数, $\hat{\mathbf{k}}$ 是 \mathbf{k} 的期望 $\bar{\mathbf{k}} \triangleq \mathbb{E}(\mathbf{k})$ 的无偏估计

$$\hat{\mathbf{k}} = \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L \mathbf{k}_l. \quad (17)$$

将水平波数分解为

$$\mathbf{k} = \bar{\mathbf{k}} + \Delta\mathbf{k} = \bar{\mathbf{k}} + \Delta\mathbf{k}^\perp + \varepsilon_1 \bar{\mathbf{k}} + \varepsilon_2 \mathbf{1}, \quad (18)$$

其中, $\Delta\mathbf{k}$ 为水平波数误差向量. $\varepsilon_1 \bar{\mathbf{k}}$ 为误差向量 $\Delta\mathbf{k}$ 中与期望向量平行的分量, ε_1 为系数. $\mathbf{1}$ 为 $M_0 \times 1$ 维的全1向量, $\varepsilon_2 \mathbf{1}$ 代表了误差向量中的直流分量, ε_2 为系数. $\Delta\mathbf{k}^\perp$ 表示与 $\bar{\mathbf{k}}$ 和 $\mathbf{1}$ 都正交的分量. 如果设 $\mathbf{F} \triangleq [\bar{\mathbf{k}} \ \mathbf{1}]$, 那么 $\Delta\mathbf{k}^\perp$ 的计算方法为

$$\Delta\mathbf{k}^\perp = \Delta\mathbf{k} - \mathbf{F}(\mathbf{F}^H \mathbf{F})^{-1} \mathbf{F}^H \Delta\mathbf{k} = \mathbf{P}_F^\perp \Delta\mathbf{k}, \quad (19)$$

其中

$$\mathbf{P}_F^\perp = \mathbf{I} - \mathbf{F}(\mathbf{F}^H \mathbf{F})^{-1} \mathbf{F}^H \Delta\mathbf{k} \quad (20)$$

为 \mathbf{P}_F 的正交投影矩阵. 将(18)式代入到(2)式中的相位项 $a_0 e^{i\mathbf{k}r}$, 其中 a_0 表示信号幅度, 可得

$$\begin{aligned} a_0 e^{i\mathbf{k}r} &= a_0 e^{i\bar{\mathbf{k}}r + i\Delta\mathbf{k}^\perp r + i\varepsilon_1 \bar{\mathbf{k}}r + i\varepsilon_2 \mathbf{1}r} \\ &= \tilde{a}_0 e^{i(\bar{\mathbf{k}}\tilde{r} + i\Delta\mathbf{k}^\perp r)}, \end{aligned} \quad (21)$$

其中, $\tilde{a}_0 = a_0 e^{i\varepsilon_2 r}$, $\tilde{r} = (1 + \varepsilon_1)r$. (21)式表明水平波数中的 $\mathbf{1}$ 分量误差和幅度 a_0 的估计误差有关, $\bar{\mathbf{k}}$ 分量估计误差和距离估计偏差有关, 其他分量估计误差和模糊函数形状畸变有关. 为了排除那些导致模糊函数形状畸变的非可预测模态, 可以将水平波数协方差矩阵 Γ 投影到矩阵 \mathbf{F} 的正交空间中

$$\Gamma_{\text{proj}} = \mathbf{P}_F^\perp \Gamma \mathbf{P}_F^\perp. \quad (22)$$

这样 Γ_{proj} 主要表征了 $\Delta\mathbf{k}^\perp$ 分量的水平波数误差.

假设 S_{M_0} 表示 M 个模态中所有包含 M_0 个模态的子空间的集合, $\Gamma_{\text{proj}}(\Omega_c)$ 表示子空间 Ω_c 上的协方差矩阵, 那么可预测模态子空间 Ω_p 可由下式得到:

$$\Omega_p = \arg \min_{\Omega_c \in S_{M_0}} \text{trace}(\Gamma_{\text{proj}}(\Omega_c)), \quad (23)$$

其中, $\text{trace}(\cdot)$ 为矩阵求迹函数. 该方法的原理为: Γ_{proj} 的特征值表征了 $\Delta\mathbf{k}^\perp$ 分量上的方差, 如果特征值的和最小表明找到了可预测模态子空间. (23)式中需要计算的子空间个数为

$$N_{\text{subspace}} = \frac{M!}{M_0!(M - M_0)!}, \quad (24)$$

其中, !为阶乘符号.

虽然上述分析假设可预测模态数目 M_0 已知, 但是在实际应用中需要确定 M_0 的大小. 一般情况下 M_0 的选择是一个折中考虑, 选择小的 M_0 可以使定位结果更加稳健, 但是牺牲的代价是定位精度的损失; 选择 M_0 较大可以提高定位精度, 但是定位结果可能不够稳健. 本文中使用的方法为: 计算 M_0 不同取值时的定位性能结果, 挑选出具有最好的定位性能的值作为可预测模态数目.

3 仿真实验及结果

本节给出基于模态子空间重构定位方法性能的计算机仿真, 同时给出稳健最大似然定位方法、MFP和MMP等常规方法的定位性能作为对比.

仿真中使用的海洋环境为标准失配测试模型, 其具体的配置如图1所示. 其中声速实线代表标称值, 左右两边的虚线分别代表声速可取值的最大值和最小值. 所有海洋声场参数的取值范围都已经在图中标出, 不确定参数均服从均与分布. 点源辐射250 Hz单频信号. 使用50元垂直线列阵, 阵元间隔为2 m, 垂直阵的深度分布在2—100 m之间. 此线列阵基本覆盖了整个深度空间, 此时常规的MFP和MMP方法定位性能是一致的^[23], 因此仿真中这两种方法将只给出一条定位性能曲线.

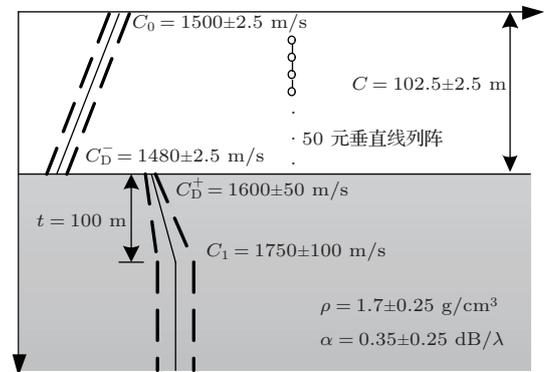


图1 标准失配测试模型

通过(23)式来考察水平波数的方差, 可以得到

可预测模态子空间. 总共进行了 100 次独立的不确定声场采样来计算水平波数的方差.

选择可预测模态的数目 $M_0 = 7$, 可以得到使 (23) 式最小的模态阶数为 [3 4 5 6 7 8 9]. 图 2 所示为所有模态以及经过正交投影后的可预测模态水平波数的标准差, 由图可知较高阶模态对应的水平波数标准差较大, 而经过正交投影以后可预测模态对应的水平波数的标准差已经非常小, 在 10^{-5} 量级.

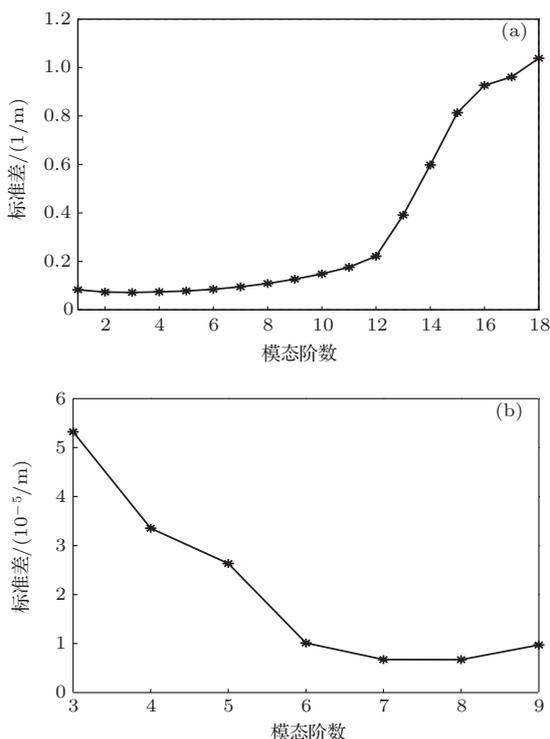


图 2 所有模态以及经过正交投影后的可预测模态水平波数的标准差 (a) 所有模态; (b) 经过正交投影后的可预测模态

使用正确定位概率 (probability of correct localization, PCL) 来度量不同定位方法的性能. PCL 的定义为: 独立实验中在可接受的误差范围内正确定位目标的次数与独立实验的总次数的比值. 本文中使用的误差范围为距离上 ± 400 m, 深度上 ± 2 m, 即如果估计的目标位置落在以真实目标为中心, 距离上边长 800 m, 深度上边长为 4 m 的矩形区域内, 都认为定位正确. 为了更具一般性, 每一次定位实验中的目标位置和环境参数都是随机选取的, 其中目标选取的距离范围为 5—10 km, 深度范围为 0—100 m.

PCL 具有估计误差, 假设进行 n 次独立实验, 那么正确定位次数的方差为 $nPCL(1 - PCL)$, PCL

的估计标准差为

$$\sigma = \sqrt{\frac{PCL(1 - PCL)}{n}}. \quad (25)$$

为了避免由于 PCL 自身的估计误差带来性能对比不准确的问题, 仿真中使用 $n = 2500$, 可以得到最大标准差为 0.01.

图 3 所示为不同信噪比下各个定位方法的正确定位概率曲线, 其中的信噪比为阵列级信噪比, 即包含了阵增益. 图中曲线的宽度约为 0.01, 和 PCL 估计标准差相等. 由图可以看出, 常规的 MMP/MFP 方法即使在很高的信噪比条件下, 其正确定位概率都不超过 0.6. 稳健最大似然定位方法随着信噪比的增加其正确定位概率升高, 但是在信噪比超过某个门限后增加趋势放缓. 其主要原因: 估计器中对非可预测模态进行了正交投影置零, 但是由于模态函数的不确定性无法对其完全置零. 可以把该置零过程看作为一个模态滤波过程: 可预测模态处在通带, 非可预测模态处在阻带. 随着信噪比的升高, 阻带中的非可预测模态会影响定位效果 [21]. 基于模态子空间重构的稳健定位方法拥有最好的定位性能, 特别是在低信噪比下定位性能较稳健最大似然方法高, 其主要原因因为在定位中只使用了稳定的可预测模态子空间, 利用子空间之间本身的正交性来消除环境不确定带来的影响, 因而定位结果更加稳健.

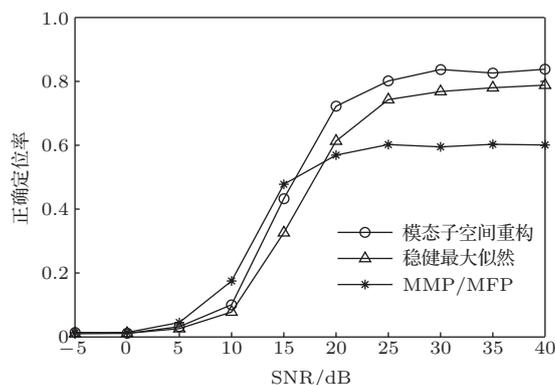


图 3 不同定位方法的正确定位概率

图 4 所示为常规 MMP/MFP 方法和基于模态子空间重构的定位方法在信噪比为 25 dB 时的输出定位模糊表面. 其中白色圆圈标记了真实目标位置, 黑色圆圈标记了模糊表面的最大值位置. 由图可知, 基于模态子空间重构的定位方法成功定位了目标位置. 对比图 3 可知, 这两种方法此时的正确定位概率分别为 0.6 和 0.8.

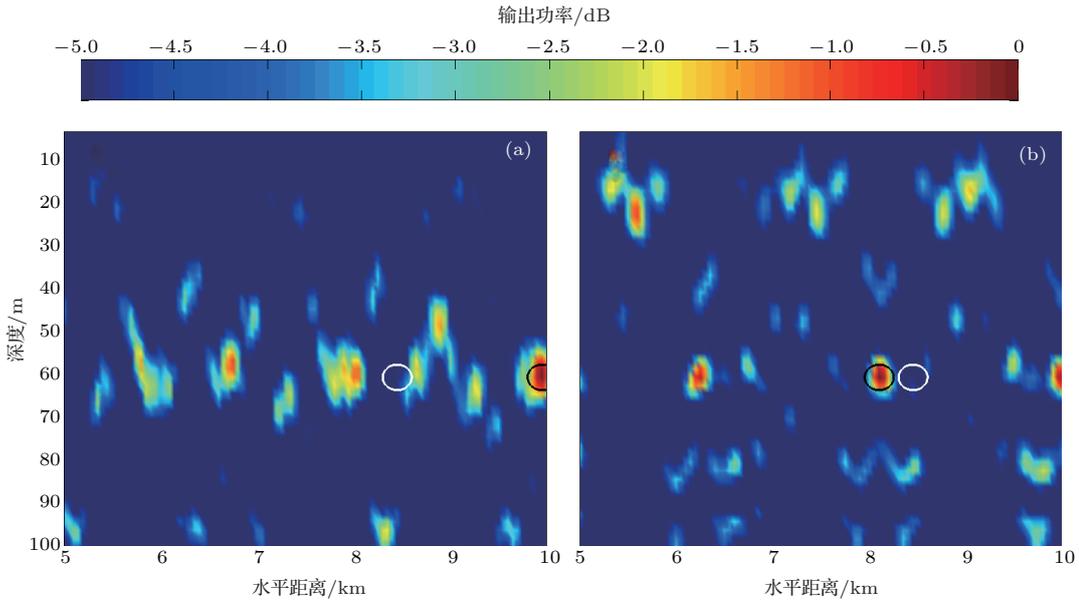


图4 常规MMP/MFP和基于模态子空间重构方法模糊表面(真实的目标位置为(8450, 60), 模态子空间方法定位结果为(8300, 58), 常规MMP/MFP方法定位结果为(9900, 56)) (a) 常规MMP/MFP方法; (b) 基于模态子空间重构的方法

4 海试数据处理结果

4.1 实验基本设置

数据来自1996年5月美国加州大学圣地亚哥分校海洋物理实验室(Marine Physical Laboratory, MPL)在圣地亚哥市附近海域进行的浅海单元评估实验(Shallow water evaluation cell experiment 1996, SWellEx-96)^[29]. 实验过程中使用的接收阵为1条垂直阵、1条倾斜阵和2条水平阵. 分别进行了适用于深度水平不变和深度水平变化的实验航次. 现在实验数据和水文数据都可以通过网络公开获取. 由于该实验数据质量高、实验信息完备并且可以开放获取, 因此被广泛应用在了水下目标的检测^[30]、定位^[31]、跟踪^[32]和水声参数反演^[33]等方法的检验中.

实验分为两个航次: S5和S59航次. 这两个航次都沿着等深线行进, 适用于水平不变声场环境的信号处理, 其中S59航次相比于S5航次多了一个干扰源. 本文方法和仿真中均使用了垂直阵并且假设为没有干扰的波导环境, 因此, 这里选用S5航次的垂直阵数据来验证定位算法的性能.

图5所示为S5航次的发射船行进轨迹图, 其中“START”为航次起点, “END”为航次终点, “VLA”为垂直接收阵列. 发射船拖着2个声源沿等深线方向行进, 可以看出声源与垂直阵之间经历了一个由

远及近又由近及远的过程.

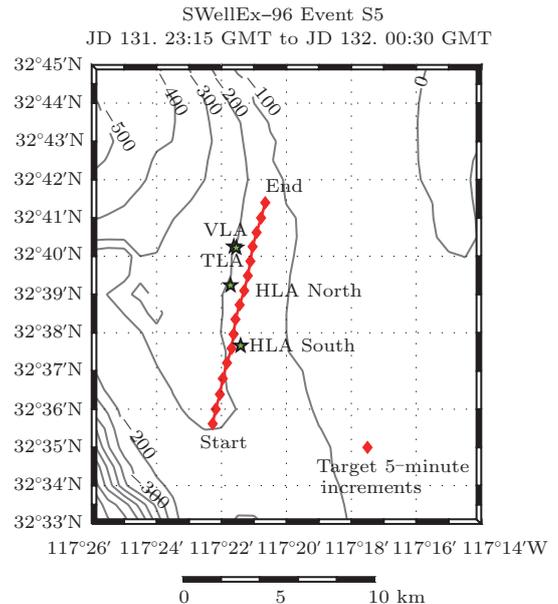


图5 SWellEX-96实验S5航次发射船轨迹图^[28]

两个声源的深度分别是54 m和9 m左右. 较深的声源发射不同声源级的梳状单频信号. 这些信号分成了5组, 每一组包含了13个频率的单频信号. 表1给出了每组信号的频率和声源级. 较浅的声源发射9个频率的单频信号, 频率分别为[109 127 145 163 198 232 280 335 385]Hz. 信号的采样率为1500 Hz. 整个航次持续了75 min.

表1 S5航次较深声源发射信号

组别	发射频率														声源级/dB
1	49	64	79	94	112	130	148	166	201	235	283	338	388	158	
2	52	67	82	97	115	133	151	169	204	238	286	341	391	132	
3	55	70	85	100	118	136	154	172	207	241	289	344	394	128	
4	58	73	88	103	121	139	157	175	210	244	292	347	397	124	
5	61	76	91	106	124	142	160	178	213	247	295	350	400	120	

在整个实验过程中, 多次使用CTD测量了声速剖面, 测量结果之间的差异较小, 因此这里假设海水中的声速是已知的且固定不变, 声速的取值为多次CTD测量结果的均值. 海洋环境参数的不确定主要来自海水深度和底质特性. 海水深度不确定的原因: 整个航次虽然假设了水平不变的波导环境, 并且声源是沿着海域的等深线方向行进, 但是其深度还是有4 m左右的变化. 底质特性参数已经使用声场反演方法得到较为准确的值, 但是在不同的频率、不同的距离上进行反演, 得到反演结果都有可能不同. 通过现有论文的相互印证^[29-33], 可以发现第1层底质的参数反演结果都较为一致准确, 而更深处的底质参数反演结果之间存在差异. 因此本节选用图6所示的声场参数图, 其中海水深度的不确定度范围为4 m, 第2层底质厚度的不确定度范围为100 m, 密度和吸收吸收系数的不确定度范围分别为0.6 g/cm³和0.02 dB/km·Hz, 第2层底质下边界和底质半空间的声速不确定度范围均为100 m/s.

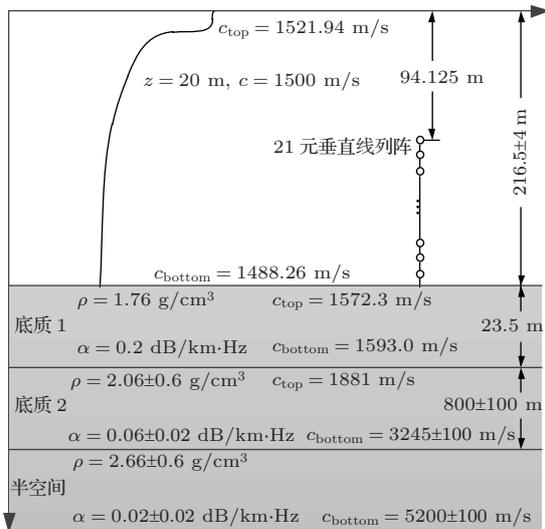


图6 SWellEX-96实验海洋环境参数及基阵配置图

4.2 数据处理方法及定位结果

选用的处理频率为49 Hz, 该频率的信号由深度为54 m的声源发射. 因为处理的信号为单频信号, 无法得到频域处理增益. 故选用整个航次最后约30 min信噪比较高的信号进行处理. 图7所示为选用的30 min时间内, 11号水听器接收信号时频图. 由图可以看到声源发射的各个频率的信号.

在处理中, 定义一个时间快拍包含1500个采样点, 对每一个采样快拍进行8192点FFT, 相邻FFT之间的重合点数为50%, 使用20 s的数据估计信号协方差矩阵.

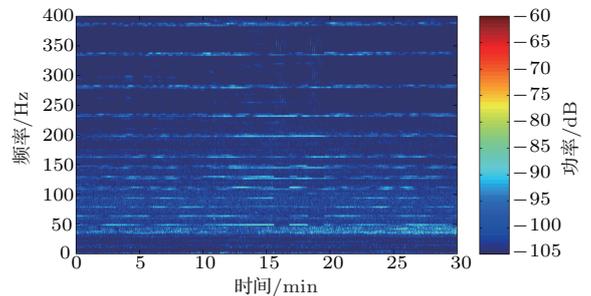


图7 接收数据时频图

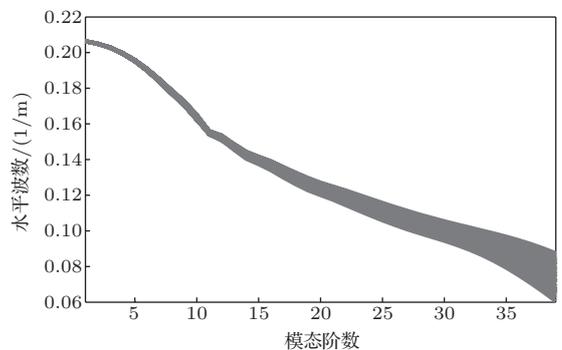


图8 水平波数的变动, 100次实现叠加

为了实施稳健的模式子空间重构定位方法, 首先需要确定可预测模式子空间. 图8所示为水

平波数的变动情况, 其中声场独立实现次数 $L = 100.49$ Hz 时声场中可以传播的模态数目为 39, 由图可知随着模态阶数的增加, 其对应的水平波数变化也更大.

经过多次定位实验, 可以发现可预测模态的数目 $M_0 = 6$ 时正确定位概率最高, 并且此时的模态阶数为 1 至 6. 图 9 所示为所有模态以及经过正交投影后的可预测模态水平波数的标准差. 由图可知

较高模态对应的水平波数标准差较大, 而经过正交投影以后可预测模态对应的水平波数的标准差已经非常小, 在 10^{-6} 量级. 在 (14) 式表示的定位处理当作确定值使用.

图 10 所示为第 5 分钟的定位输出结果, 真实的目标位置为 (1600 m, 54 m), 常规 MMP/MFP 方法定位输出结果为 (8780 m, 171 m), 而基于模态子空间重构方法的定位输出结果为 (1900 m, 73 m).

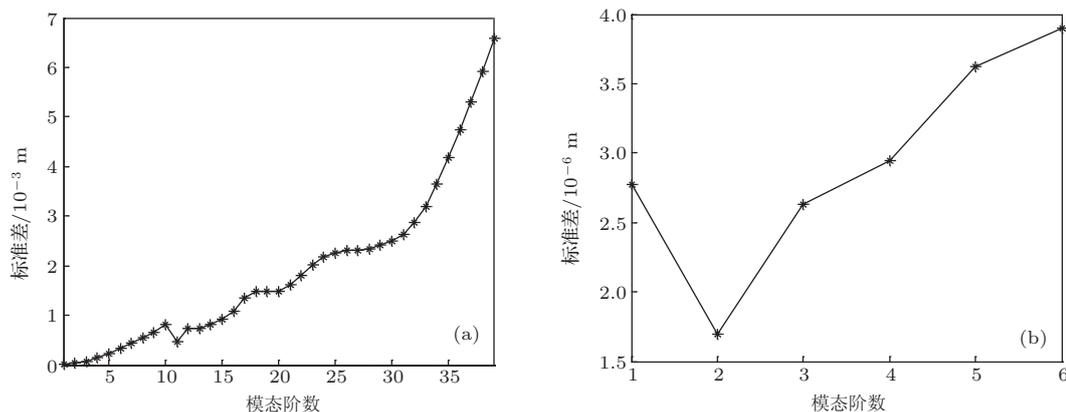


图 9 所有模态以及经过正交投影后的可预测模态水平波数的标准差 (a) 所有模态; (b) 经过正交投影后的可预测模态

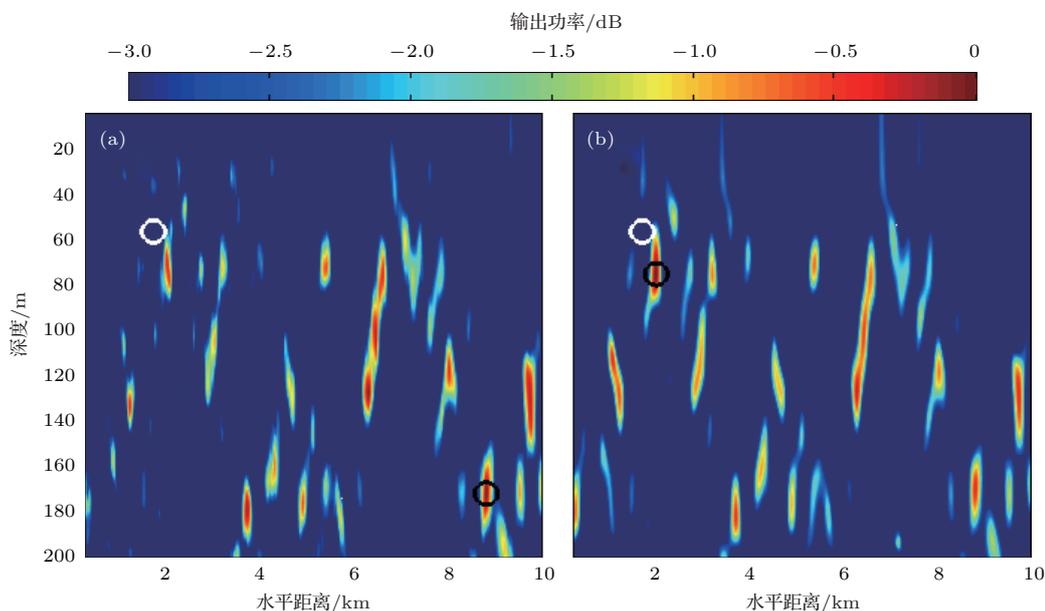


图 10 常规 MMP/MFP 和基于模态子空间重构方法的模糊表面 (a) 常规 MMP/MFP 方法, (b) 基于模态子空间重构的方法

图 11 所示为使用 (15) 式表示的最小方差形式的模态子空间重构方法的输出模糊表面 (颜色表示范围为 0—8 dB), 对比图 10 (b) (颜色表示范围为 0—3 dB) 可知旁瓣被较大幅度地压低了.

对选择的数据集进行连续处理, 得到图 12 和

图 13 所示的距离深度估计结果随时间变化图. 由图 12 可以看出, 在 49 Hz 这个频率上使用常规方法进行定位的结果基本不正确, 稳健最大似然方法的定位性能有了一定的提高, 但不明显, 而基于模态子空间重构的方法能够在大部分的时间上定位

到目标. 从深度估计图 13 上也可以看出类似结果. 常规 MMP/MFP 方法和模态子空间重构定位方法在正确定位到目标时, 深度的估计都会有一个固定的 18 m 左右的偏差, 这和其他学者得到的结果一致 [30]. 该现象可能主要由某未知环境失配所致. 如果定义可以接受的误差范围为距离上 500 m, 深度上 20 m, 那么可以得到 30 min 内, 使用常规方法得到的正确定位概率约为 0.1, 稳健最大似然方法约为 0.2, 而基于模态子空间重构的方法约为 0.8, 可以看到模态子空间重构方法较大程度地提高了正确定位概率.

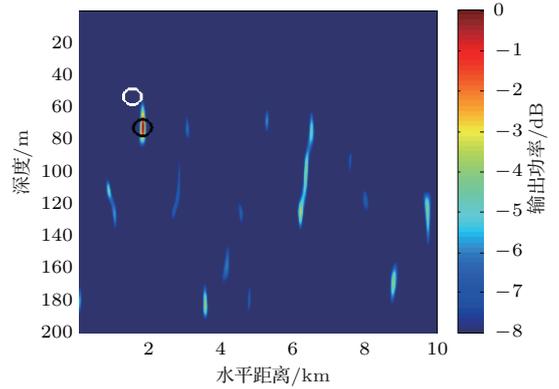


图 11 模态子空间重构最小方差形式输出模糊表面

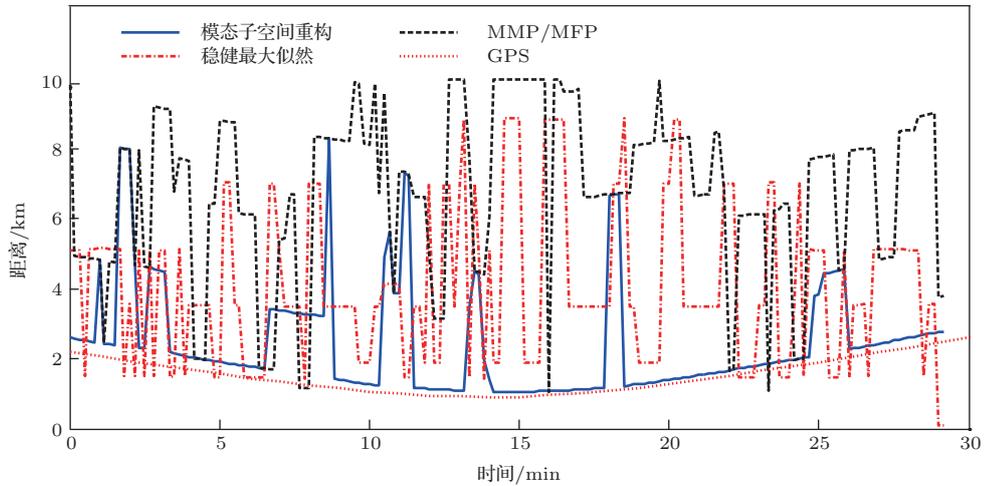


图 12 距离估计结果对比图

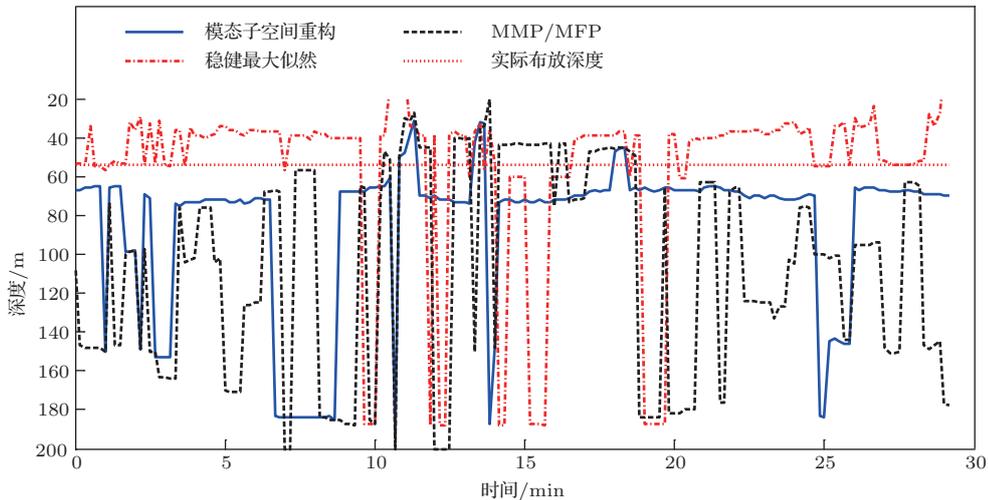


图 13 深度估计结果对比图

5 结 论

海洋环境参数的不确定对各个模态的影响程度不同. 基于这个物理特性, 本文提出了一种基于

模态子空间重构的稳健定位方法. 并使用计算机仿真数据和海试数据, 对其进行了定位性能检验. 结果表明: 常规定位算法由于环境失配定位结果会出现不准确的现象, 标准失配测试模型下最大正确定

位概率为0.6. 模态子空间定位算法的定位性能要高于常规匹配场定位算法和稳健最大似然定位算法, 特别是在高信噪比的时候. 对SWellEX-96海试数据进行处理, 该海域的海水深度呈现出一定的不确定性, 底质特性反演结果也存在误差, 这给常规的定位方法带来困难. 此实验的处理结果表明: 常规定位算法和稳健最大似然定位算法的定位概率都较低, 而模态子空间重构定位方法较大幅度地提高了定位概率. 表明模态子空间重构稳健定位方法适用于参数不确定或者先验信息不完备的实际海洋环境.

参考文献

- [1] Baggeroer A B, Kuperman W A, Mikhalevsky P N 1993 *IEEE J. Ocean. Eng.* **18** 401
- [2] Pace N G, Jensen F 2002 *Impact of littoral environmental variability of acoustic predictions and sonar performance* (Dordrecht, The Netherlands: Springer) p507
- [3] Liu Z W, Sun C, Du J Y 2013 *Acta Phys. Sin.* **62** 064303 (in Chinese)[刘宗伟, 孙超, 杜金燕 2013 物理学报 **62** 064303]
- [4] Del Balzo D R, Feuillade C, Rowe M M 1988 *J. Acoust. Soc. Am.* **83** 2180
- [5] Tolstoy A 1989 *J. Acoust. Soc. Am.* **85** 2394
- [6] Schmidt H, Baggeroer A B, Kuperman W A, Scheer E K 1990 *J. Acoust. Soc. Am.* **88** 1851
- [7] Zhao H F, Li J L, Gong X Y 2011 *J. Harbin. Eng. Univ.* **32** 200 (in Chinese)[赵航芳, 李建龙, 宫先仪 2011 哈尔滨工程大学学报 **32** 200]
- [8] Krolik J L 1992 *J. Acoust. Soc. Am.* **92** 1408
- [9] Gingras D F, Gerr N L 1993 *J. Acoust. Soc. Am.* **93** 2798
- [10] Liu Z W, Sun C 2011 *Technical Acoustics* **30** 274 (in Chinese)[刘宗伟, 孙超 2011 声学技术 **30** 274]
- [11] Richardson A M, Nolte L W 1991 *J. Acoust. Soc. Am.* **89** 2280
- [12] Shorey J A, Nolte L W, Krolik J L 1994 *Journal of Computational Acoustics* **2** 285
- [13] Sha L W, Nolte L W 2005 *J. Acoust. Soc. Am.* **117** 1942
- [14] Collins M D, Kuperman W A 1991 *J. Acoust. Soc. Am.* **90** 1410
- [15] Gerstoft P 1994 *J. Comput. Acousti.* **2** 251
- [16] Harrison B F, Vaccaro R J, Tufts D W 1996 *J. Acoust. Soc. Am.* **100** 384
- [17] Walker S C, Roux P, Kuperman W A 2005 *J. Acoust. Soc. Am.* **118** 1518
- [18] Wang H Z, Wang N, Gao D Z 2011 *Chin. Phys. Lett.* **28** 114302
- [19] Li J, Stoica P 2006 *Robust adaptive beamforming* (New York: Wiley-Interscience) p91
- [20] Yan S F, Ma Y L 2008 *Sensor Array Beam pattern optimization: theory with applications* (Beijing: Science Press) (in Chinese)[鄢社锋, 马远良 2008 传感器阵列波束优化设计及应用(北京: 科学出版社)] p48
- [21] Tabrikian J, Krolik J L, Messer H 1997 *J. Acoust. Soc. Am.* **101** 241
- [22] Jensen F B, Kuperman W A, Portor M B, Schmidt H 2000 *Computational ocean acoustics* (New York: Springer) p67
- [23] Yang T C 1990 *J. Acoust. Soc. Am.* **87** 2072
- [24] Buck J R, Preisig J C, Wage K E 1998 *J. Acoust. Soc. Am.* **103** 1813
- [25] Collison N E, Dosso S E 2000 *J. Acoust. Soc. Am.* **107** 3089
- [26] Yi F, Sun C 2013 *Acta Acustica* **38** 35 (in Chinese)[易锋, 孙超 2013 声学学报 **38** 35]
- [27] Wilson G R, Koch R A, Vidmar P J 1988 *J. Acoust. Soc. Am.* **84** 310
- [28] Porter M B 1991 *The Kraken Normal Mode Program* (La Spezia, Italy: SACLANT Underwater Acoustic Research Center)
- [29] MPL 1996 *The SWellEx-96 Experiment* (<http://www.mpl.ucsd.edu/swellEx96/index.htm>)
- [30] Sha L W, Nolte L W 2006 *IEEE J. Ocean. Eng.* **31** 345
- [31] Michalopoulou Z H 2000 *J. Acoust. Soc. Am.* **108** 2082
- [32] Yardim C, Gerstoft P, Hodgkiss W S 2010 *J. Acoust. Soc. Am.* **128** 75
- [33] Musil M, Chapman N R, Wilmut M J 1999 *J. Acoust. Soc. Am.* **106** 3270

Robust source localization based on mode subspace reconstruction in uncertain shallow ocean environment*

Liu Zong-Wei Sun Chao[†] Xiang Long-Feng Yi Feng

(*Institute of Acoustic Engineering, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China*)

(Received 26 August 2013; revised manuscript received 26 September 2013)

Abstract

Existing localization methods have mismatch problem when applied to the real uncertain ocean, and this will lead to performance degradation. In normal mode models, some modal eigenfunctions remain to be more correlated than others in the presence of environmental uncertainties. Based on this, we have proposed a mode subspace reconstruction robust localization method, which uses stable modes to reconstruct the replica vector to grantee the localization performance. The data from simulation and experiment are used to verify the effectiveness of the proposed method. Performances of the matched field processor (MFP) and the robust ML (maximum localization) estimator are also given here for comparison. Results show that: (1) the generally used MFP method has a low localization performance even at high SNR values; (2) the proposed method outperforms the robust ML estimator and the generally used MFP.

Keywords: robust localization, mode subspace, reconstructed replica vector, uncertain ocean environment

PACS: 43.30.Wi, 43.60.+d, 43.30.+m

DOI: [10.7498/aps.63.034304](https://doi.org/10.7498/aps.63.034304)

* Project supported by the National Natural Science Foundation of China (Grant No. 11274252).

[†] Corresponding author. E-mail: csun@nwpu.edu.cn