

不确定海洋环境中基于贝叶斯理论的声源运动参数估计方法

李倩倩 阳凡林 张凯 郑炳祥

Moving source parameter estimation in an uncertain environment

Li Qian-Qian Yang Fan-Lin Zhang Kai Zheng Bing-Xiang

引用信息 Citation: *Acta Physica Sinica*, 65, 164304 (2016) DOI: 10.7498/aps.65.164304

在线阅读 View online: <http://dx.doi.org/10.7498/aps.65.164304>

当期内容 View table of contents: <http://wulixb.iphy.ac.cn/CN/Y2016/V65/I16>

---

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

一种基于单水听器宽带信号自相关函数的水下目标定位稳健方法

[A robust localization method for source localization based on the auto-correlation function of wide-band signal](#)

物理学报.2015, 64(2): 024303 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.64.024303>

一种水平变化波导中匹配场定位的虚拟时反实现方法

[A virtual time reversal method for passive source localization in a range-dependent waveguide](#)

物理学报.2014, 63(21): 214303 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.63.214303>

利用多角度海底反向散射信号进行地声参数估计

[A geoacoustic estimation scheme based on bottom backscatter signals from multiple angles](#)

物理学报.2014, 63(8): 084302 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.63.084302>

传感器网络基于特征值分解的信号被动定位技术

[Passive source localization using RROA based on eigenvalue decomposition algorithm in WSNs](#)

物理学报.2014, 63(5): 054304 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.63.054304>

鲁棒惯性地形辅助导航算法研究

[Robust inertial terrain aided navigation algorithm](#)

物理学报.2012, 61(10): 104301 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.61.104301>

# 不确定海洋环境中基于贝叶斯理论的声源运动参数估计方法\*

李倩倩<sup>1)2)†</sup> 阳凡林<sup>1)</sup> 张凯<sup>1)</sup> 郑炳祥<sup>3)</sup>

1)(山东科技大学测绘科学与工程学院, 青岛 266590)

2)(中国科学院声学研究所, 声场声信息国家重点实验室, 北京 100190)

3)(海洋石油工程(青岛)有限公司, 青岛 266520)

(2016年4月15日收到; 2016年6月14日收到修改稿)

环境参数失配导致定位性能大幅度下降是匹配场定位所面临的难题之一. 应用贝叶斯理论对环境聚焦, 是当前解决该难题的研究热点. 环境聚焦方法的实质是将未知环境参数和声源位置联合优化估计. 然而, 运动声源的位置时变性限制了观测时间长度和观测信息量, 因此不得不利用很有限的观测信息来实现众多参数的估计. 当航速较快或是环境信息的不确定性较大时, 环境聚焦方法的效果迅速变差. 借鉴卡尔曼滤波处理非平稳过程的参数估计思想, 对航速较恒定的声源, 本文将多个时刻的接收信号同时反演, 引入能够描述声源位置随时间变化规律的时不变参数, 以较少的时不变参数间接反演多个声源位置, 从而有效降低待估参数维数. 同时将当前估计结果作为下一次反演的先验信息, 建立新的先验分布和代价函数, 有效补偿个别异常数据, 实现运动声源的连续定位. 该方法在相同的环境不确定条件下, 大幅度增加了观测时间和观测信息量, 可以较好地改善环境聚焦方法的定位效果.

**关键词:** 不确定海洋环境, 匹配场定位, 贝叶斯理论, 运动声源

**PACS:** 43.60.Jn, 43.30.Pc, 43.66.Qp

**DOI:** 10.7498/aps.65.164304

## 1 引言

匹配场声源定位和跟踪是水声学研究中的经典问题, 近年来逐渐成为国内外水声学者研究的一个焦点. 匹配场定位是建立在对海洋声传播精确建模基础上的目标被动定位方法, 它将实测水声信号与模拟声场信号相匹配来确定目标的深度和距离<sup>[1]</sup>. 其特点是对环境参数失配、阵列幅度相位误差、距离/深度空间采样较敏感, 稳健性较强, 但定位正确率依赖于环境失配的程度, 而且旁瓣较高. 由于海洋环境是随时空变化的<sup>[2,3]</sup>, 对其参数进行实时的大面积测量通常难以实现. 海洋环境参数失配<sup>[4,5]</sup>以及目标运动<sup>[6]</sup>导致定位性能大幅度下降

是匹配场定位所面临的难题之一. 本文的研究就是围绕这两个问题展开的.

针对不确定水声环境, 即存在环境失配问题, 国内外研究者提出了许多宽容的自适应匹配场处理方法, 如: 邻域位置约束方法<sup>[7]</sup>、最优不确定场处理器 (optimal uncertain field processor, OUFP)<sup>[8]</sup>、最小方差环境扰动约束方法<sup>[9]</sup>、子空间特征提取方法等<sup>[10]</sup>等. 其中, 基于贝叶斯统计和推断理论的聚焦法<sup>[11,12]</sup>将不确定的环境参数加入到待反演参数矩阵与声源位置一同反演, 使用最优化算法获得使代价函数最小的全局最优解. 这种方法需要的计算量相对较小且有较好的环境宽容性, 然而常规聚焦法不能提供反演结果的不确定信息. 对此, 边

\* 山东科技大学人才引进科研启动基金(批准号: 2014RCJJ004)、测绘公益性行业科研专项经费(批准号: 201512034)和国家自然科学基金(批准号: 41506111, 41376108)资助的课题.

† 通信作者. E-mail: lqq@mail.ioa.ac.cn

缘概率密度法<sup>[13]</sup>将多维的后验概率密度函数对环境参数积分,得到声源距离和深度的联合二维边缘概率密度分布,从而联合边缘概率密度的最大值为目标声源距离和深度的估计结果,分布本身则提供了反演的不确定信息.值得注意的是,以上基于贝叶斯理论的声源定位方法都将参数的先验分布设置为均匀分布,处理的声源是相对静止的.在实际应用中,观测目标通常是运动的,运动声源的定位方法与静止声源的定位方法有若干不同.基于贝叶斯理论,Tantum和Nolte<sup>[14]</sup>将OUFP的思想应用到不确定海洋环境下对运动声源进行跟踪,提出了OUFTA (optimum uncertain field tracking algorithm). OUFTA是一个顺序算法,这是因为它将声源运动过程看成一个马尔可夫过程,其目的是得到声源运动的最优马尔可夫链(最优航迹),该算法在太平洋浅海环境下得到了很好的应用效果. Dosso和Wilmot<sup>[15-17]</sup>也进行了运动声源定位的相关研究,其算法的基本思想与OUFTA相似.然而,文献<sup>[14-17]</sup>都只实现了单次估计,未将当前估计结果与之后的反演过程关联,未能解决运动声源的连续估计问题;并且Dosso直接反演多个时刻的声源位置,反演参数矩阵较大,对最优化算法的要求较高.当声源距离随时间变化较快或者环境不确定性较大,距离时变性使得观测信息难以满足声源距离的有效估计时,前述研究方法将受到很大限制.距离的时变性已经成为限制环境聚焦方法发展的瓶颈问题.

针对上述问题,在已有的环境聚焦方法基础上,本文首先提出了一种针对低信噪比运动声源的连续定位算法,该算法参照卡尔曼滤波的思路,通过引入声源的初始距离、初始深度和航速这几个随时间缓变的参数,将时变的声源定位问题转化为时不变参数估计问题,联合处理多个观测数据,从而有效解决观测数据量有限以及反演参数众多等问题.同时,将联合反演数据的时间长度适当减小,通过建立先验分布和代价函数,将当前估计结果作为下一次反演的先验信息,有效解决了运动声源的连续估计问题和环境不确定性较大所带来的问题.通过对2001年冬季黄海实验中的舰船辐射噪声对该定位方法进行验证,研究表明:相比于之前的贝叶斯定位法,本文方法在较大程度上提高了算法的环境宽容性,定位精度得到显著提高.

## 2 理论与算法

### 2.1 贝叶斯匹配场处理

从贝叶斯反演角度看,反演问题可以用待反演参数的后验概率密度来表征.于是反演问题转化为一个获取待反演参数的后验概率密度,并对其进行分析解释的问题.根据贝叶斯理论,待反演参数向量 $\mathbf{m}$ 的后验概率密度 $\sigma(\mathbf{m})$ 、先验概率密度 $\rho(\mathbf{m})$ 以及似然函数 $L(\mathbf{m})$ 之间存在以下关系:

$$\sigma(\mathbf{m}) \propto L(\mathbf{m})\rho(\mathbf{m}), \quad (1)$$

其中,似然函数用来度量测量信号和拷贝场信号的匹配程度.对第 $k$ 组待反演参数向量来说,它的后验概率密度为

$$\sigma(\mathbf{m}_k) = \frac{L(\mathbf{m}_k)\rho(\mathbf{m}_k)}{\sum_{j=1}^{N_{\text{obs}}} L(\mathbf{m}_j)\rho(\mathbf{m}_j)}, \quad (2)$$

其中, $N_{\text{obs}}$ 为样本个数.实际上,由于后验概率密度的多维性,致使其并不直观易用,因此常用参数向量 $\mathbf{m}$ 的各阶矩来对参数进行估计.

在参数估计方法中,最常用的参数解是最大后验概率密度解 $\mathbf{m}^{\text{MAP}}$ :

$$\mathbf{m}^{\text{MAP}} = \arg(\max(\sigma(\mathbf{m}))), \quad \mathbf{m} \in N_{\text{obs}}, \quad (3)$$

该解通常可利用优化算法快速获得,而不需要对后验概率密度进行积分,因此在反演中得到广泛使用.

由于海洋环境本身的复杂性,而且反演过程进行的是多维参数寻优,存在众多的局部最优点,因此反演结果还需要进行惟一性和不确定性分析.对此,需要利用贝叶斯理论对反演结果进行后验概率分析,将其在搜索空间中的分布进行概率统计,从而确定反演算法及反演结果的有效性.为了直观地理解参数不确定性,可以基于后验概率密度对特定参数进行积分,得到第 $i$ 个参数 $m^i$ 的一维边缘概率分布

$$\sigma^i(m^i) = \int \sigma(\mathbf{m}) dm^1 \cdots dm^{i-1} dm^{i+1} \cdots dm^M, \quad (4)$$

在(4)式中,参数 $m^i$ 的一维边缘概率分布的最大值可以作为反演结果.文献<sup>[16]</sup>表明,将参数边缘概率分布的最大值(而不是 $\mathbf{m}^{\text{MAP}}$ )作为反演结果是

更加可靠的. 然而本文研究发现, 最大后验概率密度解和一维边缘概率密度最大值具有很好的相似度, 二者皆能较好地实现声源定位, 相应的物理分析和解释将在后面章节给出.

为了提高信噪比运动声源的定位精度, 本文将多个时刻的接收信号同时反演, 令多个相邻时刻的观测数据制约同一组环境参数. 假设同时处理  $S$  个接收数据 (对应运动声源在  $S$  个位置处的信息), 使用的是  $N$  阵元的垂直线列阵, 采用  $L$  个频率点数. 下面的推导中使用  $n$  与  $l$  分别代表阵元序号与频率序号.  $p_{nl}^e = p_{nl}^e(\omega_l)$  是阵元  $n$  在频率  $\omega_l$  上的观测数据,  $p_{nl}^{e*}$  是其复共轭转置.  $p_{nl}^c(\mathbf{m}, \omega_l)$  是第  $n$  个阵元使用参数向量  $\mathbf{m}$  在频率  $\omega_l$  处的拷贝场声压, 其中  $\mathbf{m} = [m_1, m_2, \dots, m_M]^T$  为待反演的参数向量, 如声源位置、海水深度、海底声速等,  $M$  为参数的个数.

为了使算法不依赖于对数据处理时所采用的统计模型, (2) 式中的似然函数可表示为代价函数  $\phi(\mathbf{m})$  的经验指数关系式 [12]:

$$L_{\text{emp}} = \exp \left\{ - \frac{\phi(\mathbf{m}) - \phi(\mathbf{m}_0)}{T - \phi(\mathbf{m}_0)} \right\}, \quad (5)$$

其中代价函数  $\phi(\mathbf{m})$  可以表示成多种形式, 本文使用的是宽带非相干 Bartlett 处理器:

$$\phi(\mathbf{m}) = 1 - \frac{1}{SL} \sum_{k=1}^S \sum_{l=1}^L \frac{\left| \sum_{n=1}^N p_{nlk}^{e*} p_{nlk}^c(\mathbf{m}) \right|^2}{\sum_{n=1}^N |p_{nlk}^e|^2 \sum_{n=1}^N |p_{nlk}^c(\mathbf{m})|^2}. \quad (6)$$

(5) 式中的  $\mathbf{m}_0$  等于待反演参数的最大后验估计  $\mathbf{m}^{\text{MAP}}$ ,  $T$  代表温度.  $T$  的取值很重要, 当  $T$  等于目标函数最小值时, 后验概率最大值偏向较优取样; 当  $T$  等于目标函数最大值时, 后验概率最大值偏向较劣取样. 实验证明 [12],  $T$  可以取值为最优化过程中得到的前 50 个最小代价函数的均值. 需要说明的是, 引入温度  $T$  的目的不是为了估计噪声的大小, 而是为了合理估计参数的不确定性. 在搜索过程中, 由于搜索空间大并且维数高, 故采用遗传算法作为最优化算法, 遗传算子的取值与文献 [12] 类似: 选择概率为 0.5, 变异概率为 0.05, 交叉概率为 0.8, 种群数为 120, 共遗传 4000 代. 使用 SAGA [18] 软件包来进行参数的反演, 采用 6 组并行计算以确保收敛于相同的最优值.

## 2.2 声源状态方程

本文借鉴卡尔曼滤波的思想, 通过引入声源的初始距离、初始深度、水平航速和垂直航速这四个不随时间变化的参数, 把非平稳的声源位置随时间变化的过程用相对平稳的声源初始距离、初始深度和航速来表征. 这样, 待反演的都是随时间缓变的参数, 观测时间和观测信息量就可以尽可能地得到增加. 假设声源以恒定速度沿直线运动, 声源的距离、深度、水平方向和垂直方向上的运动速度分别表示为  $r_s, z_s, v_{\text{hor}}$  和  $v_{\text{ver}}$ , 将第  $K$  组声源参数表示为  $\mathbf{S}_k = [z_s \ r_s \ v_{\text{hor}} \ v_{\text{ver}}]_k^T$ ,  $\mathbf{S}_1$  中的参数对应第一个时刻的接收数据, 将第  $K$  组声源参数  $\mathbf{S}_k$  通过状态方程与  $\mathbf{S}_1$  关联, 选取  $S$  组相邻时刻的观测数据, 恒定声速下的声源状态方程表示为

$$\begin{bmatrix} z_s \\ r_s \\ v_s \end{bmatrix}_k = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & (k-1)\Delta t \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} z_s \\ r_s \\ v_s \end{bmatrix}_1, \quad k = 2, 3, \dots, s, \quad (7)$$

其中  $\Delta t$  是相邻两个接收数据之间的时间间隔. 此时随时间快变的声源位置可由初始距离、初始深度和航速间接反演, 而后者随时间变化相对缓慢得多. 由此, 我们可以把非平稳的距离参数转化为平稳的参数,  $S$  越大, 观测时间和观测信息量也越大. 由于增加确定信息等同于减少不确定信息的比重, 声源定位和跟踪的准确度也会相应提高. 同时, 因为将多个声源位置隐式反演, 反演参数的个数会大大减少, 有利于最优化算法更好地寻找最佳模型.

## 2.3 连续定位算法

声源的运动参数和环境参数都是连续的, 从而前一时刻的反演结果包含了大量信息, 不能完全舍弃. 对此, 本文提出利用前一时刻的定位结果来建立新的先验分布和代价函数, 提高下一时刻的定位精度, 实现运动声源的连续定位. 具体操作如下.

第一, 建立先验分布函数. 将获取的实验数据分成  $N$  段, 相邻两段数据之间的时间间隔为  $\Delta t$ , 使用具有一定长度的时间窗, 该窗包含  $S$  组数据, 每处理完  $S$  组数据, 完成一次定位, 时间窗向前滑动  $\Delta t$  s, 其反演结果作为下一次运算的先验值. 比如说, 对第  $i$  个时间窗, 它的反演

参数表示为  $(r_{i+1}, \dots, r_{i+s}, z_{s_{i+1}}, \dots, z_{s_{i+s}}, En_i)$ , 其中  $(r_{i+1}, z_{s_{i+1}})$  为  $S$  组数据中第一组数据所对应的声源位置,  $En_i$  为相应的环境参数. 本文将  $(r_{i+1}, z_{s_{i+1}})$  保存并输出, 作为最终定位结果, 将  $(r_{i+2}, z_{s_{i+2}}, En_i)$  保存并作为下一次运算 (第  $i+1$  个时间窗) 相应参数的先验值  $(\mathbf{m}_m)$ , 将 (2) 式中的先验分布表示成简单的三角形分布, 比如对第  $i$  个参数, 其先验分布表示为

$$P(m^i) \propto \begin{cases} \frac{m^i - m_u^i}{m_m^i - m_u^i}, & m_m^i < m^i < m_u^i, \\ \frac{m_i^i - m^i}{m_m^i - m_i^i}, & m_i^i < m^i < m_m^i, \\ 0, & \text{其他,} \end{cases} \quad (8)$$

其中,  $m_u^i$  和  $m_i^i$  分别是参数  $m^i$  搜索区间的上下边界,  $m_m^i$  为参数  $m^i$  的先验值.

第二, 建立代价函数. 将代价函数表示成两部分, 第一部分用于计算拷贝场与测量场之间的符合程度, 第二部分用于分析参数模型与先验值之间的差异. 为此采用 Thikhonov 正则化 (Thikhonov regularization), 将代价函数修正为 (9) 式, 第一部分  $\phi_B$  计算测量场与拷贝场之间的匹配程度, 等价于 (6) 式中的  $\phi(\mathbf{m})$ ; 另一部分作为惩罚因子, 来评价模型与先验值之间的差值, 差值越小的模型其惩罚因子越小, 从而可以有效纠正个别异常数据.

$$\phi(\mathbf{m}) = \phi_B(\mathbf{m}) + \lambda \phi_{\text{reg}}(\mathbf{m}, \mathbf{m}_m), \quad (9)$$

其中,  $\phi_{\text{reg}}(\mathbf{m}, \mathbf{m}_m) = \frac{1}{M} \sum \frac{|m^i - m_m^i|^\gamma}{|m_u^i - m_i^i|^\gamma}$  为惩罚因子,  $m_m^i$  为参数  $m^i$  的先验值,  $m_u^i - m_i^i$  为其搜索间隔. 变量  $\gamma$  控制惩罚因子的形状, 令  $\gamma = 1$ ; 拉格朗日因子  $\lambda = 1$ .

### 3 实验介绍

海上实验是 2001 年在黄海海域进行的, 图 1 为由接收船测量的水温计算得到的声速剖面图, 海水声速约为 1477 m/s. 实验时, 船挂 7 阵元垂直阵 (VLA) 为近似等间距均匀布设, 第一个阵元 (靠近海底) 和最后一个阵元 (靠近海面) 及阵中间使用了 3 个压力计进行阵列深度的测量, 各个阵元的深度根据压力计给出的深度数据进行校准, 垂直阵分布在上半部分水体 (4.9—25.7 m) 中, 实际的阵元间距为 3.5 m 左右. 因为垂直阵下面的沉块为潜水员入

水时专用的平台, 其重量可达 500 kg, 加上实验期间的海况很好 (一级), 所以, 实验过程中垂直阵基本没有倾斜. 目标航船大致以 7.5 m/s 的速度由远及近靠近垂直阵, 由 GPS 数据计算得到的运动速度如图 2 所示. 海洋环境参数模型如图 3 所示, 环境参数采用的是文献 [19] 的反演结果.

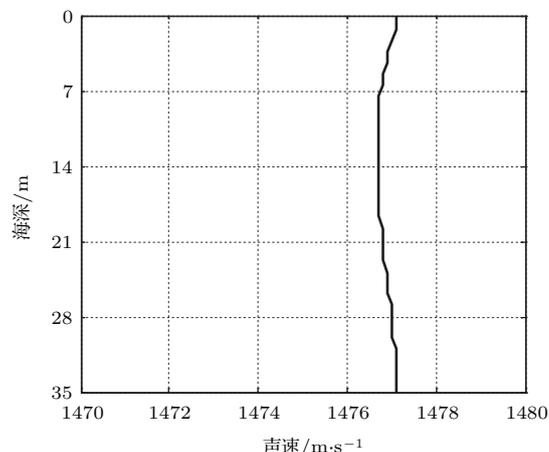


图 1 传播实验期间的海水声速剖面

Fig. 1. Sound speed profile during the experiment.

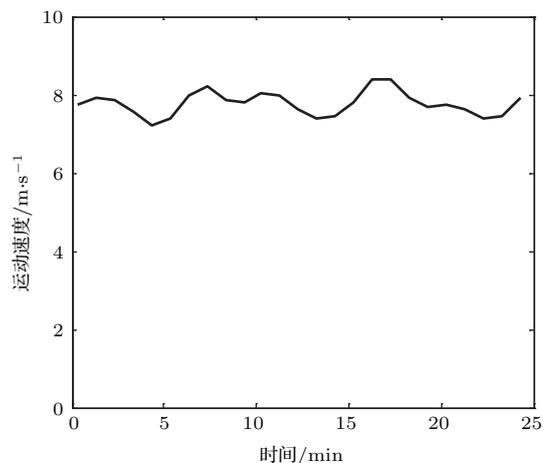


图 2 由 GPS 数据计算得到的声源运动速度

Fig. 2. Source speed calculated from GPS range value.

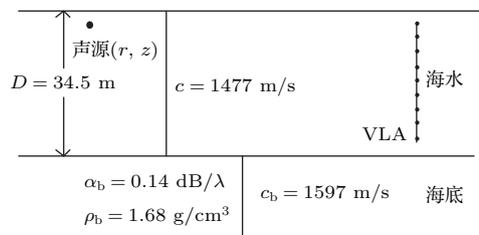


图 3 海洋环境参数模型

Fig. 3. Experimental configuration and shallow water environment.

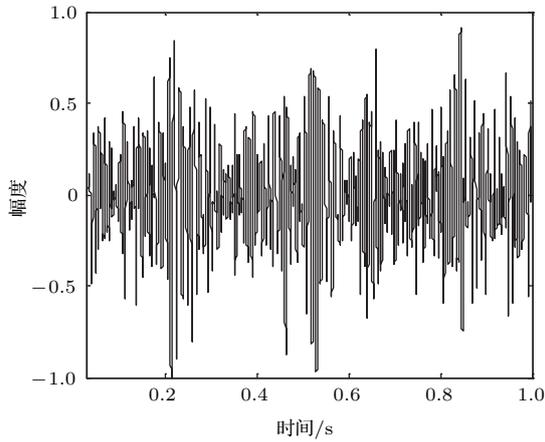


图4 距离 14.4 km 处信号的时间波形 (频率范围 100—300 Hz, 接收器深度为 22 m)  
 Fig. 4. Received time series of ship noise from 14.4 km, where the frequency band is from 100 Hz to 300 Hz and the receiver depth is 22 m.

匹配场处理时使用频段 100—300 Hz, 共 201 个频率点数. 本文处理的舰船噪声时间长度为 25 min, 对应声源距离范围由 14.4—2.8 km. 由于

声源大致为舰船的螺旋桨噪声, 声源深度应该不大于 7 m. 将总的观测数据等分成  $N = 150$  段, 每段之间的时间间隔  $\Delta t = 10$  s. 图 4 给出的是 GPS 距离位于 14.4 km 时, 航船噪声经滤波后的时间序列波形, 接收器位于水深 22 m 处.

#### 4 声源定位结果和分析

为了比较, 首先给出常规匹配场处理的定位结果 (采用 SACLANTCEN 开发的 SNAP 简正波声场模型 [20] 进行拷贝声场计算), 拷贝场计算的网格取距离步长 50 m, 深度步长 1 m. 采用图 3 所示的环境模型, 图 5 给出了 4 个不同时刻噪声信号的声源距离-深度模糊度表面. 由于环境参数失配并且声源信噪比较低, 常规匹配场的定位效果受到显著影响. 图中 + 号表示的是采用本文方法的定位结果, 可以看出采用本文的方法, 可以较好地克服由于环境失配和信噪比低所带来的影响.

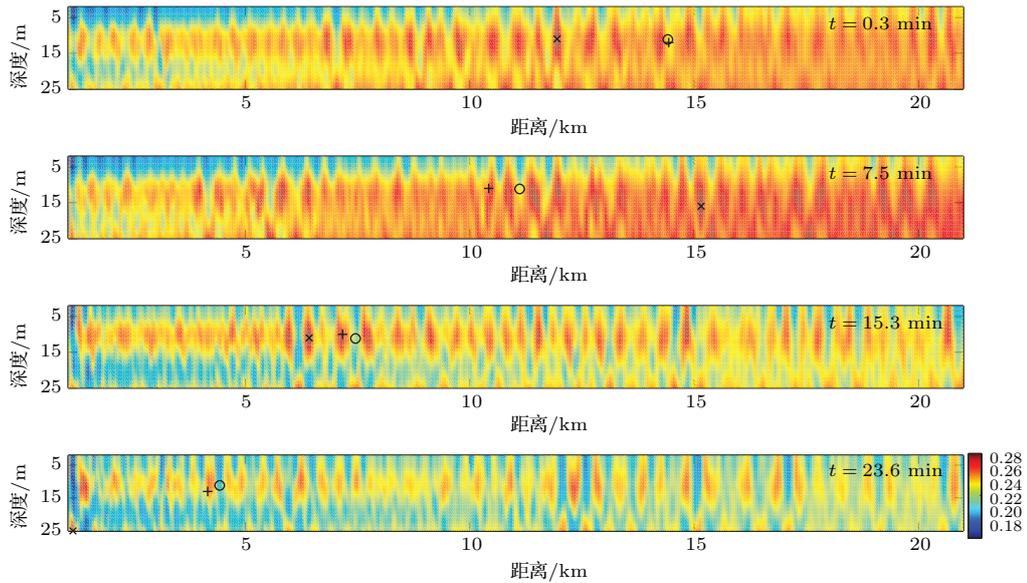


图5 (网刊彩色) 本文定位算法 (+) 和常规匹配场定位法 (x) 在 0.3, 7.5, 15.3, 23.6 min 时的定位结果, 背景是常规匹配场定位法得到的声源模糊度图, 符号 “o” 表示 GPS 标称距离  
 Fig. 5. (color online) The Bayesian tracking (+) and the conventional MFP (x) at  $t=0.3, 7.5, 15.3, 23.6$  min respectively. Background is the conventional MFP ambiguity surface for the environment shown in Fig. 3. “o” is the GPS source location.

由于实验期间是冬季, 海水温度为等温层环境, 传播路径在等纬度上, 经各站点的测量发现声速变化很小, 因此海水声速随距离的变化基本可以忽略, 我们认为此时声速是确知的. 本文将声源参数 (声源距离、深度和运动速度) 与两个环境参数 (海深  $D$  和海底声速  $c_b$ ) 作为未知参数一起反演.

考虑到海底密度对声场不敏感, 利用以下 Hamilton 经验公式通过海底声速来间接反演:

$$c_b = 2330.4 - 1257.0\rho_b + 487.7\rho_b^2. \quad (10)$$

同理, 海底吸收系数使用文献 [19] 反演得出的经验关系式  $\alpha_b = 0.29f^{1.91}$  dB/m 与声源频率一一对应,

这个经验公式是在实验海区反演得到的. 这种处理方式减少了待反演参数的个数, 提高计算速度的同时可以提高声源定位的精度.

图6给出常规聚焦法的距离估计结果, 独立反演每段观测数据, 每隔10 s定位一次, 反演参数矩阵包含声源的距离、深度、海深和海底声速, 一共有4个待估参数, 所需反演时间较短. 由于每次反演包含的有效信息较少, 定位结果有较大的误差.

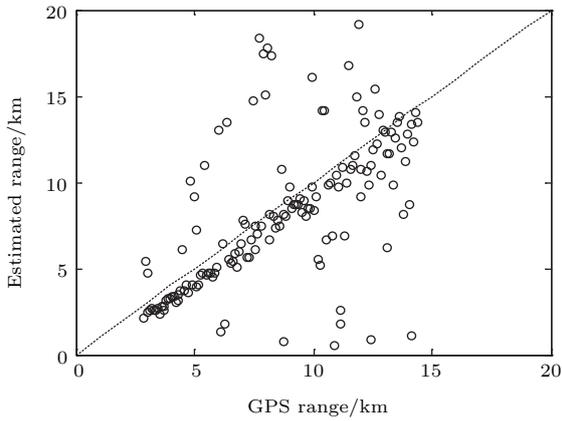


图6 常规聚焦法的距离估计结果

Fig. 6. Conventional focalization for source range results

为了提高单次反演时有效信息的比重, 解决环境不确定性较大所带来的问题, 本文将多组观测数据联合反演, 并且适当减小时间窗长度. 本文将6个相邻的观测数据联合处理(总时间长度为1 min, Dosso和Wilmot在文献[15]中将9 min的观测数据联合反演). 反演参数矩阵可以表示成两种不同形式, 第一种是将多组观测值对应的多组声源距离、深度直接反演, 同时进行反演的还有该段时间内的环境参数(与Dosso和Wilmot在文献[15]中提出的方法相同); 第二种是本文所提出的方法: 引入声源的初始距离、初始深度和航速这几个随时间缓变的参数, 将引入的参数和环境参数一起反演. 第一种方法可以直接获得声源在多个时间点的估计值, 第二种方法反演得到声源的初始位置和运动速度, 其他点的位置可以通过第一个时间点的位置和声源运动速度计算得到.

图7给出了采用联合反演的第一种形式——直接反演法的定位结果, 因为该方法利用多组观测数据同时约束一组环境变量, 包含更多有用信息, 反演得到的海洋环境会更加接近真实值, 在一定程度上克服了环境失配, 声源定位精度也会提高. 然

而这种方法所需计算量很大, 共有14个待反演参数, 包括6组声源深度和距离, 海深 $D$ 、海底声速. 图7表明, 联合反演法比独立反演法估计得到的声源距离更加接近于GPS标称距离, 估计得到的声源深度总体偏深, 有三个定位深度位于搜索区间最大值附近, 误差较大, 声源定位深度偏深的原因在文献[21]中有详细说明.

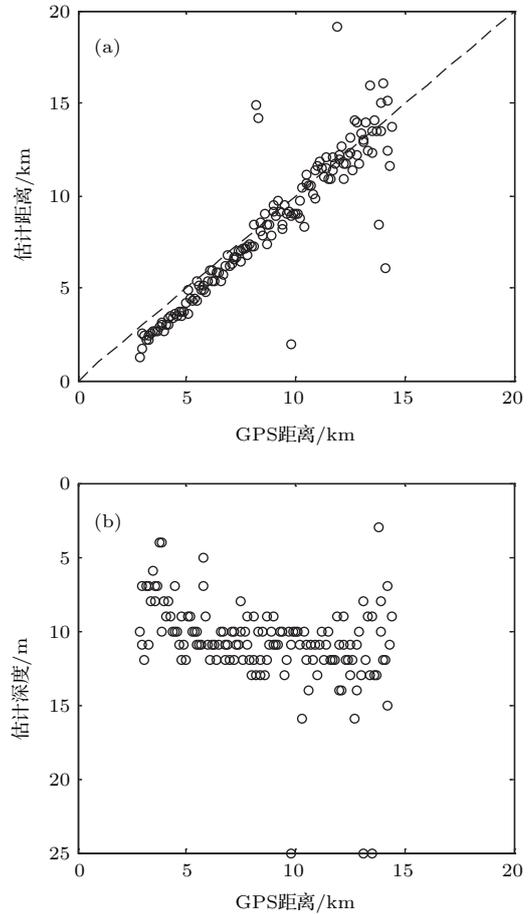


图7 联合反演的第一种形式——直接反演定位结果 (a) 声源距离; (b) 声源深度

Fig. 7. Simultaneous inversion in the first form—directly inversion: (a) Range results; (b) depth results.

图8为使用本文方法得到的估计结果, 采用声源状态方程间接反演声源的多个位置, 同时采用连续定位的方法, 充分利用前一时刻的定位结果来建立先验分布和代价函数, 如(8)式和(9)式. 该方法的反演参数共有6个, 分别是声源的初始深度、初始距离、水平运动速度、垂直运动速度、海深和海底声速. 图8中的白点表示的是利用(3)式对参数进行估计, 反演结果为最大后验概率密度解. 二维伪彩图是参数的一维边缘概率密度随时间的分布,

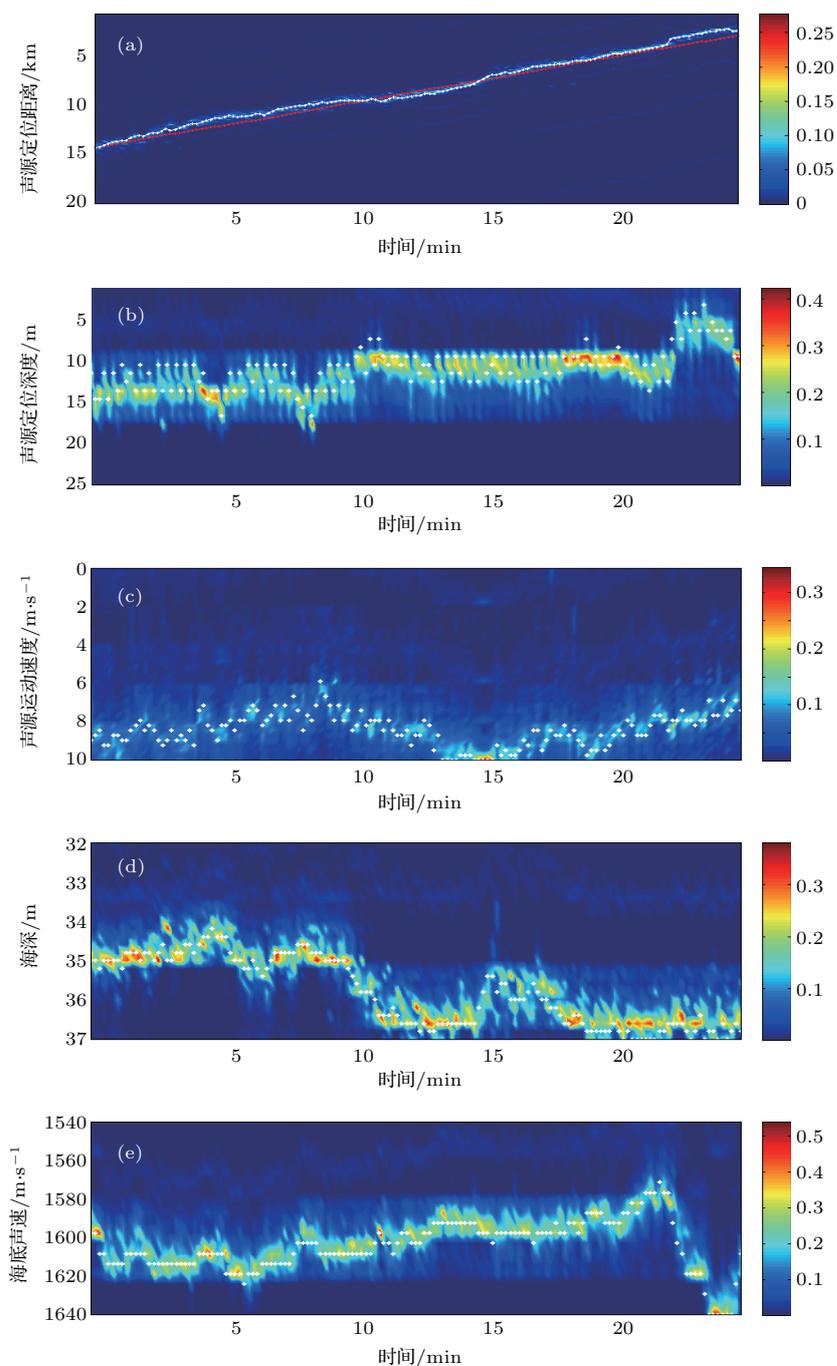


图8 (网刊彩色) 联合反演的第二种形式——间接反演的定位结果 (a) 声源距离; (b) 声源深度; (c) 声源水平运动速度; (d) 海深; (e) 海底声速 (图中白点表示的是最大后验概率密度解, 二维伪彩图是参数的一维边缘概率密度随时间的分布, 红色曲线是 GPS 标称距离)

Fig. 8. (color online) Simultaneous inversion in the second form—indirectly inversion: (a) Source range results; (b) source depth results; (c) source speed results; (d) water depth; (e) bottom sound speed. (the white dots are the MAP results, the 2D pcolor maps are 1D probability distributions versus the time, and the red curve is the GPS source location).

利用(4)式对参数进行估计, 最终估计结果为一维边缘概率密度的最大值. 由图8(a)所示, 距离定位的精度有很大改善, 统计发现无论是采用最大后验概率密度解, 还是采用一维边缘概率密度最大值, 定位距离相对误差平均值都为6.0%. 可见, 由于采

用了声源状态方程, 引入声源的初始距离、初始深度、水平航速和垂直航速这四个不随时间变化的参数, 非平稳的声源位置随时间变化的过程就可以用声源的初始距离、初始深度和航速来表征. 这样, 待反演的都是随时间缓变的参数, 观测时间和观测信

息量就可以增加. 增加确定信息等同于减少不确定信息的比重, 声源定位和跟踪的准确度也会相应提高. 又因为将多个声源位置隐式反演, 反演参数的个数会大大减少, 有利于最优化算法更好地寻找最佳模型. 同时由于充分利用前一时刻反演结果的信息来建立新的先验分布和代价函数, 少数异常定位可以得到补偿, 较好地实现了连续定位. 图 8(b)给出的是声源深度的估计结果, 平均深度为 11 m, 不存在位于搜索区间最大值附近的定位结果, 误差较小. 声源运动速度的估计结果由图 8(c)所示, 平均值为 8.4 m/s, 与图 2 所示的实际测量结果相差不大. 从图 8 给出的估计结果我们可以看出, 由于采用了声源运动方程和连续定位方法, 声源距离和深度的定位精度都得到较大的提高, 该方法可以很好地在低信噪比和海洋环境不确定的情况下对运动声源进行较高精度的定位.

从图 8 还可以看出, 采用最大后验概率密度解或是一维边缘概率密度, 最终得到的估计结果相差不大, 这个结论与 Dosso 和 Wilmot 在文献 [16] 中得出的结论不同, 在文献 [16] 中, Dosso 和 Wilmot 指出边缘概率密度法要优于最大后验概率法, 其所得到的估计结果更加可靠. 分析本文中这两种方法所得结果相似的原因主要是由于声源运动方程是采用目标声源的运动速度间接反演多个时刻声源的位置, 其实质是将多个时刻的多个位置通过声源的运动速度隐性反演, 它在某种程度上类似于边缘概率密度法将其他参数积分, 最终只剩感兴趣的两个或是一个参数的分布. 由于声源运动模型本身隐含着对多个声源位置积分, 从而最终将最大后验概率密度作为最终估计结果的方法也隐含着对其他参数的积分, 这也就导致了在本文的方法中, 最大后验概率法与边缘概率密度法的定位结果相似度较大.

## 5 结 论

当声源距离随时间变化较快或者环境不确定性较大时, 运动声源的位置时变性使得观测数据量和信息量受到限制, 从而难以满足声源距离和环境参数的有效估计. 为了提高低信噪比运动声源的定位精度, 本文将多个时刻的接收信号同时反演, 令多个相邻时刻的观测数据制约一组环境参数, 借鉴卡尔曼滤波的思想, 通过建立声源运动方程, 引入

描述声源位置随时间规律性变化的待估参数, 将时变的距离定位问题转化为时不变参数估计问题, 充分利用上一次估计得到的有效信息, 建立先验分布和代价函数, 可以有效纠正个别异常定位. 研究发现, 相比于之前的贝叶斯定位法, 本文方法在较大程度上提高了算法的环境宽容性, 定位精度得到较大提高. 同时, 由于采用声源运动方程将多个声源位置间接反演, 最大后验概率密度解和一维边缘概率密度解具有相似的估计结果. 但如果声源变速运动并且加速度较大时, 联合反演算法失效, 此时可以独立反演每次观测数据.

## 参考文献

- [1] Bucker H P 1976 *J. Acoust. Soc. Am.* **59** 368
- [2] Qin J X, Katsnelson B, Li Z L, Zhang R H, Luo W Y 2016 *Acta Acustica* **41** 145 (in Chinese) [秦继兴, Katsnelson Boris, 李整林, 张仁和, 骆文于 2016 声学学报 **41** 145]
- [3] Hu Z G, Li Z L, Zhang R H, Ren Y, Qin J X, He L 2016 *Acta Phys. Sin.* **65** 014303 (in Chinese) [胡治国, 李整林, 张仁和, 任云, 秦继兴, 何利 2016 物理学报 **65** 014303]
- [4] Vaccaro R J, Chhetri A, Harrison B F 2004 *J. Acoust. Soc. Am.* **115** 3010
- [5] Mo Y X, Piao S C, Zhang H G, Li L 2014 *Acta Phys. Sin.* **63** 214302 (in Chinese) [莫亚泉, 朴胜春, 张海刚, 李丽 2014 物理学报 **63** 214302]
- [6] Fawcett J A, Maranda B H 1994 *J. Acoust. Soc. Am.* **96** 1047
- [7] Schmidt H, Baggeroer A B, Kuperman W A, Sheer E K 1990 *J. Acoust. Soc. Am.* **88** 1851
- [8] Rihardson A M, Nolte L W 1991 *J. Acoust. Soc. Am.* **89** 2280
- [9] Yang K D, Ma Y L, Zou S X, Lei B 2006 *Acta Acustica* **31** 496 (in Chinese) [杨坤德, 马远良, 邹士新, 雷波 2006 声学学报 **31** 496]
- [10] Seong W, Byun S H 2002 *IEEE J. Oceanic Eng.* **27** 642
- [11] Collins M D, Kuperman W A 1991 *J. Acoust. Soc. Am.* **90** 1410
- [12] Gerstoft P, Mecklenbrauker C F 1998 *J. Acoust. Soc. Am.* **104** 808
- [13] Dosso S E, Wilmot M J 2007 *J. Acoust. Soc. Am.* **121** 2567
- [14] Tantom S L, Nolte L W 1998 *J. Acoust. Soc. Am.* **103** 362
- [15] Dosso S E, Wilmot M J 2008 *J. Acoust. Soc. Am.* **124** 82
- [16] Dosso S E, Wilmot M J 2009 *J. Acoust. Soc. Am.* **125** 717
- [17] Dosso S E, Wilmot M J 2010 *J. Acoust. Soc. Am.* **128** 66
- [18] Gerstoft P 1997 *SAGA Users Guide 2.0, an Inversion Software Package* (La Spezia: SACLANT Undersea Research Center) pp1—132

- [19] Li Z L, Yan J, Li F H 2002 *Acta Acustica* **27** 487 (in Chinese) [李整林, 郡锦, 李风华 2002 声学学报 **27** 487]  
 [20] Jensen F B, Ferla F C 1979 *SNAP: The SACLANTCEN Normal-mode Acoustic Propagation Model* (La Spezia:

- SACLANTCEN) pp1–99  
 [21] Li Q Q, Li Z L, Zhang R H 2014 *Acta Acustica* **39** 535 (in Chinese) [李倩倩, 李整林, 张仁和 2014 声学学报 **39** 535]

## Moving source parameter estimation in an uncertain environment\*

Li Qian-Qian<sup>1)2)†</sup> Yang Fan-Lin<sup>1)</sup> Zhang Kai<sup>1)</sup> Zheng Bing-Xiang<sup>3)</sup>

1) (College of Geomrtics, Shandong University of Science and Technology, Qingdao 266590, China)

2) (State Key Laboratory of Acoustics, Institute of Acoustics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China)

3) (Offshore Oil Engineering (Qingdao) Co., Ltd, Qingdao 266520, China)

( Received 15 April 2016; revised manuscript received 14 June 2016 )

### Abstract

Environmental uncertainty is one of the limiting factors in the matched-field localization. Within a Bayesian framework, environmental focalization has been widely used to solve the augmented localization problem, in which the environmental parameters, source ranges and depths are considered to be the unknown variables. However, the position of the moving source varies with time, which limits the observation interval and the number of acoustic signals. Therefore, it has to estimate lots of unknown parameters with the limited observation information. When the source moves fast or the environment has great uncertainty, the environmental focalization gets worse. Taking the parameter estimation of Kalman filter in the non-stationary process as a reference, the acoustic signals from a series of observations are treated in a simultaneous inversion. This provides the most informative solution, since data from multiple source locations are brought to bear simultaneously on the environmental unknowns, which in turn constrain the source locations better. In this article, the time-unvarying parameters are introduced to describe the source position. The source positions are inverted indirectly by the time-unvarying parameters, which reduces the estimated parameter dimension effectively. At the same time, the current estimated results are treated as the priori information of the next inversion, which establishes the new prior distribution and cost function. It could compensate for some individual abnormal data effectively and realize continuous localization of the moving source. The noise signals radiated from a surface ship target are processed and analyzed. The Bayesian tracking algorithm greatly increases the observation interval and the number of acoustic signals, and enhances the localization accuracy in an uncertain water environment. Tracking results of the ship noise indicate that simultaneous inversion of multiple acoustic observations with constant velocity track model and the Thikhonov regularization provides a better solution than sequential independent inversions. It is indicated that the Bayesian tracking method learns the uncertain environment as more observations become available. It is discovered that the maximum a posteriori solution and the two-dimensional solution have similar results according to the global positioning system value. The reason is that the source locations are treated implicitly by the source speed, which is similar to the marginal probability distribution by reducing the multidimensional posterior probability density to the representative two-dimensional probability distributions.

**Keywords:** uncertain ocean environment, matched-field localization, Bayesian theory, moving source

**PACS:** 43.60.Jn, 43.30.Pc, 43.66.Qp

**DOI:** 10.7498/aps.65.164304

\* Project supported by the Scientific Research Foundation of Shandong University of Science and Technology for Recruited Talents, China (Grant No. 2014RCJJ004), the Public Science and Technology Research Funds of Surveying and Mapping, China (Grant No. 201512034), and the National Natural Science Foundation of China (Grant Nos. 41506111, 41376108).

† Corresponding author. E-mail: [lqq@mail.ioa.ac.cn](mailto:lqq@mail.ioa.ac.cn)