

利用局域滤波方法反演地声参数

高伟[†] 张颖璐

(中国船舶重工集团公司第七一〇研究所 宜昌 443003)

摘要 地声参数的声学反演方法一直是水声学研究领域的热点。针对现有地声参数反演方法在分批分时处理海量数据时不能同时兼顾反演速度和精度、难以满足实际需要的不足,本文基于一个新构造的阵列观测数据向量,提出了一种反演地声参数的局域滤波新方法。该方法首先由前向声传播模型产生一个拷贝场样本集,然后采用加权最小二乘滤波器在阵列实测数据的局域空间内近似地估计了地声参数反演算子(即从数据空间到参数空间之间的映射关系)。本文方法能够充分地利用声场观测信息、避免了整体平滑效应、且海量数据处理时仅需要较少的前向模型计算,具有反演速度快、精度高、兼顾二者的优点,特别适用于对海量数据的分批分时处理及要求实时反演的应用场合。最后,典型浅海环境下的数值仿真和某次地中海实验数据分析结果验证了本文方法的有效性。

关键词 地声反演, 局域加权最小二乘滤波, 神经网络, 匹配场

Geoacoustic inversion using local filter

GAO Wei ZHANG Yinglu

(NO.710 Research and Development Institute, China Shipbuilding Industry Corporation, Yichang 443003)

Abstract Geoacoustic inversion is an interesting topic in underwater acoustics community in recent years. Traditional geoacoustic inversion methods mainly include global-search method and neural network inversion method. However, the former cannot meet the real-time requirement in practical applications. And the disadvantage of the latter is that the accuracy of the inversion result might not be adequate in some cases. To solve these problems, a geoacoustic inversion method based on the local filter is proposed in this paper to estimate geoacoustic parameters from the measurement of the acoustic field. A new observed data vector including both amplitude and phase information is defined, and then a local weighted least square filter is used to approximate the inverse function which links the geoacoustic parameters with the measured field based on the simulated training pairs generated with an acoustic propagation model. The main advantage of the proposed method is that, it is capable of inverting a few thousand data sets collected at different sites or at different time with a reasonable accuracy, and requires less computation time and could be performed in real time. Finally, the robustness and effectiveness of our proposed method has been illustrated through the numerical simulation and the Mediterranean experimental data.

Key words Geoacoustic inversion, Neighborhood weighted linear algorithm, Neural network, Matching field inversion

2010-11-24 收稿; 2011-06-07 定稿

作者简介: 高伟(1979-), 男, 山东嘉祥人, 博士, 研究方向: 水声物理。

张颖璐(1978-), 女, 博士。

[†]通讯作者: 高伟, E-mail: wellgao2003@163.com

1 引言

声学方法反演地声参数具有范围广、成本低等优点,其反演结果可用于声场数值预报、匹配场定位、海底底质分类等诸多场合^[1-7]。地声参数的声学反演一般包括

(1)环境和可观测数据的表征、(2)前向模型、(3)优化算法、(4)反演结果的不确定性分析等环节。其中,优化算法是决定反演速度和精度的关键环节之一,也是近20年来水声学领域的研究热点之一^[8-17]。

现有优化算法中以全局搜索算法应用最广,如模拟退火算法^[10]、遗传算法^[11,12]等。利用全局搜索算法可以获得某种目标函数极值意义下的最优解,但在实际应用中往往需要对海量数据进行分批分时处理,此时对每组数据(不同时刻或不同地点采集)应用全局搜索算法都需要重新搜索一次目标函数极值,并且在搜索过程中需要反复调用前向模型计算拷贝场,因此运算量很大、计算时间很长,难以满足工程上的实时反演要求。为解决海量数据处理的实时性问题,一些研究人员提出了基于BP、RBF神经网络的地声参数反演方法^[13-17],通过对一个基于前向模型产生的拷贝场样本集的训练学习来近似估计地声参数反演算子。原则上,只要水听器阵列参数配置一定,在分批分时处理数据时仅需估计一次反演算子,此后直接把各组数据代入该反演算子计算即可,不必再调用前向模型重新估计,因此比全局搜索算法在计算速度方面具有更大的优势^[13]。但是,此类方法存在反演精度较低的不足,主要有两方面原因:(1)反演中仅利用了实测声场的幅度,而没有用到相位信息,对观测信息的利用不充分;(2)现有方法是在整个映射空间内对反演算子的全局最优近似,结果具有整体平滑性,忽略了反演算子精细、复杂的局域结构特征,从而导致部分地损失了反演精度。

针对以上不足,本文发展了现有神经网络反演方法通过估计反演算子的方式来解决反演实时性问题的思路,着重关注了反演环节(1)和(3):首先构造了一个同时包含有声场幅度和相位信息的阵列观测数据向量,进而提出了一种在阵列实测数据的局域空间内利用加权最小二乘滤波反演地声参数的新方法。与神经网络反演方法相比,本文方法的新数据向量更充分地利用了声场观测信息,局域滤波又避免了整体平滑效应,从而提高了反演精度。从反演速度方面来讲,尽管采用本文方法分批分时处理海量数据仍要对每一组数据都需要重新估计反演算子,但该过程却不涉及任何前向模型的计算,因此仍然可以保证一定的计算速度,尤其与全局搜索算法相比速度优势显著。本文方法是在反演速度和反演精度之间的一种折中,比现有方法更适用于对大批量实验数据的处理(如普遍存在的长时间、大范围观测情形),特别适用于工程上的实时反演,具有广阔的应用前景。

本文的主要内容安排如下:第1节介绍了新构造的阵列观测数据向量、局域滤波反演方法的基本原理及步骤等;第2节通过数值仿真,考察比较了现有神经网络反演方法、采用本文新构造数据向量的神经网络反演方法以及本文方法的性能;第3节给出了地中海实验数据处理结果,验证了本文构造的阵列观测数据向量的有效性和本文方法的可行性;最后一节是结论。

2 局域滤波反演方法

2.1 数据模型

考虑 N 元垂直阵,设 $\mathbf{X}(\omega)$ 是阵列实际接收时间序列信号经FFT变换后所获得的频域声压数据向量,则阵列输出的角频率为 ω 的

互谱密度矩阵CSDM (Cross Spectral Density Matrix) 可表示为:

$$\mathbf{R}(\omega) = E\{\mathbf{X}(\omega)\mathbf{X}^{\dagger}(\omega)\} = \begin{bmatrix} r_{11} & \cdots & r_{1N} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ r_{N1} & \cdots & r_{NN} \end{bmatrix}. \quad (1)$$

其中, $\dagger$ 表示共轭转置。提取矩阵 $\mathbf{R}(\omega)$ 的上(或下, 本文取上)三角元素的实部构成一个 $N(N+1)/2$ 维的数据向量并作归一化处理:

$$\mathbf{Z}(\omega) = \frac{\begin{bmatrix} r_{11} & \cdots & r_{NN} & r_{12} & \cdots & r_{N-1,N} & \cdots & r_{1N} \end{bmatrix}}{\text{tr}(\mathbf{R})}. \quad (2)$$

其中, 归一化因子 $\text{tr}(\mathbf{R}) = \sum_{k=1}^N r_{kk}$, 表示阵列总的接收功率。物理上, $\mathbf{Z}(\omega)$ 的前 N 项 r_{kk} 代表了接收信号的幅度信息, 描述了阵列总的接收能量在各阵元处的比例分布(简称阵列能量比例分布); 而 $\mathbf{Z}(\omega)$ 的其余各项 r_{ij} ($i \neq j$) 则分别表述了第 i 个和第 j 个阵元接收信号的幅度及二者之间相位差的联合信息。由上述分析可知本文新构造的数据向量 $\mathbf{Z}(\omega)$ 具有下述特性: (1) 完全可观测性; (2) 一个阵列实际接收的声场可由对应 $\mathbf{Z}(\omega)$ 唯一刻画; (3) 归一化消除了未知声源级的影响; (4) 同时包含有阵列接收信号的幅度和相位信息。另外, 实际应用中为消除噪声、测量误差等因素引起的随机扰动, $\mathbf{Z}(\omega)$ 可由 L 个快拍估计: $\mathbf{Z}(\omega) = \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L \mathbf{Z}_l(\omega)$, 其中 $\mathbf{Z}_l(\omega)$ 由 $\mathbf{R}_l(\omega) = E\{\mathbf{X}_l(\omega)\mathbf{X}_l^{\dagger}(\omega)\}$ 的上三角元素构成, $\mathbf{X}_l(\omega)$ 为第 l 个快拍的数据向量。

2.2 基本原理

定义一个 $N(N+1)/2$ 维的数据空间 $\mathfrak{R}$, 其中的每个点都代表一个可能的阵列观测数据向量 $\mathbf{Z}(\omega)$ 。同样地, 定义一个地声参数空间 $\mathfrak{M}$, 设该空间内的每个点都对应一组不同的地声参数 $\mathbf{m}$, 代表一个形式上不同的地声模型。根据水声传播理论, 数据空间 $\mathfrak{R}$ 和参数

空间 $\mathfrak{M}$ 之间存在一定的映射关系, 对不同的地声参数 $\mathbf{m}$, 总有一组不同的观测数据向量 $\mathbf{Z}(\omega)$ 与之相对应。本文正是利用这一点来反演地声参数。

反演方法的核心是如何获知映射关系(或称为反演算子) $\mathbf{m} = f[\mathbf{Z}(\omega)]$ 。一种直观的考虑是采用文献[13-17]中的BP、RBF神经网络方法。该做法与前人的不同在于采用了新构造的数据向量 $\mathbf{Z}(\omega)$, 在反演中可以同时利用声场的幅度和相位信息, 而文献中仅利用了幅度信息反演。这一改进的效果将在后文通过仿真和实验说明。另一种做法就是本文下面将要提出的利用局域加权最小二乘滤波来估计反演算子。与上述方法在数据空间 $\mathfrak{R}$ 内进行全局平滑近似有本质不同, 本文方法是一种利用 $\mathfrak{R}$ 中局域近邻点之间的关联性(即局域范围内映射关系的相似性)来近似的方法。

假设已知 $\mathfrak{R}$ 空间内的 K 个 $\mathbf{Z}_k$ 点及各点对应的 $\mathbf{m}_k$ (可利用声场模型计算), $k=1, 2, \dots, K$, 以阵列实测数据向量 $\mathbf{Z}_0$ 为中心点, 对应的 $\mathbf{m}_0$ 为待反演参数, 计算空间内已知各点到中心点的欧氏距离:

$$d_k = \|\mathbf{Z}_k - \mathbf{Z}_0\|_2. \quad (3)$$

找出与中心点欧氏距离最近的 q 个点作为局域近邻点, 设 $d_{\min}$ 是 $\{d_i, i=1, 2, \dots, q\}$ 中

的最小值。定义第 i 个邻域点的权值为:

$$P_i = \frac{\exp[-l(d_i - d_{\min})]}{\sum_{i=1}^q \exp[-l(d_i - d_{\min})]}. \quad (4)$$

其中, l 是权参数, 一般取 $l = N^2$, N 是阵元个数。设地声参数 $\mathbf{m}$ 和数据向量 $\mathbf{Z}$ 之间满足:

$$\mathbf{m}_i = \mathbf{a} + \mathbf{Z}_i \mathbf{b}^T, i=1, 2, \dots, q. \quad (5)$$

其中, $\mathbf{a}$ 是实数, $\mathbf{b} = [b_1, b_2, \dots, b_N]$ 为 $\frac{N(N+1)}{2} \times 1$ 维的实系数矩阵, 上标T表示矩

阵的转置。应用加权最小二乘滤波, 令 $\sum_{i=1}^q P_i (\mathbf{m}_i - \mathbf{a} - \mathbf{Z}_i \mathbf{b}^T)^2 \rightarrow \min$, 分别对 $\mathbf{a}$ 和 $\mathbf{b}$ 求偏导, 使之等于零, 得:

$$\begin{cases} \sum_{i=1}^q P_i (\mathbf{m}_i - \mathbf{a} - \mathbf{Z}_i \mathbf{b}^T) = 0, \\ \sum_{i=1}^q P_i (\mathbf{m}_i - \mathbf{a} - \mathbf{Z}_i \mathbf{b}^T) \mathbf{Z}_i = \mathbf{O}. \end{cases} \quad (6)$$

其中, $\mathbf{O}$ 是一个 $1 \times \frac{N(N+1)}{2}$ 维的零矩阵。解方程组(6)得到 $\mathbf{a}$ 和 $\mathbf{b}$ 的值, 进而可得局域滤波反演算子:

$$\mathbf{m}_0 = \mathbf{a} + \mathbf{Z}_0 \mathbf{b}^T. \quad (7)$$

上式是对地声参数反演算子的局域优化滤波, 即本文方法的基本方程。

2.3 算法的基本步骤

本文方法的基本步骤总结如下:

(1) 在基于先验知识确定的参数空间 $\mathbf{M}$ 内, 均匀地随机产生 K 个 $\mathbf{m}_i$, $i=1, 2, \dots, K$, 然后把 $\mathbf{m}_i$ 分别代入声场模型计算对应的数据向量 $\mathbf{Z}_i$, 其中 $\mathbf{Z}_i \in \mathfrak{R}$ 。这样, 由每一对 $(\mathbf{m}_i, \mathbf{Z}_i)$ 就构成了一个训练样本;

(2) 采用“留一法”测试并确定适当的训练样本个数和局域近邻点个数。具体做法为: 顺次取一个 $(\mathbf{m}_i, \mathbf{Z}_i)$ 为测试样本; 然后在剩余 $K-1$ 个样本中分别找出测试样本的 Q 个局

域近邻点, 并求出测试样本的反演值(步骤参见以下(3)~(5)步); 重复 K 次使每个样本都有机会参加测试, 最后以所有样本反演值和真实值之间的平均测试误差作为量化标准。当平均测试误差随局域近邻点个数 Q 的增加不再发生明显变化或精度已满足要求时, 即得到训练样本个数为 K 时反演所需的局域近邻点个数 q 。最后, 将训练样本个数增加1倍, 重复以上步骤, 若平均测试误差不再发生明显变化或精度已满足要求, 即得到反演所需的训练样本个数, 反之则继续增加训练样本;

(3) 找出阵列实测数据向量 $\mathbf{Z}_0$ 的 q 个局域近邻点并计算权值;

(4) 采用局域加权最小二乘滤波求得形如式(7)的反演算子;

(5) 把 $\mathbf{Z}_0$ 代入该公式, 求得地声参数 $\mathbf{m}$ 的反演结果。

2.4 算法的基本特点

对普遍存在的长时间、大范围观测情形, 只要阵列参数配置一定, 即可完成步骤(1)和(2), 对此后新获得的每一个阵列数据向量 $\mathbf{Z}_0(t)$ 就仅需执行步骤(3)~(5)即可反演得到地声参数。虽然本文方法对每一组新数据都需要重新估计一次反演算子, 但该过程不涉及任何前向模型的计算, 且局域滤波有相对较低的计算成本, 因此其实际计算时间少于全局搜索算法搜索目标函数极值的时间(需反复调用前向模型计算)。也就是说本文算法在计算速度方面优于全局搜索算法。

对神经网络反演方法, 处理一组新的数据并不需重新估计反演算子, 因此在计算速度方面要优于本文方法。但本文方法采用了新构造的数据向量, 对声场观测信息的利用也更充分, 并且局域滤波可以避免现有神经网络方法对反演算子的整体平滑效应, 因此在计算精度上有所提高。二者各有长短, 但本文方法更有实用价值, 对此, 下文中的仿真和实验还会有进一步的比较说明。

这里需补充说明一点：如果仅对单一的一组数据处理，全局搜索算法、神经网络方法和本文方法在前向模型的调用次数、总的计算时间等方面相差无几，神经网络方法以及本文方法在计算速度上并无优势，而且全局搜索算法的反演精度相对较高。因此，在对小数据样本处理时仍建议采用全局搜索算法。后两种方法的优势主要体现在对海量数据处理的情况。

3 仿真举例

为研究本文提出的方法性能，进行了大量的数值计算。限于篇幅，本节结合一个典型算例给出主要结果。

3.1 仿真条件

考虑如图1所示的海洋环境参数基线模型。其中，海水深度为110m，海水声速剖面满足负梯度分布——海面处声速为1480m/s，

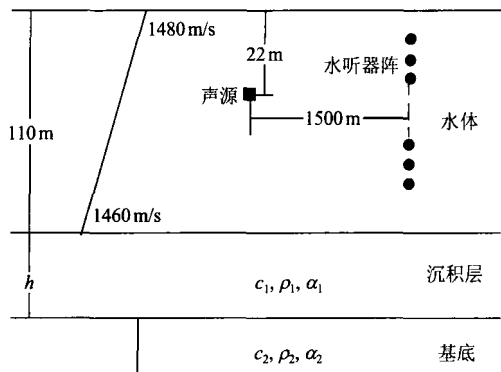


图1 数值仿真的海洋环境参数基线模型

海底处声速为1460m/s。20元接收水听器垂直线列阵阵元间距5m，等间隔地分布在

5~100 m深的水体中。简谐点声源的发射频率为150 Hz，深度22m，距离垂直阵1500m。海底设为两层，上层是沉积层，下层是基底，待反演的地声参数共有7个，包括沉积层声速 c_1 、厚度 h 、密度 ρ_1 、衰减系数 α_1 ，基底声速 c_2 、密度 ρ_2 、衰减系数 α_2 。仿真中前向计算选用国际上常用的简正波声场计算程序Kraken，各参数先验区间的下边界（LB）和上边界（UB）见表1所示。此外，为便于与现有方法作比较，对方法反演精度的评价将采用与文献[13]相同的如下做法：设定参数先验空间后，在空间内采用Monte Carlo方法随机地、均匀地产生一个训练样本集和一个测试样本集；分别采用仅利用声场幅度信息的现有BP和RBF神经网络方法（以下简称BP-OA和RBF-OA）、基于本文新构造的阵列观测数据向量的BP和RBF神经网络方法（以下简称BP-AP和RBF-AP）以及本文方法反演；最后，根据下式计算各地声参数在整个测试样本集内的平均相对反演误差：

$$E(m_i) = \frac{1}{L} \sum_{k=1}^L \left| \frac{m_i^k - \hat{m}_i^k}{m_i^k} \right| \tag{8}$$

其中， L 是测试样本的个数（本文中取 $L=10000$ ）， m_i^k 和 $\hat{m}_i^k$ 分别是 $\mathbf{m}$ 中第 i 个地声参数的设定真值和反演值。这里需要说明：对本文仿真条件，若采用匹配场（MF）反演方法，经40次平行运算后各参数反演结果基本收敛于设定真值，但计算时间较长（对PENTIUMIV 2.0G处理器、1G内存配置的计算机，计算时间为分钟量级）。

表1 数值仿真中各地声参数的先验区间

	c_1 (m/s)	c_2 (m/s)	ρ_1 (g/cm ³)	ρ_2 (g/cm ³)	α_1 (dB/λ)	α_2 (dB/λ)	h (m)
LB	1500	1600	1.2	1.7	0	0	5
UB	1600	1800	1.7	2.2	0.4	0.4	15

3.2 参数选取对方法性能的影响

下面根据仿真结果讨论训练样本个数 K 和局域近邻点个数 q 的选取对本文方法计算速度和精度的影响。表2列出了当训练样本个数分别取 $K=500, 1000$ 和 1500 ，局域近邻点个数分别取 $q=1, 2, \dots, 10$ 时，采用本文方法所得各地声参数的平均相对反演误差（见式8）。表3则列出了当训练样本个数分别取 $K=500, 600, \dots, 1500$ ，局域近邻点个数分别取 $q=1, 2, \dots, 10$ 时，在同一配置计算机上（计算机配置同2.1节）采用本文方法反演地声参数所需的单位计算时间（即步骤3~5执行1次的平均时间）。从表2和表3中可以看出：

(1) 当局域近邻点个数 q 一定时，随着训练样本个数 K 的增加，各参数的平均相对反

演误差减小；

(2) 当训练样本个数 K 一定时，随着局域近邻点个数 q 的增加，各参数的平均相对反演误差整体上呈现两类不同的变化形式，反映出数据空间 $\mathfrak{R}$ 和参数空间 $\mathbf{M}$ 之间映射关系的多样性和复杂性。其中一类是沉积层声速 c_1 、密度 ρ_1 和衰减系数 α_1 ，其平均相对反演误差随 q 的增加而减小。说明此类参数的反演算子 $m=f[\mathbf{Z}(\omega)]$ 在相对较大的局域空间内都存在相似性，并能够很好地满足假设条件式(5)；另一类是沉积层厚度 h 、基底声速 c_2 、密度 ρ_2 和衰减系数 α_2 ，其平均相对反演误差先随 q 的增加而减小，此后随 q 的增加而增加，其间存在一个极小值（在本算例中该极小值对应的局域近邻点个数一般为2或3）。说明此

表2 对不同训练样本个数 K 和局域近邻点个数 q ，采用本文方法所得各地声参数的平均相对反演误差（%）

	K	$q=1$	2	3	4	5	6	7	8	9	10
c_1	500	0.462	0.394	0.364	0.357	0.357	0.348	0.342	0.339	0.335	0.334
	1000	0.413	0.356	0.326	0.323	0.319	0.323	0.321	0.318	0.318	0.316
	1500	0.389	0.342	0.316	0.303	0.303	0.298	0.292	0.291	0.289	0.284
c_2	500	1.235	1.163	1.111	1.076	1.097	1.119	1.156	1.179	1.197	1.217
	1000	1.088	0.971	0.943	0.971	1.011	1.074	1.056	1.039	1.029	1.028
	1500	0.981	0.872	0.867	0.837	0.873	0.920	0.939	0.941	0.908	0.867
ρ_1	500	7.846	6.563	5.972	5.325	4.673	4.246	3.854	3.493	3.315	3.059
	1000	6.514	5.627	4.993	4.519	4.072	3.664	3.286	3.016	2.838	2.599
	1500	6.242	5.238	4.670	4.109	3.637	3.213	2.878	2.642	2.398	2.209
ρ_2	500	19.931	18.370	18.809	19.383	20.242	20.610	20.860	21.528	22.099	22.688
	1000	18.863	17.213	17.024	17.943	18.863	19.560	19.637	19.460	19.663	19.957
	1500	18.477	16.941	16.590	16.778	17.499	18.017	18.636	18.659	18.838	18.616
α_1	500	53.159	50.519	50.701	51.397	51.406	50.064	47.856	45.601	43.458	40.477
	1000	50.612	46.504	46.751	47.848	48.542	46.813	43.625	40.248	36.523	33.349
	1500	50.971	47.370	45.804	46.089	45.055	43.168	40.468	36.013	32.676	29.864
α_2	500	53.345	49.655	50.649	54.051	59.286	64.334	67.439	69.086	72.814	75.118
	1000	54.061	51.035	51.972	56.002	61.921	66.658	70.804	71.166	73.003	74.761
	1500	53.597	49.913	50.401	53.927	59.755	66.228	69.277	75.220	76.377	76.628
h	500	22.014	20.298	19.825	20.883	21.937	23.607	24.450	25.368	26.397	26.518
	1000	20.120	18.454	18.059	18.641	19.760	20.884	21.306	21.713	22.199	22.638
	1500	19.036	17.347	17.089	17.030	18.022	18.796	19.404	20.058	20.016	19.936

表3 对不同训练样本个数 K 和局域近邻点个数 q , 采用本文方法反演地声参数所需的单位计算时间 (ms)

	$q=1$	2	3	4	5	6	7	8	9	10
$K=500$	36.34	37.89	38.38	38.59	38.69	38.74	38.83	38.95	39.10	39.17
$K=600$	36.46	37.99	38.49	38.63	38.74	38.79	38.89	39.08	39.12	39.24
$K=700$	36.55	38.01	38.57	38.71	38.82	38.85	38.94	39.09	39.14	39.03
$K=800$	36.68	38.09	38.68	38.77	38.86	38.88	39.00	39.15	39.28	39.37
$K=900$	36.71	38.18	38.74	38.79	38.93	39.01	39.09	39.26	39.38	39.45
$K=1000$	36.79	38.31	38.76	38.85	38.98	39.11	39.14	39.31	39.43	39.56
$K=1100$	36.87	38.35	38.80	38.97	39.15	39.19	39.20	39.39	39.47	39.63
$K=1200$	36.95	38.39	38.88	39.03	39.24	39.28	39.31	39.47	39.59	39.76
$K=1300$	37.02	38.44	38.97	39.11	39.28	39.32	39.33	39.55	39.68	39.84
$K=1400$	37.13	38.68	39.02	39.20	39.34	39.35	39.41	39.65	39.75	39.91
$K=1500$	37.29	38.78	39.10	39.28	39.36	39.44	39.55	39.78	39.89	40.02

类参数的反演算子 $m = f[Z(\omega)]$ 仅在很小的局域空间内能够满足假设条件式 (5), 局域点个数的增多反而会降低反演精度, 即出现了所谓的“过拟合现象”;

(3) 随着训练样本个数 K 和局域近邻点个数 q 的增加, 本文方法的计算量增加, 但整体上计算时间的增加并不明显。这是由于当 K 和 q 的取值远小于 $Z(\omega)$ 的维数时, 本文方法的计算时间主要取决于方程组 (6) 的求解过程, 而该过程的计算量是由 $Z(\omega)$ 的维数决定的。此时, K 和 q 的取值大小相对属于影响计算时间的次要因素;

(4) 多种海洋环境基线参数模型的仿真结果均表明上述规律不失一般性。因此, 根据本文方法的反演精度和计算速度与训练样本个数 K 和局域近邻点个数 q 之间的关系可知: 对实际地声参数反演问题, 在采用第1.3节给出的“留一法”选取适当的 K 和 q 时, 应综合评价方法的计算速度和反演精度, 但反演精度是需考虑的主要因素; 一般来说, 对不同的地声参数可选取相同的训练样本个数 K , 但需选择不同的局域近邻点个数 q 。

3.3 与现有方法的性能比较

仿真条件同第2.1节, 分别采用BP-OA、BP-AP、RBF-OA、RBF-AP和本文方法所得各地声参数的平均相对反演误差见表4。其中, 各方法都采用了相同的训练样本集和测试样本集, 训练样本的个数设为1000。根据第2.2节的讨论和表2的结果: 对不同的地声参数, 本文方法选取了不同的局域近邻点个数——对 c_1 、 ρ_1 和 α_1 , $q=10$ (继续增大 q , 精度会略有提高, 但变化已趋缓, 取10已可支撑本文观点); 对其它参数, 则选取平均相对反演误差达极小值时所对应的 q 值。根据表4的结果可以得出如下结论:

(1) 与BP-OA和RBF-OA方法仅利用声场幅度信息不同, BP-AP和RBF-AP方法采用的是本文新构造的阵列观测数据向量 $Z(\omega)$, 由此带来了两个方面的影响。一方面, $Z(\omega)$ 的维数更高, 相应的参数反演算子 $m = f[Z(\omega)]$ 的形式也更复杂, 从而增加了BP和RBF神经网络算法估计反演算子的困难, 不同程度的增加了计算时间, 甚至会导致反演精度的降低。另一方面, 由于 $Z(\omega)$ 同

时包含了声场的幅度和相位信息, BP-AP和 RBF-AP方法在反演时有更多的信息可利用, 从而有助于地声参数反演精度的提高。上述两方面因素相互制约, 共同决定了BP-AP和 RBF-AP方法的性能, 而人们所感兴趣的是二者影响的综合效果。通过比较仿真结果的精度可知: 与BP-OA和RBF-OA相比, 整体上BP-AP和RBF-AP的平均相对反演误差较小, 反演精度较高, 但也存在BP-AP和RBF-AP的平均相对反演误差略大于BP-OA和RBF-OA的情况(见 c_2 和 h)。另外, 通过比较仿真结果的计算时间可知: 与BP-OA和RBF-OA相比, BP-AP和RBF-AP的计算时间一般要增加1倍以上, 但反演1个地声参数所需的时间最多也不超过5 ms, 是能够满足实时反演需要的。总之, 相对而言, 前文提到的两方面因素应以后者的影响更为显著, 在由BP和RBF神经网络反演地声参数时采用本文新构造的

阵列观测数据向量 $\mathbf{Z}(\omega)$ 是获得更高反演精度且能保证一定计算速度的有效途径之一。

(2) 与BP-OA、BP-AP、RBF-OA和RBF-AP等方法相比, 采用本文方法所得各地声参数的平均相对反演误差较小, 反演精度较高。这一结果说明本文方法通过局域滤波估计地声参数反演算子的做法, 在一定程度上避免了对反演算子的整体平滑效应, 能够更好地反映出两空间之间局部映射关系的精细、复杂结构, 从而在整体上提高了反演精度。此外, 尽管本文方法的计算时间比BP-OA、BP-AP、RBF-OA和RBF-AP要高出1个数量级, 反演1个参数所需的时间大约为40 ms(见表3), 但与水声数据处理中常用的时间窗长度(一般为秒级)相比仍然很小, 完全能够满足反演的实时性要求。因此, 类似本文这种通过适当地牺牲计算时间来换取更高反演精度的做法是可取的, 从某种意义上讲也是必要的。

表4 采用BP-OA、BP-AP、RBF-OA、RBF-AP和本文方法
所得各地声参数的平均相对反演误差(%)

	BP-OA	BP-AP	RBF-OA	RBF-AP	本文方法
c_1 (m/s)	0.765	0.630	0.368	0.362	0.316
c_2 (m/s)	1.269	1.296	1.008	1.022	0.943
ρ_1 (g/cm ³)	4.114	3.814	3.922	3.633	2.599
ρ_2 (g/cm ³)	24.855	24.236	17.908	17.374	17.024
α_1 (dB/ λ)	48.750	45.387	45.245	43.101	33.349
α_2 (dB/ λ)	58.442	56.235	51.893	51.564	51.035
h (m)	29.515	29.704	19.915	19.187	18.059

4 实验研究

采用某次地中海实验数据验证 $\mathbf{Z}(\omega)$ 的有效性和本文方法的可行性。实验海域的声速剖面 and 反演采用的海底模型分别见图2和图3。水深128.9 m, 48元接收水听器垂直阵

列的阵元间距2 m, 其中最接近海底的一个阵元深度为111.7 m。声源深度74.6 m, 距离5437 m, 频率169 Hz。反演时如文献[18]的做法, 首先把总长度为1 min的接收信号平均分成40个快拍, 然后分别对每个快拍的数据反演, 最后以40次反演结果的均值作为最终反演结果。

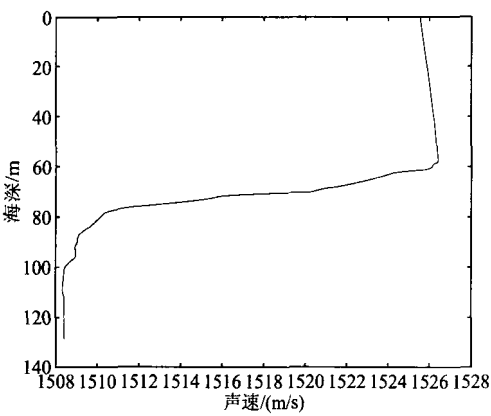


图2 实验测量的声速剖面

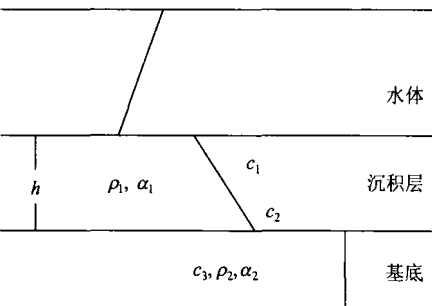


图3 反演采用的海底模型

反演中所设各参数搜索区间的下边界 (LB) 和上边界 (UB), 以及文献[18]的MF反演结果见表5所示。本文以公开发表的MF反演结果为基准参数, 用于检验BP-OA、BP-AP、RBF-OA、RBF-AP和本文方法的反演结果。表5给出了各方法反演结果与MF基准参数的相对反演误差(%)。从表5中可以看出:(1) 整体上,BP-AP比BP-OA、RBF-AP比RBF-OA的相对反演误差要小; 计算时间上虽有增加但反演1个参数的时间均不超过60ms。这一结果表明采用本文构造的阵列观测数据向量 $\mathbf{Z}(\omega)$ 有助于提高现有函数拟合类方法的计算精度, 并能保证一定的计算速度;(2) 与BP-OA、BP-AP、RBF-OA和RBF-AP的反演结果相比, 本文方法的相对反演误差较小, 与MF基准参数吻合的较好。此外, 本文方法反演1个参数的时间大约为500ms, 与文献[18]中全局优化MF反演往往需分钟以上量级的计算时间(计算机配置如2.1节)相比仍然具有很大优势, 验证了本文方法的可行性和有效性。

表5 参数搜索区间、MF基准参数及BP-OA、BP-AP、RBF-OA、RBF-AP和本文的相对反演误差 (%)

	LB	UB	MF	BP-OA	BP-AP	RBF-OA	RBF-AP	本文方法
c_1 (m/s)	1450	1550	1505	0.23	0.27	0.22	0.24	0.20
c_2 (m/s)	1500	1600	1556	0.77	0.70	0.71	0.64	0.57
c_3 (m/s)	1550	1650	1576	0.76	0.38	0.25	0.15	0.15
ρ_1 (g/cm ³)	1.2	2.2	2.0	12.61	6.00	10.19	2.52	2.90
ρ_2 (g/cm ³)	1.2	2.2	1.6	8.7	4.99	3.50	2.19	1.65
α_1 (dB/ λ)	0	0.4	0.11	50.65	45.41	48.36	31.09	25.45
α_2 (dB/ λ)	0	0.4	0.18	20.75	9.40	15.78	6.50	5.83
h (m)	0	6	3.3	5.70	4.89	5.20	4.88	3.08

5 结论

本文构造了一个同时包含有声场幅度和相位信息的阵列观测数据向量, 并基于该向

量提出了一种地声参数反演的局域滤波新方法。数值仿真和实验结果表明: 采用本文新构造的阵列观测数据向量可以改进现有神经网络方法反演地声参数的精度; 采用本文提出的新方法反演地声参数较之全局搜索算法

可以有更快的计算速度、较之神经网络方法则有更高的计算精度,是一种在精度和速度之间合理折中、比现有方法更适用于对海量数据的分批分时处理及要求实时反演的场合。此外,采用更多实验数据进一步评估本文方法的性能、引入各种先进的滤波方法进一步提高反演精度是今后的研究方向之一。

致谢: 感谢为本文提供实验数据的意大利SACLANT水下研究中心。

参 考 文 献

- [1] JENSON F B, KUPERMAN W A, PORTER M B, et al. Computational Ocean Acoustics[M]. New York: Springer-Verlag, 1994.
- [2] 汪德昭, 尚尔昌. 水声学[M]. 北京: 科学出版社, 1981.
- [3] 杨坤德, 马远良. 利用海底反射信号进行地声参数反演的方法[J]. 物理学报, 2009, 58(3): 1798-1805.
- [4] LI Z L, ZHANG R H. A Broadband Geoacoustic Inversion Scheme[J]. Chin. Phys. Lett, 2004, 21(6): 1100-1103.
- [5] 高伟, 王宁, 王好忠. 2005黄海实验混响垂直相关统计反演地声参数[J]. 声学学报, 2008, 33(2): 105-111.
- [6] GAO W, WANG N, WANG H Z. Statistical Geoacoustic Inversion from Vertical Correlation of Shallow Water Reverberation. Chinese Journal of Acoustics, 2008, 27(4): 330-337.
- [7] 李风华, 张仁和. 由脉冲波形与传播损失反演海底声速与衰减系数[J]. 声学学报, 2000, 25(4): 297-302.
- [8] DOSSO S E, WILMUT M J, LAPINSKI A-L S. An Adaptive-hybrid Algorithm for Geoacoustic Inversion[J]. IEEE J.Oceanic Engineering, 2001, 26(3): 324-336.
- [9] FALLAT M R, DOSSO S E. Geoacoustic inversion via local, global and hybrid algorithms[J]. J. Acoust. Soc. Am, 1999, 105(6): 3219-3230.
- [10] LINDSAY C E, CHAPMAN N R. Matched Field Inversion for Geoacoustic Model Parameters Using Adaptive Simulated Annealing[J]. IEEE J.Oceanic Engineering, 1993, 18(1): 224-231.
- [11] GERSTOFT P. Inversion of seismoacoustic data using genetic algorithms and a posteriori probability distributions[J]. J. Acoust. Soc. Am, 1994, 95(2): 770-782.
- [12] HUANG C F, HODGKISS W S. Matched-Field geoacoustic inversion of low-frequency source tow data from ASIAEX east China sea experiment[J]. IEEE J.Oceanic Engineering, 2004, 29(4): 952-963.
- [13] CAITI A, JESUS S M. Acoustic estimation of seafloor parameters: a radial basis function method[J]. J. Acoust. Soc. Am, 1996, 100(3): 1473-1481.
- [14] STEPHAN Y, DEMOULIN X, SARZEAUD. Neural Direct Approaches for Geoacoustic Inversion[J]. J. Comput. Acoust, 1998, 6(1): 151-166.
- [15] BENSON J, CHAPMAN N R, ANTONIOU A. Geoacoustic Inversion With Artificial Neural Networks[J]. IEEE Oceans Proceedings, 1999, 1(1): 446-451.
- [16] BENSON J, CHAPMAN N R, ANTONIOU A. Geoacoustic model inversion using artificial neural networks[J]. Inverse Problems, 2000, 16(6): 1627-1640.
- [17] YEGIREDDI S, KUMAR A. Geoacoustic inversion using adaptive neuro-fuzzy inference system[J]. Computational Geosciences, 2008, 12(4): 513-523.
- [18] GINGRAS D F, GERSTOFT P. Inversion for geometric and geoacoustic parameters in shallow water: experimental results[J]. J. Acoust. Soc. Am, 1995, 97(6): 3589-3598.