

李倩倩, 朱金龙, 罗宇, 等. 海水声速剖面基函数的重构性能分析[J]. 海洋学报, 2023, 45(11): 34–44, doi:10.12284/hyxb2023156

Li Qianqian, Zhu Jinlong, Luo Yu, et al. Reconstruction performance analysis for Basis Function of the sound speed profile[J]. Haiyang Xuebao, 2023, 45(11): 34–44, doi:10.12284/hyxb2023156

海水声速剖面基函数的重构性能分析

李倩倩^{1,2}, 朱金龙¹, 罗宇^{1*}, 彭东东¹

(1. 山东科技大学 测绘与空间信息学院, 山东 青岛 266590; 2. 哈尔滨工程大学 水声工程学院, 黑龙江 哈尔滨 150001)

摘要: 海水声速剖面通常使用经验正交函数 (Empirical Orthogonal Function, EOF) 进行稀疏表示, 然而基函数会受到数据完备性和数据测量时间的制约, 其代表性误差会导致声速剖面重构精度受限。为了提高声速剖面的重构精度, 本文利用模糊 C 均值聚类对 BOA_Argo 历史数据集进行聚类分析, 探讨不同聚类空间的训练集数据对实测声速剖面重构精度的影响。研究表明, 声速剖面具有明显的时空聚集特性, 聚类后的历史声速剖面集生成的基函数和平均声速剖面具有最优的重构性能。本文研究结果有助于为历史声速剖面训练集的选取提供实际指导意义, 进而提高声速剖面重构精度乃至反演精度。

关键词: 声速剖面; 模糊 C 均值聚类; 经验正交函数

中图分类号: P733.2

文献标志码: A

文章编号: 0253-4193(2023)11-0034-11

1 引言

随着海洋强国战略的实施, 加强维护我国近 300 万 km² 海域的海洋权益, 对海洋观测和监测技术提出了迫切要求。海洋观测是认识海洋的基本手段, 如何为国家海洋事业和经济社会发展提供全面精准的海洋信息是我国海洋科技创新的一个重要方向^[1]。海水声速是海洋观测的基本要素之一, 反映了海水的垂向分布结构^[2]。声速剖面 (Sound Speed Profile, SSP) 结构和分布是影响海洋声传播的关键因素, 探讨声速剖面变化对声学参数反演、海洋环境监测和声源定位等都具有重要的意义。海水声速主要与温度、盐度和压力有关, 不仅随空间位置发生变化, 也随时间有较大的变化。因此, 如何准确、快速地获取海水声速剖面非常重要, 目前获取海水声速剖面的方法可分为直接测量、海洋遥感和声层析^[3-5]。虽然海水声速

剖面可以通过直接测量的方法获得, 但需要投入大量的人力物力, 并且耗时很长, 难以满足近实时获取的实际需求; 海洋遥感虽然可以近实时获得大量数据, 但这些数据只是海水表层数据, 需要与历史数据结合才可以描述有限范围内的声速剖面; 声层析即利用声学反演技术获取海水声速剖面, 可以在大范围海域应用, 是较为高效的方法。

声速剖面可以表示为深度和时间 (或水平位置) 的矩阵形式, 但该表示形式需要大量的参数, 不利于声速剖面的简洁表示或者反演估计。LeBlanc 和 Middleton^[6] 的研究表明, 经验正交函数 (Empirical Orthogonal Function, EOF) 是描述声速剖面最有效的基函数。沈远海等^[7] 论证了一定区域内使用 EOF 表示浅海声速剖面可以达到较好的精度。张镇迈等^[8] 尝试在深海中使用 EOF 表示声速剖面, 利用提取的正交基可以快速准确地重构出全海深范围内的海水声

收稿日期: 2023-03-18; 修订日期: 2023-08-03。

基金项目: 山东省自然科学基金面上项目 (ZR2022MA051); 中国博士后科学基金项目 (2020M670891); 山东科技大学科研创新团队支持计划项目 (2019TDJH103); 山东省高等学校青年创新团队人才引育计划项目 (卫星定位导航研究创新团队)。

作者简介: 李倩倩 (1984—), 女, 山东省青岛市人, 副教授, 主要研究海洋环境声学反演和声源定位等水声问题。E-mail: liqianqian@sdust.edu.cn

* 通信作者: 罗宇 (1974—), 男, 四川省成都市人, 教授, 主要研究声学信号处理、海洋测绘和声学检测等技术。E-mail: luoyu@sdust.edu.cn

速。Tolstoy 等^[9]将 EOF 应用到声层析中,利用分解得到的前几阶基函数就可以较为准确地重构任一剖面,大大减少了计算量。何利等^[10]利用 EOF 表示声速剖面,从而实现南海北部声速剖面的反演。Piao 等^[11]和 Li 等^[12]研究表明,利用历史声速剖面集获取到的基函数会受到数据完备性和数据测量时间的制约,不同季节、不同海域以及不同数据集获得的 EOF 可能会有显著的差异。而利用具有显著代表性差异的经验正交基函数重构现场实验获取的声速剖面时,会带来不可忽视的误差。为了解决 EOF 的代表性问题,适当选取历史测量声速剖面集至关重要。谢骏等^[13]利用有序样本聚类方法、系统聚类方法和自组织特征映射神经网络方法将中国近海及其邻近海域声速类型划分成 3 类 13 种类型,解决了浅海、深海和过渡海区的声速剖面分类问题。杨帆等^[14]给出各声速剖面类型在不同季节分布的区域和典型声速剖面结构,并对会聚区特征进行了分析。Liu 等^[15]基于 K 均值算法聚类声速剖面重建海洋锋,得到了海湾流相关海域海洋锋的三维结构,为不同深度范围的锋区判断和海洋锋几何模型重建提供了一种新的方法。Jones 等^[16]将无监督聚类应用于南大洋 Argo 浮标温度剖面,研究了南冰洋温度剖面的空间变化特征。研究表明,声速剖面具有明显的时空聚集特性,因此,采用聚类的方法选取与实验海域声速剖面同一类型的历史声速剖面集,有助于提高 EOF 的准确性和适用性。

本文利用模糊 C 均值聚类^[17]对 BOA_Argo 历史数据集^[18]进行聚类分析,探讨不同聚类空间的训练集数据对温盐深仪(Conductivity Temperature Depth, CTD)实测声速剖面重构精度的影响。本文研究结果有助于为历史声速剖面训练集的选取提供实际指导意义,可以提高声速剖面重构精度乃至反演精度。

2 研究方法

2.1 EOF 分解

经验正交函数方法,是从一定数量的样本数据中提取出特征向量的方法。该特征向量对应前几个较大特征值,可解释原数据矩阵中所包含的绝大部分信息,从而实现数据降维。假设有 N 个声速剖面,将其插值为 M 个垂直标准层,得到声速矩阵 $C_{M \times N}$:

$$C_{M \times N} = \begin{bmatrix} c_1(1) & c_2(1) & \cdots & c_N(1) \\ c_1(2) & c_2(2) & \cdots & c_N(2) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ c_1(M) & c_2(M) & \cdots & c_N(M) \end{bmatrix}, \quad (1)$$

式中, $c_i(j)$ 为第 i 个声速剖面第 j 深度处的声速,每一列

为经过插值处理的声速剖面,每一行为所有声速剖面在同一深度的声速。

将声速矩阵 $C_{M \times N}$ 的每一行进行平均,得到平均声速剖面 $\bar{C}_{M \times 1}$ (T 代表转置):

$$\bar{C}_{M \times 1} = \frac{1}{N} \left[\sum_{i=1}^N c_i(1) \sum_{i=1}^N c_i(2) \cdots \sum_{i=1}^N c_i(M) \right]^T. \quad (2)$$

将声速矩阵 $C_{M \times N}$ 的每一列与平均声速剖面相减,得到每个声速剖面相对平均声速剖面的扰动矩阵 $\Delta C_{M \times N}$ 。奇异值分解作为一种矩阵因子分解方法,可将原矩阵分解求得特征值与特征向量,即可用“简单矩阵”表示原矩阵的全部特征,从而实现数据降维。

对扰动矩阵 $\Delta C_{M \times N}$ 进行奇异值分解,可得到

$$\Delta C_{M \times N}^T = U \Sigma V^T, \quad (3)$$

式中, U 和 V 都是酉矩阵,由于 $\Delta C_{M \times N}$ 为实矩阵,因而 $\Delta C_{M \times N} \Delta C_{M \times N}^T$ 是一个实对称矩阵,其特征值都是实数,如式(4)所示。存在正交实矩阵 V , 可以实现 $\Delta C_{M \times N} \Delta C_{M \times N}^T$ 的对角化,如式(5)所示。

$$\Delta C_{M \times N} \Delta C_{M \times N}^T = (U \Sigma V^T)^T U \Sigma V^T = V \Sigma^2 V^T, \quad (4)$$

$$\Delta C_{M \times N} \Delta C_{M \times N}^T V = V \Sigma^2. \quad (5)$$

根据式(5)可知, $V = [v_1, \dots, v_M]$ 是矩阵 $\Delta C_{M \times N} \Delta C_{M \times N}^T \in \mathbf{R}^{M \times M}$ 的特征向量,即经验正交函数,也称为 EOF 基函数; $\Sigma^2 = \text{diag}([\lambda_1, \dots, \lambda_M]) \in \mathbf{R}^{M \times M}$ 为 $\Delta C_{M \times N} \Delta C_{M \times N}^T$ 的特征值。每一个特征向量对应的特征值表示此特征向量的权重,特征值越小,其对应的特征向量(EOF)包含的信息越少。

前 m 阶 EOF 模态的累积方差贡献率可以表示为

$$E_m = \frac{\sum_{k=1}^m \lambda_k}{\text{trace}(\Sigma^2)}. \quad (6)$$

假设前 k 阶经验正交函数能够表示某海域内声速剖面的主要特征,利用前 k 阶经验正交函数可以重构海域内任意一条声速剖面:

$$\hat{C}_{M \times 1} = \bar{C}_{M \times 1} + \sum_{i=1}^k \alpha_i v_i, \quad (7)$$

式中, $\hat{C}_{M \times 1}$ 为重构的声速剖面; k 为 EOF 阶数; v_i 为第 i 阶 EOF 基函数; α_i 为 v_i 对应的系数, $\alpha = U \Sigma \in \mathbf{R}^{N \times M}$ 。

通常情况下,利用 BOA_Argo 数据集中的历史声速数据提取平均声速剖面 and EOF 基函数,对于实测现场声速剖面来讲,通过最小二乘法确定 EOF 系数,再用式(7)完成降维重构。

2.2 模糊 C 均值聚类

模糊 C 均值聚类是一种软聚类方法,通过优化目

标函数得到每个样本点的隶属度,从而决定样本点的类属以达到自动对样本数据进行分类的目的。这包含了 4 个主要参数,分别是目标函数、隶属度矩阵、簇中心以及终止条件。

目标函数本质上是各个样本点到各个簇中心加权距离的平方和,通过反复迭代计算,逐步降低目标函数的误差值,当目标函数收敛时,得到聚类结果。目标函数为

$$J_m = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^C u_{ij}^m \|x_i - c_j\|^2, \quad 1 \leq m \leq \infty, \quad (8)$$

式中, m 为聚类的簇数; N 为样本数; C 为簇中心数; c_j 表示第 j 个簇中心; x_i 表示第 i 个样本; u_{ij} 表示样本 x_i 对簇中心 c_j 的隶属度。

隶属度矩阵表示的是每个样本点属于每个簇的概率,对于单个样本 x_i ,它对于每个簇的隶属度之和为 1。对于每个样本点在哪个簇的隶属度最大就归为哪个簇,值越接近 1 表示隶属度越高,反之越低。隶属度矩阵公式为

$$u_{ij} = \frac{1}{\sum_{k=1}^C \left(\frac{\|x_i - c_j\|}{\|x_i - c_k\|} \right)^{\frac{2}{m-1}}}. \quad (9)$$

簇中心 c_j 使得目标函数最小化的过程,要保证簇内相似度最高,簇间相似度最低的聚类原则。簇中心公式为

$$c_j = \frac{\sum_{i=1}^N u_{ij}^m \cdot x_i}{\sum_{i=1}^N u_{ij}^m}. \quad (10)$$

终止条件公式为

$$\max_{ij} \left\{ \left| u_{ij}^{(t+1)} - u_{ij}^{(t)} \right| \right\} \leq \varepsilon, \quad (11)$$

式中, t 为迭代步数; ε 是一个很小的常数表示误差阈值。如果迭代更新的 u_{ij} 和 c_j 前后两次的隶属度最大变化值不超过误差阈值,表明达到最优状态。

3 数据介绍

本文分析处理了东南印度洋 DY52/I 航次航段调查工作中采集到的 17 个站位的 CTD 数据,其站点分布如图 1 所示,其中数字为站点编号。“大洋一号”调查船配备了 SBE911 系统,该 CTD 系统是一种高精度温盐深测量系统,配有双温双导探头,使用 SBE Data Processing 软件对原始数据进行数据转换、修正电导率、去除由于船只起伏导致的数据“打结”等一系列预处理,再利用电导率、压力等计算出盐度和深度,

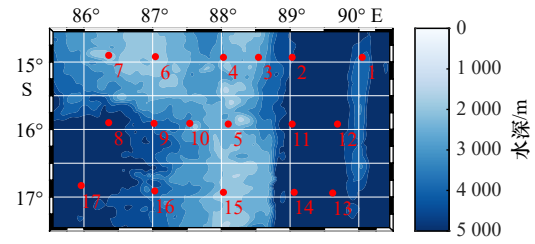


图 1 CTD 站点分布

Fig. 1 The distribution of CTD stations

利用盐度、压力和实测温度数据,通过声速经验公式 (12) [9] 计算得到声速,在深度上按与 BOA_Argo 数据相同间隔进行插值,最终转换成 mat 格式存储数据,便于后续数据处理。

$$c(S, T, P) = \Delta C_T + \Delta C_S + \Delta C_P + \Delta C_{STP}, \quad (12)$$

式中, T 为温度(单位: $^{\circ}\text{C}$); S 为盐度; P 为压力(单位: kPa); ΔC_T 为温度引起的声速误差; ΔC_S 为盐度引起的声速误差; ΔC_P 为压力引起的声速误差; ΔC_{STP} 为温盐压引起的声速误差。

本文选取印度洋 ($36.5^{\circ}\text{S} \sim 24.5^{\circ}\text{N}$, $20.5^{\circ} \sim 120.5^{\circ}\text{E}$) 为研究区域,利用来自中国 Argo 实时资料中心提供的 BOA_Argo 网格数据集,空间分辨率为水平 $1^{\circ} \times 1^{\circ}$,垂直标准层共有 58 层 ($0 \sim 1975 \text{ m}$)。

由于 CTD 数据在 $0 \sim 10 \text{ m}$ 范围内部分缺失,而且各个站点测量范围并不统一,测量最深的站点深度达到 5000 m,测量最浅的站点深度不足 1600 m,考虑到 BOA_Argo 数据集的范围为 2000 m 以浅,且深层声速时空扰动很小,可以忽略,因此本文将声速剖面的重构深度选取为 $10 \sim 1500 \text{ m}$ 。

4 声速剖面聚类与重构

4.1 声速剖面聚类

模糊 C 均值聚类首先需要确定样本的分类数,通过观察谱系聚类得到的谱系图、 K 均值聚类簇内误差平方和的变化趋势以及文献 [20] 确定声速剖面类型为 3 类,3 种类型分布如图 2 所示,图中空白区域未布放浮标或未接收到浮标信息,色标值代表声速剖面类型,黑框为 17 个 CTD 站点所在位置。

由图 2 可知,CTD 实测数据集中分布于第 II 型区域。将第 II 型声速剖面、17 个 CTD 站点声速剖面以及第 II 型平均声速剖面全部画出,如图 3 所示,其中蓝色实线表示第 II 型声速剖面,黄色实线表示 17 个 CTD 站点的声速剖面,黑色实线表示第 II 型平均声速剖面。可以看出,第 II 型与 17 个 CTD 站点之间的剖面结构存在部分差异,例如第 II 型声速包含蓝色线

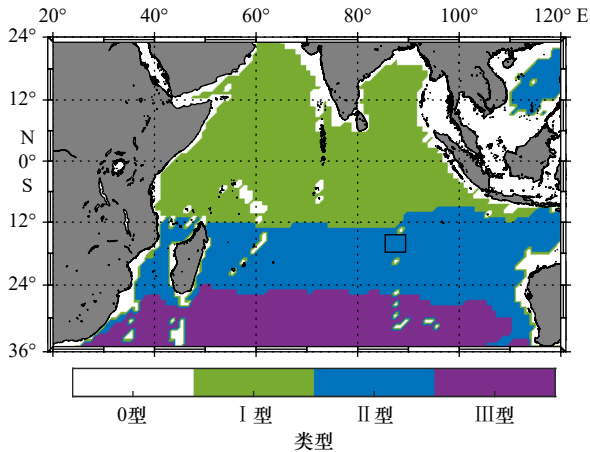


图2 BOA_Argo数据集的聚类结果

Fig. 2 Clustering results of the BOA_Argo data set

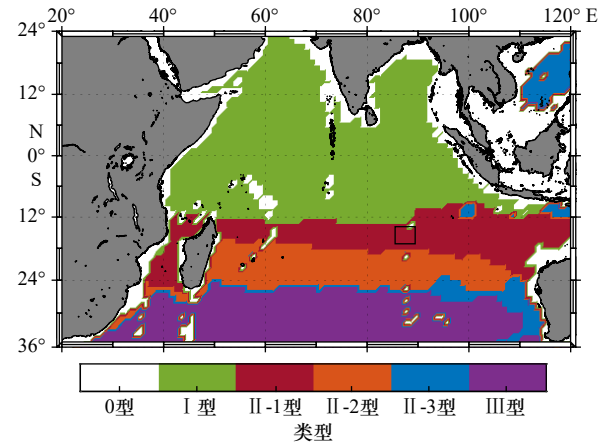


图4 第II型声速剖面进一步聚类结果

Fig. 4 Further clustering results of the sound speed profiles of Type II

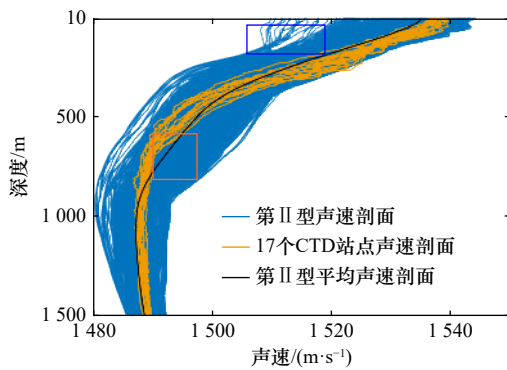


图3 第II型与CTD测量得到的声速剖面

Fig. 3 The sound speed profiles of Type II and measured by CTDs

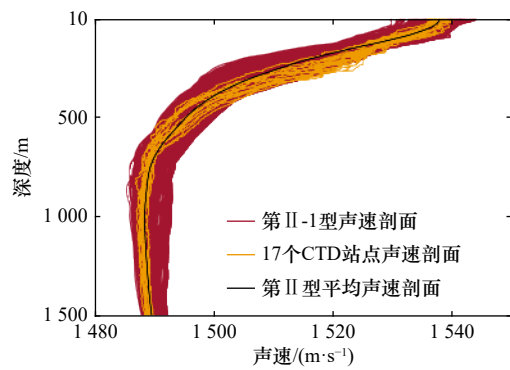


图5 第II-1型与CTD测量得到的声速剖面

Fig. 5 The sound speed profiles of Type II-1 and measured by CTDs

框标示的声速值偏小的剖面,并且如橙色线框所示,该深度的平均声速剖面与CTD测量数据之间存在明显差异,主要表现在二者的声道轴深度大约相差200 m。

为了进一步探讨第II型声速剖面可分性对EOF基函数的影响,对第II型声速剖面再一次模糊C均值聚类。进一步聚类结果如图4所示,可见CTD实测数据分布于第II-1型区域。图5为第II-1型和17个CTD站点的全部声速剖面,棕红色实线表示第II-1型声速剖面,黄色实线表示17个CTD站点的声速剖面,黑色实线表示第II-1型平均声速剖面。对比图3可以看出,此时CTD观测数据与第II-1型剖面更为相似,平均声速剖面也更符合CTD剖面变化趋势。

图6绘制了研究区域不同时期历史数据的平均声速剖面,可以看出声速剖面存在明显的时空变化。在时间上,7-9月份在浅层更容易形成等温层;在空间上,图6a、图6b、图6d主要位于热带范围内,而且越靠近赤道,100 m以浅的声速剖面结构差异性越小,图6c主要位于温带范围内,随着纬度的增大,100 m

以浅的声速剖面结构差异逐渐增大。

本次东南印度洋秋季调查工作主要开展于12月份,因此本文在选取历史数据集时,在时间域,将历史数据集选取与CTD观测时间一致的BOA_Argo数据集10-12月的声速数据作为历史数据集,分析同一区域不同基函数对声速剖面重构性能的影响。

4.2 声速剖面重构

分析不同聚类空间的训练集数据提取的EOF基函数对CTD测量剖面重构精度的影响,声速剖面重构流程如图7所示。利用式(3)分别对图3所示的全区域、第I型和第II型声速剖面进行EOF分解,得到3个集合对应的平均声速剖面 and EOF基函数,利用最小二乘法对CTD实测数据进行稀疏表示,求得EOF系数,最后利用式(7)进行剖面重构。

如图8所示,3条曲线分别表示全区域、第I型、第II型的前15阶EOF的累积方差贡献率。可见第I型声速剖面的前几阶EOF贡献率明显偏大,其主要原因是该类声速剖面结构相似,存在较强的相关性,

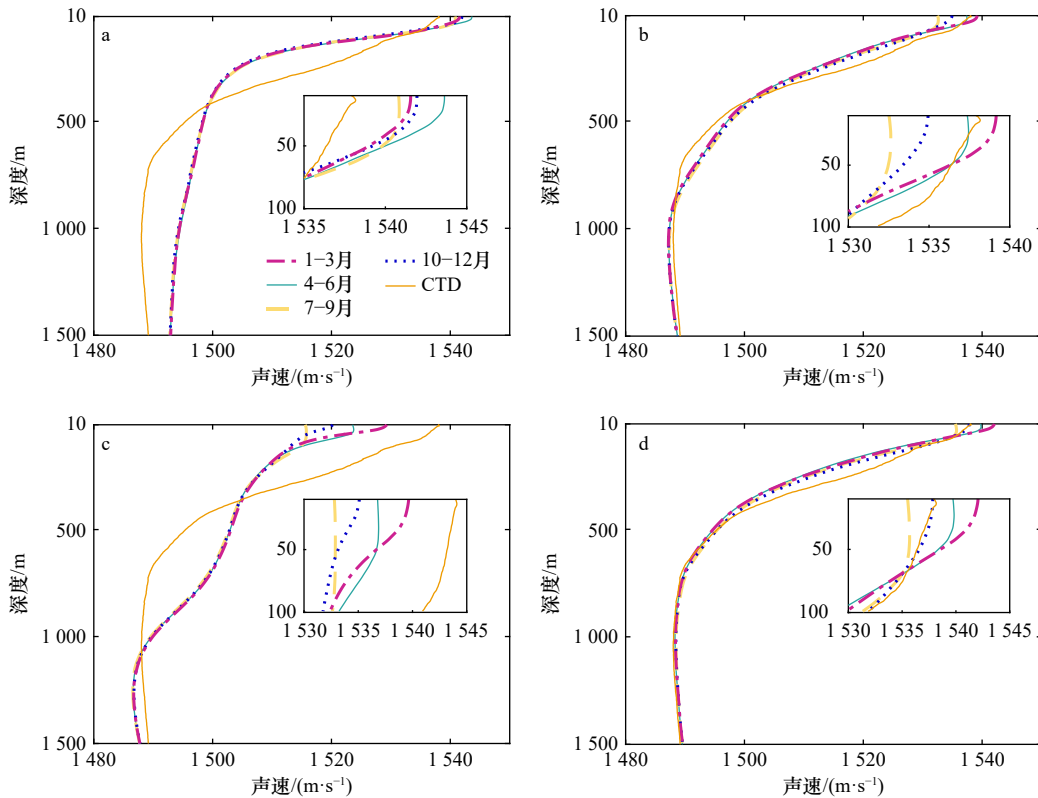


图 6 CTD 和不同区域的平均声速剖面

Fig. 6 CTD and mean sound speed profiles in different regions

a. 第 I 型; b. 第 II 型; c. 第 III 型; d. 第 II-1 型

a. Type I; b. Type II; c. Type III; d. Type II-1

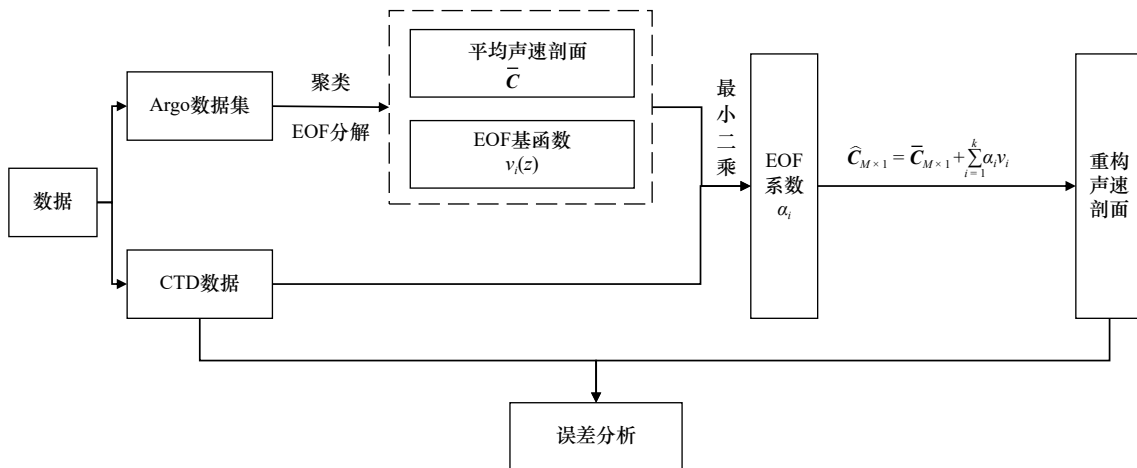


图 7 声速剖面重构流程图

Fig. 7 The flow chart of the sound speed profile reconstruction

因此前几阶 EOF 解释的程度高, 提取的信息多。总的来说, 对 3 个类型的声速剖面而言, 前 6 阶 EOF 的累积方差贡献率均超过 98%, 之后增加阶数, 累计方差贡献率变化不大。因此, 可以认为前 6 阶 EOF 就可以较好地表达研究区域声速剖面的主要特征。

本文采取均方根误差 (Root Mean Squared Error, RMSE) 对重构精度进行量化, RMSE 值越小, 声速剖

面重构精度越高。RMSE 计算公式为

$$RMSE_n = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{i=1}^M [\hat{C}_n(i) - C_n(i)]^2}, \quad (13)$$

式中, $RMSE_n$ 为第 n 个站点声速剖面的均方根误差; M 为声速剖面纵向层数; $\hat{C}_n(i)$ 为第 n 条声速剖面第 i 层

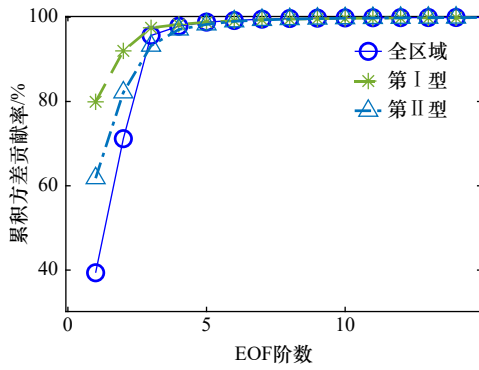


图8 EOF累积方差贡献率

Fig. 8 Cumulative variance contribution rate of EOF

的预测声速; $C_n(i)$ 为第 n 条声速剖面第 i 层的实测声速。

为了验证不同基函数和平均声速剖面的代表性误差对CTD测量声速剖面重构精度的影响,利用不同训练集中提取出的基函数和平均声速剖面对CTD测量的17条声速剖面进行重构,图9绘制了重构声速剖面的误差。图9a的训练集为聚类之前的全区域Argo剖面,图9b为聚类得到的第I型Argo剖面,图9c为聚类得到的第II型Argo剖面。图9中白色虚线表示利用式(13)计算得到的各个站点均方根误差。

图9a表明重构声速误差最大值位于第5条剖面162 m深度处,其误差约为6.22 m/s,对于所有CTD剖面来说,均方根误差不超过1.4 m/s。与图9a相比,图9b的声速重构误差明显增大,最大值位于第10条剖面的259 m深度处,其误差约为7.22 m/s,同时对于所有的CTD剖面来说,均方根误差也普遍增大,最大值为

1.63 m/s。图9c结果表明,利用CTD站点所在的第II型区域的Argo数据进行重构,声速重构精度有明显改善,绝对误差最大值降为4.81 m/s,均方根误差最大值不超过1.1 m/s。

为了进行更加直观地分析,将图9中的3条重构均方根误差一起绘制,如图10所示。可以看出,除了站点4和站点6外,利用第II型声速剖面作为训练集得到的基函数和平均声速剖面可以更好地重构CTD测量声速剖面,其主要原因是由于该类型声速剖面所在位置包含CTD测量位置,这意味着CTD测量声速剖面与第II型声速剖面是最相似的。总的来看,第I型声速剖面作为训练集得到的基函数和平均声速剖面具有最差的重构精度,其主要原因是由于第I型声速剖面所在位置与CTD测量位置差异最大,而全区域Argo剖面由于包含第II型声速剖面所在区域,因此重构精度有一定提升。上述结果表明,使用相同类型训练集得到的EOF基函数进行重构的效果会更好。

为了进一步分析重构误差随深度的分布,逐层计算其均方根误差,计算公式为

$$\text{RMSE}_m = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{j=1}^N [\hat{C}_j(m) - C_j(m)]^2}, \quad (14)$$

式中, RMSE_m 为声速剖面第 m 层的均方根误差; N 为声速剖面数; $\hat{C}_j(m)$ 为第 j 条声速剖面第 m 层的重构声速; $C_j(m)$ 为第 j 条声速剖面第 m 层的实测声速。

分别以全区域、第I型、第II型、第II-1型作为

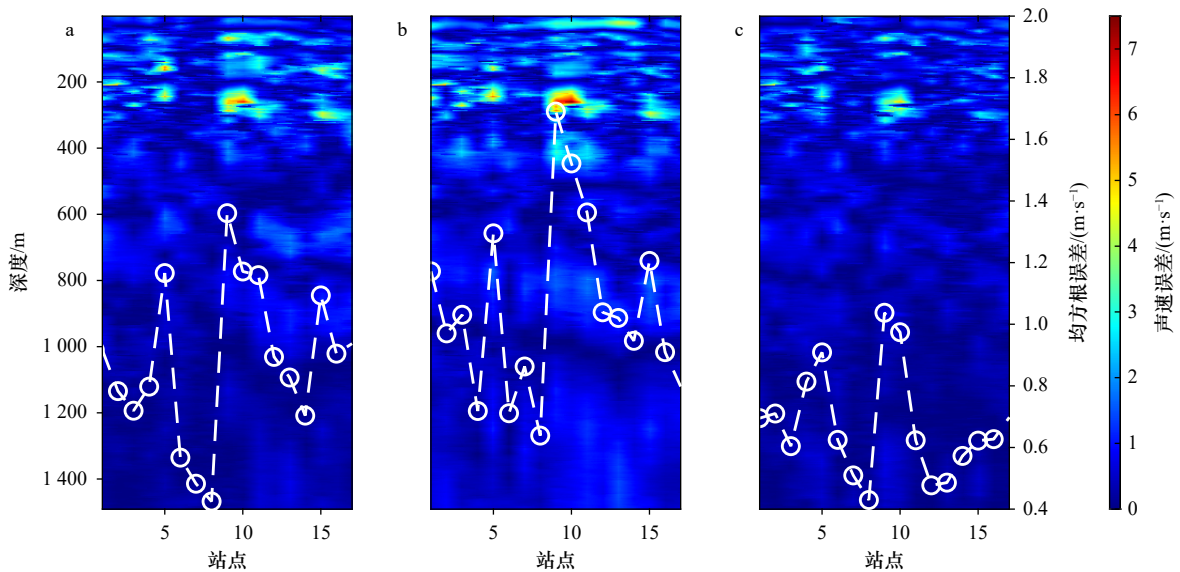


图9 CTD测量声速剖面的重构误差

Fig. 9 The reconstruction error of sound speed profiles measured by CTD

a. 全区域; b. 第I型; c. 第II型

a. Whole area; b. Type I; c. Type II

训练集提取得到的基函数和平均声速剖面重构声速剖面,其均方根误差随深度的变化如图 11 所示。可见 4 种情况下,重构声速剖面与实测声速剖面之间的均方根误差随深度变化明显,350 m 以浅均方根误差

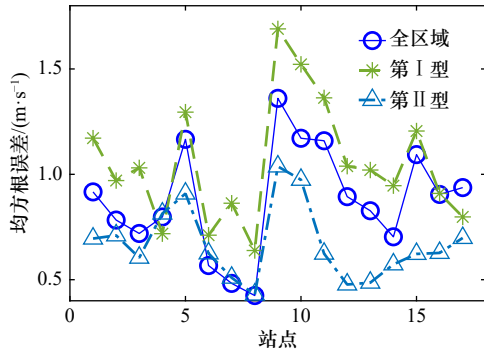


图 10 重构声速剖面的均方根误差比较

Fig. 10 Comparison of the RMSE of the reconstructed sound speed profiles

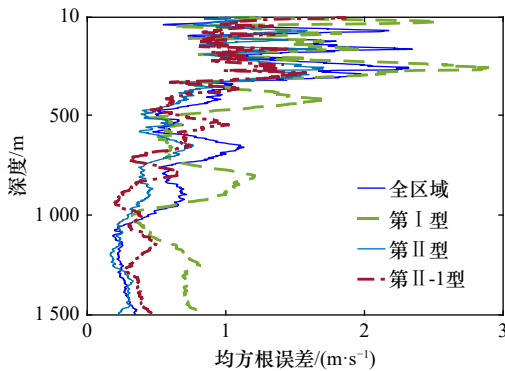


图 11 均方根误差随深度变化

Fig. 11 RMSE varies with depth

偏大,500 m 以深均方根误差变化趋缓且误差变小。其主要原因是上层海水受太阳照射和风浪作用的影响显著,其时空扰动明显,而深海声速剖面较稳定,因此重构精度高于上层海水。

用相同的方法对第 2 次聚类得到的各类型 Argo 数据集进行处理,再利用式(13)计算各站点声速剖面重构的声速误差和均方根误差。结果表明,由于 CTD 测量位置位于第 II-1 型剖面所在位置范围内,第 II-2 型和第 II-3 型的重构精度明显小于第 II-1 型(篇幅问题,这部分未展示),所以接下来只比较利用第 II 型和第 II-1 型 Argo 剖面的重构效果,图 12 分别绘制了以第 II 型和第 II-1 型 Argo 剖面作为训练集提取得到的基函数和平均声速剖面重构 CTD 剖面的误差。可见两种情况下,重构声速剖面与实测声速剖面之间的绝对声速误差相差不大,误差主要分布在 350 m 以浅,为了进行更加直观地分析,将图 12 中的两条重构均方根误差一起绘制,如图 13 所示。

图 13 表明,除了站点 4、6、8、16 和 17 外,利用第 II 型声速剖面作为训练集得到的基函数和平均声速剖面可以更好地重构 CTD 测量声速剖面。两种情况下对于所有 CTD 剖面的最大均方根误差均出现在站点 9,第 II 型误差为 1.04 m/s,第 II-1 型误差为 1.18 m/s;另外,第 II 型的 17 个站点的平均均方根误差为 0.67 m/s,第 II-1 型的 17 个站点的平均均方根误差为 0.71 m/s。上述结果表明,无论是从绝对误差,还是均方根误差角度考虑,使用第 II 型声速剖面重构精度略高。

以上分析表明,训练集的选取对声速剖面的重构

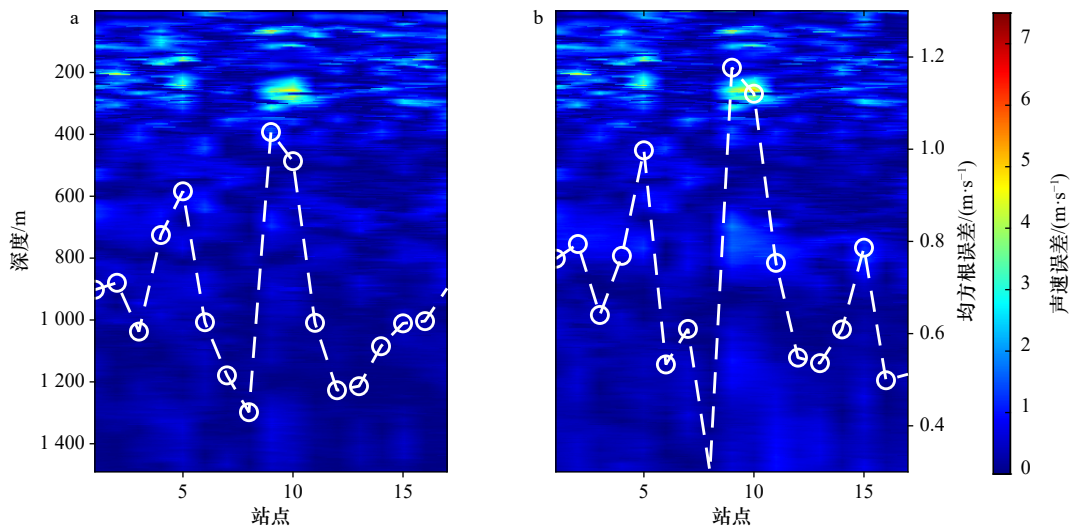


图 12 CTD 测量声速剖面的重构误差

Fig. 12 The reconstruction error of sound speed profiles measured by CTD

a. 第 II 型; b. 第 II-1 型

a. Type II; b. Type II-1

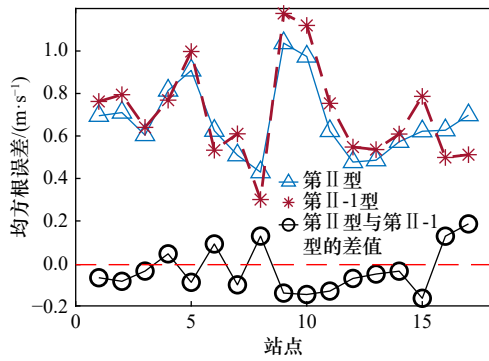


图 13 重构声速剖面的均方根误差比较

Fig. 13 Comparison of the RMSE of the reconstructed sound speed profiles

精度至关重要。如式(5)所示,声速剖面重构精度主要取决于两方面:第一,训练集提取出的 EOF 基函数是否具有代表性;第二,历史平均声速剖面是否具有代表性。针对 EOF 基函数的代表性问题,图 14 绘制了利用各训练集与 CTD 数据集提取的第 1 阶 EOF 基函数。可以看出,全区域和第 I 型训练集的第 1 阶 EOF 基函数与 CTD 数据集的差异巨大,不具有代表性,这是其重构精度低的原因之一。第 II 型和第 II-1 型与 CTD 的第 1 阶 EOF 基函数相似,计算其相关系数分别为 0.84、0.90。表 1 给出前 6 阶基函数的相关系数,相比较而言,第 II-1 型训练集提取出的 EOF 基函数更具有代表性。

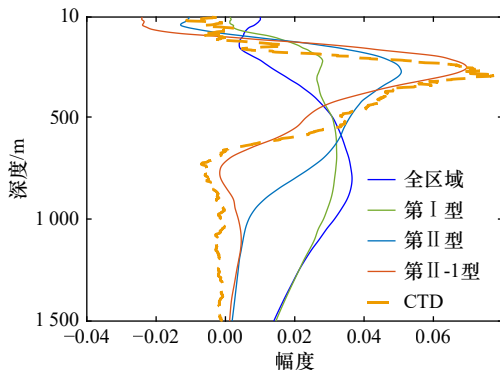


图 14 各训练集与 CTD 提取的第 1 阶 EOF 基函数幅度随深度的变化

Fig. 14 The variation of first EOF amplitude extracted from training sets and CTD with depth

表 1 不同训练集与 CTD 基函数的相关系数

Table 1 The correlation coefficient between different training sets and CTD EOFs

基函数阶数	第1阶	第2阶	第3阶	第4阶	第5阶	第6阶
第II型	0.84	0.05	0.39	0.38	0.37	0.04
第II-1型	0.90	0.51	0.89	0.49	0.51	0.13

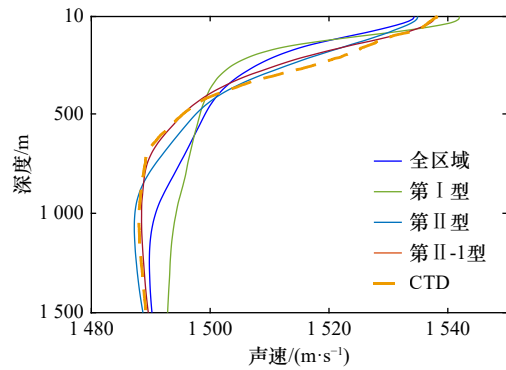


图 15 各训练集平均声速剖面

Fig. 15 The mean sound speed profiles from training sets

针对历史平均声速剖面的代表性问题,图 15 绘制了各训练集平均声速剖面与 17 个 CTD 站点平均声速剖面。可以看出,全区域和第 I 型训练集的平均声速剖面与 CTD 平均声速剖面差异明显,这是其重构精度低的原因之一。第 II 型和第 II-1 型平均声速剖面与 CTD 平均声速剖面十分相似,其均方根误差分别为 2.07 m/s 和 1.92 m/s,相比较而言,第 II-1 型训练集平均声速剖面更具有代表性。

进一步分析第 II-1 型训练集第 1 阶 EOF 基函数与平均声速剖面更具有代表性情况下,重构精度略低于第 II 型的原因。根据式(7)可知,声速误差 ΔC 为实际声速剖面 C 减去重构声速剖面 \hat{C} , 即 $\Delta C = C - \hat{C}$, 经过变换可得

$$\Delta C = C - \bar{C} - \sum_{i=1}^k \alpha_i v_i = \left| (\bar{C} - C) + \sum_{i=1}^k \alpha_i v_i \right| = |\Delta C_1 + \Delta C_2|. \quad (15)$$

以 CTD 站点 9 为例,图 16 展示了以第 II 型和第 II-1 型声速剖面作为训练集,根据式(15)对 CTD 测量得到的声速剖面进行重构时的误差分析。图 16a 表示 ΔC_1 的绝对值随深度的变化,在 200~300 m 深度范围内第 II-1 型误差大于第 II 型误差,其余大部分深度的第 II-1 型误差小于第 II 型误差,且两者最大误差均超过 10 m/s;图 16b 和图 16c 分别表示以第 II 型和第 II-1 型声速剖面作为训练集时 ΔC_1 和 ΔC_2 随深度的变化,可以看出 ΔC_1 和 ΔC_2 大致与误差等于 0 轴对称;图 16d 表示 ΔC 随深度的变化,可以明显看出 ΔC_1 和 ΔC_2 相互抵消后,误差最大值均小于 5 m/s,最终由于以第 II 型声速剖面作为训练集时, ΔC_1 和 ΔC_2 关于 0 轴对称性能更好一些,因此 ΔC 在大部分深度的误差偏小,重构精度偏高。对其他 16 个站点进行相同处理(篇幅问题,这部分未展示),也得到相同的结论。因此由于误差的相互抵消,第 II-1 型训练集基函数与平均声速剖面效果更具有代表性的情况下,大部



图 16 ΔC_1 随深度的变化(a)、以第 II 型声速剖面作为训练集时 ΔC_1 和 ΔC_2 随深度的变化(b)、以第 II-1 型声速剖面作为训练集时 ΔC_1 和 ΔC_2 随深度的变化(c)、 ΔC 随深度的变化(d)

Fig. 16 ΔC_1 changed with depth (a), ΔC_1 and ΔC_2 changed with depth (the Type II sound speed profiles as the training set) (b), ΔC_1 and ΔC_2 changed with depth (the Type II-1 sound speed profiles as the training set) (c), ΔC changed with depth (d)

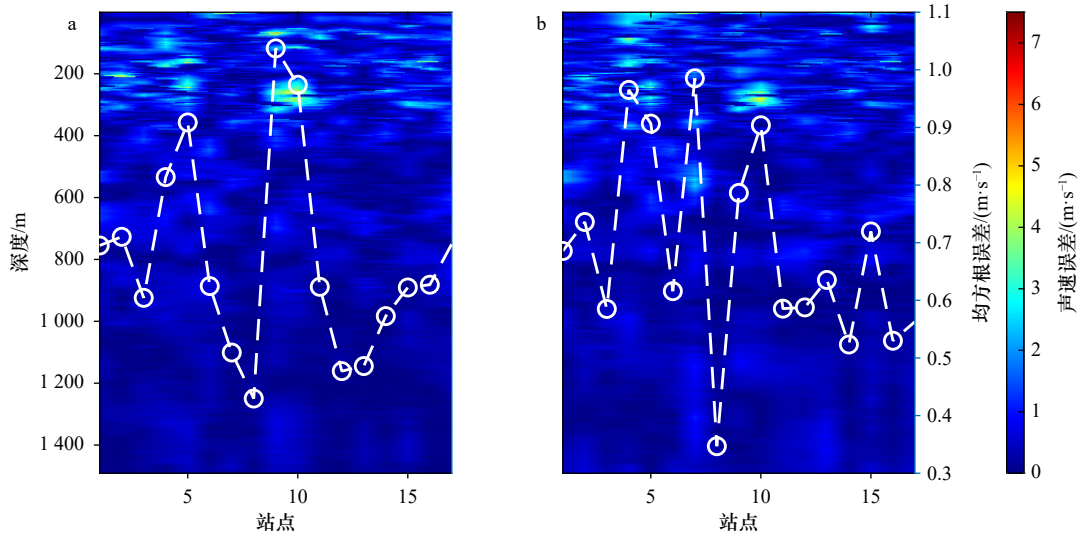


图 17 CTD 测量声速剖面的重构误差

Fig. 17 The reconstruction error of sound speed profiles measured by CTD

a. 第 II 型; b. $12^\circ \times 12^\circ$
a. Type II; b. Type $12^\circ \times 12^\circ$

分站点剖面的重构精度却略低于第 II 型。

为了进一步探讨利用聚类进行历史数据集选取的必要性, 图 17 比较了第 II 型和以目标海域为中心选取训练样本对重构精度的影响。图 17a 的训练集为第 II 型 Argo 剖面, 由于第 II 型的纬度跨度范围为 12° , 因此图 17b 以每个 CTD 站点为中心的 $12^\circ \times 12^\circ$ 区域的声速剖面为训练集。

图 17 中的两条重构均方根误差一起绘制, 如图 18 所示, 其中黑色曲线为二者的差值。可以看出大多数情况下, 利用第 II 型 Argo 剖面作为训练集具有更好

的重构精度。

最后, 对比上述不同训练集对 CTD 声速剖面的重构误差, 如表 2 所示。可以看出, 第 II 型的最大声速误差和平均均方根误差均为最小, 其最大均方根误差略大于以站点为中心选取的 $12^\circ \times 12^\circ$ 范围内的数据。但是, 以 $12^\circ \times 12^\circ$ 区域内数据作为训练集存在以下问题: 训练集数据的选取范围比较主观, 选取范围过大导致训练集数据与实测数据声速剖面差异显著, 而选取过小则会导致训练样本数量过少或者代表性不足。

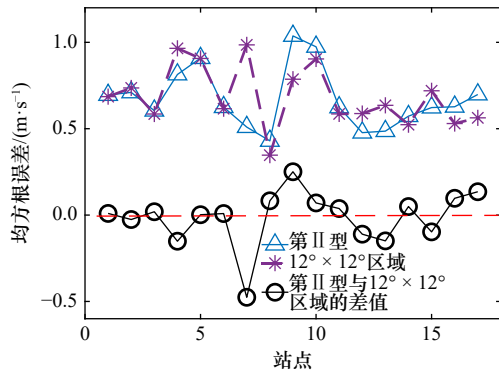


图 18 重构声速剖面的均方根误差比较

Fig. 18 Comparison of the RMSE of the reconstructing sound speed profiles

5 结论

利用中国 Argo 资料中心提供的 BOA_Argo 网格资料数据集与在印度洋某一航次调查工作得到的 17 个站点的 CTD 数据,分析了不同 Argo 声速剖面训练集对 CTD 实测声速剖面重构精度的影响。研究表明,利用模糊 C 均值聚类能够有效地对历史声速剖面

表 2 不同训练样本下 CTD 声速剖面的重构误差
Table 2 The reconstruction error of CTD profiles under different training samples

误差	训练集				
	全区域	第I型	第II型	第II-1型	12° × 12°区域
最大声速误差/(m·s ⁻¹)	6.22	7.21	4.81	5.28	4.92
最大均方根误差/(m·s ⁻¹)	1.36	1.69	1.04	1.18	0.99
平均均方根误差/(m·s ⁻¹)	0.88	1.05	0.67	0.71	0.69

进行聚类,对于印度洋海域来说,声速剖面具有显著的随纬度分布的特性。利用聚类后的训练集提取出的 EOF 基函数和平均声速剖面具有更好的代表性。该方法相比于以目标海域为中心的选取方式,既可避免由于选取范围过大而导致的训练集数据与 CTD 实测声速剖面差异显著,又可避免由于选取范围过小而导致的训练样本数量过少或者代表性不足。因此利用聚类的方法能够更加客观地选取训练集样本数据,从而生成的基函数和平均声速剖面可以更好地重构实测数据。

参考文献:

- [1] 李大海, 吴立新, 陈朝晖. “透明海洋”的战略方向与建设路径 [J]. 山东大学学报 (哲学社会科学版), 2019(2): 130–136.
Li Dahai, Wu Lixin, Chen Zhaohui. Strategic direction and construction path of transparent oceans[J]. Journal of Shandong University (Philosophy and Social Sciences), 2019(2): 130–136.
- [2] Wang Xun, Khazaie S, Chen Xue. Linear approximation of underwater sound speed profile: precision analysis in direct and inverse problems[J]. *Applied Acoustics*, 2018, 140: 63–73.
- [3] 张宝华, 赵梅. 海水声速测量方法及其应用 [J]. 声学技术, 2013, 32(1): 24–28.
Zhang Baohua, Zhao Mei. Sound speed measurement in seawater and its application[J]. *Technical Acoustics*, 2013, 32(1): 24–28.
- [4] 唐军武, 陈戈, 陈卫标, 等. 海洋三维遥感与海洋剖面激光雷达 [J]. *遥感学报*, 2021, 25(1): 460–500.
Tang Junwu, Chen Ge, Chen Weibiao, et al. Three dimensional remote sensing for oceanography and the *Guanlan* ocean profiling lidar[J]. *National Remote Sensing Bulletin*, 2021, 25(1): 460–500.
- [5] 赵航芳, 汪非易, 朱小华, 等. 海洋声学层析研究现状与展望 [J]. 海洋技术学报, 2015, 34(3): 69–74.
Zhao Hangfang, Wang Feiyi, Zhu Xiaohua, et al. Ocean acoustic tomography: current progress and future prospect[J]. *Journal of Ocean Technology*, 2015, 34(3): 69–74.
- [6] LeBlanc L R, Middleton F H. An underwater acoustic sound velocity data model[J]. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 1980, 67(6): 2055–2062.
- [7] 沈远海, 马远良, 屠庆平, 等. 浅水声速剖面用经验正交函数 (EOF) 表示的可行性研究 [J]. 应用声学, 1999, 18(2): 21–25.
Shen Yuanhai, Ma Yuanliang, Tu Qingping, et al. Feasibility of description of the sound speed profile in shallow water via empirical orthogonal functions (EOF)[J]. *Journal of Applied Acoustics*, 1999, 18(2): 21–25.
- [8] 张镇迈, 李整林, 戴琼兴. 利用有限深度声速数据重构全海深声速剖面 [J]. 声学技术, 2008, 27(5): 106–107.
Zhang Zhenmai, Li Zhenglin, Dai Qiongxing. Sound speed profile reconstruction from the data measured in a limit depth[J]. *Technical Acoustics*, 2008, 27(5): 106–107.
- [9] Tolstoy A, Diachok O, Frazer L N. Acoustic tomography via matched field processing[J]. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 1991, 89(3): 1119–1127.
- [10] 何利, 李整林, 彭朝晖, 等. 南海北部海水声速剖面声学反演 [J]. 中国科学: 物理学 力学 天文学, 2011, 41(1): 49–57.
He Li, Li Zhenglin, Peng Zhaohui, et al. Inversion for sound speed profiles in the northern of South China Sea[J]. *Scientia Sinica (Physica, Mechanica & Astronomica)*, 2011, 41(1): 49–57.
- [11] Piao Shengchun, Yan Xian, Li Qianqian, et al. Time series prediction of shallow water sound speed profile in the presence of internal solitary wave trains[J]. *Ocean Engineering*, 2023, 283: 115058.

- [12] 李倩倩, 李宏琳, 曹守莲, 等. 基于遥感数据和表层声速的全海深声速剖面反演 [J]. 海洋学报, 2022, 44(12): 84–94.
Li Qianqian, Li Honglin, Cao Shoulian, et al. Inversion of the full-depth sound speed profile based on remote sensing data and surface sound speed[J]. Haiyang Xuebao, 2022, 44(12): 84–94.
- [13] 谢骏, 胡均川, 笄良龙, 等. 海洋声速剖面的自动聚类研究 [J]. 海洋学报, 2009, 31(2): 34–39.
Xie Jun, Hu Junchuan, Da Lianglong, et al. Study on automatic clustering of sound speed profile in the ocean[J]. Haiyang Xuebao, 2009, 31(2): 34–39.
- [14] 杨帆, 王华, 高文典, 等. 北大西洋深海声速类型区划及会聚区特征分析 [J]. 海洋预报, 2021, 38(6): 103–110.
Yang Fan, Wang Hua, Gao Wendian, et al. Zoning of sound speed profile types and characteristics of convergence zone in the deep North Atlantic Ocean[J]. Marine Forecasts, 2021, 38(6): 103–110.
- [15] Liu Yuyao, Chen Wei, Chen Yu, et al. Ocean front reconstruction method based on *K*-means algorithm iterative hierarchical clustering sound speed profile[J]. *Journal of Marine Science and Engineering*, 2021, 9(11): 1233.
- [16] Jones D C, Holt H J, Meijers A J S, et al. Unsupervised clustering of southern ocean Argo float temperature profiles[J]. *Journal of Geophysical Research: Oceans*, 2019, 124(1): 390–402.
- [17] Li Bo, Xu Jin, Pan Xinxiang, et al. Marine oil spill detection with X-band shipborne radar using GLCM, SVM and FCM[J]. *Remote Sensing*, 2022, 14(15): 3715.
- [18] Li Hong, Xu Fanghua, Zhou Wei, et al. Development of a global gridded Argo data set with Barnes successive corrections[J]. *Journal of Geophysical Research: Oceans*, 2017, 122(2): 866–889.
- [19] Shi Jiulin, Xu Ning, Luo Ningning, et al. Retrieval of sound-velocity profile in ocean by employing Brillouin scattering LiDAR[J]. *Optics Express*, 2022, 30(10): 16419–16431.
- [20] Wang Hua, Li Yunbo, Li Qinghong, et al. Cluster analysis of deep water sound speed profiles in Indian Ocean[J]. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 2019, 310(5): 052048.

Reconstruction performance analysis for Basis Function of the sound speed profile

Li Qianqian^{1,2}, Zhu Jinlong¹, Luo Yu¹, Peng Dongdong¹

(1. College of Geodesy and Geomatics, Shandong University of Science and Technology, Qingdao 266590, China; 2. College of Underwater Acoustic Engineering, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China)

Abstract: Empirical Orthogonal Functions (EOFs) are usually used for sparse representation of the sound speed profile (SSP). However, due to the restriction of data completeness and measurement time, the representative error of the EOF will lead to limited accuracy of SSP reconstruction. In order to improve the reconstruction accuracy of SSP, the fuzzy *C*-means clustering algorithm is used to analyze the BOA_Argo historical data set and the reconstruction accuracy of the measured SSP based on different clustering spaces of data samples is discussed. The results shows that the SSPs are significant temporal-spatial clustering. The EOF and mean SSP generated by the clustered historical SSPs have the best reconstruction performance. The results of this paper are helpful to provide practical guidance for the selection of historical SSP training data and can improve the accuracy of SSP reconstruction.

Key words: sound speed profile; fuzzy *C*-means clustering; Empirical Orthogonal Function