



武汉大学学报(信息科学版)

Geomatics and Information Science of Wuhan University

ISSN 1671-8860, CN 42-1676/TN

《武汉大学学报(信息科学版)》网络首发论文

题目：海洋声速的稀疏表示方法比较与重构性能分析
作者：袁寒箫，唐秋华，艾松涛，刘杨
DOI：10.13203/j.whugis20240282
收稿日期：2025-01-02
网络首发日期：2025-01-21
引用格式：袁寒箫，唐秋华，艾松涛，刘杨. 海洋声速的稀疏表示方法比较与重构性能分析[J/OL]. 武汉大学学报(信息科学版).
<https://doi.org/10.13203/j.whugis20240282>



网络首发：在编辑部工作流程中，稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定，且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式（包括网络呈现版式）排版后的稿件，可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定；学术研究成果具有创新性、科学性和先进性，符合编辑部对刊文的录用要求，不存在学术不端行为及其他侵权行为；稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准，正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性，录用定稿一经发布，不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容，只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

出版确认：纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊（光盘版）》电子杂志社有限公司签约，在《中国学术期刊（网络版）》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版，以单篇或整期出版形式，在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊（网络版）》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物（ISSN 2096-4188，CN 11-6037/Z），所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

DOI:10.13203/j.whugis20240282

引用格式：

袁寒箫, 唐秋华, 艾松涛, 等. 海洋声速的稀疏表示方法比较与重构性能分析[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2025, DOI:10.13203/J.whugis20240282 (YUAN Hanxiao, TANG Qiuhua, AI Songtao, et al. Advanced Sparse Representation Techniques for Ocean Sound Velocity and Comparative Performance Analysis[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2025, DOI:10.13203/J.whugis20240282)

海洋声速的稀疏表示方法比较与重构性能分析

袁寒箫¹ 唐秋华² 艾松涛¹ 刘杨²

1 武汉大学中国南极测绘研究中心, 湖北 武汉, 430079

2 自然资源部第一海洋研究所, 山东 青岛, 266061

摘要：准确重建二维声速剖面以及三维海洋声速场对于众多海洋声学应用至关重要, 但广阔海域中声速的时空差异和随时间变化的不确定性使其成为一项困难的任務。针对海洋声速信息重构精度受限的问题, 基于经验正交函数(Empirical Orthogonal Function, EOF), 字典学习(Dictionary Learning, DL)和张量分解(Tensor Decomposition, TD)三种主流声速稀疏表示方法研究了二维声速剖面 and 三维海洋声速场的稀疏表示效果和 数据重构精度。研究表明, 在二维声速数据的稀疏表示中, DL 方法在全球范围内表现出更优的重构效果, 大部分海域的重构误差仅为 0.2 m s^{-1} 。相比之下, DL 方法在深度方向和时间维度上比 EOF 方法表现出更高的稳定性, 更适合用于二维声速数据的稀疏表示。对于三维声速场, 张量分解方法通过多个因子矩阵有效捕捉声速的三维空间变化特点, 适用于三维声速数据的稀疏表示。在大幅减少参数数量的同时, 张量分解方法实现了更加稳定且精度更高的重构结果, 整体重构误差为 0.21 m s^{-1} 。本文的研究结果有助于为多维声速信息的压缩和特征提取提供实际指导意义, 进而提高海洋声速的重构精度乃至反演精度。

关键词：海洋声速; 稀疏表示; 经验正交函数; 字典学习; 张量分解

Advanced Sparse Representation Techniques for Ocean Sound Velocity and Comparative Performance Analysis

YUAN Hanxiao¹ TANG Qiuhua² AI Songtao¹ LIU Yang²

1 Chinese Antarctic Center of Surveying and Mapping, Wuhan University, Wuhan 430079, China

2 First Institute of Oceanography, Ministry of Natural Resources, Qingdao 266061, China

Abstract: Objectives: Ocean sound velocity is a fundamental element of marine environmental observation, and accurate sound velocity information is critical for ocean exploration, underwater

收稿日期: 2025-01-02

项目资助: 国家重点研发计划(2023YFC2809100); 国家自然科学基金(42376185)

第一作者: 袁寒箫, 博士生, 主要从事海洋测绘研究。yuanhanxiao1232021@163.com

通讯作者: 艾松涛, 教授, 博士生导师。ast@whu.edu.cn

communication, navigation, and localization. Accurately reconstructing two-dimensional sound velocity profiles (SVPs) and three-dimensional ocean sound velocity fields (SVFs) is crucial for various ocean acoustics applications. However, the spatial and temporal variations and uncertainties in sound velocity across the vast ocean make this a challenging task, necessitating further investigation into sparse representations of ocean sound velocity. **Methods:** To address the problem of limited reconstruction accuracy of ocean sound velocity information, this study proposes a sparse representation method based on three mainstream approaches: Empirical Orthogonal Function (EOF), Dictionary Learning (DL), and Tensor Decomposition (TD). The sparse representation effects and data reconstruction accuracies of 2D SVPs and 3D ocean SVFs are investigated using global ocean Argo (Array for Real-time Geostrophic Oceanography) grid data. For 2D sound velocity information, the study extends to a global scale, analyzing the determination of EOF order and grid sparsity, and comprehensively comparing the reconstruction results of the EOF and DL methods. For the 3D sound velocity field, the Central Pacific Ocean serves as the experimental area. The parameter information for EOF, DL, and TD methods is determined based on the training set, and the reconstruction results for the test set are analyzed to assess the data reconstruction accuracies of the three methods. **Results:** The results demonstrate that in the sparse representation of 2D sound velocity data, DL method demonstrates superior reconstruction performance on a global scale, achieving reconstruction errors as low as $0.2 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ in most sea regions. Additionally, DL method shows greater stability in both the depth and time dimensions compared to EOF method, making them more suitable for sparse representation of two-dimensional sound velocity data. For the three-dimensional sound velocity field, the tensor decomposition method effectively captures the spatial variability of sound velocity through multiple factor matrices. This approach is well-suited for the sparse representation of three-dimensional sound velocity data, significantly reducing the number of parameters while delivering more stable and accurate reconstruction results, with an overall reconstruction error of $0.21 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$. **Conclusions:** To draw a conclusion, these experimental findings provide practical guidance for the compression and feature extraction of multidimensional sound velocity information, thereby improving the reconstruction and inversion accuracy of ocean sound velocity.

Key words: Ocean sound velocity; sparse representation; Empirical Orthogonal Function; Dictionary Learning; Tensor Decomposition

海洋声速是海洋环境观测的基本要素之一，准确的声速信息对于海洋探测、水下通信、水下导航定位具有重要的科学研究和应用价值^[1,2]。稀疏表示是信号处理中的一种技术，旨在用尽可能少的非零系数来表示原始信号^[3]。对于海洋声速信息，稀疏表示解释为利用声速数据学习降维算法的基函数，并计算对应的系数矩阵；数据重构是指基于降维方法的基函数和对应的系数矩阵恢复原始数据的过程^[4,5]。在海洋声速反演研究中，通过对声速信息稀疏表示，可以显著减少需要估计的未知参数数量，从而使原本不确定的声速反演问题易于实现^[6,7]。在水下

通信领域,通过对声速等信息进行稀疏表示,可以实现数据的压缩,有效减少了信息传递数量^[8,9]。

经验正交函数(Empirical Orthogonal Function, EOF)是较为经典的声速剖面稀疏表示方法,在声速反演研究中得到了广泛应用^[10-15]。1976年, Davis^[16]通过实验验证了 EOF 是稀疏表示声速剖面(Sound Velocity Profile, SVP)的有效基函数;1980年, Leblanc 等^[17]基于 EOF 提出了一种高效的世界 SVP 数据分析技术,能够对数据集进行大程度的压缩。字典学习(Dictionary Learning, DL)是一种表征学习方法, Biancoa 和 Gerstoff^[6]于 2017 首次将其应用在 SVP 的稀疏表示中,相比 EOF 方法 DL 不受正交性约束,可以有效地拟合原始数据。后续相关学者进一步对 EOF 和 DL 稀疏表示展开了对比分析^[18-19]。另外,基于 DL 的压缩感知方法在 SVP 反演研究中也得到了广泛研究^[20-22]。对于三维海洋声速场(Sound Velocity Field, SVF)的稀疏表示, Cheng 等^[4]将基函数学习与张量分解(Tensor Decomposition, TD)联系起来,首次将基于张量的基函数学习框架应用于三维海洋声速场的稀疏表示。Chen 等^[23]将字典学习和张量基函数学习框架结合,提出了一种三维声速场稀疏表示的张量字典学习算法。此外,也有研究将张量计算与神经网络进行结合,以充分地分析重构误差,构建平衡的声速场稀疏表示模型^[24]。

本文基于初始的经验正交函数、字典学习和张量分解方法,研究了二维 SVP 和三维 SVF 的稀疏表示和数据重构。在二维 SVP 的稀疏表示中,将研究区域扩大至全球,分析了全球范围内 EOF 阶数的选择,对比分析了 EOF 与 DL 两种方法的重构误差水平分布,以及在深度方向和时间维度的误差变化。在三维 SVF 的稀疏表示中,依据训练集数据确定了 EOF、DL 与 TD 三种方法的参数信息,通过对测试集的重构结果综合分析,讨论了各个方法的优缺点,结果表明 TD 方法更加适用于三维声速场的稀疏表示。

1 研究方法 with 实验数据

1.1 经验正交函数

经验正交函数本质上是实对称矩阵的特征向量^[25]。假设获得了 N 个历史声速剖面,其中每个剖面均包含 M 个垂直标准层,可以用矩阵 $C = [c_1, c_2, \dots, c_n] \in \mathbf{R}^{M \times N}$ 进行表示:

$$C = \begin{bmatrix} c_{11} & c_{12} & \cdots & c_{1N} \\ c_{21} & c_{22} & \cdots & c_{2N} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ c_{M1} & c_{M2} & \cdots & c_{MN} \end{bmatrix} \quad (1)$$

计算 C 中每一行的平均值,得到背景声速剖面 $\bar{C} \in \mathbf{R}^{M \times 1}$ 。 C 与 \bar{C} 之间的差异称为声速扰动,表示为 $\Delta C \in \mathbf{R}^{M \times N}$ 。 ΔC 为声速扰动矩阵,计算其协方差矩阵 $COV \in \mathbf{R}^{M \times M}$,并对协方差矩阵 COV 特征值分解,得到:

$$COV V = \Lambda V \quad (2)$$

式中 $V = [v_1, v_2, \dots, v_m] \in \mathbf{R}^{M \times M}$ 是特征向量矩阵, $\Lambda = \text{diag}[\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_m] \in \mathbf{R}^{M \times M}$ 为特征值矩阵。将特征值按从大到小的顺序排序,可以计算前 k 阶 EOF 的累计贡献率 Q :

$$Q = \sum_{i=1}^k \lambda_i / \sum_{j=1}^m \lambda_j \times 100\% \quad (3)$$

当 $Q \geq 95\%$ 时,一般认为前几阶主导的 EOF 能够有效解释声速场中的大部分扰动。对于前 k 阶 EOF,声速矩阵 C 可以表示为:

$$C = \bar{C} + \Delta C \approx \bar{C} + V^k W \quad (4)$$

式中, $V^k \in \mathbf{R}^{M \times k}$ 为前 k 个特征向量组成的 EOF 矩阵, $W \in \mathbf{R}^{k \times N}$ 为 V^k 的系数矩阵,可通过最小二乘法计算。

1.2 字典学习

EOF 通过对声速扰动主成分分析来提取特征信息,进而实现稀疏表示。而 DL 是通过大量数据学习过完备字典,将原始数据表示为字典与系数的线性组合。其实现过程包括稀疏编码和字典更新两个步骤^[26],稀疏编码是在字典固定的情况下,采用追踪算法找到最佳稀疏系数矩阵^[27,28]。字典更新过程是以重构误差最

小为准则，通过奇异值分解(Singular Value Decomposition, SVD)与 K-means 结合的 K-SVD 算法循序更新字典和系数矩阵^[29,30]。

通过 DL 稀疏表示声速矩阵 $\mathbf{C} = [\mathbf{c}_1, \mathbf{c}_2, \dots, \mathbf{c}_n] \in \mathbf{R}^{M \times N}$ ，首先初始非正交过完备字典 $\mathbf{D} = [\mathbf{d}_1, \mathbf{d}_2, \dots, \mathbf{d}_h] \in \mathbf{R}^{M \times H}$ ，矩阵 \mathbf{D} 的每一列向量 \mathbf{d}_h 表示一个原子，过完备性是指满足 $H \gg M$ 。声速矩阵 \mathbf{C} 可以表示为字典 \mathbf{D} 的线性组合：

$$\mathbf{C} = \mathbf{D}\mathbf{A} \quad (5)$$

式中， $\mathbf{A} = [\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2, \dots, \mathbf{a}_n] \in \mathbf{R}^{H \times N}$ 为 \mathbf{D} 的稀疏系数矩阵，稀疏性是指 $\|\mathbf{a}_n\|_0$ 满足 $\|\mathbf{a}_n\|_0 \leq T$ 。进一步变换式(5)，得到：

$$\hat{\mathbf{a}}_n = \arg \min_{\mathbf{a}_n} \|\mathbf{C} - \mathbf{D}\mathbf{A}\|_F^2, \text{ s.t. } \forall n, \|\mathbf{a}_n\|_0 \leq T \quad (6)$$

式中， \mathbf{a}_n 为 \mathbf{A} 的列向量， $\hat{\mathbf{a}}_n$ 表示 \mathbf{a}_n 的最优估计。将式(6)看作 l_2 范数代价函数求解问题，可以采用正交匹配追踪算法求解 \mathbf{A} 。

字典更新是在得到矩阵 \mathbf{A} 之后，逐列更新字典矩阵，使得 \mathbf{C} 的重构误差最小。K-SVD 作为先进的字典更新方法，迭代过程如下：固定矩阵 \mathbf{D} 和 \mathbf{A} ， \mathbf{D} 的第 h 个列向量记为 \mathbf{d}_h ，同时与 \mathbf{d}_h 对应相乘的 \mathbf{A} 中第 h 个行向量记为 \mathbf{a}_T^h ，式(6)可以变换为：

$$\|\mathbf{C} - \mathbf{D}\mathbf{A}\|_F^2 = \left\| \mathbf{C} - \sum_{h=1}^H \mathbf{d}_h \mathbf{a}_T^h \right\|_F^2 \quad (7)$$

假设当前更新到了第 j 个原子，式(7)表示为：

$$\left\| \mathbf{C} - \sum_{h=1}^H \mathbf{d}_h \mathbf{a}_T^h \right\|_F^2 = \left\| \mathbf{E}^j - \mathbf{d}_j \mathbf{a}_T^j \right\|_F^2 \quad (8)$$

$$\mathbf{E}^j = \left(\mathbf{C} - \sum_{h \neq j} \mathbf{d}_h \mathbf{a}_T^h \right) \quad (9)$$

式中， $\mathbf{E}^j \in \mathbf{R}^{M \times N}$ 为更新至第 j 个原子时的误差矩阵，通过对 \mathbf{E}^j 进行 SVD 分解可以实现 \mathbf{d}_j 和 \mathbf{a}_T^j 的更新。然后依次更新后续原子，在达到收敛条件或迭代次数之后，得到最优字典 \mathbf{D} 和系数矩阵 \mathbf{A} ，至此完成了 DL 稀疏表示二维声速信息的整个流程。

1.3 张量分解

海洋声速场反映了声速的三维分布，相较于二维 SVP 能够更全面地表示海洋内部空间中的声速变化。由于 EOF 和 DL 适用于处理二维矩阵，无法直接处理三维数据，在稀疏表示三维 SVF 时不能有效顾及声速的空间相关性。张量分解与字典学习的思想相似，可以将高阶张量表示为低阶张量乘积的过程^[31]，即三维 SVF 可以表示为张量之间的乘积，从而实现 SVF 的稀疏表示。

将三维 SVF 转换为三维张量 $\mathbf{C} \in \mathbf{R}^{M \times N \times Z}$ ，通过张量 Tucker 分解可以表示为：

$$\mathbf{C} = \mathcal{G} \times_1 \mathbf{U} \times_2 \mathbf{V} \times_3 \mathbf{S} \quad (10)$$

式中 $\mathcal{G} \in \mathbf{R}^{R_1 \times R_2 \times R_3}$ 表示核张量， (R_1, R_2, R_3) 为核张量的多维线性秩。 $\mathbf{U} \in \mathbf{R}^{M \times R_1}$ ， $\mathbf{V} \in \mathbf{R}^{N \times R_2}$ ， $\mathbf{S} \in \mathbf{R}^{Z \times R_3}$ 表示不同维度的因子矩阵， $(\times_n, n=1,2,3)$ 表示张量与矩阵之间的乘积，也称模态积。图 1 展示了三阶张量 Tucker 分解的原理。

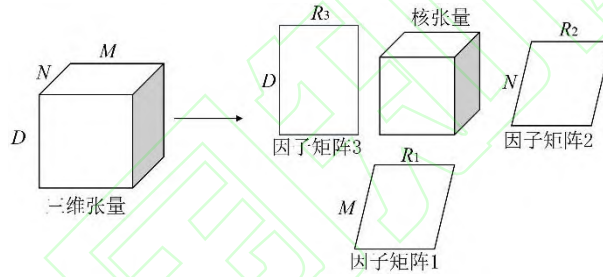


图 1 张量 Tucker 分解原理

Fig. 1 Schematic Diagram of Tensor Tucker Decomposition

将式(10)转化为 l_2 范数代价函数的求解过程，得到：

$$\arg \min_{\mathbf{C}, \mathbf{U}, \mathbf{V}, \mathbf{S}} \|\mathbf{C} - \mathcal{G} \times_1 \mathbf{U} \times_2 \mathbf{V} \times_3 \mathbf{S}\|_F^2 \quad (11)$$

为了保证张量 Tucker 分解的本征唯一性，需要对因子矩阵施加正交约束，即满足 $\mathbf{U}^T \mathbf{U} = \mathbf{I}_{R_1}$ ， $\mathbf{V}^T \mathbf{V} = \mathbf{I}_{R_2}$ ， $\mathbf{S}^T \mathbf{S} = \mathbf{I}_{R_3}$ ， $(\mathbf{I}_{R_1}, \mathbf{I}_{R_2}, \mathbf{I}_{R_3})$ 表示不同阶的单位矩阵。初始化因子矩阵 \mathbf{U} ， \mathbf{V} ， \mathbf{S} ，核张量 \mathcal{G} 可以表示为：

$$\mathcal{G} = \mathbf{C} \times_1 \mathbf{U}^T \times_2 \mathbf{V}^T \times_3 \mathbf{S}^T \quad (12)$$

根据式(11)的优化问题，得到：

$$\begin{aligned}
& \| \mathbf{C} - \mathbf{G}_{\times_1 \mathbf{U} \times_2 \mathbf{V} \times_3 \mathbf{S}} \|_{\mathbb{F}}^2 \\
& = \| \mathbf{C} \|_{\mathbb{F}}^2 - 2 \langle \mathbf{C}, \mathbf{G}_{\times_1 \mathbf{U} \times_2 \mathbf{V} \times_3 \mathbf{S}} \rangle + \\
& \quad \| \mathbf{G}_{\times_1 \mathbf{U} \times_2 \mathbf{V} \times_3 \mathbf{S}} \|_{\mathbb{F}}^2 \\
& = \| \mathbf{C} \|_{\mathbb{F}}^2 - \| \mathbf{G} \|_{\mathbb{F}}^2 \\
& = \| \mathbf{C} \|_{\mathbb{F}}^2 - \| \mathbf{C}_{\times_1 \mathbf{U}^T \times_2 \mathbf{V}^T \times_3 \mathbf{S}^T} \|_{\mathbb{F}}^2
\end{aligned} \tag{13}$$

因此，式(11)的优化问题可以转化为：

$$\arg \max \| \mathbf{C}_{\times_1 \mathbf{U}^T \times_2 \mathbf{V}^T \times_3 \mathbf{S}^T} \|_{\mathbb{F}}^2 \tag{14}$$

式(14)的优化问题可以通过交替最小二乘法进行求解。根据模态积的性质，张量分解表达式可以写成矩阵形式：

$$\arg \max \| \mathbf{U}^T \mathbf{C}_{(1)} (\mathbf{S} \otimes \mathbf{V}) \|_{\mathbb{F}}^2 \tag{15}$$

式中， $\mathbf{C}_{(1)} \in \mathbf{R}^{M \times (ND)}$ 表示张量 \mathbf{C} 在第一维度展开得到的矩阵， \otimes 表示矩阵之间的 Kronecker 积。在求解的过程中，当固定第二、三因子矩阵后，通过对 $\mathbf{C}_{(1)} (\mathbf{S} \otimes \mathbf{V})$ 奇异值分解，使用其前 R_1 个左奇异值向量更新第一因子矩阵 \mathbf{U} 。同理可以得到第二，三因子矩阵的更新方程：

$$\arg \max \| \mathbf{V}^T \mathbf{C}_{(2)} (\mathbf{S} \otimes \mathbf{U}) \|_{\mathbb{F}}^2 \tag{16}$$

$$\arg \max \| \mathbf{S}^T \mathbf{C}_{(3)} (\mathbf{V} \otimes \mathbf{U}) \|_{\mathbb{F}}^2 \tag{17}$$

式中 $\mathbf{C}_{(2)}$ ， $\mathbf{C}_{(3)}$ 分别表示张量 \mathbf{C} 在第二、三维度的展开矩阵，分别对 $\mathbf{C}_{(2)} (\mathbf{S} \otimes \mathbf{U})$ 和 $\mathbf{C}_{(3)} (\mathbf{V} \otimes \mathbf{U})$ 进行奇异值分解来更新第二，三因子矩阵。由此实现了因子矩阵的一次更新，结合式(12)得到更新后的核心张量 \mathbf{G} ，结合式(10)得到张量 \mathbf{C} 的重构结果。当满足一定迭代次数或重构误差在阈值之内时，得到最终的核张量和因子矩阵。

1.4 实验数据

本文的实验数据来源于中国 Argo 实时资料中心所提供的基于梯度相关最优插值的全球网格 Argo 数据集(Global Gridded Argo Dataset Based on Gradient-Dependent Optimal Interpolation, GDCSM_Argo)^[32]，该数据集中包含了海水温度、盐度和声速等变量。该数据集的时间分辨率为逐年逐月，空间范围覆盖了全球海洋，水平分辨率为 $1^\circ \times 1^\circ$ 。水深范围为 0-2000 dbar，分为 58 个不同间隔的水深

层,水深间隔从海面到海底 5-100 m 不等。图 2 展示了 2022 年 6 月份 GDCSM_Argo 数据的全球海面声速。

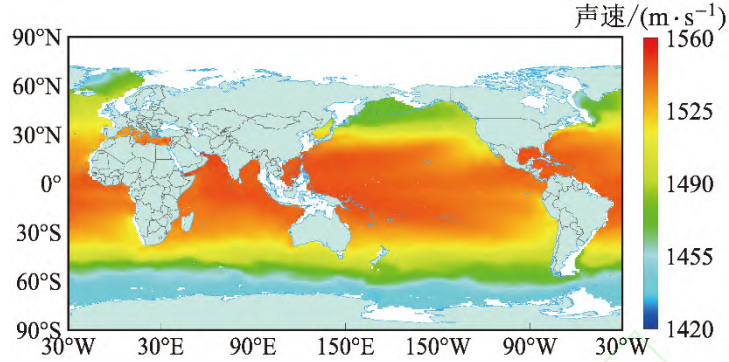


图 2 全球海面声速分布

Fig. 2 Global Distribution of Surface Sound Velocity

1.5 评价指标

为了评估不同方法对声速数据的重构精度,本文选择均方根误差(Root Mean Squared Error, RMSE)、平均绝对误差(Mean Absolute Error, MAE)和平均绝对百分比误差(Mean Absolute Percentage Error, MAPE)作为评估标准,计算公式如下,其中 c_{mnz} 和 \hat{c}_{mnz} 分别为声速真实值和重构结果, M, N, Z 表示声速数据各个维度的大小。

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{\sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N \sum_{z=1}^Z (\hat{c}_{mnz} - c_{mnz})^2}{MNZ}} \quad (18)$$

$$\text{MAE} = \frac{\sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N \sum_{z=1}^Z |\hat{c}_{mnz} - c_{mnz}|}{MNZ} \quad (19)$$

$$\text{MAPE} = \frac{100\%}{MNN} \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N \sum_{z=1}^Z \left| \frac{\hat{c}_{mnz} - c_{mnz}}{c_{mnz}} \right| \quad (20)$$

2 二维声速数据稀疏表示

2.1 实验数据预处理

在二维声速数据稀疏表示的实验中,主要研究 EOF 与 DL 两种方法对二维 SVP 的重构结果。我们选用 2004 年 1 月至 2022 年 9 月的全球 GDCSM_Argo 数

据作为实验数据，将其划分为训练集和测试集，对应的时间跨度分别为 2004 年 1 月至 2018 年 12 月，2019 年 1 月至 2022 年 9 月。

GDCSM_Argo 数据将全球划分成了 360×180 个网格，在分析全球数据时，逐网格的对 SVP 时间序列进行处理，则每个网格中训练集数据对应形状为(180, 58)的声速矩阵，测试集数据对应形状为(45, 58)的声速矩阵。由于不同位置的水深不同，一些网格的深度小于 2000 m，即 SVP 层数小于 58。对此本文制作一个掩膜，用于屏蔽水深小于 500 m 的海域，只保留水深层数大于 34 的网格，在全球范围内一共得到了 34748 个网格。

2.2 训练集数据稀疏表示

在使用 EOF 表示 SVPs 时，可以通过计算累计贡献率判断前 k 阶 EOF 的表示性能，而 DL 没有直接用于评估稀疏表示性能的参数，本文通过分析确定 EOF 的阶数，然后保持 DL 的稀疏度与 EOF 阶数相等，以保持两种方法的参数数量相等。

在分析不同阶数 EOF 的表示性能时，本文以累计贡献率大于 95% 为标准，统计了不同 EOF 阶数下全球海洋累计贡献率大于 95% 的网格个数，对应的比例以及整体 RMSE 如表 1 所示。可以发现，随着 EOF 阶数的增加，能够实现全球海洋的累计贡献率超过 95%，同时整体 RMSE 逐渐降低。当采用前 7 阶 EOF 时，图 3 展示了此时全球海洋累计贡献率的分布，可以看到大部分海域都超过了 95%，其余海域也达到了 94%。因此，在后续的二维声速稀疏表示实验中，采用前 7 阶 EOF 作为基函数，DL 的稀疏度设置为 7。

表 1 不同 EOF 阶数的参数信息

Table 1 Parameter Information Corresponding to Different EOF Orders

EOF 阶数	1 阶	2 阶	3 阶	4 阶	5 阶	6 阶	7 阶	8 阶
网格数	3	1778	15818	26905	32676	34319	34657	34741
比例	0	0.051	0.455	0.770	0.940	0.988	0.997	1
RMSE/(m·s ⁻¹)	1.225	0.757	0.535	0.412	0.333	0.277	0.236	0.204

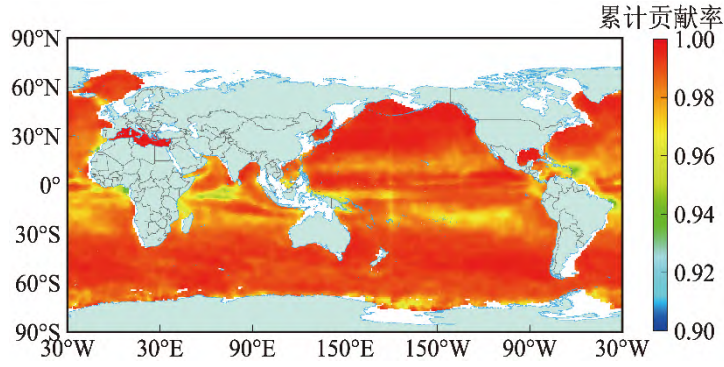
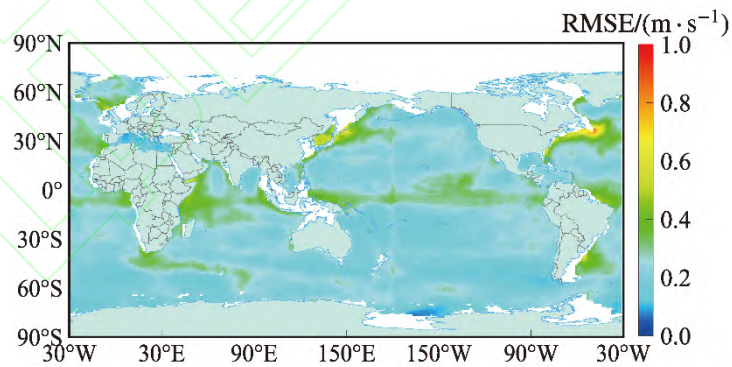


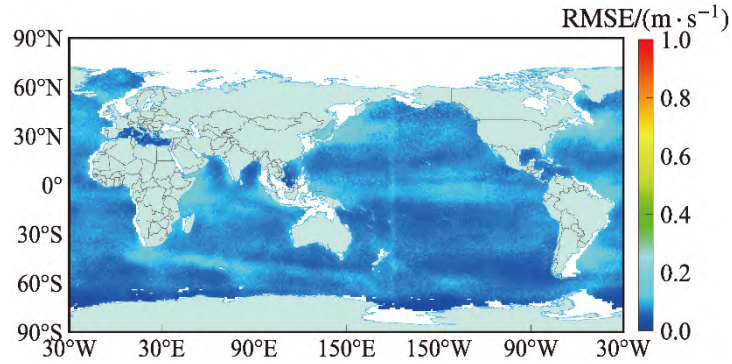
图3 全球前7阶 EOF 累计贡献率分布

Fig 3 Global Cumulative Contribution Distribution of the First 7 EOF Orders

通过 EOF 和 DL 两种方法对训练集数据稀疏表示，得到了对应的基函数和系数矩阵，然后重构训练集声速数据，与真实声速值对比并进行误差分析。图 4 展示了全球海洋每个网格的整体重构 RMSE，EOF 方法在不同海域呈现出不同大小的重构误差，大部分的误差位于 0.2 至 $0.4 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ 之间，在亚丁湾海域，西北太平洋黑潮延伸段以及北大西洋湾流附近的误差超过了 $0.6 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ 。相比之下，DL 整体误差水平明显低于 EOF，大部分区域的误差集中在 0 到 $0.2 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ 之间，表现更为出色。但同时也存在一些误差偏高的区域，分布位置与 EOF 方法相同，分析这些区域误差较大的原因，主要是这些区域存在较强的洋流活动，会引起海面及水下温盐参数的剧烈变化，导致海洋声速存在显著差异，使得重构误差增大。



(a) EOF 方法重构 RMSE



(b) DL 方法重构 RMSE

图 4 训练集数据重构 RMSE 分布

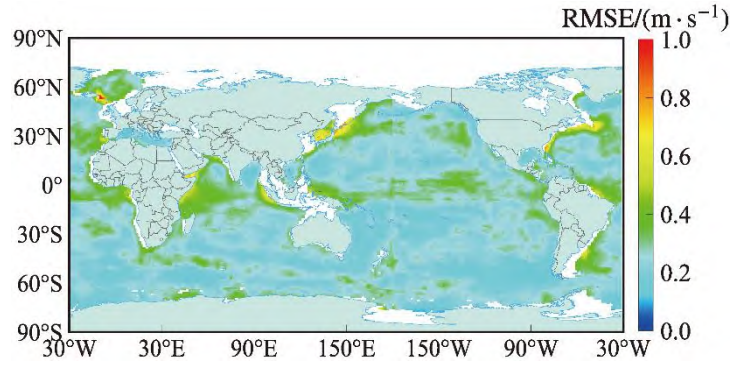
Fig 4 RMSE Distribution of Training Set Data Reconstruction

2.3 测试集重构结果分析

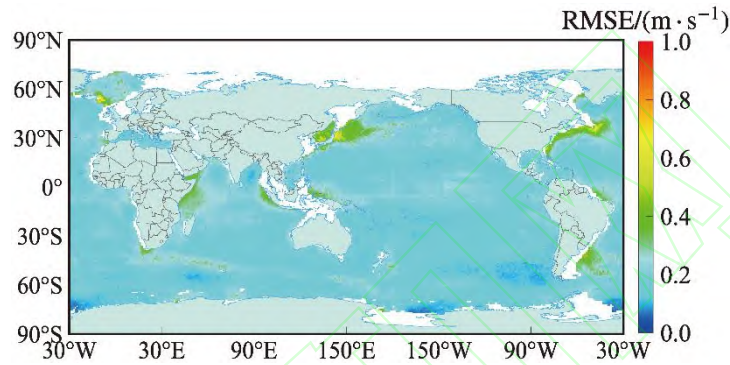
在测试集中，基于训练集的 EOF 和 DL 基函数分别采用最小二乘法、正交匹配追踪算法求解测试集中声速数据的系数矩阵，然后重构测试集中的声速数据。在对测试集重构结果进行误差分析时，将从水平方向、深度方向以及时间维度进行分析。

2.3.1 水平方向分析

在水平方向分析中，统计了两种方法在全球海洋的整体重构 RMSE，如图 5 所示。可以发现，EOF 的测试集与训练集的重构 RMSE 分布趋势相同，而且误差量级基本保持一致，表明训练集的 EOF 基函数能够有效提取 SVP 的时序变化特征，在测试集中依然能够保持稳定的重构能力。DL 的测试集与训练集的重构 RMSE 分布趋势同样相同，但误差量级得到了不同程度的增大，主要集中在训练集中误差较大的区域，表明训练集的 DL 基函数对训练集重构存在过拟合，在测试集中不能维持同样精度的重构结果。对比 EOF 和 DL 的测试集重构误差，尽管 DL 测试集的重构误差有所提升，但相比 EOF 方法，无论是在沿岸附近，还是在开阔的大洋中，DL 能够表现出更高精度的重构结果。



(a) EOF 方法重构 RMSE



(b) DL 方法重构 RMSE

图 5 测试集数据重构 RMSE 分布

Fig 5 RMSE Distribution of Test Set Data Reconstruction

2.3.2 时间维度和深度方向分析

在时间维度和深度方向分析中，本文在全球范围内均匀选取了四处位置，坐标分别为 $(80^{\circ}\text{E}, 0^{\circ}\text{N})$, $(179^{\circ}\text{W}, 40^{\circ}\text{N})$, $(130^{\circ}\text{W}, 60^{\circ}\text{S})$, $(15^{\circ}\text{W}, 30^{\circ}\text{S})$ ，以此来研究测试集的重构结果随时间和深度变化的特性。图 6 展示了这四处位置的声速真实值以及与重构结果之间的声速差值。从图 6a 可以发现，声速剖面的结构在不同位置呈现出不同的特性，表现出明显的差异，这主要与所处的地理纬度有关。图 6b 展示了四个位置的 SVP 差值，其中橙色表示 DL 方法的误差，蓝色表示 EOF 方法的误差。从整体上看，不同位置的声速差值在水深 2000 米范围内均表现出波动特征，声速差值在浅层(0-500 m)波动较大，在深层(1500-2000 m)趋于平缓。在第一处位置，两种方法的误差曲线趋势整体相同，EOF 方法在浅水层和中间水层的误差相对更大；在第二处位置，声速误差的波动与其他位置对比相对较小，对比两种方法，DL 在 0-1000 m 水深范围内能够取得更优的重构结果，在 1000-2000 m 内两种方法的误差较为接近；在第三处位置，两种方法的误差波动幅度接近，表现的较为吻合；第四处位置的声速误差曲线分布与第二处位置相似，随

深度变化呈现不同的误差分布。总体来看，DL 方法在整体深度范围内的重构误差均小于 EOF 方法，特别是在潜水层和中水层表现尤为优越。不同位置的分析也显示，DL 方法在不同海域和深度的重构精度较为稳定，而 EOF 方法的重构效果相对不佳。

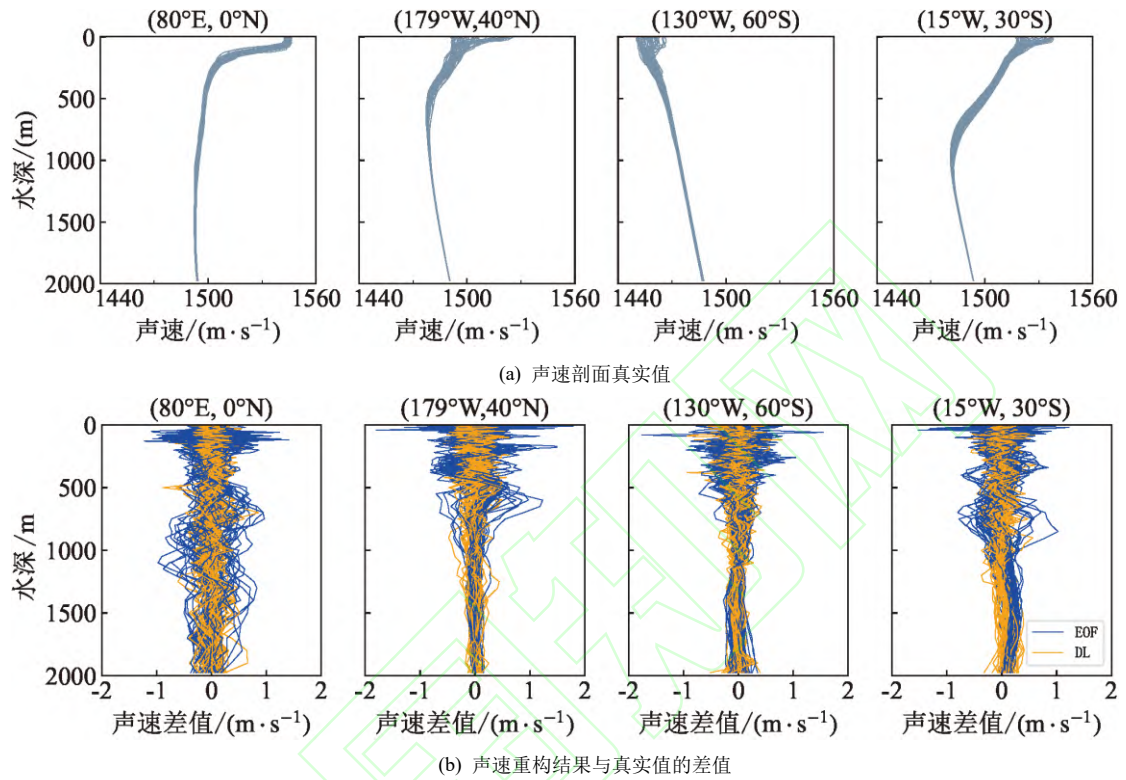


图 6 声速重构结果深度方向误差分析

Fig 6 Depth Direction Error Analysis of Sound Velocity Reconstruction Results

图 7 展示了四处位置两种方法重构 RMSE 随时间的变化情况，整体趋势表明，DL 方法的 RMSE 均低于 EOF 方法，表明 DL 方法在这些位置上的重构误差更小，重构效果更好。在所有四个位置上，EOF 方法的 RMSE 波动较大，特别是在一些月份，RMSE 达到了 $0.5 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ 以上。相比之下，DL 方法的重构误差曲线相对平滑，大多数月份都能保持在 $0.2 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ ，表明字典学习方法的基函数对于重构时变 SVP 具有更好的稳定性和较低的重构误差。

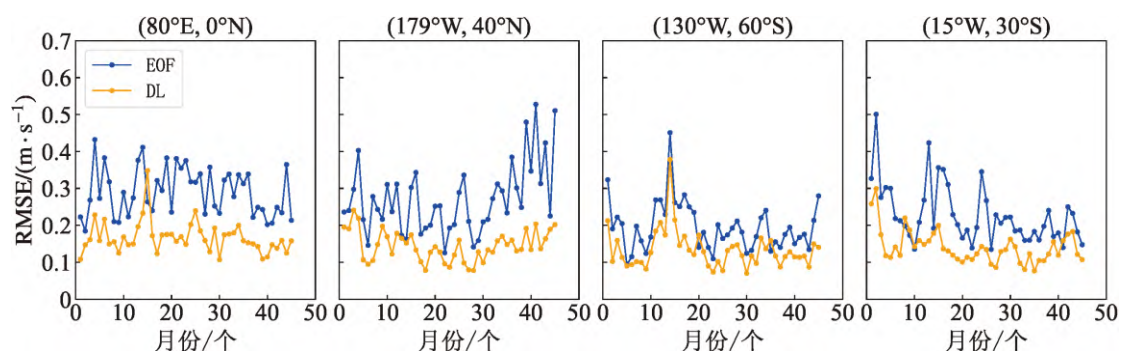


图 7 声速重构结果时间维度误差分析

Fig 7 Time Dimension Error Analysis of Sound Velocity Reconstruction Results

3 三维声速数据稀疏表示

3.1 实验数据预处理

本文选择太平洋中部(30°N-30°S, 120°W-180°W), 水深 0-2000m 的海域作为实验区域。该位置海面开阔, 水深适宜, 海洋物理过程丰富, 声速时空变化显著, 适合于三维声速数据的稀疏表示研究。将实验数据划分为训练集和测试集, 训练集数据为 2021 年 1 月份的月平均声速数据, 测试集时间跨度为 2021 年 2 月至 2022 年 9 月, 包含 20 个逐年逐月的 SVF 数据。鉴于 EOF 与 DL 方法只适用于处理二维声速矩阵, 在稀疏表示的过程中需要对三维声速数据矩阵化, 在结果分析中再恢复至原来的三维形状。

3.2 训练集数据稀疏表示

本节主要研究了 EOF, DL 和 TD 三种方法对三维声速数据的稀疏表示。通过对训练集中的三维 SVF 稀疏表示, 学习三种方法的基函数, 然后分析不同方法用于重构测试集声速的性能。在使用 EOF 稀疏表示时, 为了确定基函数的阶数, 计算了不同阶数 EOF 的贡献率, 如图 8 所示。可以发现前 6 阶 EOF 可以实现 99% 的累计贡献率, 在后续的实验中将 EOF 阶数设置为 6 和 7, DL 的稀疏度保持与 EOF 的阶数一致, 两种方法的参数数量保持相等, 表 2 给出了不同阶数的参数数量和训练集重构 RMSE。

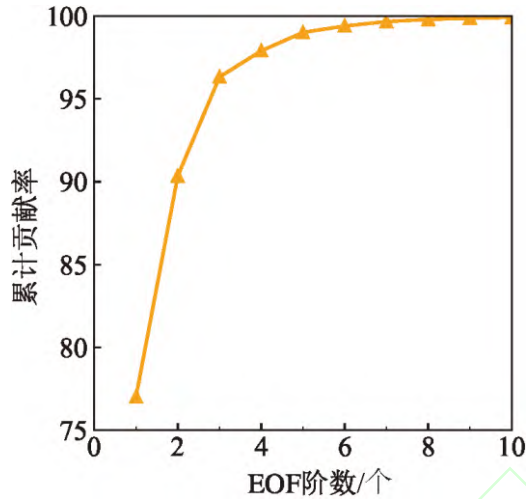


图 8 不同 EOF 阶数的累计贡献率

Fig 8 Cumulative Contribution Rate of Different Order EOFs

由于实验区域内 SVF 的三个维度形状接近，本文将张量分解中三个维度的多维线性秩设置相等，然后使用不同数值的多维线性秩对训练集数据张量分解，并计算重构结果的整体 RMSE，如图 9 所示。可以发现随着多维线性秩数值的增加，重构误差逐步降低，同时伴随着参数数量的直线上升。当多维线性秩为 30 和 35 时，RMSE 逐渐趋于平稳，在后续的实验中将多维线性秩设置为 30 和 35，对应的参数数量和重构 RMSE 见表 2。

在表 2 中，对比不同方法的参数数量和 RMSE 可以发现，DL 在与 EOF 参数相等的情况下，对三维 SVF 依然可以实现更好的重构结果，能够保持与二维 SVP 较为接近的重构 RMSE。相比之下，TD 方法的参数数量相比前两种方法得到了大幅度降低，且可以实现误差低于 $0.05 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ 的重构结果，表明 TD 可以充分捕捉声速的三维空间变化，能够有效恢复原始声速数据。

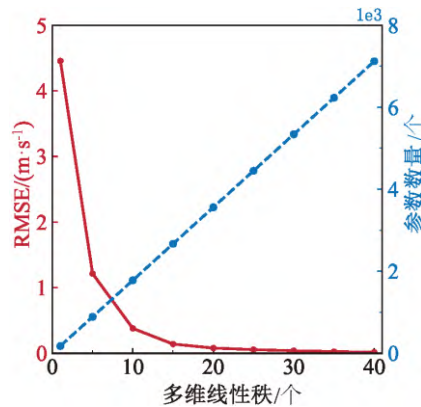


图 9 不同多维线性秩的参数数量和重构 RMSE

Fig 9 The Number of Parameters and the Reconstructed RMSE Corresponding to Different Ranks

表 2 三种稀疏表示方法的参数信息

Table 2 Parameter Information for the Three Sparse Representation Methods

变量	EOF		DL		TD	
	K=6	K=7	T=6 H=100	T=7 H=100	R1=R2 =R3=30	R1=R2 =R3=35
超参数	K=6	K=7	T=6 H=100	T=7 H=100	R1=R2 =R3=30	R1=R2 =R3=35
参数数量	21600	25200	21600	25200	5340	6230
RMSE/(m·s ⁻¹)	0.550	0.411	0.195	0.189	0.039	0.026

3.3 测试集重构结果分析

在完成训练集数据的稀疏表示之后，利用学习到的基函数分别通过最小二乘法、正交匹配追踪算法、交替最小二乘法求解 EOF, DL 和 TD 三种方法对应的测试集系数矩阵，然后对测试集中 20 个月份的三维声速场进行重构。通过与真实声速对比，进一步对测试集重构结果进行误差分析，首先进行整体误差分析，然后从时间维度、水平方向和深度方向三个方面进行分析，以充分了解三种方法的稀疏表示性能及适用性。

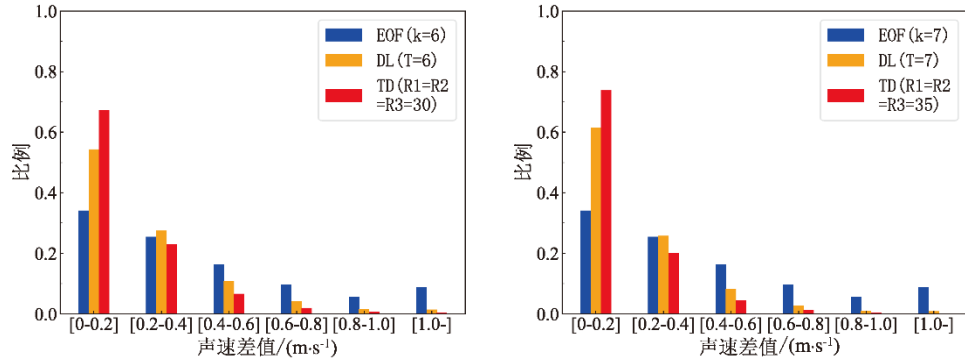
3.3.1 整体误差分析

表 3 给出了三种方法基于不同参数对测试集数据重构结果的整体 RMSE、MAE 与 MAPE。相比之下，TD 方法能够在所有指标上实现误差最小，DL 方法次之，EOF 方法的误差最大。但与训练集重构 RMSE 相比，三种方法的测试集重构误差均有了一定程度的增加。图 10 统计了重构结果与声速真值之间差值的分布区间，可以看到 TD 方法的重构结果中约有 75% 的声速差值在 0.2 m·s⁻¹ 以内，能够实现约 99% 的声速差值在 0.4 m·s⁻¹ 以内，远超过另外两种方法。

表 3 重构结果整体误差分析

Table 3 Overall Error Analysis of Reconstruction Results

评价指标	EOF		DL		TD	
	K=6	K=7	T=6 H=100	T=7 H=100	R1=R2 =R3=30	R1=R2 =R3=35
RMSE(m·s ⁻¹)	0.615	0.464	0.342	0.296	0.250	0.211
MAE(m·s ⁻¹)	0.434	0.320	0.244	0.207	0.180	0.152
MAPE	0.029	0.021	0.016	0.014	0.012	0.010



(a)k=6, T=6, R1=R2=R3=30 时误差分布 (b)k=7, T=7, R1=R2=R3=35 时误差分布

图 10 声速重构结果误差区间分布

Fig 10 Distribution of Error Intervals for Sound Velocity Reconstruction Results

3.3.2 时间维度分析

从时间维度上分析，图 11 统计了测试集 20 个月份的声速重构整体 RMSE。可以发现，三种方法的重构误差曲线呈现明显的差异。当采用前 6 阶 EOF 时，EOF 方法的重构 RMSE 在 $0.6 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ 上下波动，当采用前 7 阶 EOF 时，重构 RMSE 得到了一定程度的降低，但也均大于 $0.4 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ 。此外，EOF 方法的误差曲线波动较大，不同月份的重构 RMSE 差异最大超过 $0.1 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ 。DL 方法在稀疏度为 6 和 7 时，重构误差差异不是很大，大多数 RMSE 均位于 $0.3\text{-}0.4 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ 之间，不同月份的重构 RMSE 同样存在差异，但与 EOF 方法相比误差曲线较为平缓。TD 方法的重构误差曲线相对稳定，随时间变化波动较小，重构 RMSE 均小于 $0.3 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ 。当多维线性秩从 30 增加到 35 时，误差曲线可以看作向下平移了约 $0.05 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ 。总体来说，TD 方法可以实现误差最小的重构结果，而且在不同月份间表现得较为稳定。

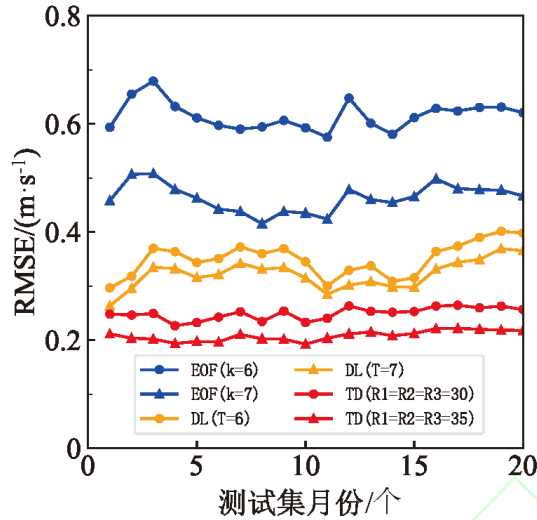


图 11 声速重构结果时间维度误差分析

Fig 11 Time Dimension Error Analysis of Sound Velocity Reconstruction Results

3.3.3 水平方向分析

在水平方向和水深方向上，仅对重构结果更好的情况进行分析，即采用 EOF 阶数和 DL 稀疏度为 7，多维线性秩为 35 时的重构结果。图 12 展示了 EOF、DL 和 TD 三种方法在 2021 年 8 月份声速重构结果的不同深度(30 m、100 m、400 m、1200 m)水平切片，以及对应的声速真实值。在水深 30 m 处，三种方法的重构结果与真实值相比整体趋势保持一致，但 TD 能够捕捉到边缘的一些细节特征，例如在(120°E, 10°N)周围的声速低值区，只有 TD 方法能够实现精准重构；在 100 m 和 400 m 处，三种方法的重构结果差异不大，均能有效捕捉声速的空间变化特征，与真实值较为接近；在 1200 m 处，三种方法的重构结果差异较大，EOF 的重构结果与真实值存在明显的偏差，DL 的重构结果虽然整体趋势上与真实相对契合，但重构结果较为模糊，对于一些细节表示不够准确，TD 的重构结果与真实值几乎一致，表现最好。

3.3.4 深度方向分析

最后从深度方向对测试集重构结果进行精度评价，图 13 展示了三种方法在不同水层深度处的 RMSE。可以发现，三种方法的重构 RMSE 随着深度的变化呈现先增大后减小的趋势。在海水表面层，EOF 的重构 RMSE 接近 $0.4 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ ，DL 的重构 RMSE 接近 $0.3 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ ，TD 的重构 RMSE 约为 $0.2 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ ；在温跃层中，声速受海水温度的变化而急剧波动，使得三种方法的重构误差均急剧增大。在 100-400 m 水深区间内，EOF 的重构 RMSE 波动较大，最大值超过了 $0.9 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ ，

DL 的重构 RMSE 相对趋于稳定，但最大值也超过了 $0.5 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ ，相比之下 TD 方法的重构 RMSE 能够稳定的维持在 $0.3 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ ，随着深度的增加缓慢较小；在深海层中，三种方法的重构 RMSE 逐渐趋于稳定，张量分解方法的重构 RMSE 逐渐稳定到 $0.1 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ 。

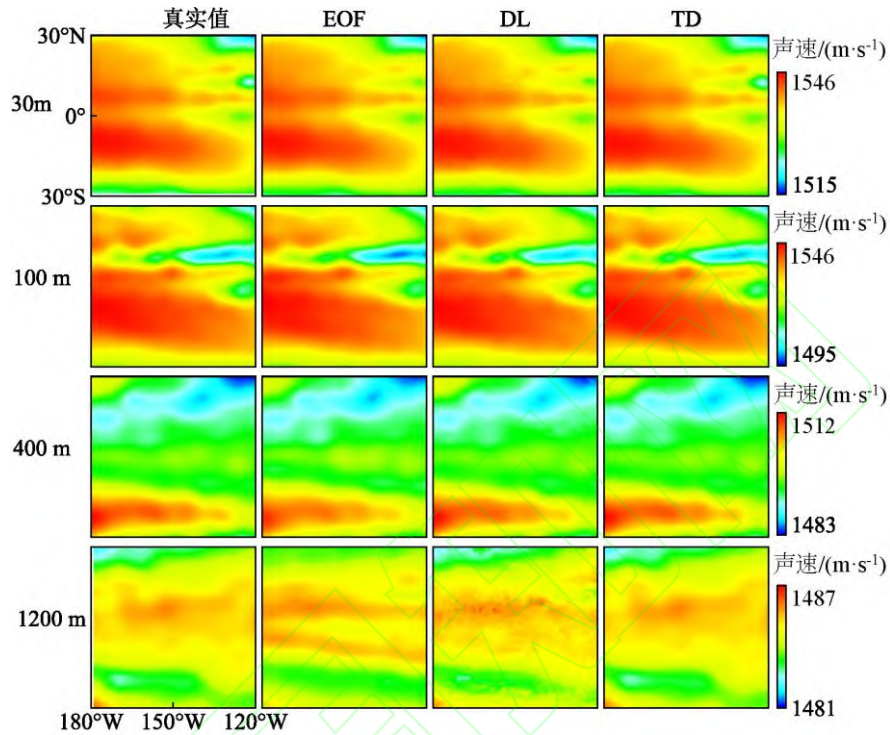


图 12 声速真实值与重构结果在水深 30 m,100m,400m,1200m 处的水平切片

Fig 12 Horizontal Slices of Real and Reconstructed Sound velocity at Water Depths of 30 m, 100 m, 400 m, and 1200 m

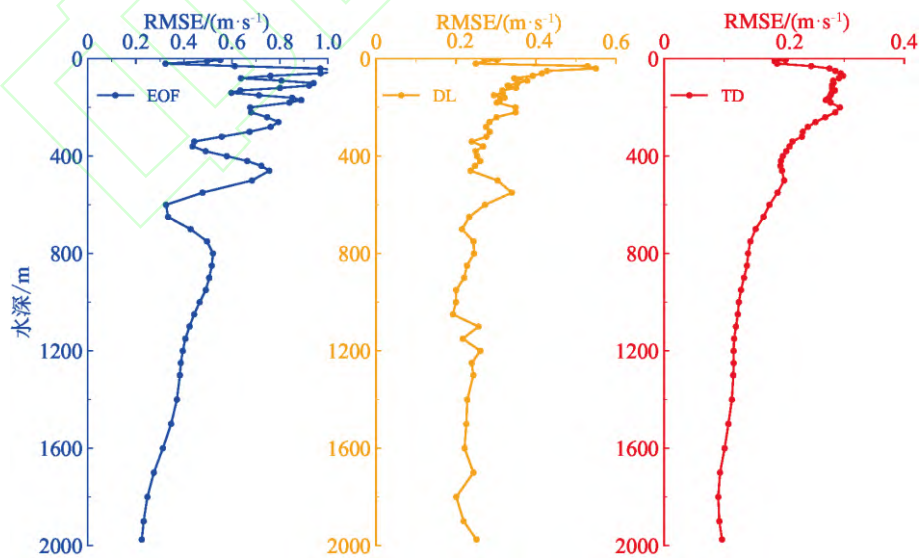


图 13 声速重构结果深度方向误差分析

Fig 13 Depth Direction Error Analysis of Sound Velocity Reconstruction Results

4 结语

本文基于经验正交函数、字典学习和张量分解三种稀疏表示方法,利用全球 Argo 网格数据研究了二维声速信息和三维声速场的稀疏表示和数据重构。在二维声速信息的稀疏表示中,本文采用 EOF 和 DL 方法对全球海洋网格中声速剖面时间序列进行稀疏表示和数据重构。研究表明,DL 方法能够在全球范围内实现更优的重构结果,整体深度范围内的重构误差均小于 EOF 方法,特别是在潜水层和中层表现尤为优越,而且 DL 的基函数对于重构时变声速剖面具有更好的稳定性和较低的重构误差。对于三维海洋声速场,研究了中部太平洋区域声速场的稀疏表示。在整体误差分析中,张量分解方法通过多个因子矩阵能够捕获声速的三维空间变化,在参数数量大幅下降的情况下能够在所有指标上实现最优。在不同维度的分析中,张量分解方法受时间变化、空间差异和深度变化的影响相对较小,能够实现稳定、精度更高的重构结果。因此,在声速反演研究以及声速数据分析处理的过程中,选用适当的稀疏表示方法可以更好地重构真实数据。

参考文献

- [1] Yang Y, Liu Y, Sun D, et al. Seafloor geodetic network establishment and key technologies[J]. *Science China Earth Sciences*, 2020, 50(7): 936-945. (杨元喜, 刘焱雄, 孙大军, 等. 海底大地基准网建设及其关键技术[J]. *中国科学: 地球科学*, 2020, 50(7): 936-945.)
- [2] Chen G, Liu Y, Li M, et al. Review on the Processing Methods of Sound Speed Errors in GNSS-Acoustic Seafloor Positioning[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2022, 47(9): 1349-1363. (陈冠旭, 刘杨, 李梦昊, 等. GNSS-声学海底定位的声速误差处理方法综述[J]. *武汉大学学报(信息科学版)*, 2022, 47(9): 1349-1363.)
- [3] Guo J, Liu G, Yu Z. Signal sparse representation theory and application[M]. Beijing: Science Press, 2013. (郭金库, 刘光斌, 余志勇, 等. 信号稀疏表示理论及其应用[M]. 北京: 科学出版社, 2013.)
- [4] Cheng L, Ji X, Zhao H, et al. Tensor-based basis function learning for three-dimensional sound speed fields[J]. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 2022, 151(1): 269-285.
- [5] Li Q, Zhu J, Luo Y, et al. Reconstruction performance analysis for Basis Function of the sound speed profile[J]. *Haiyang Xuebao*, 2023, 45(11): 34 - 44. (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.)
- [6] Bianco M, Gerstoft P. Dictionary learning of sound speed profiles[J]. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 2017, 141(3): 1749-1758.
- [7] Li Q, Li H, Cao S, 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. (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.)
- [8] Feng X, Kou S, Tan W, et al. Sparse Representation Theory and Application in Underwater Acoustic Signal Processing[J]. Acta Electronica Sinica, 2021, 49(9): 1840-1851. (冯西安, 寇思玮, 谭伟杰, 等. 水声信号处理中的稀疏表示理论及应用[J]. 电子学报, 2021, 49(09): 1840-1851.)
- [9] Kou S, Feng X, Bi Y, et al. High-resolution angle-Doppler imaging by sparse recovery of underwater acoustic signals[J]. Acta Acustica, 2021, 46(4): 519-528. (寇思玮, 冯西安, 毕杨, 等. 水声信号稀疏重构高分辨角度-多普勒成像[J]. 声学学报, 2021, 46(04): 519-528.)
- [10] Ding J, Zhou X, Tang Q, et al. Expression of Multi-beam Echo Sounding Sound Velocity Profile with Empirical Orthogonal Functions[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2007, 32(5): 446-449. (丁继胜, 周兴华, 唐秋华等. 多波束勘测声速剖面场的 EOF 表示方法[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2007, 32(5): 446-449.)
- [11] Zhang Z, Bao J, Xiao F, et al. Inversion of Sound Velocity Profile in Multibeam Survey Based on Simulated Annealing Algorithm[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2018, 43(8): 1234-1241. (张志伟, 暴景阳, 肖付民, 等. 利用模拟退火算法反演多波束测量声速剖面[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2018, 43(8): 1234-1241.)
- [12] Yuan H, Jia S, Jin S, et al. Correction for Crowd Sourced Bathymetry Data Using GA-NN Model to Inverse Sound Velocity Profiles[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2023, 48(3): 377-385. (袁浩, 贾帅东, 金绍华, 等. 利用 GA-NN 模型反演声速剖面的众源水深数据声速改正[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2023, 48(03): 377-385.)
- [13] Sun W, Bao J, Jin S, et al. Inversion of Sound Velocity Profiles by Correcting the Terrain Distortion. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2016, 41(3): 349-355. (孙文川, 暴景阳, 金绍华, 等. 多波束海底地形畸变校正与声速剖面反演[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2016, 41(3): 349-355.)
- [14] Zhou S, Zhang M, Zhou Y. Study of Empirical Orthogonal Functions Expression and Prediction of the Sound Speed Field[J]. Marine Science Bulletin, 1999, 18(5): 27-34. (周士弘, 张茂有, 周曰鹏. 海洋声速场的经验正交函数描述及声速剖面预报[J]. 海洋通报, 1999, 18(5): 27-34.)
- [15] Zhang L, Liu Y, Liu Y, et al. Modeling of time-varying characteristics of deep-sea sound velocity profile based on layered-EOF[J]. Coastal Engineering, 2022, 41(3): 209-222. (张林虎, 刘杨, 刘焱雄, 等. 基于分层 EOF 的深海声速剖面时变特征建模[J]. 海岸工程, 2022, 41(3): 209-222.)
- [16] Davis R E. Predictability of sea surface temperature and sea level pressure anomalies over the North Pacific Ocean[J]. Journal of Physical Oceanography, 1976, 6(3): 249-266.
- [17] 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.
- [18] Sun S, Zhao H. Sparse representation of sound speed profiles based on dictionary learning[C]//2020 13th International Congress on Image and Signal Processing, BioMedical Engineering and Informatics (CISP-BMEI). IEEE, 2020: 484-488.

- [19] Wang K, Li F, Yang X. Shallow water passive acoustic tomography using dictionary learning[J]. *Technical Acoustics*, 2022, 41(5): 637-641. (汪恺, 李风华, 杨习山. 利用字典学习的浅海被动声层析[J]. *声学技术*, 2022, 41(05): 637-641.)
- [20] Gerstoft P, Mecklenbräuker C F, Seong W, et al. Introduction to compressive sensing in acoustics[J]. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 2018, 143(6): 3731-3736.
- [21] Bianco M, Gerstoft P. Compressive acoustic sound speed profile estimation[J]. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 2016, 139(3): EL90-EL94.
- [22] Choo Y, Seong W. Compressive sound speed profile inversion using beamforming results[J]. *Remote Sensing*, 2018, 10(5): 704.
- [23] Chen P, Cheng L, Zhang T, et al. Tensor dictionary learning for representing three-dimensional sound speed fields[J]. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 2022, 152(5): 2601-2616.
- [24] Li S, Cheng L, Zhang T, et al. Striking the right balance: Three-dimensional ocean sound speed field reconstruction using tensor neural networks[J]. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 2023, 154(2): 1106-1123.
- [25] Zhong W, Qu K, Liang Y. Profile reconstruction based on empirical orthogonal function and its physical meaning analysis[J]. *Ocean Technology*, 2022, 41(01): 57-64. (钟玮琪, 屈科, 梁羿. 基于经验正交函数的剖面重构及其物理意义分析[J]. *海洋技术学报*, 2022, 41(01): 57-64.)
- [26] Tošić I, Frossard P. Dictionary learning[J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2011, 28(2): 27-38.
- [27] Tropp J A, Gilbert A C. Signal recovery from random measurements via orthogonal matching pursuit[J]. *IEEE Transactions on information theory*, 2007, 53(12): 4655-4666.
- [28] Mota J F C, Xavier J M F, Aguiar P M Q, et al. Distributed basis pursuit[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2011, 60(4): 1942-1956.
- [29] Engan K, Aase S O, Husoy J H. Method of optimal directions for frame design[C]//1999 IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing. Proceedings. ICASSP99 (Cat. No. 99CH36258). IEEE, 1999, 5: 2443-2446.
- [30] Abdi H. Singular value decomposition (SVD) and generalized singular value decomposition[J]. *Encyclopedia of measurement and statistics*, 2007, 907(912): 44.
- [31] Kolda T G, Bader B W. Tensor decompositions and applications[J]. *SIAM review*, 2009, 51(3): 455-500.
- [32] Zhang C, Wang D, Liu Z, et al. Global gridded argo dataset based on gradient-dependent optimal interpolation[J]. *Journal of Marine Science and Engineering*, 2022, 10(5): 650.

网络首发:

标题: 海洋声速的稀疏表示方法比较与重构性能分析

作者: 袁寒箫, 唐秋华, 艾松涛, 刘杨

收稿日期: 2025-01-02

DOI:10.13203/j.whugis20240282

引用格式:

袁寒箫, 唐秋华, 艾松涛, 等. 海洋声速的稀疏表示方法比较与重构性能分析[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2025, DOI:10.13203/J.whugis20240282 (YUAN Hanxiao, TANG Qiuhua, AI Songtao, et al. Advanced Sparse Representation Techniques for Ocean Sound Velocity and Comparative Performance Analysis[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2025, DOI:10.13203/J.whugis20240282)

网络首发文章内容和格式与正式出版会有细微差别, 请以正式出版文件为准!

您感兴趣的其他相关论文:

利用 GA-NN 模型反演声速剖面的众源水深数据声速改正

袁浩, 贾帅东, 金绍华, 张立华, 王华

武汉大学学报(信息科学版), 2023, 48(3): 377-385.

<http://ch.whu.edu.cn/article/doi/10.13203/j.whugis20200515>

一种多波束声速剖面反演与海底地形校正技术

马凯, 徐卫明, 许坚, 董洲洋

武汉大学学报(信息科学版), 2019, 44(4): 525-531.

<http://ch.whu.edu.cn/article/doi/10.13203/j.whugis20170112>

利用模拟退火算法反演多波束测量声速剖面

张志伟, 暴景阳, 肖付民, 辛键

武汉大学学报(信息科学版), 2018, 43(8): 1234-1241.

<http://ch.whu.edu.cn/article/doi/10.13203/j.whugis20160304>