

引用格式:刘玉耀,陈伟,陈羽,等.水下声速剖面构建方法研究进展[J].信息对抗技术,2024,3(5):1-18. [LIU Yuyao, CHEN Wei, CHEN Yu, et al. Research progress on methods for constructing underwater sound speed profile[J]. Information Countermeasure Technology, 2024, 3(5):1-18. (in Chinese)]

## 水下声速剖面构建方法研究进展

刘玉耀,陈伟,陈羽,孟洲\*

(国防科技大学气象海洋学院,湖南长沙 410073)

**摘要** 作为决定水声信号传播模式的重要因素之一,声速剖面反映了海水声速自海表至海底的变化,对其准确实时地构建水下信息系统的建设至关重要。面向水声探测领域,分析并总结了水下声速剖面构建方法的研究进展。根据支撑数据源的不同,主流的方法可以分为直接测量法、统计-回归重构法以及声学反演法。在直接测量法方面,介绍了仪器直接测量法以及参数测量算法;在统计-回归重构法方面,总结了以经验正交函数回归为核心的重构框架以及结合神经网络的优化算法;在声学反演法方面,讨论了基于声场观测数据的匹配场处理及深度学习框架的性能。传统的直接测量法精度最高,但大范围应用的成本较高;统计-回归重构法提高了便捷性,但依赖于数据库的数据质量;声学反演法尽管可解释性很强,但难以应用于声呐系统无法覆盖的区域。未来的水下声速剖面构建应着眼于智能化、精细化、实时化,可为复杂海洋背景下的信息系统建设提供满足多层次需求的声速剖面构建结果。

**关键词** 水声探测;声速剖面;直接测量;统计-回归重构;声学反演

中图分类号 P 733.2

文章编号 2097-163X(2024)05-0001-18

文献标志码 A

DOI 10.12399/j.issn.2097-163x.2024.05.001

## Research progress on methods for constructing underwater sound speed profile

LIU Yuyao, CHEN Wei, CHEN Yu, MENG Zhou\*

(College of Meteorology and Oceanography, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

**Abstract** As one of the important factors determining the propagation mode of underwater acoustic signals, the sound speed profile reflects the changes in seawater sound speed from the sea surface to the seabed. It is crucial for the accurate and real-time construction of underwater information systems. In the field of underwater acoustic detection, this paper analyzed and summarized the research progress on methods for constructing underwater sound speed profile. According to the different supporting data sources, mainstream methods can be divided into direct measurement, statistical-regression reconstruction and acoustic inversion. In terms of direct measurement methods, this paper introduced the instrument direct measurement method and the parameter measurement calculation method. In terms of statistical-regression reconstruction methods, it summarized the reconstruction framework centered on empirical orthogonal function regression and the optimization algorithm combined with neural networks. In terms of acoustic inversion methods, it discussed the performance of matched

field processing and deep learning frameworks based on sound field observation data. The traditional direct measurement method has the highest accuracy, but its cost for large-scale application is relatively high; the statistical-regression reconstruction method improves convenience, but it relies on the data quality of the database; although the acoustic inversion method has strong interpretability, it is difficult to apply to areas that sonar systems cannot cover. Future construction of underwater sound speed profile should focus on intelligence, refinement, and real-time capabilities. This can provide results for the construction of information systems in complex marine environments that meet multi-level requirements for sound speed profile construction.

**Keywords** underwater acoustic detection; sound speed profile; direct measurement; statistical-regression reconstruction; acoustic inversion

## 0 引言

建设水下综合定位、导航、定时和通信等海洋信息系统是国家信息化建设的重要内容之一,这对于提升国家的海洋开发能力、维护海洋权益、促进海洋科学研究以及增强海上安全保障具有重大意义<sup>[1]</sup>。海水中声信号的衰减远小于无线电信号和光信号,因此声信号成为海洋信息传播的主要信号载体。在水声探测领域,任何水声信号传播问题的研究基础是准确的声场计算与合理的声场分析。声速沿海水垂向深度的分布称为声速剖面(sound speed profile, SSP)。海洋作为一个复杂的非线性系统,其温度、盐度以及深度具有复杂的动态时空变化特性,作为以上参数的函数,也使得 SSP 具有复杂的结构特点及变化特征<sup>[2]</sup>。SSP 是海洋声场计算与分析所必需的先验信息,准确、实时获取 SSP 有助于得到更精确、更快速的声场计算与分析结果,这对于海洋信息系统的建设具有重要的推动作用。

为了实现水下 SSP 的高效构建,研究者们提出了诸多技术方案。从支撑数据类型的角度出发,本文将当前主流的 SSP 构建方法分为直接测量法、统计-回归重构法以及声学反演法。直接测量法主要借助实时实地测量的水文数据构建 SSP,统计-回归重构法主要依赖于历史海洋数据库实现 SSP 重构,声学反演法的重要依据是声呐系统得到的声场观测数据。面向水声探测领域,本文回顾了水下声速剖面构建方法的研究进展,通过对这些方法的系统梳理,阐明了各类方法的优势和局限性,并对下一步的研究方向进行了展望,以期后续该领域的研究提供参考。

## 1 水下声速剖面直接测量法

作为获取 SSP 最直接的方法,直接测量法得到的 SSP 精确度最高,其测量结果也是检验其他方法性能表现的绝对标准和重要依据。

### 1.1 仪器直接测量法

首次对水下声速进行系统性测量的尝试可追溯到 1827 年著名的 Lake Geneva 实验。在这场由瑞士物理学家 DANIEL 与法国数学家 CHARLES 共同主导的实验中,他们通过监听远处潜水钟发出的铃声成功地测定出了湖水中的声速<sup>[3]</sup>。然而,受限于当时的实验环境和设备条件,他们未能进一步探究声速随水深的变化。随着电子技术的飞跃,声速剖面仪(sound velocity profiler, SVP)在 20 世纪 50 年代应运而生,它主要依靠收发换能器在预设距离内精确测定声速,并辅以温度补偿装置与压力传感器来校准水深数据<sup>[2]</sup>。依据声速测量的技术路径,SVP 可分为环鸣法<sup>[4]</sup>、相位法<sup>[5]</sup>、脉冲叠加法<sup>[6]</sup>及驻波干涉法<sup>[7]</sup>等多种类型。当前主流的 SVP 产品多基于环鸣法的核心理念构建。此方法通过发射换能器释放脉冲,该脉冲在海水介质中传播既定距离后被接收换能器捕获,经信号放大、整形与辨识后触发发射电路形成连续循环,从而产生触发脉冲序列。忽略电声转换间的微小延迟,该序列的重复周期直接反映了声波穿越固定距离的时间,进而推算出海水的声速。由于规避了每次循环中电声与声电转换可能引入的误差,相位法成为另一种广泛应用的技术。相位法基于收发信号间的相位差异,结合固定频率的波长计算得出海水声速。以上 2 种方法所驱动的设备设计相对直观,操作中也无须频繁调整。脉冲叠加法与

驻波干涉法的实施则依赖于复杂且精密的测量系统。为了确保测量过程的稳定性,往往需要对信号频率(或发射周期、扫描速率)实施动态反馈调整,这一过程耗时较长,且易受海洋环境波动的影响,因此在实际应用中面临一定挑战<sup>[8]</sup>。经典的 SVP 包括 1953 年 BROWN 基于相位法开发的声速变化记录仪,1957 年

GREENSPAN 和 TSCHIEGG 基于脉冲法开发的“ring-tone”SVP,以及 1960 年 SCHEFFEL 基于共振法开发的低频 SVP<sup>[8]</sup>。图 1 分别展示了英国 Valeport Ocean 公司研制的 SWiFT 声速剖面仪,其声速测量精度可达到 0.02 m/s,以及国产化的海卓 HY-1500 系列声速剖面仪,其声速测量精度可达到 0.05 m/s。



(a) 英国研制的SWiFT声速剖面仪

(b) 国产化的海卓HY-1500系列声速剖面仪

图 1 国内外典型声速剖面仪

Fig. 1 Typical sound velocity profilers at home and abroad

在 SVP 的研制方面我国起步较晚,但进步较快,当前最先进的国产 SVP 主要以海卓 HY-1500 系列为主(图 1(b)),采用国际上先进的“时间飞跃”(time of flight, TOF)技术开展研发。TOF 技术又称回波测距技术,是目前世界上最先进的非接触式测距技术之一。当前国外先进的 SVP 主要以加拿大 AML 以及英国 Valeport Ocean 等公司生产的为主,其中加拿大 AML 公司生产的 SV Plus v2 是第一台采用 TOF 技术的 SVP,较基于温盐深计算的声速精度可以提高 5 倍。目前,我国 SVP 技术已经达到世界先进水平,但部分核心技术仍有待突破,如基于 TOF 技术的高精度 SVP 中时间数字转化传感器的研制以及 SVP 测量过程中针对稳定性变化的定期检测技术。此外,高精度 SVP 价格昂贵,进一步限制了其在深海区域中的应用,未来在保证 SVP 的测量精度和稳定性的同时,开展核心传感器的低成本研制也是主要的发展趋势。

## 1.2 参数测量算法

### 1.2.1 理论基础

除了使用 SVP 直接测量外,海水声速还可以借助温度、盐度以及深度参数拟合得到。通常声速特指平面波的相位传播速度,它作为纵波的一种特性,紧密关联于介质的密度及其可压缩性质。在广阔的海洋环境中,这些物理属性又深受

海水温度、盐度分布以及由水深引发的静压力变化的影响<sup>[9]</sup>。为了精确描述这些变量与声速之间的关联,研究者们通常借助于声速经验公式。声速经验公式作为大量实验测量数据的总结,已经在实际应用中展现出了其高度的准确性和实用性<sup>[10]</sup>。自 20 世纪 50 年代起,随着海洋声学研究的不断深入,研究者们相继推出了 10 余种各具特色的声速经验公式。这些公式不仅背后有着各自独特的产生背景,而且部分公式之间还呈现出一定的相互关联<sup>[11]</sup>。在众多公式中,Del Grosso 公式以其悠久的历史而著称,最初于 1952 年被提出,并经历了多次修订,最终在 1974 年达到了相对稳定的版本<sup>[12]</sup>。而 Wilson 公式,尽管其诞生时间较早(1960 年)<sup>[13]</sup>,却凭借其稳定的表现和广泛的应用范围,至今仍被视为海洋声学领域中的一个重要参考标准,其表达式为:

$$C = 1449.14 + \Delta C_T + \Delta C_P + \Delta C_S + \Delta C_{TPS} \quad (1)$$

式中, $\Delta C_T$ 、 $\Delta C_P$ 、 $\Delta C_S$  分别代表由温度  $T$ (单位为 $^{\circ}\text{C}$ )、压力  $P$ (单位为 $\text{kg}/\text{cm}^2$ )以及盐度  $S$ (单位为 $\text{‰}$ )引起的声速扰动; $\Delta C_{TPS}$  代表三者相互影响引起的声速扰动。该公式适用于温度范围 $[-4, 30\text{ }^{\circ}\text{C}]$ ,盐度范围 $[0, 37\text{‰}]$ ,压力范围 $[0, 1000\text{ kg}/\text{cm}^2]$ 。作为 Wilson 公式的简化版,Medwin 公式在 1975 年被正式提出<sup>[14]</sup>,其表达式为:

$C = 1\,449.2 + 4.6T - 0.055T^2 + 0.000\,29T^3 + (1.34 - 0.01T)(S - 35) + 0.016D$  (2)  
式中,  $T$ 、 $S$  含义与 Wilson 公式中的一致;  $D$  为深度, 单位为 m。该式适用于温度范围  $[0, 35\text{ }^\circ\text{C}]$ ,

盐度范围  $[0, 45\text{‰}]$ , 深度范围  $[0, 1\,000\text{ m}]$ 。本文不再给出其他声速经验公式的表达式, 表 1 总结了经典的 10 种声速经验公式的基本特征及适用范围。

表 1 经典声速经验公式的基本特征及适用范围

Tab. 1 The basic characteristics and applicable range of the classical sound speed empirical formula

提出年份	公式提出者	温度范围 / $^\circ\text{C}$	盐度范围 / $(\text{‰})$	深度范围 /m	压力范围 /( $\text{kg}/\text{cm}^2$ )	标准误差 /( $\text{m}/\text{s}$ )	资料来源
1960	Wilson	$[-4, 30]$	$[0, 37]$	—	$[1, 1\,000]$	0.3	文献[13]
1969	Leroy	$[-2, 34]$	$[20, 42]$	$[0, 8\,000]$	—	0.2	文献[15]
1971	Frye and Pugh	$[-3, 30]$	$[33.1, 36.6]$	—	$[1.033, 984.3]$	0.1	文献[16]
1974	Del Grosso	$[0, 35]$	$[29, 43]$	—	$[0, 1\,000]$	0.05	文献[12]
1975	Medwin	$[0, 35]$	$[0, 45]$	$[0, 1\,000]$	—	$<1$	文献[14]
1977	Chen-Millero	$[0, 30]$	$[5, 40]$	$[0, 10\,000]$	—	0.6	文献[17]
1978	Lovett	$[0, 30]$	$[30, 37]$	$[0, 10\,000]$	—	0.063	文献[18]
1981	Coppens	$[-2, 30]$	$[0, 40]$	$[0, 4\,000]$	—	0.1	文献[19]
1981	Mackenzie	$[-2, 30]$	$[30, 40]$	$[0, 8\,000]$	—	—	文献[20]
1994	Chen-Millero-Li	$[0, 40]$	$[5, 40]$	$[0, 10\,000]$	—	0.19	文献[21]

在直接测量方法中, SVP 所获取的声速绝对值因其高精度而被广泛视为评估特定海域声速分布的标准参照。尽管利用海水温度、盐度、深度参数结合经验公式计算 SSP 的方法在操作上更为灵活便捷, 但其精度往往难以与 SVP 直接测量相媲美。此外, 由于不同经验公式基于的假设和实验数据的不同, 它们的适用范围也呈现出差异性。周丰年等<sup>[22]</sup>通过多波束测深系统这一工具, 深入探讨了主流的声速经验公式在实际应用中的最优选择及其适用范围。利用我国南海地区的 SVP 实测数据, 陈长安等<sup>[23]</sup>对几种主流声速经验公式的性能进行了系统比较与深入分析。他们的研究表明, Chen-Millero-Li 公式在浅水环境如河流、湖泊、海湾、海岸及大陆架水域中表现优异; 而 Del Grosso 经验公式和 Coppens 经验公式则在深海环境中展现出更高的适用性和精度; Wilson 经验公式在教科书中占据重要地位并享有广泛的稳定性认可, 但在处理低盐度条件下的外推应用时, 其适用性相对有限。针对全球范围内不同物理化学性质的海区, 对于 SSP 的计算应合理选择适用性和精确度最佳的经验公式, 以达到最优的声速拟合效果。

### 1.2.2 温、盐、深参数获取方法

通常借助以温盐深仪 (CTD) 为代表的仪器获取水下温、盐、深参数。CTD 是一种专用于测量海水的电导率 (conductivity)、温度 (temperature) 和深度 (depth) 的海洋学仪器。其中, 盐度 (salinity) 可由电导率推算得到, 根据这些参数可以计算得到 SSP。CTD 作为海洋学及其他水体研究领域的核心设备, 具有操作简便、灵活性强的显著优势, 自 20 世纪 50 年代起, CTD 开发便迎来了蓬勃的发展期。这一趋势的背后, 是发达国家如美国、意大利、加拿大、德国及日本等早期对 CTD 设备研发的深刻洞察与积极投入。经过几十年的发展, 商用 CTD 产品已经涵盖了多个知名品牌, 包括美国 Sea Bird 公司的 Sea Bird 系列 (SBE) CTD<sup>[24]</sup>, Xylem 公司的 SonTek Cast-Away CTD<sup>[25]</sup>, 意大利 Idronaut 公司的 Ocean Seven(OS)320 系列 CTD<sup>[26]</sup>, 加拿大 RBR 公司的 RBR 系列 CTD<sup>[27]</sup>, 以及德国 Sea & Sun Technology 公司研制的 CTD<sup>[28]</sup>。与此同时, 日本则更专注于开发小型便携式的 CTD 产品, 如 Tsurumi-Seiki(TSK) 生产的抛弃式 CTD (XCTD)<sup>[29]</sup>。

我国在 CTD 设备的开发上起步相对较晚,

但经过多年的研究,已经研发出了多种自主技术产品,用于船载、固定平台及水下移动平台等。国家海洋技术中心是国内最早开展 CTD 技术研究及产品研制的单位,从 2020 年起逐步形成海洋传感器技术(ocean sensing technology, OST)系

列产品,温度和盐度测量已达到国际水平<sup>[30]</sup>。但由于耐压技术尚存在短板,CTD 的实际最大测量深度与世界顶尖水平相比仍存在差距。本文展示了部分典型商用 CTD(图 2),其基本性能比较见表 2 所列。



图 2 几种商用 CTD 实物图

Fig. 2 Picture of several commercial CTDs

表 2 典型商用 CTD 的性能比较

Tab. 2 Performance comparison of typical commercial CTDs

		SBE911 plus <sup>[24]</sup>	OS 320 Plus WOCE <sup>[26]</sup>	RBRconcerto <sup>3[27]</sup>	OST15D <sup>[30]</sup>
电导率 /(S/m)	测量范围	[0, 7]	[0, 7]	[0, 8.5]	[0, 7]
	精确度	±0.000 3	±0.000 1	±0.000 3	±0.000 3
	分辨率	0.000 04	0.000 01	0.000 1	0.000 01
温度 /°C	测量范围	[-5, 35]	[-5, 45]	[-5, 35]	[-5, 35]
	精确度	±0.001	±0.001	±0.002	±0.002
	分辨率	0.000 2	0.000 1	0.000 05	0.000 1
压力 /(10 <sup>4</sup> · kPa)	测量范围	[0, 10.5]	[0, 10]	[0, 10]	[0, 7]
	精确度	±0.015%	±0.01%	±0.05%	±0.05%
	分辨率	±0.001%	±0.002%	±0.001%	±0.001%
开发公司		Sea Bird	Idronaut	RBR	海洋技术中心
研制国家		美国	意大利	加拿大	中国

除海洋调查船走航测量及水下固定阵列观测外,另一种获取常规海洋参数的方式是浮标观测,其中最著名的就是全球 Argo 计划。Argo (array for real-time geostrophic oceanography)浮

标可以自动测量海面 0~2 000 m 之间的温度、盐度和深度等,并能获取海水的移动速度和方向<sup>[31]</sup>。图 3 展示了全球 Argo 实时海洋观测网中的活跃浮标分布(<https://www.argo.org.cn/>,

每日更新,红色点代表中国 Argo 浮标计划)。大量的 Argo 温盐剖面为海洋声学的研究提供了坚实的数据支撑<sup>[32-34]</sup>。当然 Argo 数据也有其自身局限性,如数据质量差异较大以及封闭或半封闭海湾或海盆数据量不足等。

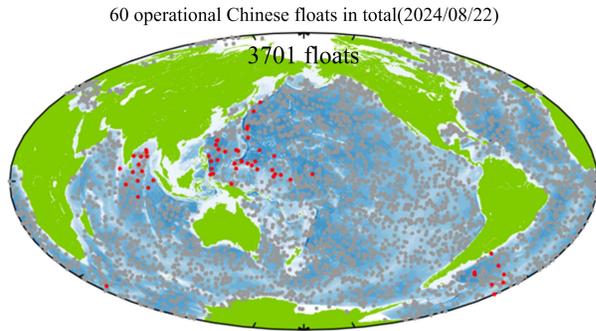


图3 全球 Argo 实时海洋观测网中的活跃浮标分布  
Fig.3 Distribution of active floats in the global Argo real-time ocean observation network

直接测量法借助实时实地水文数据构建 SSP,得到的结果是检验其他方法性能表现的绝对参考。主要使用 2 类仪器获取水下 SSP:一类是 SVP,该类仪器测量声速的基本原理是声速与传播距离和时间的关系;另一类以 CTD 为代表,该类仪器测量声速的基本原理是海水温度、盐度、深度与声速间的拟合关系,即声速经验公式。虽然借助 SVP/CTD 得到的 SSP 最为直接可靠,但是在实际应用中,目前仍存在以下问题:1) 设备价格昂贵,实现大面测量通常需要耗费较大的时间和物质成本;2) 耐压技术存在不足,仪器的深度覆盖范围与世界顶尖水平存在一定差距;3) 测量仪器的小型化、集成化以及测量过程的可操作性有待进一步提高。未来 SSP 的直接测量法有必要在开发新的测量理论的前提下,集中突破 SVP/CTD 等仪器的耐压技术、高精度检测技术、集成化技术,探究在保证测量精度的前提下降低设备的开发成本,同时提高测量过程的可操作性。

## 2 水下声速剖面统计-回归重构法

SSP 的统计-回归重构法以海洋数据库(主要是历史数据库)的参数样本为基础。相比于直接测量法,该类方法提高了 SSP 构建的便捷性,同时显著降低了成本。

### 2.1 以经验正交函数回归为核心的重构方法

从理论上讲,某一海区的 SSP 集合可以表示为时间或空间随深度变化的矩阵形式,这里的时

间可以理解为涵盖了历史数据。理想条件下,矩阵越大(即该海区 SSP 数目越多),用其余 SSP 所包含的信息重构其中一条 SSP 的精度就越高。然而,参数的增多会极大增加逆问题的求解难度(这种难度往往是指指数型增加),必须通过一定的降维技术才能保证 SSP 的快速重构。研究者们引入了经验正交函数(empirical orthogonal function, EOF)来提供 SSP 的紧凑表示。LEBLANC 等<sup>[35]</sup>证明了 EOF 作为形状函数在描述 SSP 时产生的误差最小,其前几阶模态即可以用于 SSP 重构<sup>[36]</sup>。CARNES 等<sup>[37]</sup>最先讨论了海表面高度(sea surface height, SSH)和温度剖面的 EOF 振幅之间的联系。采用单经验正交函数回归(single empirical orthogonal function regression, sEOF-R)方法估计了西北太平洋和西北大西洋的温度剖面。后来发现,基于海表面温度(sea surface temperature, SST)和 SSH 的剖面估计比仅基于 SSH 的剖面估计有了显著改进<sup>[38]</sup>。PASCUAL 等<sup>[39]</sup>提出了一种借助 EOF 根据海面数据重构水下垂直剖面的方法,避免了统计回归的使用。在剖面估计的背景下,SST 和 SSH 被认为是海面数据集中的有效预测因子<sup>[40]</sup>。NARDELLI 等<sup>[41]</sup>提出了一种将 SST 和 SSH 联系起来的多元技术,从 SST 和 SSH 的组合中重构了 SSP。海洋系统是复杂和非线性的,尽管存在不可避免的误差,但通过使用线性框架(包括 sEOF-R)来重构 SSP,显著降低了计算成本。CHEN 等<sup>[42]</sup>证实,也可以使用 sEOF-R 方法直接重构全球海区的 SSP。应该指出的是,这种方法在全球的不同区域对 SSP 重构的表现不同。CHEN 等<sup>[43]</sup>的研究表明,局部海平面异常(sea level anomaly, SLA)是影响重构效果的主导因素,其次是海表温度异常(sea surface temperature anomaly, SSTA)。

EOF 也称主成分分析(principal component analysis, PCA),是一种通过分析矩阵数据结构特征进而实现数学降维的方法<sup>[44]</sup>。在 SSP 的重构研究中,特征向量对应的是空间样本(即 SSP 的空间结构),也称空间模态;主成分对应的是时间变化(即 SSP 的时间分布),也称时间系数。将研究海区中的  $N$  条声速剖面统一为层数为  $M$  的向量,可以获得声速矩阵  $C_{M \times N}$ 。背景 SSP ( $C_B$ ) 的表达式为:

$$C_B = \sum_{i=1}^N C_i / N \quad (3)$$

每一条 SSP 与  $C_B$  的差异可以表示为:

$$C_A = \Delta C_i = C_i - C_B \quad (4)$$

$C_A$  的协方差矩阵可进一步表示为:

$$R = C_A C_A^T / (N - 1) \quad (5)$$

式中,上标 T 表示共轭转置。 $R$  的特征分解表示为:

$$(R - \lambda I)K = 0 \quad (6)$$

式中, $\lambda$  是特征值, $K = (k_1, k_2, \dots, k_M)$  是与每个特征值对应的特征向量, $I$  为单位矩阵。前  $p$  阶模态对总阶数为  $M$  的 EOF 总扰动的累计方差贡献率 (cumulative variance contribution rate, CVCR) 定义为:

$$C_{CVCR} = \sum_{i=1}^p \lambda_i / \sum_{i=1}^M \lambda_i \times 100\% \quad (7)$$

则重构的 SSP 可以通过前  $p$  阶基函数近似表示为:

$$C_R = C_B + \sum_{j=1}^p \alpha_j k_j \quad (8)$$

式中, $p$  是所选择的基函数的阶数, $C_B$  是背景 SSP, $\alpha$  是 EOF 系数(时间系数), $k$  是基函数(空间模态)。对于每组 SSP 都可以获得一组对应的 EOF 来重构它们。当累积方差贡献率高于某个阈值(85%或 90%)时,所选择的前  $p$  阶 EOF 可以获得可靠的 SSP 重构效果。图 4 总结了以经验正交函数回归为核心的 SSP 重构流程<sup>[45]</sup>。基于水下温盐深数据集得到历史 SSP 集合,通过式(3)~(6)可以获得相应的 EOF 数据库。SSP 的回归重构就是结合已知的海面数据库(通常使用 SSTA 和 SLA),建立海面数据和 EOF 系数之间的回归关系。其中回归关系的建立有多种形式,最直接的可以使用一阶线性回归关系,避免由观测数据的误差导致算法性能出现恶化:

$$\alpha_j = b_{0j} + b_{1j}S_{SSTA} + b_{2j}S_{SLA} + b_{3j}S_{SSTA}S_{SLA} \quad (9)$$

式中, $\alpha_j$  是第  $j$  阶 EOF 系数, $b$  是  $\alpha_j$  与海面数据

之间的回归系数, $S_{SSTA}$  和  $S_{SLA}$  分别为 SSTA 和 SLA 的数值。根据式(9)可以建立海面数据与 EOF 系数之间的回归关系数据库,然后通过式(8)获得 SSP 的重构结果。最后通过分析重构误差特征及成因,提出优化方案得到优化后的 SSP。

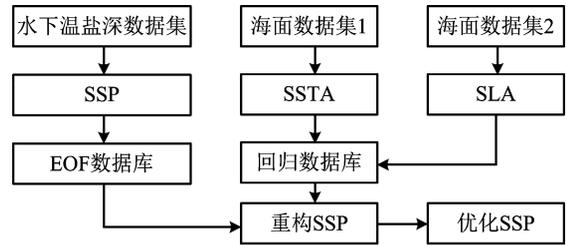


图 4 以经验正交函数回归为核心的 SSP 重构流程

Fig. 4 The SSP reconstruction process based on EOF regression

尽管使用 SSTA 和 SLA 可以有效地重构水下 SSP,但是仍存在重构误差。LIU 等<sup>[45]</sup>的研究表明,除以上 2 种海面数据外,涡动能(eddy kinetic energy, EKE)的加入可以进一步减小重构误差,即将基于海面遥感数据计算的 EKE 加入式(9)来优化回归关系。图 5<sup>[45]</sup>展示了优化前后的全球 SSP 重构误差对比,优化前为仅使用 SSTA 与 SLA 的结果,优化后为加入 EKE 的结果。与优化前相比,全球 SSP 重构误差显著降低,大部分海区的重构误差已降至 1 m/s 以下。在考虑了 EKE 的影响后,大误差的范围(包括西北太平洋黑潮延伸体附近、北大西洋墨西哥湾流附近、南半球的西风漂移区、巴西暖流区和东澳大利亚暖流区)在优化后也显著减小。这证明了使用 EKE 数据可以有效地修正全球 SSP 重构误差。经过计算,与优化前全球总的平均重构误差超过 1 m/s 相比,优化后的重构误差下降了约 0.2 m/s,降幅达到 20%,这在以 EOF 回归为核心的 SSP 重构研究中属于新的发现。

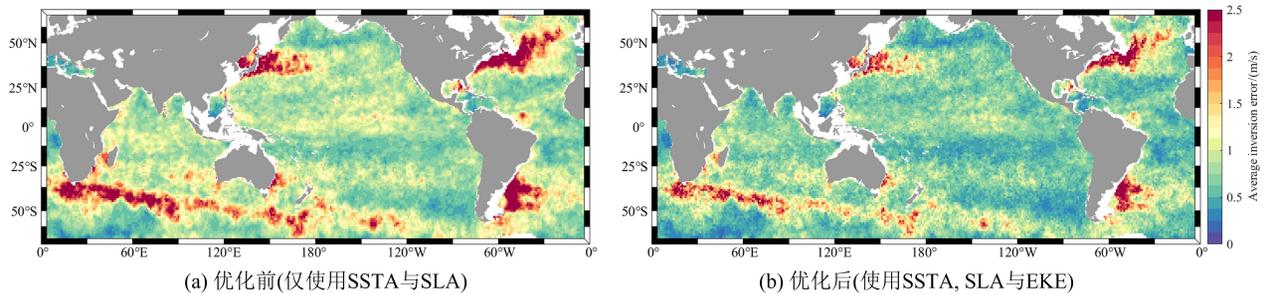


图 5 优化前后的全球 SSP 重构误差对比

Fig. 5 Comparison of global SSP reconstruction errors before and after optimization

梳理以 EOF 回归为核心的 SSP 重构流程可以总结出主要的误差来源,如图 6 所示。一方面,误差来自 SSP 集合的 EOF 处理(式(7)和(8),主要是前  $p$  阶模态和  $C_{CVCR}$  的选择);另一方面,误差来自海面数据和 EOF 系数之间的线性回归(式(9))。第一方面的误差是 EOF 方法固有的,理论上可以通过选取更高阶数的 EOF 模态来减小误差(对应于更大的  $C_{CVCR}$  阈值),但是需要注意的是,如果所选择 EOF 模态阶数过高,不仅会指数式地增加计算量,也会放大某些数据的测量误差和奇异值,这显然是不划算的。第二方面的误差是以海面参数与水下 SSP 的线性回归关系为前提,但实际上水下 SSP 重构应该是一个复杂的非线性问题(从海洋学的角度来看,各种海洋现象从海表至海底或从海底至海表的传递过程也是非线性的)。因此应该在现有研究的基础上,通过尝试使用先进的神经网络和其他非线性框架,进一步降低 SSP 的重构误差。

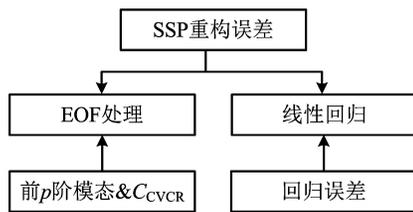


图 6 以 EOF 回归为核心的 SSP 重构方法的主要误差来源

Fig. 6 The main error source of the SSP reconstruction method based on EOF regression

由于海洋的非线性动力学特性,因此其表面数据与水下参数之间存在映射关系。利用海面数据重构水下 SSP 存在直接和间接 2 种方法。直接重构法就是使用海面数据直接重构各深度层上的声速值,即直接建立“海面参数-水下声速”的回归关系,最后将整个深度范围的声速值连接起来以构成 SSP(图 7)。当多个深度层上声速同时重构时,多个待重构参数在空间上相关,但各参数对应的最优匹配向量却是相互独立的。因此,一个参数的良好匹配就会给另一个参数的匹配造成负面影响<sup>[46]</sup>。解决的方法是对每一深度层上的声速分别进行重构,但由于重构误差及各层声速对海面参数的敏感性,这使得重构 SSP 在垂直方向上必然不连续。因此,利用海面数据直接重构各深度层声速值的方法并不可取。必须考虑间接重构水下 SSP 的方法,既能满足重构参数之间的不相关性,同时满足 SSP 在垂直方

向上的连续性。EOF 正好可以满足以上 2 类特征,一方面 EOF 向量间相互独立,另一方面能够确保重构声速在垂直方向上的连续性,这也就是 EOF 作为水下 SSP 统计-回归重构的经典工具的缘故。当前借助 EOF 或者其他衍生方法仍主要基于参数之间的线性回归实现重构,即建立“海面参数-EOF 系数”的线性回归关系,该重构手段仍然面临重构误差大且优化相对困难,难以走向实际应用的挑战。随着先进的神经网络等非线性框架的研究走向深入,基于海面参数实现水下 SSP 的非线性重构也逐渐成为研究热点。

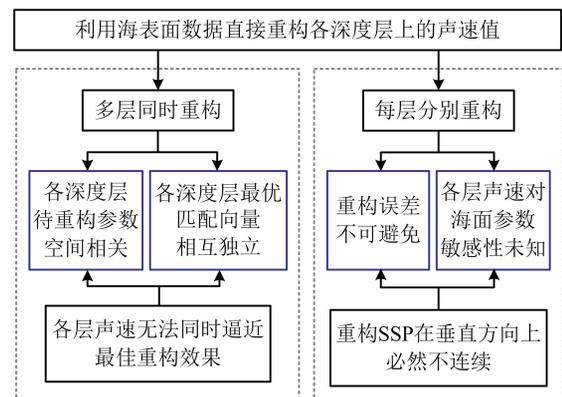


图 7 利用海面数据直接重构各深度层声速值的 2 种思路

Fig. 7 Two approaches to directly reconstructing sound speed values at different depth layers using sea surface data

## 2.2 结合神经网络的重构方法

相较于传统的线性框架,以神经网络为代表的非线性框架包括但不限于以下优点:1) 鲁棒性和容错性强;2) 并行处理方法使得计算快速;3) 自学习、自组织、自适应性好,可以处理不确定的系统;4) 可以充分逼近任意复杂的非线性关系;5) 具有很强的信息综合能力,能很好地协调多种输入。首先是一些相对简单的算法,如自组织映射(self-organizing maps, SOM)等应用于该领域研究中。OU 等<sup>[47]</sup>提出了一种基于 SOM 的多源方法,结合海表观测数据与卫星遥感数据改进水下 SSP 的估计;南海的 SSP 重构结果也证明了 SOM 方法的有效性<sup>[48]</sup>。随着机器学习相关概念和算法的进一步发展,一些更先进的框架,如支持向量机(support vector machine, SVM)<sup>[49]</sup>、极限梯度提升(extreme gradient boosting, XGBoost)<sup>[50]</sup>、随机森林(random forest, RF)<sup>[51]</sup>及广义回归神经网络(generalized regression neural network, GRNN)<sup>[52]</sup>等得以成功应用。近

年来,更复杂的神经网络,如长短期记忆(long-short term memory, LSTM)网络<sup>[53]</sup>等在 SSP 重构领域也得到了更多的关注。人工智能算法的非线性设计有望提供更好的“表层-水下”映射关系挖掘效果,然而此类方法的最大缺点是需要大量的训练数据,虽然仅有少量质量较差的样本,但是仍然会显著降低其准确性和可靠性<sup>[54]</sup>。LIU 等<sup>[55]</sup>提出了结合 EOF 与 GRNN 对吕宋海峡的 Argo-SSP 集合进行重构,并将此方法命名为 sEOF-GRNN 方法。图 8<sup>[55]</sup>展示了 sEOF-GRNN 方法的数据来源、网络结构及初步结果。研究使用了 2004—2018 年共 15 年的 Argo 浮标数据,在吕宋海峡内的 Argo-SSP 超过 2 000 条。通过 SSP 数据集的质量控制以保证重构结果的可靠性,经过质量控制后的 SSP 集合(共 1 064

条)可用于建立回归数据库。尽管样本量较少,与传统 sEOF-R 相比,依然可以取得更好的重构效果。表 3 给出了 2 种方法重构 SSP 结果的比较。sEOF-R 方法在 130 m 处误差最大为 16.2 m/s, sEOF-GRNN 方法的值为 14.8 m/s,比 sEOF-R 方法降低了约 8.6%。sEOF-R 方法在所有声速集重构中,误差大于 5 m/s 的占 27.8%,误差大于 10 m/s 的占 6.5%。然而,使用 sEOF-GRNN 方法,这些值分别降低到 2.2%和 0.3%。结果表明,结合 GRNN 的方法可以有效地降低较大重构误差的比例。2 种方法的最大均方根误差(root mean square error, RMSE)均出现在 250 m 深度。对于 sEOF-R 方法,最大 RMSE 为 8.0 m/s,而结合神经网络的新方法将该值降低到 2.7 m/s,下降了约 66%。

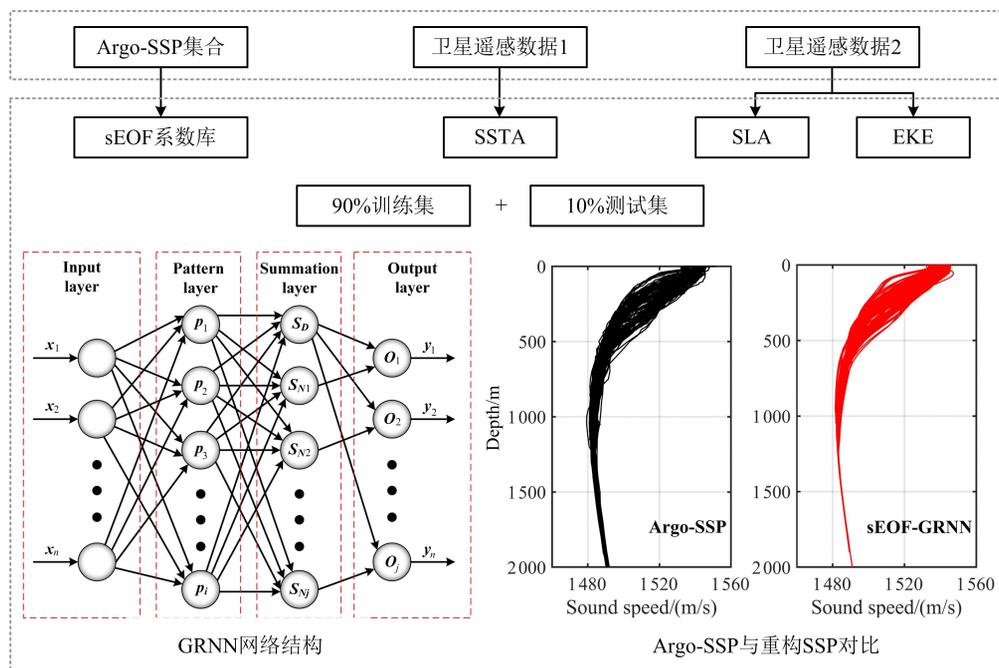


图 8 sEOF-GRNN 方法的数据来源、网络结构及初步结果

Fig. 8 The data source, network structure, and preliminary results of the sEOF-GRNN method

表 3 sEOF-R 与 sEOF-GRNN 方法重构 SSP 结果的比较

Tab. 3 Comparison of SSP reconstruction results between sEOF-R and sEOF-GRNN methods

	最大误差 /(m/s)	最大误差 出现深度/m	误差>5 m/s 的占比/(%)	误差>10 m/s 的占比/(%)	最大均方根误差 /(m/s)	最大均方根误差 出现深度/m
sEOF-R	16.2	130	27.8	6.5	8.0	250
sEOF-GRNN	14.8	170	2.2	0.3	2.7	250

从取得的研究结果上看,近年来通过神经网络算法建立“海面参数-水下 SSP”的非线性回归关系已经得到了众多研究者的青睐。尽管以神

神经网络为代表的人工智能算法展现出了强大的能力,但水下 SSP 重构这一特定任务能否完全胜任仍是一个开放且值得深入探讨的问题。当前

的研究现状表明,尽管多种算法已被尝试并应用于 SSP 重构,但尚未形成一致共识以确定哪一种算法在适用性上占据绝对优势。这种不确定性部分源于评估方法的局限性。目前,许多研究采用较为简单的模型作为基准,通过对比来显示复杂模型的优越性。然而,这种对比方式可能掩盖了不同算法在不同条件下的适应性差异,以及它们各自潜在的优缺点。此外,一个关键挑战在于,无论采用何种回归模型,其内置的“非线性”特性往往难以完美地与海洋参数的复杂且多变的分布规律相匹配。面对这一现状,研究者们往往只能采取“黑箱化”的应用策略,即在不完全理解模型内部机制的情况下,通过大量实验和数据驱动的方法来优化模型参数和性能<sup>[56]</sup>。海洋资料重构的不适定性主要源于海洋系统的复杂性、观测数据的有限性和不确定性等,从这个角度来看,更好的模型确实可能有助于挖掘出更稳健的关系,但这样的关系需要不断地用数据去支撑和迭代,必须认识到解决问题的更为直接有效的方式是引入更多的信息,即数据类型或数据量的更加丰富。目前的研究尚未找到一类最佳的水下 SSP 重构模型。

### 2.3 结合水下先验信息的 SSP 垂向延拓方法

无论是采用以 EOF 回归为核心的传统算法还是结合先进的神经网络进行水下 SSP 重构,都

需要建立海面参数与水下声速的映射关系,这些关系的建立依赖于除水下声速信息之外的其他信息,如海面卫星遥感信息,额外类型的信息获取无疑减缓了 SSP 的快速重构速度。如何仅利用部分水下声速信息而不是其他类型的信息实现大深度 SSP 的快速有效重构应该成为未来的研究重点。

在全球超过 2 000 m 的深海区域,受制于仪器自身性能以及原位测量的成本,在某个位置处通过直接或间接测量手段(SVP 或 CTD)得到的 SSP 不可避免地会出现深度不足甚至是缺失的情况,我们将这种 SSP 的深度不足称为不完全深度下的 SSP。HUANG 等<sup>[57]</sup>提出了一种快速 SSP 估计方法,可以基于水下先验声速信息实现 SSP 的大深度延拓。本文总结了结合水下先验信息的 SSP 垂向延拓方法的流程,如图 9 所示<sup>[57]</sup>。总体分为 4 步:第 1 步,获取待延拓的目标 SSP(不完全深度)及其附近的 Argo-SSP 集合作为水下先验信息,其中目标 SSP 与 Argo-SSP 集合共同组成参考 SSP 集合;第 2 步,借助 EOF 进行分别进行参考 SSP 集合以及 Argo-SSP 集合的特征提取;第 3 步,将目标 SSP 与参考 SSP 集合的特征向量进行匹配得到目标 SSP 在参考 SSP 集合内的投影系数;第 4 步,结合 Argo-SSP 集合的特征向量以及投影系数得到目标 SSP 与 Argo 数据最大深度一致的延拓结果。

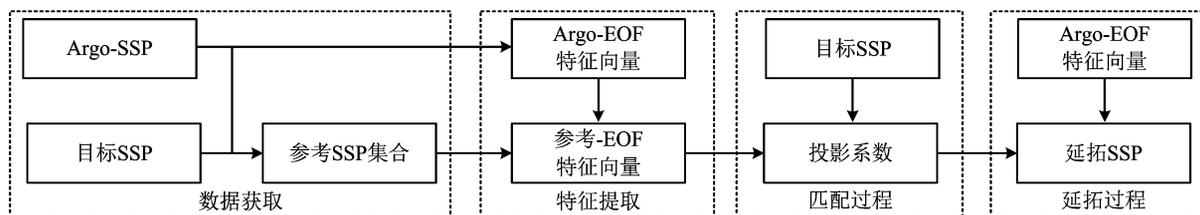


图 9 结合水下先验信息的 SSP 延拓流程

Fig. 9 The SSP extension process combined with underwater prior information

对于不完全深度下的目标 SSP,可以借助 Argo-SSP 实现其大深度延拓。这样做的目的是满足延拓后的 SSP 在水声探测等领域的研究,尤其是在实测数据不足或者获取的 SSP 深度有限时,这样的方法可以实现快速有效的 SSP 大深度估计。以 GDCSM\_Argo 数据为例<sup>[58]</sup>,将全球海洋划分为  $2^{\circ} \times 2^{\circ}$  的格点区域,每个区域内包括了 9 条 Argo-SSP,其中最中心的一条作为目标 SSP 用于大深度延拓并开展验证,周围的 8 条 Argo-SSP 与不完全深度下的目标 SSP 共同组成了参

考 SSP 集合。SSP 延拓在全球海区的每个格点区域下进行,如图 10 所示<sup>[58]</sup>。尽管这样的方法只需结合水下先验声速信息进行 SSP 延拓,但是还需要满足一些前提条件,如格点区域要求获取的 9 条 Argo-SSP 在最大深度内均要保持完整,以及目标 SSP 最大延拓深度不能超过 Argo 数据本身的最大深度等。

研究发现,当截断深度(等于待延拓的目标 SSP 的最大深度)较小时,延拓误差的全球分布与海洋活跃度的全球分布特征十分接近,说明基于

水下先验信息的 SSP 垂向延拓方法的性能表现依赖于不同海区的活跃程度。应考虑改进当前的算法,将明显依赖于海洋活跃度的 SSP 的延拓误差进一步降低。海洋环境的观测数据具有稀疏性,难以获取所有海区的实时采样数据,而数据同化能够有效估计海洋参数场<sup>[59]</sup>。数据同化主要利用目标点周围的剖面数据和目标点之间的时空相关性,距离目标点越近的数据和目标点参数的相关性越高<sup>[60-61]</sup>,因此可以尝试借助数据同化这一思想对 SSP 垂向延拓算法进行进一步优化。

在对 SSP 集合进行 EOF 处理时,计算了 Argo-SSP 集合的平均 SSP 作为背景 SSP。这样的做法造成的后果是,当  $2^\circ \times 2^\circ$  的海区海洋活跃度较低时,延拓效果较好(如图 11 所示,对应于图 11(a)中的小的延拓误差区域)。而当格点区域活跃度较大时(对应于图 11(a)中的黑色方框区域),平均 SSP 并不能准确代表当前区域 SSP 集合的基础模态,延拓效果较差。在这种情况下,与平均 SSP 相比,根据不同位置处 SSP 的时空相关性求得的同化 SSP 能更准确地代表此区域的背景 SSP。因此,在已有算法的基础上,可以将 EOF 处理过程中的背景 SSP 以同化 SSP 来表示,其余计算过程均不发生改变。

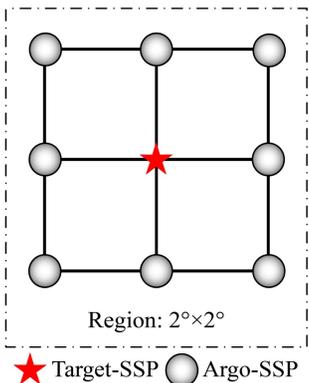
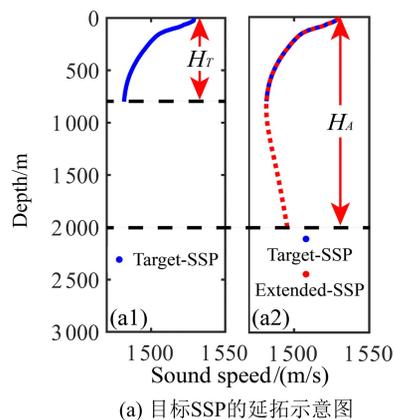


图 10 SSP 垂向延拓方案及样本分布情况

Fig. 10 Vertical SSP extension scheme and sample distribution

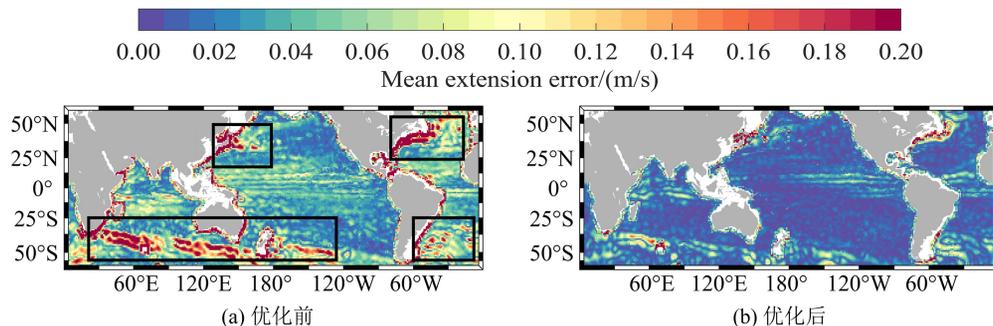


图 11 优化前后的全球海区各个目标 SSP 的平均垂向延拓误差

Fig. 11 The average vertical extension error of each target SSP in global sea area before and after optimization

图 11 展示了优化前后的全球海区各个目标 SSP 的平均垂向延拓误差对比,可以看出优化后的算法其性能表现更好,图(a)中 4 个黑色方框代表的活跃海区的延拓误差大幅度下降,表现在数值的降低以及大误差空间范围的缩小。经过计算,优化后的全球 SSP 平均延拓误差及均方根误差均有了明显的降低,平均延拓误差从 0.08 m/s 降低到了 0.03 m/s,降幅超过了 60%;延拓 SSP 的均方根误差降幅同样超过了 50%。在未来,应

探讨适用性更强、稳定性更好的 SSP 垂向延拓方法,以最大可能地减小水下 SSP 重构误差,同时降低重构成本,为水声探测领域提供更加稳定可靠的保障。

随着海洋大数据的迅猛发展,基于海洋数据库发展的统计-回归重构法在水下 SSP 构建领域中扮演着越来越重要的角色。与直接测量法相比,该类方法大大提高了便捷性,同时显著降低了构建成本。但无论是采用传统的线性框架还

是结合神经网络的先进的非线性框架,与直接测量法相比均不可避免地存在较大的重构误差。海洋数据的多源化也对统计-回归重构方案的进一步优化提出了新的挑战,以“数据支配”开展水下 SSP 重构将成为新的研究趋势。

### 3 水下声速剖面声学反演法

在过去几十年里,研究者们已经开展了大量关于 SSP 声学反演的工作,并相继提出了匹配场处理、机器学习等多种框架。这些技术路线得以实施的一个重要数据支撑是声呐系统发射或接收的声信号,即有实测的声场数据<sup>[62]</sup>。声速剖面的声学反演法一般与水声试验同步进行,具有很强的可解释性。

#### 3.1 匹配场处理框架

1990年,美国海军实验室采纳了匹配场处理(MFP)技术,并将其应用于水下 SSP 反演(图12),从而构建了主流的反演框架<sup>[63]</sup>。该框架下的处理流程如下:首先,对经验 SSP 数据集执行主成分分析,以提炼其在时空范围内的关键特征;其次,运用搜索算法确定这些主成分系数,进而生成候选的 SSP;接着,基于声场理论包括射线理论<sup>[64]</sup>或简正波理论<sup>[65]</sup>计算得到各条候选 SSP 对应的理论声场结果;最后,将理论声场与实测声场进行匹配,当达到最优匹配时,其对应的声速分布即为 SSP 反演的最优结果。MFP 技术避免了从“声场”到“声速场”逆映射的难题,是水下 SSP 重构领域中一种有效的方法。

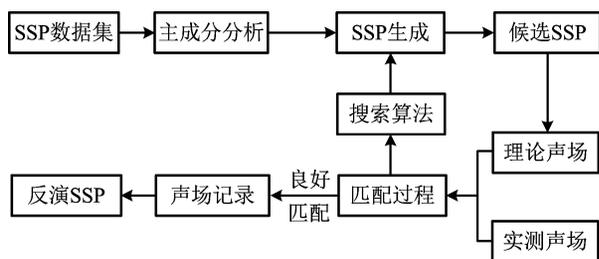


图12 用于 SSP 反演的 MFP 框架

Fig. 12 The MFP framework for SSP inversion

在 MFP 框架内,对经验的 SSP 数据集执行主成分分析是获取其分布特性的关键步骤。1990年,TOLSTOY 等<sup>[63]</sup>首次将基于主成分分析的 MFP 技术应用于 SSP 反演,并采用格点遍历法寻找最优匹配项,这种方法计算复杂度高,需要寻求降低反演时间成本的途径。为进一步提高

SSP 反演的准确性,西北工业大学的张忠兵团队深入研究了 MFP 技术中因海底参数不匹配而引发的挑战。2002年,该团队创新性地提出了一种基于匹配波束形成的 SSP 反演策略<sup>[66]</sup>。其核心在于通过精确调控波束的传播轨迹,有效减少声波在海底的反射次数,从而显著削弱了反演结果对海底参数精确性的高度依赖。这一创新成果不仅提升了反演的稳定性,还促进了反演精度的显著提升。张维等<sup>[67-68]</sup>则在不均匀海底条件下的声传播特性方面展开了深入探索。他们构建了一种先进的三维空间特征声线搜索与传播计算模型,该模型能够准确地模拟声波在不均匀海底界面上的反射、折射及散射过程,同时探讨了多个参数不匹配对 SSP 反演性能的影响。为加速 MFP 框架中匹配特征项的搜索过程,郑广赢等<sup>[69]</sup>提出了一种创新的改进算法,该算法巧妙地运用了微扰法原理。这一方法的核心思想在于将原本复杂的 SSP 反演问题从一个非线性优化难题转化为更为直接且易解的线性方程组形式,从而显著降低了计算过程中的时间成本,但这也导致了一定的精度损失。此外,许多研究者还尝试在 MFP 框架中引入启发式算法,如粒子群优化(partical swarm optimization, PSO)<sup>[67-68]</sup>、模拟退火(simulated annealing, SA)<sup>[70]</sup>、遗传算法(genetic algorithm, GA)<sup>[71-72]</sup>等,以加快反演过程。相比格点遍历法,启发式算法能更有效地搜索 SSP 特征向量的主成分系数,但这类算法需要建立足够多的粒子或种群数量,以保证最优或次优匹配项的搜索概率,因此计算复杂度仍然较高。BIANCO 等<sup>[73-74]</sup>提出了一种基于字典学习的 SSP 反演方法,该方法强调 SSP 的稀疏表示,采用稀疏矩阵替代传统的主成分分析方法,并结合奇异值分解(singular value decomposition, SVD)和 K-means 算法实现字典学习,即 K-SVD 算法。这种方法构造的字典向量相较于传统主成分分析(如 EOF)<sup>[75]</sup>提高了表达 SSP 主成分的效率,同时减少了参数数量。然而,该算法仍属于 MFP 范畴,其最优匹配项的高搜索复杂度问题仍未得到有效解决。

BIANCO 等<sup>[76]</sup>在 2016年,以及 CHOO 等<sup>[77]</sup>在 2018年,分别提出了基于压缩感知(compressed sensing, CS)的 SSP 反演方法。这 2 项研究都利用了信号传播强度和传播时间的信息,

构建了用于描述声场中稀疏声速扰动影响的 CS 字典。在求解过程中,它们都采用了最小二乘法来处理超定问题,其本质依然属于广义的 MFP 范畴。相较于传统的 MFP 字典,CS 算法中的字典不仅实现了 SSP 数据集的稀疏主成分表示,还进一步建立了从声速扰动到声场分布的映射关系。这一改进使得主成分系数能够通过最小二乘法迭代得到,从而提升了实时反演性能,相较于传统的 MFP 框架有所进步。然而,由于算法中仍存在迭代过程,其实时性能仍有一定的局限性。另外,字典建立过程中采用了一阶泰勒展开式进行线性逼近,这在一定程度上影响了反演的精度。

### 3.2 机器学习框架

由声场分布反演声速分布的问题是十分适合借助机器学习方法来解决的,这得益于其强大的拟合复杂非线性函数的能力。用于声速场反演研究的人工神经网络 (artificial neural network, ANN) 框架由美国军事海洋中心率先构建,如图 13 所示<sup>[78]</sup>。

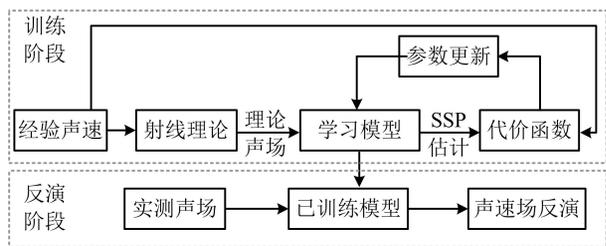


图 13 用于声速场反演的 ANN 框架

Fig. 13 The ANN framework for sound speed field inversion

利用 ANN 进行声速场反演的核心策略,聚焦于从复杂的声场数据中提取出隐含的声速分布特征,以精确重构声速场。针对历史积累的 SSP 样本,在明确信源与信宿空间配置的前提下,采用射线追踪、简正波分析或抛物方程模型<sup>[79]</sup>等水声学理论来模拟声场环境,这些模拟结果随后作为 ANN 学习框架的输入数据。与此同时,将对应的历史声速剖面样本作为监督学习的目标输出,构建出评估模型性能的代价函数。通过不断优化 ANN 的模型参数,逐步确立起从“声场特征”到“声速分布”的直接映射,从而完成了训练阶段。在反演阶段中,只需将实时采集的声场数据输入至训练好的 ANN 模型中,即可高效且准确地反演得到目标海区声速场。

为了增强基于机器学习在 SSP 反演中对噪

声的鲁棒性,HUANG 等<sup>[80]</sup>创新性地引入了自编码特征映射神经网络 (auto-encoding feature mapping neural network, AEFMNN) 框架。此框架巧妙地结合了自编码器的去噪与特征提取能力与特征映射网络,首先将含噪的声场数据通过自编码器重构为去噪的声场表示,进而提取出对噪声不敏感的关键特征。这些特征随后被用于构建从特征空间到 SSP 分布的映射,显著提升了模型在复杂声场环境下的预测准确性。鉴于 SSP 反演领域经常面临的历史数据稀缺问题,尤其是 CTD 或 SVP 仪器覆盖范围的局限性,HUANG 等<sup>[81]</sup>探索了少样本学习策略。他们提出了基于现有数据特征点扩展的智能数据集增强方法,通过合理生成新的 SSP 样本(扩增比例控制在一定范围内),有效扩充了训练集,然而该方法对初始样本数量仍存在一定的依赖性。为从根本上解决少样本条件下的过拟合挑战,黄威<sup>[82]</sup>进一步开发了任务驱动的元学习 (task driven meta learning, TDML) 框架。TDML 框架创造性地集成了多个基元学习器、一个全局学习器以及灵活的按需任务学习器。该设计旨在通过基元学习器并行学习多种时空背景和类型的 SSP,捕捉其共通的数据分布特性,并将这些宝贵知识传递给任务学习器。这种机制使得任务学习器在面临少量样本和有限训练轮次时,也能迅速且稳定地收敛,同时保持对输入数据变化的敏感度,从而有效遏制了过拟合现象,显著提升了 SSP 反演模型在低资源条件下的泛化能力和实用性。

上述 SSP 反演方法,包括 ANN、AEFMNN 和 TDML 等框架,均采用了神经网络模型来建立从声场到声速分布的映射关系,从而实现基于实时声场输入数据的 SSP 反演。然而,在实际应用中,这些方法都面临着空间限制的挑战。这主要是由于设备开发的经济成本高昂,以及声场测量的覆盖范围十分有限。尽管如此,神经网络模型在反演 SSP 时仍具有显著的优势。由于声速分布存在时空差异,神经网络模型可以在建立过程中针对不同的空间和时间间隔预设专门的模型,并能够在离线状态下完成模型的训练。一旦模型收敛,对于输入的声场数据,只需要进行一次前向迭代操作即可得到反演的 SSP,这使得神经网络模型在反演阶段具有显著的实时性优势。

然而,神经网络模型在反演 SSP 时也面临着 2 个重要的挑战。一是复杂海洋环境因素的耦合干扰。由于海洋噪声与多途效应等复杂环境因素相互交织,这种干扰不仅增加了数据的噪声水平,还可能引入偏差,进而直接影响 SSP 的准确反演。二是神经网络模型的训练高度依赖于大量的、高质量的参考数据样本。而由于通过 CTD 或 SVP 等获取经验 SSP 数据的成本较高,在许多海区仍然存在训练样本数据不足的问题。

## 4 展望

通过对水下 SSP 构建主流方法的系统梳理,本文认为未来的研究应重点在以下 3 个方面开展:

1) 智能化构建方法。传统的水下 SSP 构建包括以 EOF 回归为核心的重构及 SSP 垂向延拓方法等主要是从海洋学机理出发,探求 SSP 与水下和海面参数及其时空变化存在的可能关系。随着声场反演技术的发展,从声场到声速场的映射关系的研究直到现在都被认为是水声领域中经典的“反问题”。尽管上述方法或技术在理论上的可解释性更强,但其核心方案的智能化缺陷也逐渐开始显现出来,尤其是在人工智能不断冲击传统领域的当今时代。未来的 SSP 构建方法应在客观认识传统方法优势的基础上探讨智能化思路,通过结合更加先进的人工智能手段,改进水下 SSP 构建的效果,同时探究构建结果的智能化应用。

2) 精细化构建数据。海洋多源大数据的迅猛发展为构建 SSP 的数据端口带来了更大机遇。数据源的增多,意味着 SSP 构建方法的选择性提高,在探究更好的构建方法的同时,要综合考虑选择更合适的数据源作为输入,同时采用多源数据融合手段,以达到构建数据的精细化,可为复杂海洋背景下的水声探测提供满足多精度需求的声速剖面构建结果。

3) 实时化构建结果。尽管直接测量的结果完全能够满足水声探测的实时化需求,但是这种方法的高成本使之很难在大范围水下声速场的获取中发挥重要作用。利用海面数据重构水下 SSP 可以保证一定的实时性,或称为近实时化,主要在于海面参数的数据获取速度是近实时的。随着卫星实时化观测技术的进步,未来 SSP 统计

-回归重构的实时化将成为研究的重点。此外,尽管当前的海洋水下(海面)参数的预报还面临一些困难,对于水下 SSP 的预报也应该成为研究者们关心的问题,因为预报的结果对于开展实地水声探测或声学试验是重要的先验参考。

## 5 结束语

面向水声探测领域,本文系统回顾了水下声速剖面构建方法的研究进展。本文首先介绍了以 SVP 为代表的仪器直接测量法,总结了参数测量计算法的理论基础-常用声速经验公式的适用条件,调查并列出了用于获取温、盐、深参数的国内外流行的 CTD 及其基本性能参数。然后,重点介绍了以经验正交函数回归为核心的传统 SSP 重构方法的基本原理和框架,回顾了结合先进神经网络的重构方法取得的研究成果,提出了一种结合水下先验信息的 SSP 垂向延拓方法。与直接测量法相比,该类方法显著提高了 SSP 构建的便捷性,但是依赖于数据库本身的样本数目和质量,且在精度方面与直接测量法相比误差较大,对方案的优化也存在一定困难。接着,对基于匹配场处理以及机器学习的 SSP 声学反演框架进行了综述,反演 SSP 的精度高于统计-回归重构的结果,低于直接测量的结果。尽管具备很强的可解释性,但是由于声呐设备开发的经济成本和声场测量有限的覆盖范围,该类方法在应用层面仍存在空间上的限制。最后,对未来水下 SSP 构建领域进行了展望,智能化构建方法、精细化构建数据以及实时化构建结果都是下一步值得关注的重要问题。

## 参考文献

- [1] 黄威,高凡,王君婷,等. 水下声速场构建方法综述[J]. 哈尔滨工程大学学报,2023, 44(11):2005-2017. HUANG Wei, GAO Fan, WANG Junting, et al. A review on the construction of underwater sound speed fields[J]. Journal of Harbin Engineering University, 2023, 44(11): 2005-2017. (in Chinese)
- [2] 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. (in Chinese)
- [3] LASKY M. Review of underwater acoustics to 1950 [J]. The Journal of the Acoustical Society of Ameri-

- ca, 1977, 61(2): 283-297.
- [4] HUNKLINGER S, ARNOLD W. Ultrasonic properties of glasses at low temperatures[J]. *Physical Acoustics*, 1976, 12(1): 155-215.
- [5] 邹红玉,江影. 采用相位法与极大值法测量超声波速的准确度的研究[J]. *大学物理*, 2007, 26(5): 32-34. ZOU Hongyu, JIANG Ying. Discuss accuracy questions about measuring wavelength for ultrasonic velocity definite using phase method or extreme value method[J]. *College Physics*, 2007, 26(5): 32-34. (in Chinese)
- [6] MCSKIMIN H J. Pulse superposition method for measuring ultrasonic wave velocities in solids[J]. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 1961, 33(1): 12-16.
- [7] 梁济仁,黄开连. 驻波法测量声速[J]. *广西民族大学学报(自然科学版)*, 2009, 15(3): 68-72. LIANG Jiren, HUANG Kailian. The speed of sound measured by standing wave[J]. *Journal of Guangxi Minzu University(Natural Science Edition)*, 2009, 15(3): 68-72. (in Chinese)
- [8] 乔纯捷,王跃科,黄志刚. 海水声速快速高精度测量方法[J]. *国防科技大学学报*, 2015, 37(6): 162-166. QIAO Chunjie, WANG Yueke, HUANG Zhigang. Fast and precise measurement method of sound velocity in seawater[J]. *Journal of National University of Defense Technology*, 2015, 37(6): 162-166. (in Chinese)
- [9] 刘永伟,李琪,商德江,等. 混浊海水声吸收与温度、盐度、压强关系[J]. *声学技术*, 2012, 31(2): 156-161. LIU Yongwei, LI Qi, SHANG Dejiang, et al. The correlation of sound absorption in turbid seawater with temperature, salinity, and pressure [J]. *Technical Acoustics*, 2012, 31(2): 156-161. (in Chinese)
- [10] WONG G S K, ZHU S M. Speed of sound in seawater as a function of salinity, temperature, and pressure [J]. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 1995, 97(3): 1732-1736.
- [11] 吴碧,陈长安,林龙. 多种声速经验公式的比较分析研究[J]. *声学技术*, 2013, 32(5): 296-298. WU Bi, CHEN Chang'an, LIN Long. Research and comparison of multiple empirical equations for sound velocity[J]. *Technical Acoustics*, 2013, 32(5): 296-298. (in Chinese)
- [12] DEL GROSSO V A. New equation for the speed of sound in natural waters (with comparisons to other equations)[J]. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 1974, 56(4): 1084-1091.
- [13] WILSON W D. Equation for the speed of sound in seawater[J]. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 1960, 32(10): 1357.
- [14] MEDWIN H. Speed of sound in water: a simple equation for realistic parameters[J]. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 1975, 58(6): 1318-1319.
- [15] LEROY C C. Development of simple equations for accurate and more realistic calculation of the speed of sound in seawater[J]. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 1969, 46: 216-226.
- [16] FRYE H W, PUGH J D. A new equation for the speed of sound in seawater[J]. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 1971, 50: 384-386.
- [17] CHEN C T, MILLERO F J. Speed of sound in seawater at high pressures[J]. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 1977, 62(5): 1129-1135.
- [18] LOVETT J R. Merged seawater sound-speed equations[J]. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 1978, 63: 1713-1718.
- [19] COPPENS A B. Simple equations for the speed of sound in Neptunian waters [J]. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 1981, 69: 862-863.
- [20] MACKENZIE K V. Nine-term equation for sound speed in the oceans[J]. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 1981, 70(3): 807-812.
- [21] MILLERO F J, LI X. Comments on "On equations for the speed of sound in seawater"[J]. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 1994, 95: 2757-2759.
- [22] 周丰年,赵建虎,周才扬. 多波束测深系统最优声速公式的确定[J]. *台湾海峡*, 2001(4): 411-419. ZHOU Fengnian, ZHAO Jianhu, ZHOU Caiyang. Determination of classic experiential sound speed formulae in multibeam echo sounding system[J]. *Journal of Oceanography in Taiwan Strait*, 2001(4): 411-419. (in Chinese)
- [23] 陈长安,吴碧,王升. 水下声速计算公式的优化选择[J]. *舰船科学技术*, 2014, 36(6): 77-80. CHEN Chang'an, WU Bi, WANG Sheng. Research on optimization selection of computation formulas for underwater sound velocity[J]. *Ship Science and Technology*, 2014, 36(6): 77-80. (in Chinese)
- [24] SBE CTDs profiling[EB/OL]. (2023-09-22)[2024-03-30]. <https://www.seabird.com/profiling/>.
- [25] SonTek castaway-CTD[EB/OL]. [2024-03-30]. <https://www.ysi.com/castaway-ctd>.
- [26] Ocean seven 320 plus WOCE-CTD[EB/OL]. [2024-03-30]. <https://www.idronaut.it/multiparameter-ctds/oceanographic-ctds/os320plus-oceanographic-ctd/>.

- [27] RBR CT and CTD instruments[EB/OL]. [2024-03-30]. <https://rbr-global.com/support/documentation/>.
- [28] Sea & sun technology CTD probes[EB/OL]. [2024-03-30]. <https://www.sea-sun-tech.com/>.
- [29] Expendable conductivity, temperature, and depth[EB/OL]. [2024-03-30]. <https://tsurumi-seiki.co.jp/en/product/e-sku-2/>.
- [30] OST series CTD[EB/OL]. [2024-03-30]. <https://www.oceanphysics.cn/index.php?a=shows&catid=69&id=81>.
- [31] RISER S C, FREELAND H J, ROEMMICH D, et al. Fifteen years of ocean observations with the global Argo array[J]. *Nature Climate Change*, 2016, 6(2): 145-153.
- [32] LIU Z H, XING X G, CHEN Z H, et al. Twenty years of ocean observations with China Argo[J]. *Acta Oceanologica Sinica*, 2023, 42(2): 1-16.
- [33] CHEN C, YANG K, DUAN R, et al. Acoustic propagation analysis with a sound speed feature model in the front area of Kuroshio Extension[J]. *Applied Ocean Research*, 2017, 68: 1-10.
- [34] CHEN W, ZHANG Y C, LIU Y Y, et al. Parametric model for eddies-induced sound speed anomaly in five active mesoscale eddy regions[J]. *Journal of Geophysical Research: Oceans*, 2022, 127(8): e2022JC018408.
- [35] LEBLANC L R, MIDDLETON F H. An underwater acoustic sound velocity data model[J]. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 1980, 67: 2055-2062.
- [36] BIANCO M J, GERSTOFT P. Dictionary learning of acoustic sound speed profiles[J]. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 2016, 140: 3054.
- [37] CARNES M R, MITCHELL J L, WITT P W. Synthetic temperature profiles derived from Geosat altimetry: comparison with air-dropped expendable bathythermograph profiles[J]. *Journal of Geophysical Research: Oceans*, 1990, 95: 17979-17992.
- [38] CARNES M R, TEAGUE W J, MITCHELL J L. Inference of subsurface thermohaline structure from fields measurable by satellite[J]. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, 1994, 11(2): 551-566.
- [39] PASCUAL A, GOMIS D. Use of surface data to estimate geostrophic transport[J]. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, 2003, 20(6): 912-926.
- [40] LIU L, PENG S Q, HUANG R X. Reconstruction of ocean's interior from observed sea surface information[J]. *Journal of Geophysical Research: Oceans*, 2017, 122(2): 1042-1056.
- [41] NARDELLI B B, SANTOLERI R. Reconstructing synthetic profiles from surface data[J]. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, 2004, 21(4): 693-703.
- [42] CHEN C, MA Y, LIU Y. Reconstructing sound speed profiles worldwide with sea surface data[J]. *Applied Ocean Research*, 2018, 77: 26-33.
- [43] CHEN W, REN K J, ZHANG Y C, et al. Reconstruction of the sound speed profile in typical sea areas based on the single empirical orthogonal function regression method[J]. *Journal of Marine Science and Engineering*, 2023, 11(4): 841.
- [44] MONAHAN A H, FYFE J C, AMBAUM M H P, et al. Empirical orthogonal functions: the medium is the message[J]. *Journal of Climate*, 2009, 22(24): 6501-6514.
- [45] LIU Y, CHEN Y, MENG Z, et al. Performance of single empirical orthogonal function regression method in global sound speed profile inversion and sound field prediction[J]. *Applied Ocean Research*, 2023, 136: 103598.
- [46] 陈斌. 海洋声速剖面变化及对声传播影响研究[D]. 西安: 西北工业大学, 2018.  
CHEN Cheng. Variation of SSP in ocean and the effects on acoustic propagation[D]. Xi'an: Northwestern Polytechnical University, 2018. (in Chinese)
- [47] OU Z, QU K, WANG Y, et al. Estimating sound speed profile by combining satellite data with in situ sea surface observations[J]. *Electronics*, 2022, 11: 3271.
- [48] LIU C, QU K. Wide-area sound speed profile estimation based on a pre-classification scheme for sound speed perturbation modes[J]. *Frontiers in Marine Science*, 2023, 10: 1130061.
- [49] SU H, WU X B, YAN X H, et al. Estimation of subsurface temperature anomaly in the Indian Ocean during recent global surface warming hiatus from satellite measurements: a support vector machine approach[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2015, 160: 63-71.
- [50] SU H, LI W, YAN X H. Retrieving temperature anomaly in the global subsurface and deeper ocean from satellite observations[J]. *Journal of Geophysical Research: Oceans*, 2018, 123(1): 399-410.
- [51] SU H, YANG X, LU W F, et al. Estimating subsurface thermohaline structure of the global ocean using surface remote sensing observations[J]. *Remote Sensing*, 2019, 11(13): 1598.
- [52] BAO S L, ZHANG R, WANG H Z, et al. Salinity profile estimation in the Pacific Ocean from satellite

- surface salinity observations[J]. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, 2019, 36(1): 53-68.
- [53] LU J J, ZHANG H, WU P F, et al. Predictive modeling of future full-ocean depth SSPs utilizing hierarchical long short-term memory neural networks[J]. *Journal of Marine Science and Engineering*, 2024, 12(6): 943.
- [54] FREDERICK C, VILLAR S, MICHALOPOULOU Z H. Seabed classification using physics-based modeling and machine learning[J]. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 2020, 148(2): 859-872.
- [55] LIU Y, CHEN Y, CHEN W, et al. Inversion of sound speed profile in the Luzon Strait by combining single empirical orthogonal function and generalized regression neural network[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2024, 21: 1502405.
- [56] 闫恒乾. 海洋三维资料快速动力-统计重构体系与关键技术研究[D]. 长沙: 国防科技大学, 2021.  
YAN Hengqian. Fast dynamical-statistical reconstruction of three-dimensional ocean data: a research on the framework and key techniques[D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2021. (in Chinese)
- [57] HUANG W, LU J J, LI S J, et al. Fast estimation of full depth sound speed profile based on partial prior information[C]//Proceedings of 2023 IEEE 6th International Conference on Electronic Information and Communication Technology. [S. l.]: IEEE, 2023: 479-484.
- [58] ZHANG C L, WANG D Y, LIU Z H, et al. Global gridded Argo dataset based on gradient-dependent optimal interpolation[J]. *Journal of Marine Science and Engineering*, 2022, 10(5): 650.
- [59] MIROUZE I, BLOCKLEY E W, LEA D J, et al. A multiple length scale correlation operator for ocean data assimilation[J]. *Tellus A: Dynamic Meteorology and Oceanography*, 2016, 68: 29744.
- [60] CHEN C, LEI B, MA Y L, et al. Investigating sound speed profile assimilation: an experiment in the Philippine Sea[J]. *Ocean Engineering*, 2016, 124: 135-140.
- [61] YANG F M, SONG Y. Research on data assimilation methods for sound speed profile inversion[C]//Proceedings of 2016 IEEE/OES China Ocean Acoustics Symposium. [S. l.]: IEEE, 2016: 1-5.
- [62] BIANCO M J, GERSTOFT P, TRAER J, et al. Machine learning in acoustics: theory and applications[J]. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 2019, 146(5): 3590-3628.
- [63] TOLSTOY A, DIACHOK O. Low frequency acoustic tomography using matched field processing[C]//Proceedings of Conference on Engineering in the Ocean Environment. [S. l.]: IEEE, 1990: 30-34.
- [64] PORTER M B, BUCKER H P. Gaussian beam tracing for computing ocean acoustic fields[J]. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 1987, 82(4): 1349-1359.
- [65] 王德昭, 尚尔昌. 水声学[M]. 2版. 北京: 科学出版社, 2013.  
WANG Dezha, SHANG Erchang. Underwater acoustics[M]. 2nd ed. Beijing: Science Press, 2013. (in Chinese)
- [66] 张忠兵. 浅海声速剖面反演研究[D]. 西安: 西北工业大学, 2002.  
ZHANG Zhongbing. A study on inversion for sound speed profile in shallow water[D]. Xi'an: Northwestern Polytechnical University, 2002. (in Chinese)
- [67] 张维. 三维浅海环境下全海深声速剖面快速反演研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2013.  
ZHANG Wei. Inversion of sound speed profile in three-dimensional shallow water[D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2013. (in Chinese)
- [68] ZHANG W, YANG S E, HUANG Y W, et al. Inversion of sound speed profile in shallow water with irregular seabed [J]. *AIP Conference Proceedings*, 2012, 1495(1): 392-399.
- [69] 郑广赢, 黄益旺. 微扰法声速剖面反演改进算法[J]. *哈尔滨工程大学学报*, 2017, 38(3): 371-377.  
ZHENG Guangying, HUANG Yiwang. Improved perturbation method for sound speed profile inversion[J]. *Journal of Harbin Engineering University*, 2017, 38(3): 371-377. (in Chinese)
- [70] 张之猛. 遗传模拟退火算法在反演浅海声速应用中的仿真研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2005.  
ZHANG Zhimeng. The study for sound speed inversion in shallow water on application of genetic and simulated annealing algorithms[D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2005. (in Chinese)
- [71] 唐俊峰, 杨士莪. 由传播时间反演海水中的声速剖面[J]. *哈尔滨工程大学学报*, 2006, 27(5): 733-736.  
TANG Junfeng, YANG Shi'e. Sound speed profile in ocean inverted by using travel time[J]. *Journal of Harbin Engineering University*, 2006, 27(5): 733-736. (in Chinese)
- [72] 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.  
SUN Wenchuan, BAO Jingyang, JIN Shaohua, et al. Inversion of sound velocity profiles by correcting the

- terrain distortion[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2016, 41(3): 349-355. (in Chinese)
- [73] BIANCO M, GERSTOFT P. Dictionary learning of sound speed profiles[J]. The Journal of the Acoustical Society of America, 2017, 141(3): 1749-1758.
- [74] BIANCO M J, GERSTOFT P, TRAER J, et al. Machine learning in acoustics: theory and applications [J]. The Journal of the Acoustical Society of America, 2019, 146(5): 3590-3628.
- [75] 邢传玺,张东玉,宋扬,等. 利用字典学习方法的声速剖面反演研究[J]. 声学技术,2021,40(6):750-756. XING Chuanxi, ZHANG Dongyu, SONG Yang, et al. Research on inversion of sound speed profile using dictionary learning method[J]. Technical Acoustics, 2021, 40(6): 750-756. (in Chinese)
- [76] BIANCO M, GERSTOFT P. Compressive acoustic sound speed profile estimation[J]. The Journal of the Acoustical Society of America,2016,139(3):EL90-EL94.
- [77] CHOO Y, SEONG W. Compressive sound speed profile inversion using beamforming results[J]. Remote Sensing, 2018, 10(5): 704.
- [78] STEPHAN Y, THIRIA S, BADRAN F. Inverting tomographic data with neural nets[C]//Proceedings of Conference on MTS/IEEE OCEANS. [S. l.]: IEEE, 2002: 1501-1504.
- [79] KELLER J B, PAPADAKIS J S. Wave propagation and underwater acoustics[M]. Berlin: Springer, 1977.
- [80] HUANG W, LIU M L, LI D S, et al. Collaborating ray tracing and AI model for AUV-assisted 3-D underwater sound-speed inversion[J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 2021, 46(4): 1372-1390.
- [81] HUANG W, LI D S, JIANG P. Underwater sound speed inversion by joint artificial neural network and ray theory[C]//Proceedings of the 13th International Conference on Underwater Networks & Systems. [S. l.]:ACM, 2018: 1-8.
- [82] 黄威. 水下声速剖面反演与定位修正方法研究[D]. 武汉: 武汉大学, 2021. HUANG Wei. Research on underwater sound speed profile inversion and positioning correction[D]. Wuhan: Wuhan University, 2021. (in Chinese)

## 作者简介

### 刘玉耀

男,1996年生,博士研究生,研究方向为海洋三维声速场重构

E-mail: liuyuyao19@nudt.edu.cn



### 陈伟

男,1983年生,副教授,研究方向为海洋环境传感技术

E-mail: kevinkobegames@126.com



### 陈羽

男,1985年生,副教授,研究方向为水声信号处理

E-mail: chenyu@nudt.edu.cn



### 孟洲

女,1968年生,教授,博士研究生导师,研究方向为光纤水声探测技术

E-mail: zhousheng6806@163.com



责任编辑 殷文卓