



中国科学院大学
University of Chinese Academy of Sciences

博士学位论文

噪声提取格林函数在浅海声层析中的应用

作者姓名: _____ 汪恺

指导教师: _____ 李风华 研究员 中国科学院声学研究所

学位类别: _____ 理学博士

学科专业: _____ 声学

培养单位: _____ 中国科学院声学研究所

2021 年 8 月

The Application of Green's Function extraction in shallow water
acoustic tomography

A dissertation submitted to the
University of Chinese Academy of Sciences
in partial fulfillment of the requirement
for the degree of
Doctor of Philosophy
in Acoustics
By
Wang Kai
Professor Li Fenghua

Institute of Acoustics, Chinese Academy of Sciences

August, 2021

中国科学院大学 学位论文原创性声明

本人郑重声明：所呈交的学位论文是本人在导师的指导下独立进行研究工作所取得的成果。尽我所知，除文中已经注明引用的内容外，本论文不包含任何其他个人或集体已经发表或撰写过的研究成果。对论文所涉及的研究工作做出贡献的其他个人和集体，均已在文中以明确方式标明或致谢。本人完全意识到本声明的法律结果由本人承担。

作者签名：

日 期：

中国科学院大学 学位论文授权使用声明

本人完全了解并同意遵守中国科学院大学有关保存和使用学位论文的规定，即中国科学院大学有权保留送交学位论文的副本，允许该论文被查阅，可以按照学术研究公开原则和保护知识产权的原则公布该论文的全部或部分内容，可以采用影印、缩印或其他复制手段保存、汇编本学位论文。

涉密及延迟公开的学位论文在解密或延期后适用本声明。

作者签名：

日 期：

导师签名：

日 期：

摘要

海洋环境噪声在主动海洋声层析中通常被认为是影响接收信号的干扰源，但背景噪声场也蕴含了海洋波导信息。浅海背景噪声场相对于深海更为丰富，利用环境噪声场提取反演海洋环境信息对浅海声学研究具有重要意义。

基于射线理论和平稳相位近似，假设噪声源随机分布在海表下一定深度的平面上，两个接收器接收噪声的互相关函数导数等价于两个接收器间的格林函数。在噪声互相关叠加过程中，起主要贡献的是位于两接收器连线端射方向上的噪声源。基于这一理论，在满足远场假设时可以通过两个海底水平阵列利用常规波束形成加速经验格林函数的提取。利用这种格林函数被动提取技术，可以通过被动声层析方法实现对海洋温度、声速结构以及海流流速的观测。

从射线角度，两点间的格林函数等价于两点间本征声线的叠加。利用经验格林函数的时间到达结构估计平均声速，通过测量平均声速变化来观测海洋平均温度的变化。通过随机森林方法和实验数据处理，将估计问题转化为一个监督学习问题，可以从 30 分钟累积平均的经验格林函数中准确估计出平均声速。和直接计算相比，估计结果离群值更少、精度更高。通过特征分析，在使用不同于传统计算的特征和权重后，传统公式计算的精度可以得到大大提高。从物理角度出发，特征的不同可能是由于声线在海面产生的相位反转所导致。

利用经验正交函数和字典学习分别对声速剖面进行降维表征后，通过经验格林函数的时间到达结构可以对声速剖面进行反演。实验结果表明，在足够训练数据的情况下，字典用更少的系数提供了比经验正交函数更高精度的声速剖面表征，使用三阶经验正交函数重建声速剖面的误差约为 0.61 m/s ，一阶字典的重建误差约为 0.28 m/s 。对于声速剖面的反演结果，基于经验正交函数表征的反演误差为 0.78 m/s ，基于字典表征的反演误差为 0.53 m/s 。分析两种方法不同阶数对反演结果的影响后，在同等反演精度下字典学习方法的参数搜索量远小于经验正交函数方法。由于利用海底水平阵列反演的代价函数约束项较少，通过增加系数阶数来提高精度可能较为困难。

最后，海流流速相对于声速是一个极小量，因此难以和声速同时反演，需要单独反演。通过将波束形成方向指向相反方向，提取出相反方向的两个互易经验

格林函数。通过计算两经验格林函数上对应声线的到达时间差以利用公式计算和最小二乘法两种方法可以测量出水平方向上的平均海流流速。实验结果表明，这种被动测流方法可以观测海流流速大小和方向上的变化，并且反演结果与历史观测的研究结果一致。仿真结果则进一步证明了利用海洋噪声反演海流流速的有效性，同时误差分析表明了深度和距离失配对被动测流方法的影响不大。

关键词：噪声互相关函数，格林函数，被动声学测温，声速剖面反演，海流测量

Abstract

The ocean ambient noise is considered as an interference affecting the received signal in the active ocean acoustic tomography. However, the background noise field also contains the information of the ocean waveguide. The background noise field in the shallow water is usually richer than that in the deep ocean, and it is important for shallow ocean acoustic research to extract inverse ocean environmental information using the ambient noise field.

Based on the ray theory and the stationary phase approximation, assuming that the noise sources are randomly distributed in the plane at a certain depth below the sea surface, the derivatives of the noise cross-correlation function received by two receivers are equivalent to the Green's function between two receivers. In the superposition processing of noise cross-correlation function, the main contribution is the noise sources located in the endfire direction of the two receivers. Based on this theory, the extraction of the empirical Green's function can be accelerated by two bottom horizontal arrays using conventional beamforming when the far-field assumption is satisfied. Using the Green's function passive extraction technique, the ocean temperature, the sound speed profile, and the current velocity can be observed by the passive ocean acoustic tomography.

From the ray perspective, the Green's function between the two points is equivalent to the superposition of the eigen rays between two points. The time-arrival structure of the empirical Green's function is used to estimate the depth-averaged sound speed, and the change in the average temperature can be observed by measuring the change in the average sound speed. With Random Forest and experimental data processing, the estimation problem is transformed into a supervised learning problem. The depth-averaged sound speed can be accurately estimated from the 30-minute accumulative averaged empirical Green's function. Compared with direct calculation, the estimation results have fewer outliers and higher accuracy. Through feature analysis, the accuracy of the traditional formula calculation can be greatly improved after using different features and

weights from the traditional calculation. From a physical point of view, the difference in features may be due to the phase inversion of the rays at the sea surface.

Using the empirical orthogonal function and the dictionay learning to perform the dimensionaliy reduction characterization of the sound speed profiles, the sound speed profiles can be inverted from the time-arrival structure of the empirical Green's function. The experimental results show that with sufficient training data, the dictionary provides a more accurate SSP characterization than EOF with fewer coefficients than the empirical orthogonal function. And the error of the reconstructed sound speed profiles is about 0.61 m/s for the 3 order empirical orthogonal functions and 0.28 m/s for the 1 order dictionary. For the inversion results of the sound speed profiles, the inversion error for the empirical orthogonal function characterization is 0.78 m/s and the inversion error based on the dictionary characterization is 0.53 m/s. After analyzing the influence of the different orders of the two methods on the inversion results, the dictio-
nary learning method has a much fewer search parameters than the empirical orthogonal function method under the same inversion accuracy. Since there are fewer cost function constraints for inversion using seafloor horizontal arrays, it may be difficult to improve accuracy by increasing the order of coefficients.

Finally, the ocean current velocity is a very small quantity relative to the sound speed, so it is difficult to invert simultaneously with the sound speed, and it needs to be inverted separately. By pointing the beam forming direction to the opposite direction, two reciprocal Green's functions in the opposite direction are extracted. After analyzing the influence of the different orders of the two methods on the inversion results, the parameter search amount of the dictionary learning method is much smaller than that of the empirical orthogonal function method under the same inversion accuracy. Under the same inversion accuracy, the parameter search volume of the dictionary learning method is much smaller than that of the empirical orthogonal function method. Since there are fewer cost function constraints for inversion using seafloor horizontal arrays, it may be difficult to improve accuracy by increasing the order of coefficients. By calculating the differences in the arrival time of the corresponding sound rays on the two empirical Green's functions, the average ocean current velocity in the horizontal direc-

tion can be measured by two methods: formula calculation and least square method. Experimental results show that this passive current measurement method can observe changes in the magnitude and direction of ocean currents, and the inversion results are consistent with the research results of historical observations. The simulation results further demonstrate the effectiveness of using ambient ocean noise to retrieve ocean current velocity, and the error analysis shows that the depth and distance mismatch has little effect on the passive current measurement method.

Keywords: noise cross-correlation function, Green's function, passive acoustic thermometry, sound speed profile inversion, current measurement

目 录

| | |
|--------------------------|----|
| 第1章 引言 | 1 |
| 1.1 研究背景和意义 | 1 |
| 1.2 研究历史与现状 | 3 |
| 1.2.1 噪声提取经验格林函数的研究历史与现状 | 3 |
| 1.2.2 海洋声层析的研究历史与现状 | 6 |
| 1.3 本文研究内容 | 9 |
| 第2章 被动海洋声层析理论简介 | 11 |
| 2.1 格林函数射线提取理论 | 11 |
| 2.1.1 噪声模型 | 11 |
| 2.1.2 噪声互相关 | 11 |
| 2.1.3 平稳相位近似 | 15 |
| 2.1.4 稳相位条件下时间到达结构的几何解释 | 15 |
| 2.1.5 噪声互相关函数的导数表示 | 20 |
| 2.2 海洋声层析原理 | 22 |
| 2.2.1 声速剖面射线反演理论 | 22 |
| 2.2.2 海流流速估计理论 | 26 |
| 2.3 本章小节 | 28 |
| 第3章 被动格林函数提取方法 | 29 |
| 3.1 水听器提取格林函数 | 29 |
| 3.2 水平阵列提取格林函数 | 31 |
| 3.2.1 CBF 格林函数提取理论 | 31 |
| 3.2.2 参考声速对经验格林函数提取的影响 | 33 |
| 3.3 数据处理 | 34 |
| 3.4 本章小节 | 37 |
| 第4章 基于随机森林的被动测温方法 | 39 |
| 4.1 传统被动测温方法 | 39 |
| 4.2 随机森林测温方法 | 40 |
| 4.2.1 随机森林理论 | 41 |
| 4.2.2 随机森林测温方法 | 43 |
| 4.3 实验结果 | 44 |
| 4.3.1 经验格林函数的提取与平均声速估计 | 44 |

| | |
|--------------------------------------|------------|
| 4.3.2 特征重要性分析与经验公式 | 47 |
| 4.4 讨论及分析 | 48 |
| 4.4.1 特征选择 | 48 |
| 4.4.2 特征加权 | 49 |
| 4.4.3 决策树机制 | 50 |
| 4.4.4 仿真模型海底参数的影响 | 51 |
| 4.4.5 波束形成参考声速的影响 | 51 |
| 4.4.6 波束形成指向的影响 | 53 |
| 4.4.7 距离失配的影响 | 54 |
| 4.4.8 声速剖面的反演 | 55 |
| 4.5 本章小节 | 55 |
| 第 5 章 基于字典学习的浅海声速剖面反演方法 | 57 |
| 5.1 浅海声速剖面反演方法 | 57 |
| 5.1.1 经验正交函数表征声速剖面 | 57 |
| 5.1.2 基于字典学习的声速剖面表征方法 | 60 |
| 5.1.3 声速剖面射线反演方法 | 63 |
| 5.2 实验数据处理 | 64 |
| 5.2.1 数据处理 | 64 |
| 5.2.2 声速剖面表征 | 64 |
| 5.2.3 声速剖面反演 | 68 |
| 5.3 本章小节 | 71 |
| 第 6 章 利用海洋环境噪声估计浅海海流流速 | 73 |
| 6.1 海洋流速估计方法 | 73 |
| 6.2 实验数据处理 | 77 |
| 6.3 数值仿真 | 82 |
| 6.3.1 仿真结果 | 82 |
| 6.3.2 误差分析 | 83 |
| 6.4 本章小节 | 85 |
| 第 7 章 总结与展望 | 87 |
| 7.1 全文总结 | 87 |
| 7.2 未来展望 | 88 |
| 参考文献 | 89 |
| 致谢 | 99 |
| 作者简历及攻读学位期间发表的学术论文与研究成果 | 101 |

图形列表

| | |
|--|----|
| 1.1 [1] 从海洋噪声提取格林函数示意图。(a) 垂直阵布放示意图。(b) 和 (c) 分别为阵列 1 和阵列 2 中的阵元同步记录的时域噪声信号。(d) 阵列 1 中的深度为 500m 的接收器与阵列 2 中的所有接收器进行互相关计算获得的信号的空间时间表示, 两个阵列水平间隔距离 $R=2200\text{m}$ 。(e) 两个阵列上非同步记录的数据互相关处理的结果。 | 5 |
| 2.1 [2] 在理想波导 (海深 H) 中前 5 阶镜像声源的传播路径叠加示意图。其中, 声源位于 $(0, 0, z_1)$, 接收器位于 $(L, 0, z_2)$ 。空间距离 $R_{1,2,l}^-$ 和 $R_{1,2,l}^+$ 以虚线表示, 实线代表了对应波导中实际声线的物理传播轨迹。 | 12 |
| 2.2 [2] $n = 1, p = 0$ 时, 稳相位条件 $\tilde{\mathbf{r}}_s^b = (\tilde{x}_s^b, \tilde{y}_s^b = 0)$ 第一类解对应噪声源位置的几何关系。这里位置在 $z_s - 2(n-p)H = z_s - 2H$ 出的镜像噪声源与位置在 $z_1 - 2(n-p)H = z_1 - 2H$ 的接收器 1 的镜像以及接收器 2, 三者在同一直线上。因此, 虚点线代表的路径 $R_{s,2,n=1}^-$ 和虚线代表的路径 $R_{s,1,p=0}^-$ 之差就等于点线所代表的接收器 1 的镜像到接收器 2 的距离 $R_{1,2,n-p=1}^-$ | 16 |
| 2.3 [2] $n = -1, p = 0$ 时, 稳相位条件 $\tilde{\mathbf{r}}_s^a = (\tilde{x}_s^a, \tilde{y}_s^a = 0)$ 第一类解对应噪声源位置的几何关系。这里位置在 $z_s - 2(n-p)H = z_s + 2H$ 出的镜像噪声源与位置在 $-(z_1 - 2z_s + 2(n+p)H) = -z_1 + 2z_s + 2H$ 的接收器 1 的镜像以及接收器 2, 三者在同一直线上。因此, 虚点线代表的路径 $R_{s,2,n=-1}^-$ 和虚线代表的路径 $R_{s,1,p=0}^-$ 之差就等于点线所代表的接收器 1 的镜像到接收器 2 的距离 $R_{1,2,n+p=-1}^-$ | 18 |
| 2.4 声线与波阵面示意图。 | 22 |
| 2.5 海流流速反演的互易传播实验示意图。 μ_s 表示沿声线路径切向方向上的流速, μ_h 表示水平方向上的流速, c_0 表示平均声速, Δc 表示 $(\mathbf{e}_x, \mathbf{e}_z)$ 平面声速与平均声速的偏差值, τ^+ 以及 τ^- 分别代表两个方向上的声线到达时间。 | 26 |
| 3.1 (a) 水平阵列提取格林函数示意图, 其中两个阵列互相平行并且阵元数目相同。(b) ^[3] 不同噪声入射角度示意图, 其中灰色区域表示对能量累积有用的相干区域, 即端射方向附近区域。 | 31 |
| 3.2 单接收器连续 48 小时接收噪声信号的时频图。频谱幅度按最大值归一化为 0 dB, 频带范围为 0-1000 Hz。 | 35 |

| | |
|---|----|
| 3.3 两个单阵元与 15 个阵元组成阵列在不同累积时间下提取出的经验格林函数。(a) 单阵元累积 2 小时提取出的经验格林函数, (b) 单阵元累积 24 小时提取出的经验格林函数, (c) 水平阵列累积 2 小时提取出的经验格林函数, (d) 水平阵列累积 24 小时提取出的经验格林函数。 | 36 |
| 3.4 2 小时累积时间下, 不同参考声速在波束形成后提取出的经验格林函数。 | 37 |
| 4.1 [3] 从 2018 年 3 月 30 日到 2018 年 6 月 30 日深度上的平均声速, 黑色线表示实验反演的结果, 红色线是温深仪 (Temperature and Depth: TD) 实测的结果。 | 40 |
| 4.2 回归树示例。其中 (a) 是回归树的可视化, (b) 是这个回归的预测结果。这里, 我们将 100 个样本 ($N = 100$) 通过 1 个特征 ($N_f = 1$) 分为 4 个类别, d^t 分别等于 2.9, 4.3 和 7.3。 | 41 |
| 4.3 基于两个平行水平阵列的被动声层析实验布放示意图。 | 44 |
| 4.4 总计连续 96 小时的经验格林函数, 其中每条格林函数的累积时间分别为 (a) 2 小时, (b) 1 小时, (c) 45 分钟以及 (d) 30 分钟。其中粉线代表了第 1 个波谷, 黑线代表第 2 个波峰, 红线代表第 3 个波谷, 蓝线代表第 4 个波峰。 | 45 |
| 4.5 一条典型的经验格林函数, 其累积时间分别为 (a) 2 小时, (b) 1 小时, (c) 45 分钟以及 (d) 30 分钟。 | 46 |
| 4.6 总共 518 小时的平均声速估计结果, 每个样本点的累计时间分别为 (a) 1 小时, (b) 45 分钟以及 (c) 30 分钟。其中蓝线代表了常规测温方法的结果, 红线代表了随机森林测温方法的结果, 黑线为平均声速的真实值。 | 46 |
| 4.7 不同累积时间下不同估计方法的均方根误差。其中蓝线代表常规测温方法, 红线代表特征选取方法, 黄线为特征加权方法以及紫线代表随机森林方法。 | 47 |
| 4.8 随机森林方法中最重要的 10 个特征。这里 tKurt 代表了时域中的峰度。 | 48 |
| 4.9 平均声速与第 3 个波谷到达时间、旋度和峰度的相关性分析。 | 49 |
| 4.10 在 30 分钟累积时间下, 基于 (a) 第 2 个波峰、(b) 第 3 个波谷和 (c) 第 4 个波峰到达时间的估计结果。黑线为平均声速的真实值, 红色实线代表了估计值的线性回归, 红色虚线代表了我们用来确定离群点的上下界 (线性回归 +/- 1.5 m/s)。 | 50 |
| 4.11 基于前 4 个最重要特征构建的随机森林中的一个决策树的一个分支。 | 51 |
| 4.12 在 30 分钟累积时间下, 随机森林方法的估计结果。黑线为平均声速的真实值, 红色实线代表了估计值的线性回归, 红色虚线代表了我们用来确定离群点的上下界 (线性回归 +/- 1.5 m/s)。 | 52 |

| | |
|---|----|
| 4.13 不同海底声速对应的本征声线路径, 海底声速 c_b 自上到下分别取为 1610 m/s, 1620 m/s 和 1630 m/s. | 52 |
| 4.14 在阵列附近使用 CTD 实际测量的声速剖面。 | 53 |
| 4.15 2 小时累积时间提取出的经验格林函数。红线为正向提取的格林函 数, 黑线代表反向提取出的格林函数。 | 54 |
| | |
| 5.1 温度链间断测量的声速剖面。 | 65 |
| 5.2 (a) EOFs 阶数变化时, EOFs 代表的能累计百分比, (b) 95% 显著性 检验。 | 65 |
| 5.3 (a) 前 36 阶 EOFs, (b) 前 36 阶字典向量 (按方差排序)。 | 66 |
| 5.4 (a) 训练集上通过前三阶 EOF 系数重建的声速剖面, (b) 训练集上 通过学习字典 (稀疏度 $T = 1$) 重建的声速剖面, (c) 训练集上 TD 实 际测量的声速剖面。 | 67 |
| 5.5 (a) 测试集上通过前三阶经验正交函数系数反演的声速剖面, (b) 测 试集上通过学习字典 (稀疏度 $T = 1$) 反演的声速剖面, (c) 测试集 上 TD 实际测量的声速剖面。 | 69 |
| 5.6 不同反演方法的结果对比。其中黑色实线为 TD 实测的真实声速剖面, 红色虚线为字典学习反演方法的结果, 蓝色虚线为经验正交函数反演 方法的结果。 | 70 |
| 5.7 不同反演方法的均方误差。其中蓝线为经验正交函数方法的误差, 红 线为字典学习方法的误差。 | 71 |
| | |
| 6.1 海洋分层示例。海洋被从深到浅地划分为 3 层, 声线也对应划分为 3 组。 | 75 |
| 6.2 温度链间断获得的声速剖面。 | 78 |
| 6.3 Bellhop 仿真与实际提取时域经验格林函数对比。 (a) Bellhop 仿真计 算到达时间与实际提取格林函数的信号包络, (b) Bellhop 仿真对应的 本征射线。其中, (a) 中蓝色部分对应 (b) 中未经海面反射的直达 波声线以及 2 次海面反射声线, 绿色部分对应海面 3 次反射声线, 黄 色部分对应 4 次海面反射声线, 紫色部分对应 5 次海面反射声线。 . | 80 |
| 6.4 自 2 小时噪声互相关函数提取出的一组格林函数。其中, (a) 归一化 后的正负时间格林函数, (b) 分别归一化后的正反向格林函数。 | 81 |
| 6.5 被动海流估计结果。 (a) 从 2 小时叠加的经验格林函数计算得到的平 均海流流速, (b) 第 57 号 (第 113-114 小时) 平均流速对应的三层流 速垂直剖面, 其中红色叉号为第 57 号平均流速, 蓝色圈号为对应的 分层流速。 | 82 |

表格列表

| | |
|-----------------------------|----|
| 6.1 接收噪声信号与测量声速剖面的日期。 | 78 |
| 6.2 恒定流速条件下仿真反演结果。 | 83 |
| 6.3 分层流速条件下仿真反演结果。 | 83 |
| 6.4 不同海深扰动产生的海流流速扰动。 | 84 |
| 6.5 不同距离扰动产生的海流流速扰动。 | 84 |

符号列表

算子

| Symbol | Description |
|-------------------|--|
| $(\cdot)^H$ | Hermitian transpose or conjugate transpose |
| Δ | difference |
| ∇ | gradient operator |
| $(\cdot)^\dagger$ | pseudoinverse |
| $(\cdot)^T$ | transpose |

缩写

| | |
|------|---|
| ADCP | Acoustic Doppler Current Profiler |
| ATOC | Acoustic Thermometry of Ocean Climate |
| AVSS | Averaged Sound Speed |
| BP | Basis Pursuit |
| CBF | Conventional Beamforming |
| CTD | Conductivity Temperature Depth |
| EGF | Empirical Green's Function |
| EOF | Empirical Orthogonal Function |
| FFT | Fast Fourier Transform |
| GF | Green's Function |
| IFT | Inverse Fourier Transform |
| LD | Learned Dictionary |
| MP | Matching Pursuit |
| NOAA | National Oceanic and Atmospheric Administration |
| NCCF | Noise Cross-correlation Function |
| OAT | Ocean Acoustic Tomography |

| | |
|------|-----------------------------------|
| OMP | Orthogonal Matching Pursuit |
| PCA | Principal Component Analysis |
| POAT | Passive Ocean Acoustic Tomography |
| RMSE | Root Mean Square Error |
| SSP | Sound Speed Profile |
| SVD | Singular Value Decomposition |
| TD | Temperature and Depth |

第1章 引言

1.1 研究背景和意义

21世纪以来，海洋的开发与探索受到了越来越多的重视，随着近海海域的逐步开发，近年来海洋声学研究的重点逐渐转向浅海中的声学问题^[4]。对海洋声学中的研究重点如水下目标探测、定位以及声纳系统工作性能预测等研究来说，研究有效性往往建立在准确获得海洋环境参数的基础上。海洋环境参数是了解和研究声传播特性的前提，因此准确地估计、反演海洋环境参数是海洋研究的重要保障。其中，声速剖面（Sound Speed Profile: SSP）是影响声传播特性的重要环境参数之一。海洋环境参数中海底地形结构和声学参数由于不会在短期内发生较大的变化，因此可以通过直接测量建立参数数据库，在需要时查询使用即可。由于风浪、海流、日照等外界因素的影响，在浅海环境中，同一地点不同时刻的声速剖面都可能互相之间有较大的差异和变化^[5,6]。尽管声速剖面可以也通过实际测量获得，但在浅海环境中，实际测量很难及时地监测到声速剖面的变化，也无法对海洋环境变化过程进行大尺度的观测。因此，为了解决这一问题，海洋声层析（Ocean Acoustic Tomography: OAT）的方法被提出用来反演、估计海洋环境参数，从而实现大范围大尺度海洋环境变化过程的监测^[7]。通过海洋声层析方法长期稳定地观测我国周边海洋环境信息，不仅可以为经济发展和国防建设提供有力的保障，还可以为气象学、海洋学、地球物理学等领域的研究提供相应的数据支持和理论支撑。

由于各种自然气候、地理因素的影响，浅海海洋环境有着很大的不确定性，这种不确定性对浅海的声传播过程有着深远的影响。

首先，声波在水体中的传播会发生传播损失。水体中的传播损失可以分成两类，分别是扩散损失和衰减损失。扩散损失是指在信号自声源处向外传播的过程中，随着传播距离的增加，声强发生有规律衰减的几何效应。衰减损失则主要是指声信号在传播过程中，由于海水的吸收和散射，使得声能转化为其它形式能量的一种不可逆过程。海水通常被认为是一种非均匀介质，因此在传播过程中声波的一部分能量会被海水吸收转化为热能。而海洋生物以及泥沙等物质的存在，使得声波在传输过程中会由于散射而产生能量衰减。浅海环境相比深海环境，声

波在海水中的散射、吸收都严重得多，因此声传播损失较大。

其次，在传播过程中由于声速的不均匀性，声信号的传播轨迹会发生弯曲，往往在海面或海底发生反射，这使得接收到的声信号存在多途现象。在射线理论中，多途效应代表了不同声线轨迹的各条本征声线。在简正波理论中，多途效应则代表各阶简正波所对应的不同传播路径的声信号。声波传播过程中各条路径上的声信号都蕴含了背景环境、声源位置等信息，因此多途声线常被用来反演环境参数或对声源进行测向、定位^[8]。但由于浅海环境深度较小，因此声波通常会发生多次海面、海底反射。同时，浅海相比深海通常海水中散射体更多，散射体引起的声波反射和海水介质不均匀可能导致声线折射、反转。并且，海底地形的不规则以及海表面的随机起伏也可能让声波的各条传播路径更加随机。这些都使得浅海环境多途效应相比深海环境更加复杂多变，带来的影响也更加严重。

同时，海洋环境噪声也对声传播过程有着较大的影响。海洋背景噪声按噪声源类型不同可分为两种，一种是由舰船噪声、海岸工程噪声、钻井平台噪声等构成的人工噪声，另一种是以地壳活动、海洋潮汐、海面风浪、海洋生物活动等构成的天然噪声。由于靠近大陆，人为活动较多，浅海环境中人工噪声相比深海环境十分丰富，这些随机噪声不仅会干扰主动发射声信号的正常传播，也使得从接收信号中提取出声信号变得更加困难。

实际的浅海环境噪声场是一个极其复杂的背景噪声场，不仅包括自然和人为活动产生的噪声，还有声波在传播过程中与海面、海底等相互作用形成的噪声场。因此，浅海背景噪声场在频率构成上十分复杂，同一频带上的噪声可能由一个或多个声源产生。总体而言，天然噪声主要分布在低于 10Hz 频段和高于 300Hz 频段，而 10-300Hz 的能量主要由航船噪声构成^[9,10]。

和地震学中的经典方法一样，传统的海洋声层析方法使用主动激发声源，通过分析接收信号的信号特性，如时间到达结构、简正波模态等，来反推海洋环境参数^[11,12]。但由于浅海环境对声传播存在上述影响，实际的声传播实验不仅成本较高，而且往往存在噪声干扰严重、实验困难等问题。因此，传统的主动海洋声层析方法在浅海环境的应用大大受限。

随着世界经济的发展，各国近海的人工噪声噪声级在过去数十年中快速增长^[13]。针对浅海环境噪声丰富这一特点，从两点海洋环境噪声互相关函数 (Noise Cross-correlation Function: NCCF) 提取两点之间经验格林函数 (Empirical Green's

Function: EGF) 的方法为利用浅海特有的背景噪声场去观测海洋环境变化提供了新的思路。经验格林函数与真实的格林函数 (Green's Function: GF) 相比，尽管两者幅度存在差别，但相位一致，为了区分，将从环境噪声提取出的格林函数称为经验格林函数。从声学角度出发，格林函数是一种脉冲响应信号，即空间中一处点源激发德尔塔函数 (Delta Function)，在空间另一位置接收到的点源信号。利用海洋环境噪声提取经验格林函数的方法不需要主动发射声源，只需要两个接收器接收到的环境噪声信号，通过互相关叠加即可提取出两点间的脉冲响应，十分适合浅海环境。在主动海洋声层析方法中被认为是干扰的噪声，通过被动格林函数提取方法，反而可以被利用起来进行被动海洋声层析^[14]。

利用浅海环境噪声的被动海洋声层析 (Passive Ocean Acoustic Tomography: POAT)，相比传统的主动声层析方法有以下优点：

1. 经济性：利用环境噪声场而非主动声源，能耗较低；
2. 可靠性：主动声源难以进行长期的激发，利用噪声场可以实现长期稳定的观测；
3. 环保性：主动声源不可避免地会影响到海洋生物活动，利用背景噪声更加环保。

由于渔民的捕捞活动较多，在近海很难长期进行垂直阵实验。相比之下，在海底布放水平阵列受人为干扰小，更加稳定可靠，适合进行长期实验观测。因此，本文针对浅海环境特点，基于噪声互相关提取格林函数的理论和方法，通过海底水平阵列对浅海被动声层析方法进行了相关研究。在平均温度监测、声速剖面反演、海流流速反演三个方面，用实验数据和仿真计算验证了被动声层析方法的有效性，进一步发展了利用海洋噪声监测海洋环境变化的理论和方法。

1.2 研究历史与现状

1.2.1 噪声提取经验格林函数的研究历史与现状

噪声提取格林函数的理论最早是由地震学的学者们提出的。1968年，Claerbout^[15]发现，地震台接收到的从一维水平地层底部穿透的地震波，在经过自相关运算后和该台自发自收的地震记录一致，这奠定了地震干涉重建经验格林函数的基础。围绕这一发现，不同学科的学者们进行了长期的尝试和研究^[16,17]。Weaver 等^[18]以及 Lobkis 等^[19]通过超声实验，在对一个封闭铝腔中两个传声器

接收的热扩散噪声进行互相关计算后，成功提取出了两个传声器之间的经验格林函数。并且，这个经验格林函数相当于在一个传声器位置安放虚拟点源所激发的在另一个传声器处接收的声信号。Derode 等^[20,21] 在非均匀介质中也成功从热噪声信号提取出了经验格林函数，并基于互易原理和时间反转对利用尾波互相关提取格林函数的原理进行了解释。

超声学中关于尾波的研究反过来促进了地震学中利用尾波提取格林函数的发展。尾波是一种由地球内部小尺度不均匀性对地震波散射而产生的地震波^[22]。由于尾波为地震波多重散射的结果，随着散射程度的增加，尾波会越来越近似于均匀化相空间，这使得利用尾波提取格林函数在地震学中有着良好的应用场景。2003 年，Campillo 等^[23] 在墨西哥成功从 101 个相距数十公里远的地震尾波互相关函数中提取出表面波的经验格林函数。2005 年，Shapiro 等^[24] 通过美国加州台站所记录的一个月累积时间的地震噪声互相关函数提取出了瑞利波的经验格林函数，并测量数百个接收台站之间路径上短周期表面波的群速度，以此对加州主要地质结构进行层析成像。

2004 年，Roux 等^[1] 首次将地震学中的经验格林函数被动提取理论应用到了水声学，通过深海中的两个垂直阵列不断接收海洋噪声数据，计算各阵元间的噪声互相关函数，成功提取出了阵元间经验格林函数的时间到达结构。并且，Roux 等^[1] 利用 Kuperman 等^[25] 提出的海洋噪声模型用简正波方法推导了从海面噪声互相关函数提取经验格林函数的原理，研究发现与真实格林函数相比，尽管由于缺少深度积分，经验格林函数在幅度上存在偶极子现象，但两者的时间到达结构一致。图 1.1 给出了从海洋噪声提取格林函数的示意图^[1]。

Wapenaar^[26] 通过互易原理证明了不均匀介质中两点间的格林函数可以通过互相关函数提取得到。2005 年，Roux 等^[27] 进一步证明了在衰减均匀介质中噪声互相关提取格林函数的理论依据，论证了噪声互相关的时域导数与真实格林函数的时间到达结构一致，并且阐述了在衰减介质中格林函数提取理论的频率依赖性。Godin^[28] 推导了在非均匀流体中利用扩散噪声场长时间的互相关函数提取格林函数的理论，指出在非均匀流体中噪声互相关函数导数依然等价于两点间相反方向上的真实格林函数，同时通过噪声互相关函数的计算，可以量化介质流动导致的声学非互易性，从而估计两点间的空间平均流速。与此同时，Sabra 等^[2] 指出噪声互相关过程中满足稳定相位条件的镜像虚源都位于两个接

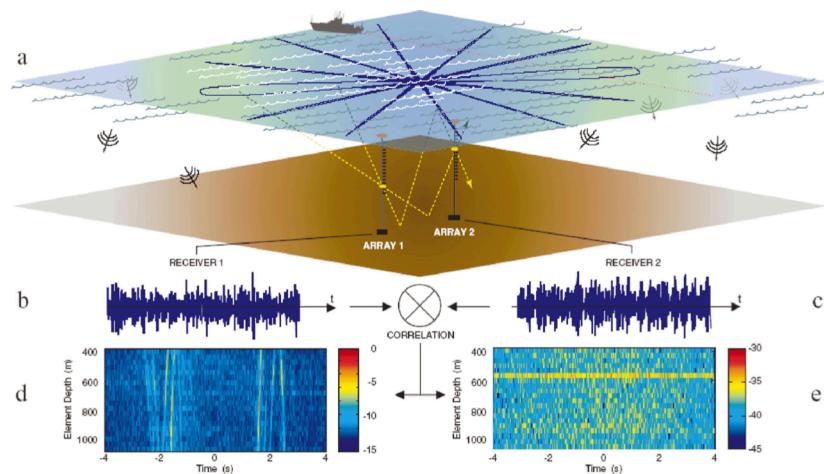


图 1.1 [1] 从海洋噪声提取格林函数示意图。(a) 垂直阵布放示意图。(b) 和 (c) 分别为阵列 1 和阵列 2 中的阵元同步记录的时域噪声信号。(d) 阵列 1 中的深度为 500m 的接收器与阵列 2 中的所有接收器进行互相关计算获得的信号的空间时间表示, 两个阵列水平间隔距离 $R=2200\text{m}$ 。(e) 两个阵列上非同步记录的数据互相关处理的结果。

Figure 1.1 Schematic diagram of Green's function extraction from ocean noise. (a) Schematic diagram of vertical array deployment. **(b) and (c)** The time-domain ambient noise simultaneously recorded on two receivers in arrays 1 and 2. **(d)** Spatial temporal representation of signal obtained from the cross-correlation between a receiver in array 1 at depth 500 m and all receivers in array 2, with the two arrays separated horizontally by a distance $R=2200\text{ m}$. **(e)** The result of cross-correlation processing on data recorded asynchronously on the two arrays.

收器连线的端射方向附近，噪声互相关叠加等价于一个空域滤波过程。而噪声互相关叠加正是被动提取格林函数方法的核心，在这一理论上，学界进行了许多尝试来加快经验格林函数的提取速度。

Roux 等^[1] 在海深 21 m、距离 115 m 的近海进行实验，两个接收器之间需要叠加约 4 小时左右的互相关函数才能提取出可见的格林函数时间到达结构。Zang 等^[29] 自海深 120 m、距离 5 km 的浅海波导中，从 7 天累积时间的噪声数据中提取出较高信噪比的经验格林函数。Godin^[30] 发现对于高频信号，海面风浪及潮汐会对格林函数的提取产生较大影响。所以，提高经验格林函数的提取速度不仅仅可以降低外界对提取过程的干扰，同时可以反应海洋环境快速变化的信息。Brooks 等^[31] 从噪声信号预处理的角度，通过时频域上的信号滤波来提高格林函数提取速度。Menon 等^[32]，李国富^[33] 将噪声互相关矩阵进行特征分解后，保留扩散噪声，剔除干扰成分后重构互相关矩阵，以此来剔除干扰信号。效果更好的方法则是利用空域滤波特性，一种方法是利用噪声的声压和垂直振速指向性，周建波 等^[34]，Zhou 等^[35] 利用矢量水听器取代标量水听器来提高格林函数提取速度。另一种是利用波束形成等阵列处理技术，Leroy 等^[36] 利用常规波束形成 (Conventional Beamforming: CBF) 从两个垂直阵间提取出了 24 小时累积时间的经验格林函数。Fried 等^[37] 则利用实验论证了在将波束指向参考阵元连线的端射方向后，利用常规波束形成可以加快两个海底水平阵列之间的经验格林函数提取速度。Li 等^[3] 则进一步通过波束形成方法成功将两个海底水平阵列之间的经验格林函数提取时间缩减到了 2 小时，并阐述了水平阵列提取格林函数的相对信噪比随累积时间和阵元个数的变化趋势。

在这个基础上，经验格林函数被动提取方法发展已经较为成熟，在各个领域都有着广泛的应用^[33,38-44]。

1.2.2 海洋声层析的研究历史与现状

海洋声层析的名词类似于医学中的计算机断层扫描技术 (Computed Tomography: CT)，从声波的信号特性中去反演海洋环境参数。1978 年，Group 等^[45] 发现海洋环流能量主要与海洋中尺度涡有关。为了观测中尺度涡现象，1979 年 Munk 等^[7] 首次提出了海洋声层析的概念，在理论和技术上论证了利用声学方法来反演声速剖面进而监测海洋中尺度过程的可行性。1981 年，Cornuelle 等^[46] 通过墨西哥湾海上实验，成功用海洋声层析方法观测到了墨西哥湾的海洋中尺度

变化特征。1982年, Behringer等^[47]通过海上实验, 利用锚定的中心声源和围绕在声源周围布放的接收阵列, 成功利用海洋声层析方法对百慕大西南 300×300 km 正方形海域的涡流场进行了建模和观测, 并通过理论推导论证了采用声层析方法观测海洋的有效性。Chester等^[48]通过互易声传播实验实现了对墨西哥湾暖流南部区域温度、海流流速以及相对涡度的观测, 并在此基础上论证了大西洋暖流是墨西哥湾暖流的延伸。Morawitz等^[49]结合温度、水文测量和声层析方法, 成功构建了冬季格林兰海海域的温度场, 观测到了涡旋尺度的海洋动力过程和对流现象。

Munk等^[50]在1989年提出了用声学方法测量全球温度变化的设想, 通过分析历史声传播数据和水文数据, 设计模拟了三条声线路路径, 通过观测时间到达结构的变化可以反映出全球温度的变化, 从而监测全球温室效应。1991年, Send等^[51]通过 HIFT-I (Heard Island Feasibility Test-I) 实验, 在印度洋赫德岛海域布放大功率低频声源, 在全球多个城市都接收到了沿着深海声道轴传播的声信号, 证明了用海洋声层析的方式来监测全球海洋温度变化的可行性。1992年, 国际海洋研究会启动了海洋气候声学测温 (Acoustic Thermometry of Ocean Climate: ATOC) 计划^[52,53]。1994年, Duckworth等^[54]通过春季北冰洋中部的主动低频混响声传播实验发现北冰洋海域的海洋平均温度上升了约0.4摄氏度。

关于海洋声层析的研究不仅仅限于中大尺度的海洋现象, 对小尺度快速变化的海洋环境变化也一直吸引着学界的兴趣。理论计算上, 声层析方法可以应用在海流估计中^[55]。1994年, Kaneko等^[56]在水文数据的基础上设计了利用13个主动声源和20个接收器观测 800×1000 km 日本海海域的声层析系统, 空间分辨率低至41 km, 可以对小尺度涡进行观测。Kaneko等^[57]在2002年通过在东京湾两岸主动收发信号, 在有存在船舶航行干扰的条件下, 通过分析时间到达结构, 重建观测到了从北向海流变化到南向海流的潮汐流场。自2009年起, Zhu等^[58,59,60]则通过声层析的方法重建出了中国舟山群岛附近的峙头洋湾、罗头海峡以及台州附近三门湾海域的二维流速场, 平均海流与船载的声学多普勒海流剖面仪 (Acoustic Doppler Current Profiler: ADCP)^[61]结果一致。Taniguchi等^[62]通过2008年在吕宋海峡进行的主动声层析实验, 通过低通滤波去除信号高频成分去除波浪和内潮的影响, 成功提取到了互易传播的声信号, 论证了估计海流流速的可行性。接着 Taniguchi等^[63]成功利用直达波和多途到达波时间差反演

出 2009 年台湾东南海域的黑潮海流的垂直流速结构，在海面到水下 150 m 深处，估计海流流速与船载 ADCP 测量结果一致。

上述海洋声层析实验都是通过主动收发信号，分析接收信号的声传播特性来反演声速剖面或海流流速。由于海洋声层析实验通常覆盖范围较广，声传播距离较远，因此往往需要功率非常大的声源，这可能会对海洋环境以及海洋生物造成不可逆的破坏和影响。同时，出于经济性和可靠性的考量，利用浅海环境噪声场的被动方法越来越引起人们的重视^[64]。

Gasparini 等^[65] 提出利用航船辐射的随机噪声而非主动发射声源，在有船舶定期通过的海域接收船舶激发的噪声信号，经过阵列预处理得到近似于主动单频声源的接收信号，通过匹配场搜索进行被动声层析。在 Roux 等^[1] 将被动提取经验格林函数方法引入水声学后，被动声层析方法得到了长足的发展。基于此原理，利用多个位置接收器所接收的海浪噪声的互相关函数，李国富等^[40] 估计出了近岸散射体的空间位置，黎洁等^[66] 提取出了近岸散射体的伪散射路径。Godin 等^[67] 通过在水平距离 500 m 的深海布放两个垂直阵列，通过信号预处理抑制干扰成分、增强扩散噪声，成功从噪声互相关函数的到达时间中反演出了声速剖面，但噪声互相关函数叠加累积的时间长达 100 小时，并且反演精度在 1.5 m/s 到 2 m/s 左右。Woolfe 等^[68] 则利用 7 天累计时间的噪声互相关函数成功估计出了深海 500 至 1500 m 深度上平均温度随时间的变化趋势。Godin 等^[69] 首次通过实验证明了被动格林函数提取方法中正负时间轴上经验格林函数的声学非互易性可以被用以估计海流流速。实验数据表明，从布放在海底相隔 5 km 和 10 km 的水听器记录的低频噪声中，利用互相关叠加可以提取出 6 天累积时间的经验格林函数，并且利用经验格林函数正负时间轴上的到达时间差可以估计处佛罗里达海峡的平均海流流速。并且，Godin 等^[42] 还将该方法应用在空气声学中利用道路交通噪声场成功实现了对风速的无源测量。Li 等^[3] 则利用波束形成技术，在 2 小时累积时间的噪声互相关函数上反演出了一定精度的声速剖面。

总结下来，海洋声层析在浅海、无源的领域研究较少，浅海被动声层析依然是当下研究的目标和方向。本文利用格林函数被动提取技术，在较短累积时间下进行海洋声层析，快速准确地反演估计浅海环境中的平均温度、水体声速以及海流流速，从而实现对浅海海洋环境快变过程的观测。

1.3 本文研究内容

本文共分 7 个章节。

第 1 章论述了噪声互相关提取格林函数以及浅海被动声层析的研究意义、历史与现状，并说明了本文研究的主要内容。

第 2 章简介了海洋环境噪声互相关提取格林函数和海洋声层析的理论基础。通过射线理论，推导了噪声互相关函数与格林函数的数学关系和物理图像。随后，基于射线理论推导了声速剖面、海流流速的反演理论，并简单给出了它们与经验格林函数的数学关系。

第 3 章介绍了两个单阵元水听器提取格林函数的方法以及基于水平阵列利用常规波束形成加快格林函数提取的方法，并给出了常规波束形成参考声速选取的理论推导。在满足远场假设下，常规波束形成显著加快了格林函数的提取速度。

第 4 章介绍了基于随机森林的被动测温方法。在噪声提取格林函数的基础上，将平均声速估计问题转化为监督学习问题，可以在更短时间内从经验格林函数中估计出平均声速。通过特征分析与模型可视化，发现了不同于传统计算中使用的特征，通过采用更稳定的特征，可以得到更准确的估计结果。在物理意义上，从海洋环境和声线角度对新特征的选择进行了解释。

第 5 章介绍了利用字典学习的声速剖面反演方法，利用经验格林函数的本征声线到达时间，分别将声速剖面通过经验正交函数和字典学习表征，通过数据同化反演，可以对声速剖面进行有效反演。并且在同等精度下，基于字典学习的反演方法的计算量远少于基于经验正交函数的反演方法。

第 6 章介绍了一种利用海洋环境噪声估计海流流速的方法。通过改变波束形成的指向，计算获得正反两个方向上的经验格林函数，通过分析两个方向上的时间到达结构，可以对海流流速进行长期稳定的估计和观测。利用实验数据和仿真分析，对方法的有效性和误差进行了分析。

第 7 章总结了全文并阐述了对未来工作的展望。

第2章 被动海洋声层析理论简介

被动海洋声层析方法的基础是被动格林函数提取理论，因此先介绍噪声互相关函数提取经验格林函数的理论。关于噪声互相关提取格林函数有着非常多的理论研究，包括互易原理^[20,70]、模态展开^[18,71,72]、平面波展开^[73]、简正波展开^[25]、时反不变性^[21,74]以及相位近似^[2,75]等。为了在说明格林函数与噪声互相关函数之间关系的同时给出清晰的物理图像，本文主要通过相位近似方法，从射线角度推导格林函数与噪声互相关函数之间的关系。

2.1 格林函数射线提取理论

2.1.1 噪声模型

几百赫兹及其以上的海洋环境噪声主要是在海洋表面产生，可以用一个经典的模型用来对海面产生的环境噪声场建模，即假定相互独立的噪声源在时间和空间上随机分布在海面下固定深度 z_s 的无限大平面上。在两个接收器位置所接收到的从某一个随机噪声源发出的信号，实际上是完全由该随机声源和接收器之间的时域格林函数所决定的。这些来自不同噪声源的随机脉冲互相叠加，产生了接收器最终接收到的海洋环境噪声信号。

2.1.2 噪声互相关

如图 2.1，在一个三维理想均匀波导（声速为 c_0 ）中，海深为 H ，海洋表面边界为一个理想软边界，海底假设为一个半无限大声学界面，它以反射系数 V_b 来减弱声压的幅度。 V_b 是一个以声线略射角为自变量的函数，可以依据海底地声参数给定^[76]。水体中的吸收则通过在声速中添加一个虚部包含在内 ($c = c_0 - i\epsilon_i$)^[9]。图 2.1 中假设为笛卡尔坐标系 $(\mathbf{e}_x, \mathbf{e}_y, \mathbf{e}_z)$ ，其中 \mathbf{e}_z 从海面向下定义为深度轴。章节 2.1.1 中噪声源平面上的径向矢量即可表示为 $\mathbf{r} = x\mathbf{e}_x + y\mathbf{e}_y$ 。同时第一个接收器可以假设位于两条水平轴的起点处 $(x_1 = 0, y_1 = 0, z_1)$ ，第二个接收器的位置为 $(x_2 = L, y_2 = 0, z_2)$ ，这里基于假设 $L > 0$ 。假设接收信号的频域带宽限定为 $[\omega_1, \omega_2]$ ，通过射线近似和镜像法^[77]，两个接收器之间的有限带宽的时域格林函数可以表示为^[76]

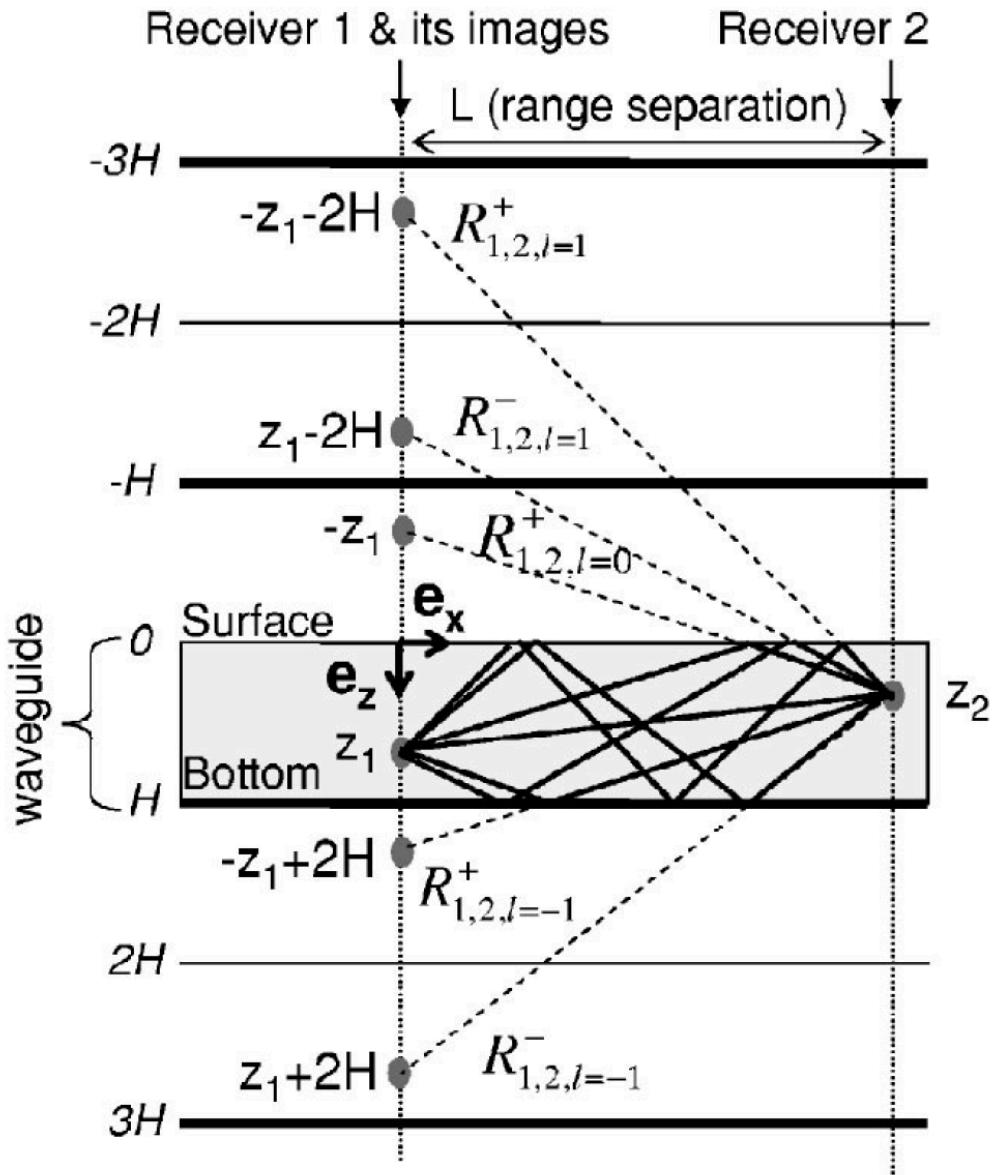


图 2.1^[2] 在理想波导（海深 H ）中前 5 阶镜像声源的传播路径叠加示意图。其中，声源位于 $(0, 0, z_1)$ ，接收器位于 $(L, 0, z_2)$ 。空间距离 $R_{1,2,l}^-$ 和 $R_{1,2,l}^+$ 以虚线表示，实线代表了对应波导中实际声线的物理传播轨迹。

Figure 2.1 Schematic diagram of superposition of free-space propagation paths for the first 5 image sources solutions in an ideal waveguide (depth H). The source is located at $(0, 0, z_1)$ and the receiver is located at $(L, 0, z_2)$. The free-space distances $R_{1,2,l}^-$ and $R_{1,2,l}^+$ are displayed in dashed lines, and the corresponding physical propagation paths are indicated in plain lines.

$$G(\mathbf{r}_1, z_1, \mathbf{r}_2, z_2; t) = \int_{\omega_1}^{\omega_2} \frac{d\omega}{2\pi} \sum_{l=-\infty}^{l=+\infty} (-1)^{|l|} V_b^{|l|} \left(\frac{e^{i\omega(t-R_{1,2,l}^-/c_0)} \cdot e^{-\omega R_{1,2,l}^- c_i/c_0^2}}{R_{1,2,l}^-} - \frac{e^{i\omega(t-R_{1,2,l}^+/c_0)} \cdot e^{-\omega R_{1,2,l}^+ c_i/c_0^2}}{R_{1,2,l}^+} \right) \quad (2.1)$$

其中 $R_{1,2,l}^-$ 和 $R_{1,2,l}^+$ 分别为第 1 个第 l 阶镜像到第 2 个接收器的空间距离, 这两个距离分别可以表示为

$$\begin{aligned} R_{1,2,l}^- &= \sqrt{(|\mathbf{r}_2 - \mathbf{r}_1|)^2 + (z_2 - z_1 + 2lH)^2} \\ &= \sqrt{L^2 + (z_2 - z_1 + 2lH)^2} \\ R_{1,2,l}^+ &= \sqrt{(|\mathbf{r}_2 - \mathbf{r}_1|)^2 + (z_2 + z_1 + 2lH)^2} \\ &= \sqrt{L^2 + (z_2 + z_1 + 2lH)^2} \end{aligned} \quad (2.2)$$

此处使用镜像理论定义的空间距离 \mathbf{R} 的记号与本章节后文的标记一致: 第一个下标 (这里的 1) 代表声源位置, 第二个下标 (这里的 2) 代表接收器的位置, 第三个下标 (这里的 l) 则对应声源镜像的阶数。指数项 + 和 - 则分别对应声源和接收器的深度之和与深度之差, 分别为 $(z_2 + z_1)$ 和 $(z_2 - z_1)$ 。在无限带宽 (比如 $[\omega_1, \omega_2] = [-\infty, +\infty]$) 以及无水体吸收 ($c_i = 0$) 的条件下, 式 (2.1) 的时域格林函数可以简化表示为

$$G(\mathbf{r}_1, z_1, \mathbf{r}_2, z_2; t)^{\text{inf}} = \sum_{l=-\infty}^{l=+\infty} (-1)^{|l|} V_b^{|l|} \left(\frac{\delta(t - R_{1,2,l}^-/c_0)}{R_{1,2,l}^-} - \frac{\delta(t - R_{1,2,l}^+/c_0)}{R_{1,2,l}^+} \right) \quad (2.3)$$

在这个三维海洋均匀波导中, 噪声源分布被假设为一个由独立脉冲声源构成的无限大二维平面上, 该平面可以表示为 $(\mathbf{r}_s = x_s \mathbf{e}_x + y_s \mathbf{e}_y, z_s)$, 其中 z_s 为一个常量。在没有海水吸收的情况下, 接收器所记录到的环境噪声场功率理论上将是无限大的。但实际上, 由于海底吸收和水体吸收, 噪声源在最后接收信号中的贡献是有一定限度的。模型假设每个独立的噪声源在随机时刻 t_s 向外辐射幅度为 $S(\mathbf{r}_s; t_s)$ 的脉冲信号。接收器位置所接收到的来自某个独立随机噪声源的信号就是一个时间和空间上的德爾塔函数, 也就是这个噪声源到接收器间的时域格林

函数。利用式 (2.1) 计算每个噪声源和接收器间的格林函数 $G(\mathbf{r}_s, z_s, \mathbf{r}_k, z_k; t), k = 1, 2$, 将所有脉冲噪声源产生的贡献叠加, 即可计算得到两个接收器 ($k = 1, 2$) 位置上的时域接收信号 $P(\mathbf{r}_s, z_s, \mathbf{r}_k, z_k; t)$, 表示为式 (2.4)。

$$P(\mathbf{r}_s, z_s, \mathbf{r}_k, z_k; t) = \int_{-\infty}^{+\infty} d\mathbf{r}_s \int_{-\infty}^{+\infty} dt_s S(\mathbf{r}_s; t_s) G(\mathbf{r}_s, z_s, \mathbf{r}_k, z_k; t - t_s) \quad (2.4)$$

此时, 两个接收器记录信号的时域噪声互相关函数 $C_{1,2}(\tau)$ 可以表示为

$$C_{1,2}(\tau) = \int_{-\infty}^{+\infty} dt P(\mathbf{r}_s, z_s, \mathbf{r}_1, z_1; t) P(\mathbf{r}_s, z_s, \mathbf{r}_2, z_2; t + \tau) \quad (2.5)$$

实际计算中, 噪声互相关函数是通过噪声源幅度 $S(\mathbf{r}_s; t_s)$ 叠加累积平均来构建的, 用 $\langle \cdot \rangle$ 来表示。假定在无限时间、无限带宽下, 各个随机脉冲噪声源都有相同的幅度 $Q(\text{Pam}^{3/2}\text{s})$, 噪声源产生速率为 $v(\text{m}^{-2}\text{s}^{-1})$ ^[78], 同时满足时空非相干条件^[25], 那么这种累积平均可以表示为

$$\langle S(\mathbf{r}_s; t_s) S(\mathbf{r}_s; t_s) \rangle = 2vQ^2(\delta(\mathbf{r}_s - \mathbf{r}_s) \cdot \delta(t_s - t_s)) \quad (2.6)$$

参数 v 和 Q 可以依据当地海域条件, 从海面风速和碎波时空统计特性之间的经验关系来估计出来^[79]。如式 (2.6), 由于假设噪声源在累积平均后不相关, 所以仅有同一噪声源的镜像所产生的到达时间的相关才会对噪声互相关函数的到达时间有所贡献。因此, 结合式 (2.1), (2.2) 以及 (2.4) - (2.6), 噪声互相关函数可以进一步简化表示为四项的叠加, 表示为

$$C_{1,2}(\tau) = \Delta_{1,2}^{-,-} - \Delta_{1,2}^{+,-} - \Delta_{1,2}^{-,+} + \Delta_{1,2}^{+,+} \quad (2.7)$$

$$\begin{aligned} \Delta_{1,2}^{\sigma,\xi} = & vQ^2 \int_{\omega_1}^{\omega_2} \frac{d\omega}{\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} d\mathbf{r}_s \sum_{p=-\infty}^{p=+\infty} \sum_{n=-\infty}^{n=+\infty} (-1)^{|p|+|n|} V_b^{|p|+|n|} \\ & \times \left(\frac{e^{i\omega(\tau+(R_{s,1,p}^\sigma - R_{s,2,n}^\xi))} \cdot e^{-\omega(R_{s,1,p}^\sigma + R_{s,2,n}^\xi)*c_i/c_0^2}}{R_{s,1,p}^\sigma R_{s,2,n}^\xi} \right) \end{aligned} \quad (2.8)$$

其中, 符号指数项与前文一致, 分别为 $\sigma = \pm$, $\xi = \pm$ 。求和项中的 p 和 n 分别指代接收器 1 和接收器 2 所接收到的噪声源的镜像阶数。而噪声互相关函数的到达

时间 τ 则完全由到达时间 $R_{s,1,p}^\sigma/c_0$ (从噪声源第 p 阶镜像到接收器 1) 和 $R_{s,2,n}^\xi/c_0$ (从噪声源第 n 阶镜像到接收器 2) 的差决定。另一方面，到达时间上的幅度受海水吸收的影响取决于 $-\omega(R_{s,1,p}^\sigma + R_{s,2,n}^\xi) * c_i/c_0^2$ ，而海底反射系数 $V_b^{|p|+|n|}$ 也会使到达时间对应的幅度进一步衰减。因此，随着距离和镜像阶数的增加，远距离处的噪声源和来自高阶镜像噪声源 (对应更陡峭的声线传播轨迹) 在噪声互相关函数中的贡献将很快衰减，影响较小。

2.1.3 平稳相位近似

式 (2.8) 中对噪声源分布的空间积分可以通过平稳相位近似方法 (Stationary Phase Approximation) 进行估计^[9]。 $\Delta_{1,2}^{-,-}$ 的相位可以表示为

$$\Phi_{1,2}^{-,-} = \omega(\tau + (R_{s,1,p}^- - R_{s,2,n}^-/c_0)) \quad (2.9)$$

通过这种方法估计空间积分，首先要找到使得 $\Phi_{1,2}^{-,-}$ 导数为 0 的噪声源位置 ($\Phi_{1,2}^{-,-}$ 的极点)，再通过泰勒级数展开，分别计算这些位置附近的空间积分，最后这些积分相加作为近似解。

对应相位函数 $\Phi_{1,2}^{-,-}(\tilde{\mathbf{r}}_s)$ 极值点的特殊噪声源位置 $[\tilde{\mathbf{r}}_s = (\tilde{x}_s, \tilde{y}_s)]$ 被称为“稳相点”，这些位置满足平稳相位条件 (Stationary Phase Conditions)。给定一对镜像阶数 (n, p) ，稳相点可以通过两个空间边界条件确定

$$\begin{cases} \tilde{y}_s = 0 \\ \frac{\tilde{x}_s}{\tilde{x}_s^2 + (z_1 - z_s + 2pH)^2} = \frac{\tilde{x}_s - L}{(\tilde{x}_s - L)^2 + (z_2 - z_s + 2nH)^2} \end{cases} \quad (2.10)$$

式 (2.10) 的第一个条件代表对噪声互相关函数有贡献的噪声源主要集中在两个接收器的平面上，而第二个条件代表由于波导界面的边界条件，这些离散的噪声源位于两个接收器连线的端射方向。接着将讨论这些噪声源贡献的噪声互相关函数时延 τ 和两个接收器间的如式 (2.1) 表示的时域格林函数时间到达结构的关系。

2.1.4 稳相位条件下时间到达结构的几何解释

图 2.2 展示了在给定一对镜像阶数 (n, p) 时，从稳相位条件得到的噪声互相关函数时间到达结构的几何解释。噪声源和接收器 1 间的距离可以表示为 $R_{s,1,p}^- = \sqrt{|\tilde{\mathbf{r}}_s| + ((z_1 + 2(p-n)H) - (z_s - 2nH))^2}$ 。而 $R_{s,1,p}^-$ 同样也是第 $-n$ 阶镜

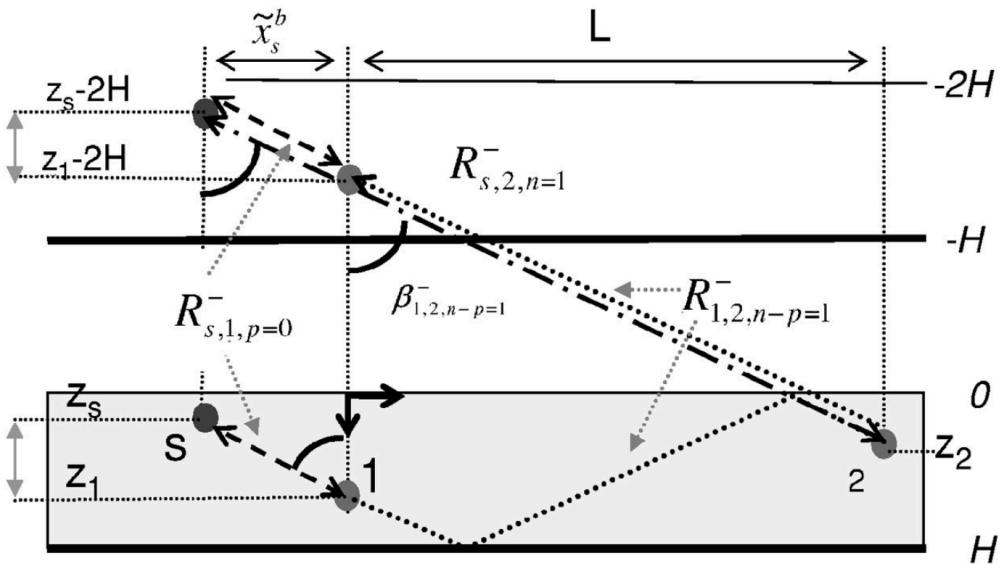


图 2.2 [2] $n = 1, p = 0$ 时, 稳相位条件 $\tilde{\mathbf{r}}_s^b = (\tilde{x}_s^b, \tilde{y}_s^b = 0)$ 第一类解对应噪声源位置的几何关系。

这里位置在 $z_s - 2(n-p)H = z_s - 2H$ 出的镜像噪声源与位置在 $z_1 - 2(n-p)H = z_1 - 2H$ 的接收器 1 的镜像以及接收器 2, 三者在同一直线上。因此, 虚点线代表的路径 $R_{s,2,n=1}^-$ 和虚线代表的路径 $R_{s,1,p=0}^-$ 之差就等于点线所代表的接收器 1 的镜像到接收器 2 的距离

$$R_{1,2,n-p=1}^-.$$

Figure 2.2 Geometric construction of the location of the noise source corresponding to the first solution of the stationary phase conditions $\tilde{\mathbf{r}}_s = (\tilde{x}_s^b, \tilde{y}_s^b = 0)$, for $n = 1$ and $p = 0$. The alignment between the noise source image at depth $z_s - 2(n-p)H = z_s - 2H$, the image of receiver 1 at depth $z_1 - 2(n-p)H = z_1 - 2H$, and receiver 2. Hence, the difference between the free-space propagation path $R_{s,2,n=1}^-$ (dash-dotted line) and $R_{s,1,p=0}^-$ (dashed line) is equal to the distance, $R_{1,2,n-p=1}^-$ (dotted line), between the image of receiver 1 and receiver 2 itself.

像噪声源和接收器第 $p - n$ 阶镜像的距离。假设存在一个位于 $\tilde{\mathbf{r}}_s^b = (\tilde{x}_s^b, \tilde{y}_s^b = 0)$ 位置的独立噪声源，那么容易得知该噪声源第 $-n$ 阶镜像和接收器 1 的第 $p - n$ 阶镜像以及接收器 2 实际上在同一直线上。这一关系使得噪声互相关函数的到达时间 $\tau_G^{-,-}$ 可以表示为

$$\begin{aligned}\tau_G^{-,-} &= \frac{R_{s,2,n}^- - R_{s,1,p}^-}{c_0} \\ &= \pm \frac{R_{1,2,n-p}^-}{c_0} = \pm \frac{\sqrt{L^2 + (z_2 - z_1 + 2(n-p)H)^2}}{c_0}\end{aligned}\quad (2.11)$$

这里， $\tau_G^{-,-}$ 也是接收器 1 的第 $p - n$ 阶镜像和接收器 2 之间的时域格林函数的到达时间。通过这种几何关系，稳相位条件下噪声源位置 $\tilde{\mathbf{r}}_s^b = (\tilde{x}_s^b, \tilde{y}_s^b)$ 的解析解可以表示为

$$\begin{aligned}\tilde{x}_s^b &= -\text{sign}(\tau)(z_1 - z_s + 2pH) \tan(\beta_{1,2,n-p}^-) \\ \tilde{y}_s^b &= 0 \\ \tan(\beta_{1,2,n-p}^-) &= \frac{L}{z_2 - z_1 + 2(n-p)H}\end{aligned}\quad (2.12)$$

其中 $\beta_{1,2,n-p}^-$ 如图 2.2 所示，为第 $-n$ 阶镜像噪声源、接收器 1 的第 $p - n$ 阶镜像以及接收器 2 所连直线和深度轴的夹角。式 (2.9) 中的 $\Phi_{1,2}^{-,-}(\tilde{\mathbf{r}}_s^b)$ 可以进一步地简化表示为 $\Phi_{1,2}^{-,-}(\tilde{\mathbf{r}}_s^b) = \omega(\tau \pm \tau_G^{-,-})$ 。可以从简化形式中发现相位实际上和噪声源的位置相互独立，因此噪声互相关函数的到达时间实际上与噪声源的位置没有关系。

类似地，图 2.3 展示了满足稳相位条件的第二类噪声源位置 $\tilde{\mathbf{r}}_s^a = (\tilde{x}_s^a, \tilde{y}_s^a = 0)$ 和对应声线到达结构的几何解释，其中 $n = -1, p = 0$ 。噪声源与接收器 1 间的距离可以表示为 $R_{s,1,p}^- = \sqrt{|\tilde{\mathbf{r}}_s| + ((-z_1 + 2z_s - 2(p+n)H) - (z_s - 2nH))^2}$ 。这里通过将接收器 1 沿深度轴平移 $-2z_s$ 的距离，在位于 $(x_1 = 0, y_1 = 0, z_1 - 2z_s)$ 的位置假设了一个额外的接收器 1a。在图 2.3 的例子中， $R_{s,1,p}^-$ 对应了第 $-n$ 阶镜像噪声源到接收器 1a 第 $(p+n)$ 阶镜像的距离，并且第 $-n$ 阶镜像噪声源和接收器 1a 的第 $(p+n)$ 阶镜像以及接收器 2 实际上也在同一条直线上。因此，对应噪声互相关函数的到达时间 $\tau_s^{-,-}$ 可以表示成

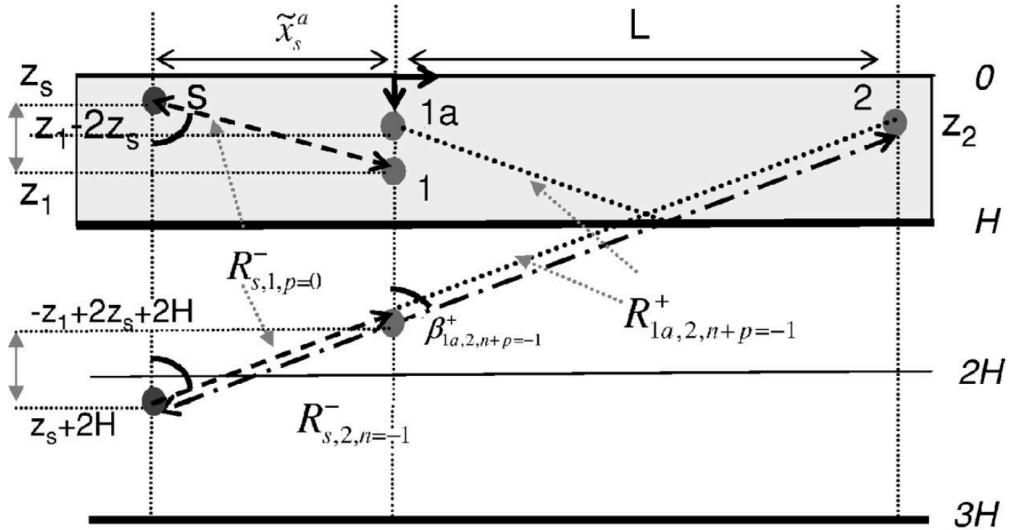


图 2.3^[2] $n = -1, p = 0$ 时, 稳相位条件 $\tilde{\mathbf{r}}_s^a = (\tilde{x}_s^a, \tilde{y}_s^a = 0)$ 第一类解对应噪声源位置的几何关系。这里位置在 $z_s - 2(n-p)H = z_s + 2H$ 出的镜像噪声源与位置在 $-(z_1 - 2z_s + 2(n+p)H) = -z_1 + 2Z_s + 2H$ 的接收器 1 的镜像以及接收器 2, 三者在同一直线上。因此, 虚点线代表的路径 $R_{s,2,n=-1}^-$ 和虚线代表的路径 $R_{s,1,p=0}^-$ 之差就等于点线所代表的接收器 1 的镜像到接收器 2 的距离 $R_{1,2,n+p=-1}^-$ 。

Figure 2.3 Geometric construction of the location of the noise source corresponding to the first solution of the stationary phase conditions $\tilde{\mathbf{r}}_s^a = (\tilde{x}_s^a, \tilde{y}_s^a = 0)$, for $n = -1$ and $p = 0$.
The alignment between the noise source image at depth $z_s - 2(n-p)H = z_s + 2H$, the image of receiver 1 at depth $-(z_1 - 2z_s + 2(n+p)H) = -z_1 + 2Z_s + 2H$, and receiver 2. Hence, the difference between the free-space propagation path $R_{s,2,n=-1}^-$ (dash-dotted line) and $R_{s,1,p=0}^-$ (dashed line) is equal to the distance, $R_{1,2,n+p=-1}^-$ (dotted line), between the image of receiver 1 and receiver 2 itself.

$$\begin{aligned}\tau_s^{-,-} &= \frac{R_{s,2,n}^- - R_{s,1,p}^-}{c_0} = \pm \frac{R_{1a,2,n+p}^+}{c_0} \\ &= \pm \frac{\sqrt{L^2 + (z_2 + (z_1 - 2z_s) + 2(n-p)H)^2}}{c_0}\end{aligned}\quad (2.13)$$

这里 $\tau_s^{-,-}$ 同样也是接收器 1a 和接收器 2 之间时域格林函数的到达时间。从式 (2.13) 可以发现此时 $\tau_s^{-,-}$ 依赖于噪声源的深度 z_s 。通过几何关系，此时噪声源位置 $\tilde{\mathbf{r}}_s^a = (\tilde{x}_s^a, \tilde{y}_s^a)$ 的解析解可以表示为

$$\begin{aligned}\tilde{x}_s^a &= -\text{sign}(\tau)(z_1 - z_s + 2pH) \tan(\beta_{1a,2,n+p}^+) \\ \tilde{y}_s^a &= 0 \\ \tan(\beta_{1a,2,n+p}^+) &= \frac{L}{z_2 + (z_1 - 2z_s) + 2(n-p)H}\end{aligned}\quad (2.14)$$

其中 $\beta_{1a,2,n+p}^+$ 如图 2.3 所示，是第 $-n$ 阶镜像噪声源和接收器 1a 第 $(p+n)$ 阶镜像以及接收器 2 所连直线与深度轴的夹角。稳相位条件同样可以简写为 $\Phi_{1,2}^{-,-}(\tilde{\mathbf{r}}_s^a) = \omega(\tau \pm \tau_s^{-,-})$ 。并且，从简化形式中可以发现此时相位仅仅和噪声源在水平面上的位置 $(\tilde{x}_s^a, \tilde{y}_s^a)$ 相互独立。

通过上述推导，对于满足稳相位条件时噪声源的两类位置解析解分别为 $\tilde{\mathbf{r}}_s^b$ 和 $\tilde{\mathbf{r}}_s^a$ ，并且这些噪声源都分布在两个接收器连线的端射方向。上述分析都假设在浅海均匀波导中，此时声线沿直线传播，不会发生弯曲。但实际的海洋波导中，声速并不均匀，而是表现为随深度变化起伏的声速剖面。和在均匀波导条件下的推导过程类似，在不考虑水平折射时，尽管声线不再沿直线传播，但满足稳相位条件的两类噪声源位置的解析解仍然位于两个接收器的端射方向。

因此，这两类噪声源影响形成的噪声互相关函数的到达时间被分为两类：(1) $\pm \tau_G^{-,-}$ ，实际上代表了接收器 1 和接收器 2 之间时域格林函数的到达时间；(2) $\pm \tau_s^{-,-}$ ，实际上对应了接收器 1a 和接收器 2 之间的时域格林函数的到达时间，这一时间受噪声源深度 z_s 的影响。到达时间的正负符号是由两个接收器和声源的相对位置决定的，当噪声源位于接收器 1 左侧端射方向时 ($x_s < 0$)，到达时间 τ 符号为正。相对地，当噪声源信号为与接收器 2 的右侧端射方向上时 ($x_s > L$)，到达时间的符号为负。假设相互独立的噪声源均匀分布在海表下一定深度的平面上，那么端射方向上噪声源相对于两接收器的位置也是对称分布的。因此，噪

声互相关函数 $C_{1,2}(\tau)$ 在负时间轴 $\tau < 0$ 上与正时间轴 $\tau > 0$ 的镜像一致，理论上噪声互相关函数的时间到达结构在时间轴上是对称的。

2.1.5 噪声互相关函数的导数表示

利用上述推导的结果，并且 $d(e^{i\omega\tau})/d\tau = i\omega e^{i\omega\tau}$ ，那么式 (2.8) 中两个接收器之间互相关项 $\Delta_{1,2}^{-,-}$ 的时域导数可以表示为

$$\begin{aligned} \frac{d\Delta_{1,2}^{-,-}}{d\tau} = & vQ^2c_0 \int_{\omega_1}^{\omega} d\omega \sum_{p=-\infty}^{p=+\infty} \sum_{n=-\infty}^{n=+\infty} (-1)^{|p|+|n|} V_b^{|p|+|n|} \\ & \times \left(\frac{e^{i\omega(\tau \pm R_{1,2,n-p}^-/c_0)} \cdot e^{-\omega(|\tilde{x}_s^b| + |\tilde{x}_s^b - L|)/\sin(\beta_{1,2,n-p}^-) \cdot c_i/c_0^2}}{R_{1,2,n-p}^-} \right. \\ & \left. + \frac{e^{i\omega(\tau \pm R_{1a,2,n+p}^+/c_0)} \cdot e^{-\omega(|\tilde{x}_s^a| + |\tilde{x}_s^a - L|)/\sin(\beta_{1a,2,n+p}^+) \cdot c_i/c_0^2}}{R_{1a,2,n+p}^+} \right) \end{aligned} \quad (2.15)$$

在几何关系上，噪声源第 $-p$ 阶和第 $-n$ 阶镜像将产生一对噪声互相关函数中的到达时间。对应噪声互相关的时域导数 $d\Delta_{1,2}^{-,-}/d\tau$ ，这对到达时间可以通过式 (2.11) 和 (2.13) 的平稳相位条件求出： $\tau_G^{-,-} = \pm R_{1,2,n-p}^-/c_0$, $\tau_s^{-,-} = \pm R_{1a,2,n+p}^+/c_0$ 。到达时间 $\tau_s^{-,-}$ 受噪声源深度 z_s 影响，当 z_s 较小 ($z_1 - 2z_s \approx z_1$) 时，有 $R_{1a,2,n+p}^+/c_0 \approx R_{1,2,n-p}^-/c_0$ ，此时该到达时间可以近似于接收器 1 到接收器 2 之间时域格林函数的到达时间。

其余三个互相关项 $\Delta_{1,2}^{\sigma,-\xi} (\sigma = \pm, \xi = \pm)$ 也可以通过和式 (2.15) 相似的方式计算出来。基于同样的稳相位条件假设，每个互相关项的时域导数都会产生一对到达时间 $(\tau_G^{\pm,\pm}, \tau_s^{\pm,\pm})$ 。其中一部分到达时间与接收器 1 和接收器 2 之间时域格林函数的到达时间完全匹配，这部分到达时间可以被表示为： $\tau_G = \sqrt{L^2 + (z_2 \pm z_1 + 2(n \pm p)H)^2}/c_0$ 。还有另一部分受到噪声源深度 z_s 影响的到达时间，被表示为： $\tau_s = \sqrt{L^2 + (z_2 \pm z_1 \pm 2Z_s + 2(n \pm p)H)^2}/c_0$ 。

在不考虑水体吸收时 ($c_i = 0$)，噪声互相关函数的时域导数即可表示为四个

互相关项导数的叠加

$$\begin{aligned} \frac{dC_{1,2}(\tau)}{d\tau} = vQ^2c_0 \int_{\omega_1}^{\omega} d\omega \sum_{p=-\infty}^{p=+\infty} \sum_{n=-\infty}^{n=+\infty} (-1)^{|p|+|n|} V_b^{|p|+|n|} \\ \times [2(G_{n-p}^-(\mathbf{r}_2, z_2, \mathbf{r}_1, z_1; \tau) - G_{n+p}^+(\mathbf{r}_2, z_2, \mathbf{r}_1, z_1; \tau)) \\ - (G_{n-p}^-(\mathbf{r}_2, z_2, \mathbf{r}_1, z_1 - 2z_s; \tau) - G_{n+p}^+(\mathbf{r}_2, z_2, \mathbf{r}_1, z_1 - 2z_s; \tau)) \\ - (G_{n-p}^-(\mathbf{r}_2, z_2, \mathbf{r}_1, z_1 + 2z_s; \tau) - G_{n+p}^+(\mathbf{r}_2, z_2, \mathbf{r}_1, z_1 + 2z_s; \tau))] \end{aligned} \quad (2.16)$$

其中

$$\begin{aligned} G_l^-(\mathbf{r}_2, z_2, \mathbf{r}_1, z_1; t) &= \frac{e^{i\omega(t-R_{1,2,l}^-/c_0)}}{R_{1,2,l}^-} \\ G_l^+(\mathbf{r}_2, z_2, \mathbf{r}_1, z_1; t) &= \frac{e^{i\omega(t-R_{1,2,l}^+/c_0)}}{R_{1,2,l}^+} \end{aligned} \quad (2.17)$$

从式 (2.16) 可以看出噪声互相关函数的时域导数 $\frac{dC_{1,2}(\tau)}{d\tau}$ 与三个时域格林函数有关: (1) $G_{n\pm p}^\pm(\mathbf{r}_2, z_2, \mathbf{r}_1, z_1; \tau)$, 这是接收器 1 和接收器 2 之间的时域格林函数, 并且有两倍的幅度; (2) $G_l^-(\mathbf{r}_2, z_2, \mathbf{r}_1, z_1 - 2z_s; t)$, 这是在 $(\mathbf{r}_1, z_1 - 2z_s)$ 位置处的接收器 1 的镜像 (接收器 1a) 和接收器 2 之间的时域格林函数; (3) $G_{n\pm p}^\pm(\mathbf{r}_2, z_2, \mathbf{r}_1, z_1 + 2z_s; \tau)$, 这是在 $(\mathbf{r}_1, z_1 + 2z_s)$ 位置处的接收器 1 的镜像和接收器 2 之间的时域格林函数。

关于噪声源深度的具体数值比较复杂, 目前尚未有明确的结论 Bucking-ham^[80], Deane 等^[81]。不过对于式 (2.16) 中依赖于噪声源深度的到达时间 τ_s , 由于实际噪声源深度往往并不固定, 对于不同阶数的镜像, 到达时间 τ_s 并不固定, 并通常在固定时延 τ_G 附近出现。因此, 在不断累积叠加的过程中, τ_G 不受噪声源位置影响在时间轴上相对固定, 幅度可以不断累积, 而 τ_s 则会由于不断发生变化很难累积。在累积时间足够长时, 在噪声互相关函数的时域微分上, τ_G 对应的幅度理论上远大于 τ_s 对应的幅度。因此, 在足够累积叠加之后, 噪声互相关函数时域导数的时间到达结构等价于两个接收器之间格林函数的时间到达结构。

至此, 通过射线理论推导, 充分介绍了噪声互相关函数提取经验格林函数的理论, 接着将基于被动格林函数提取理论介绍浅海声层析原理。

2.2 海洋声层析原理

声波的海洋传播特性与海洋环境特性密切相关，通过分析声信号的传播时间、相位、频率、强度等特性反演观测相关海域的海洋环境参数^[82]。常用的反演方法有声线传播时间层析^[11,47]、简正波传播时间扰动层析^[12,83]、简正波模态层析^[12]、简正波水平折射层析^[84,85]以及匹配场层析^[86-88]等等。基于被动提取格林函数的方法，主要利用分析声线的时间到达结构来进行反演，因此主要介绍基于声线传播时间的被动声层析理论。

2.2.1 声速剖面射线反演理论

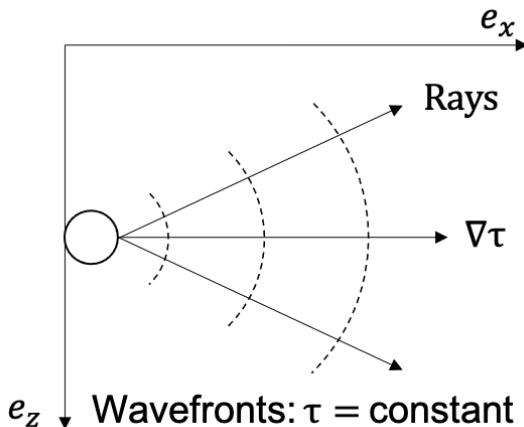


图 2.4 声线与波阵面示意图。

Figure 2.4 Example of rays and wavefronts.

声线模型可以较为直观地描述介质中声能量的传播轨迹，它将声波视为垂直于等相位面的不同声线，声线传播经过的路径长度即为声波的传播路程，声线的到达时间即为声波的传播时间^[89]。如图 2.4 所示，一个点声源激发的声场可以简单表示为 $p(r) = \frac{1}{r} e^{i\omega\tau} = \frac{1}{r} e^{i\omega r/c}$ 。声线模型的解是波动方程的近似解，采用之前在章节 2.1.2 中定义的笛卡尔坐标系 $\mathbf{r} = (\mathbf{e}_x, \mathbf{e}_y, \mathbf{e}_z)$ ，其中 \mathbf{e}_z 从海面向下定义为深度轴，那么亥姆霍兹方程（Helmholtz equation）^[90] 可以表示为

$$\nabla^2 p + \frac{\omega^2}{c^2(\mathbf{r})} p = -\delta(\mathbf{r} - \mathbf{r}_s) \quad (2.18)$$

其中， $c(\mathbf{r})$ 为声速， ω 为 \mathbf{r}_s 位置处声源的角频率。方程 (2.18) 的解可以表示为无数条声线的叠加之和

$$p(\mathbf{r}) = e^{i\omega\tau(\mathbf{r})} \sum_{j=0}^{+\infty} \frac{A_j(\mathbf{r})}{(i\omega)^j} \quad (2.19)$$

式 (2.19) 对 \mathbf{e}_x 方向的一阶及二阶偏导数可以表示为

$$p_x = e^{i\omega\tau} \left(i\omega\tau_x \sum_{j=0}^{+\infty} \frac{A_j}{(i\omega)^j} + \sum_{j=0}^{+\infty} \frac{A_{j,x}}{(i\omega)^j} \right) \quad (2.20)$$

$$p_{xx} = e^{i\omega\tau} \left((-\omega^2(\tau_x)^2 + i\omega\tau_{xx}) \sum_{j=0}^{+\infty} \frac{A_j}{(i\omega)^j} + 2i\omega\tau_x \sum_{j=0}^{+\infty} \frac{A_{j,x}}{(i\omega)^j} + \sum_{j=0}^{+\infty} \frac{A_{j,xx}}{(i\omega)^j} \right) \quad (2.21)$$

类似于式 (2.20-2.21)，式 (2.19) 的二阶导数可以表示为

$$\nabla^2 p = e^{i\omega\tau} \left((-\omega^2|\nabla\tau|^2 + i\omega\nabla^2\tau) \sum_{j=0}^{+\infty} \frac{A_j}{(i\omega)^j} + 2i\omega\nabla\tau \cdot \sum_{j=0}^{+\infty} \frac{\nabla A_j}{(i\omega)^j} + \sum_{j=0}^{+\infty} \frac{\nabla^2 A_j}{(i\omega)^j} \right) \quad (2.22)$$

通过将式 (2.22) 的结果带入亥姆霍兹方程方程 (2.18)，通过对频率 ω 取一阶和二阶近似，即可得到声线的传播方程和程函方程，表示为

$$\begin{aligned} O(\omega) : & 2\nabla\tau \cdot \nabla A_0 + (\nabla^2\tau)A_0 = 0 \\ O(\omega^2) : & |\nabla\tau|^2 = \frac{1}{c^2(\mathbf{r})} \end{aligned} \quad (2.23)$$

式 (2.23) 中下式的程函方程是一个一阶非线性偏微分方程，可以通过特征值方法求解。在如图 2.4 中声线与波阵面始终垂直的假设下，声线轨迹 $\mathbf{r}(s)$ 的微分形式可以表示成

$$\frac{d\mathbf{r}}{ds} = c\nabla\tau \quad (2.24)$$

为了保证切线向量 $\frac{d\mathbf{r}}{ds}$ 是单位向量，这里引入了系数 c ，使得 $|\frac{d\mathbf{r}}{ds}|^2 = c^2|\nabla\tau|^2 = 1$ ，其中 s 为声线的弧长。实际上，声线轨迹 \mathbf{r} 可以以传播时间或任何其他沿射线单调增加的参量作为自变量表示。

首先仅考虑式 (2.24) 中沿 \mathbf{e}_x 方向的分量，那么式 (2.24) 对 s 的微分可以表示为

$$\begin{aligned}\frac{d}{ds} \left(\frac{1}{c} \frac{dx}{ds} \right) &= \frac{d}{ds} \left(\frac{\partial \tau}{\partial x} \right) \\ &= \frac{\partial^2 \tau}{\partial x^2} \frac{\partial x}{\partial s} + \frac{\partial^2 \tau}{\partial x \partial y} \frac{\partial y}{\partial s}\end{aligned}\quad (2.25)$$

将式 (2.24) 带入上式，式 (2.25) 可以表示为

$$\begin{aligned}\frac{d}{ds} \left(\frac{1}{c} \frac{dx}{ds} \right) &= c \left(\frac{\partial^2 \tau}{\partial x^2} \frac{\partial \tau}{\partial x} + \frac{\partial^2 \tau}{\partial x \partial y} \frac{\partial \tau}{\partial y} \right) \\ &= \frac{c}{2} \frac{\partial}{\partial x} \left[\left(\frac{\partial \tau}{\partial x} \right)^2 + \left(\frac{\partial \tau}{\partial y} \right)^2 \right]\end{aligned}\quad (2.26)$$

接着，将式 (2.23) 的程函方程带入替换式 (2.26) 中方括号项，可以得到

$$\begin{aligned}\frac{d}{ds} \left(\frac{1}{c} \frac{dx}{ds} \right) &= \frac{c}{2} \frac{\partial}{\partial x} \left[\frac{1}{c^2} \right] \\ &= -\frac{1}{c^2} \frac{\partial c}{\partial x}\end{aligned}\quad (2.27)$$

因此，通过式 (2.24) 的二次微分，结合程函方程， $(\mathbf{e}_x, \mathbf{e}_z)$ 平面上的声线轨迹方程可以表示为

$$\frac{d}{ds} \left(\frac{1}{c(x, z)} \frac{dr}{ds} \right) = -\frac{1}{c^2(x, z)} \nabla c(x, z) \quad (2.28)$$

其中 $x(s), z(s)$ 为声线在平面 $(\mathbf{e}_x, \mathbf{e}_z)$ 上的位置坐标。同时对式 (2.23) 中的程函方程，可以推导出

$$\begin{aligned}\frac{1}{c^2} &= \nabla \tau \cdot \nabla \tau \\ \frac{1}{c^2} &= \nabla \tau \cdot \frac{1}{c} \frac{dr}{ds} \\ \frac{1}{c} &= \frac{d\tau}{ds}\end{aligned}\quad (2.29)$$

式 (2.29) 这个线性常微分方程很容易求解，进一步计算可以得到沿声线轨迹 Γ 的传播时间，表示为

$$\tau = \int_{\Gamma} \frac{ds}{c} \quad (2.30)$$

求解式 (2.28) 和 (2.30) 时既可以直接积分计算，也可以通过许多声线模型计算程序中的数值方法求解。在从声源位置发射的声线中，只有部分声线可以穿过水体最终到达接收位置。这些从声源位置出发，到达接收位置的声线就是本征声线。本征声线的计算实际上是对式 (2.31) 的求解。

$$f(\theta) = z(x_r; \theta) - z_r \quad (2.31)$$

其中， x_r, z_r 分别为接收器的位置坐标， $z(x_r, \theta)$ 为声线轨迹。可以通过迭代法^[9]、内插法^[91]等计算方法实现对本征声线的搜寻，在搜寻出本征声线后，就可以根据式 (2.30) 得到对应的传播时间。

在射线近似下，格林函数 $G(\mathbf{r}_1, \mathbf{r}_2; \omega)$ 可以表示为 $A(\mathbf{r}_1, \mathbf{r}_2) \exp i\omega\tau(\mathbf{r}_1, \mathbf{r}_2)$ 的叠加^[28]。其中， A 为缓慢变化的复数域幅度， τ 为快速变化的实数域程函。而在噪声互相关函数提取经验格林函数理论中，空间积分中稳相点与发出的声线通过两个接收点的声线的噪声源一一对应^[92]。每个稳相点噪声源在空间积分中的贡献对应的程函可以表示为 $\Phi(\mathbf{r}_s) = \tau(\mathbf{r}_s, \mathbf{r}_2) - \tau(\mathbf{r}_s, \mathbf{r}_1)$ 。 $\Phi(\mathbf{r}_s)$ 要么对应了从稳相点噪声源出发依次通过 \mathbf{r}_1 和 \mathbf{r}_2 的 $\tau(\mathbf{r}_1, \mathbf{r}_2)$ ，要么对应了从稳相点噪声源出发依次通过 \mathbf{r}_2 和 \mathbf{r}_1 的 $-\tau(\mathbf{r}_2, \mathbf{r}_1)$ 。它们实际上分别对应了格林函数 $G(\mathbf{r}_1, \mathbf{r}_2; \omega)$ 和 $G^H(\mathbf{r}_2, \mathbf{r}_1; \omega)$ 中各条本征声线分量的程函， $(\cdot)^H$ 表示共轭转置。

从声线多路径到达的角度，两点之间的时域格林函数可以表示为本征声线的叠加

$$G(\mathbf{r}_1, \mathbf{r}_2; t) = \sum_{i=1}^I a_i s(t - \tau_i) \quad (2.32)$$

其中 I 为本征声线的数目， a_i 为本征声线的幅度， τ_i 为对应的各条本征声线的传播时间。通过对时域经验格林函数的提取，实际上两个接收器之间各本征声线的时延可以被提取出来，依据时延即可通过不同的估计方法计算反演平均声速和声速剖面。

2.2.2 海流流速估计理论

在声传播过程中，海流流速相对于声速来说是一个极小量，对声传播时间并不敏感，加上海流方向多变，因此海流需要与声速剖面分开反演。海流流速反演通常是基于两个站点之间的互易声传播实验，利用流速导致声传播时间到达结构的非互易性来反演海流流速。在考虑浅海海流流速后，如图 2.5 所示，式 (2.30) 将被表示为

$$\tau = \int_{\Gamma} \frac{ds}{c_0 + \Delta c \pm \mu_s} \quad (2.33)$$

其中 c_0 表示平均声速， Δc 表示 (e_x, e_z) 平面上声速与平均声速的偏差值， μ_s 表示沿声线路径切向方向上的流速。

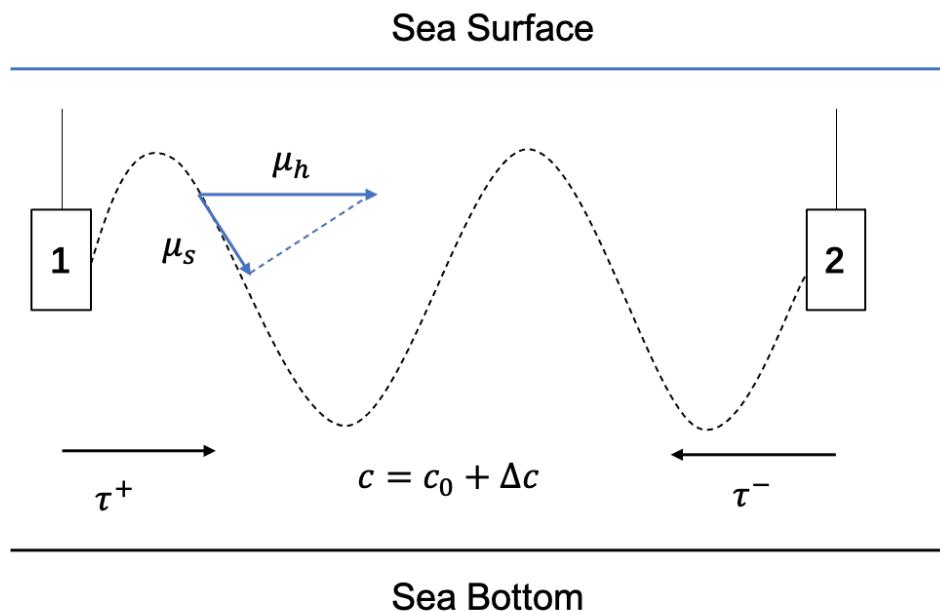


图 2.5 海流流速反演的互易传播实验示意图。 μ_s 表示沿声线路径切向方向上的流速， μ_h 表示水平方向上的流速， c_0 表示平均声速， Δc 表示 (e_x, e_z) 平面上声速与平均声速的偏差值， τ^+ 以及 τ^- 分别代表两个方向上的声线到达时间。

Figure 2.5 Scheme of the reciprocal propagation experiment for the inversion of current velocity. μ_s denotes the current velocity in the horizontal direction, μ_h denotes the current velocity in the tangential direction along the sound path, c_0 denotes the average sound speed, Δc denotes the deviation of (e_x, e_z) plane sound speed from the average sound velocity, τ^+ and τ^- represent the rays arrival times in the two directions, respectively.

通常声层析实验中，水平距离从几公里到十几公里不等，而浅海环境下海洋深度通常在百米以下量级，因此声线在垂线路径与水平距离相比可忽略不计，声线路径可以近似为水平方向上的投影。并且在浅海海域海流结构以水平的潮汐余流为主，因此水平方向上的海流流速 μ_h 有 $\mu_h \approx \mu_s$ 。同时，考虑到 $\Delta c \ll c_0$ ，图 2.5 中接收器 1 和接收器 2 之间的双向声传播时间可以表示为

$$\begin{aligned}\tau^+ &= \int_{\Gamma} \frac{ds}{c_0 + \mu_h} \\ \tau^- &= \int_{\Gamma} \frac{ds}{c_0 - \mu_h}\end{aligned}\quad (2.34)$$

考虑到 $\mu_h \ll c_0$ ，进行线性简化后，式 (2.34) 将改写为

$$\begin{aligned}\tau^+ &= \int_{\Gamma} \frac{\mu_h}{c_0^2} ds \\ \tau^- &= \int_{\Gamma} \frac{-\mu_h}{c_0^2} ds\end{aligned}\quad (2.35)$$

进一步地，两个方向上的传播时间差 $\Delta\tau$ 可以表示为

$$\begin{aligned}\Delta\tau &= \tau^+ - \tau^- \\ &= 2 \int_{\Gamma} \frac{\mu_h}{c_0^2} ds\end{aligned}\quad (2.36)$$

通过求解式 (2.36)，可以从双向的到达时间中计算反演出该海域的海流平均流速，但是上述方法通常需要在两点之间开展互易声传播实验进行测量。

在前述理论中，稳相点噪声源发出的声线依次通过 \mathbf{r}_1 和 \mathbf{r}_2 位置的程函可以表述为 $\tau(\mathbf{r}_1, \mathbf{r}_2)$ ，对应反向的声线先通过 \mathbf{r}_2 再经过 \mathbf{r}_1 的程函可以表示为 $\tau(\mathbf{r}_2, \mathbf{r}_1)$ 。在没有海流存在的非运动介质中，程函之间满足互易性 $\tau(\mathbf{r}_1, \mathbf{r}_2) + \tau(\mathbf{r}_2, \mathbf{r}_1) = 0$ 。而在有海流存在的运动介质中，这个和通常是非零的，因此可以被用来量化由于海流导致的非互易性质^[93]。而这种非互易性，使得分析经验格林函数的时间到达结构成为反演海流流速的理想手段。

通过对两个水听器之间的噪声互相关函数时域求导，天然地提取出了两个相反方向上的经验格林函数。因此，依据经验格林函数在正负时间轴上的传播时间差 $\Delta\tau$ ，可以对两个水听器之间的平均海流流速进行反演。

2.3 本章小节

通过射线理论推导，首先利用相位近似方法推导了噪声互相关函数时间到达结构与格林函数时间到达结构之间的关系。假设噪声源位于海表下一定深度平面上时，噪声互相关函数的时域导数表现为两个接收器之间格林函数的时间到达结构的叠加。然后，论证了满足平稳相位条件位置处的噪声源与两接收器之间的几何关系。结果表明，只有接收器连线端射方向附近的噪声源对两接收器之间格林函数的提取有贡献。最后，分别推导了海洋声层析中声速反演和测流的基本原理，阐述了水体声速、海流流速与所提取出经验格林函数之间的关系。

第3章 被动格林函数提取方法

章节 2.1 中基于射线理论推导了时域噪声互相关函数的导数等价于两点间的格林函数。在理论推导中，假设噪声源均匀分布在海面下一定深度的平面上，通过对接收器之间时域噪声互相关函数求导即可提取出两个接收器之间的经验格林函数。并且，对经验格林函数时间到达结构产生贡献的噪声源主要分布在两接收器连线的端射方向附近。在现实环境中，噪声源的分布通常并不均匀，为了尽可能消除非端射方向上噪声源的影响，往往需要长时间地叠加噪声互相关函数才能降低非端射方向噪声能量的干扰，因此仅仅通过两个单阵元接收器提取格林函数往往需要较长的累积时间。

在阵列处理时，可以通过波束形成方法指向两个阵列参考阵元连线上的一处端射方向，这样不仅保留了指向方向上的信号能量，同时抑制了非指向方向上的信号能量，可以显著降低非端射方向上声源的影响，从而加快经验格林函数的提取速率。因此在远场假设下，可以通过常规波束形成来加快能量累积，获得经验格林函数更高的时间分辨率。

3.1 水听器提取格林函数

从章节 2.1 的理论推导中可以得到基于互相关计算的格林函数提取方法。假设 $p_1(t)$ 和 $p_2(t)$ 为两个相隔一定距离的水听器接收到的连续时域噪声信号，那么其时域互相关函数可以表示为

$$C_{1,2}(\tau) = \int_{-\infty}^{+\infty} p_1(t)p_2(t - \tau)dt = \int_{-\infty}^{+\infty} p_1(t + \tau)p_2(t)dt \quad (3.1)$$

$C_{1,2}(\tau)$ 的频域互相关函数 $C_{1,2}(\omega)$ 有着类似的表达形式，表示为

$$\begin{aligned}
C_{1,2}(\omega) &= \int_{-\infty}^{+\infty} \left(\int_{-\infty}^{+\infty} p_1(\tau) p_2(\tau - t) dt \right) e^{-i\omega t} dt \\
&= \int_{-\infty}^{+\infty} p_1(\tau) \left(\int_{-\infty}^{+\infty} p_2(\tau - t) e^{-i\omega t} dt \right) d\tau \\
&= \int_{-\infty}^{+\infty} p_1(\tau) \left(\int_{-\infty}^{+\infty} p_2(\tau - t) e^{i\omega t} dt \right)^H d\tau \\
&= \int_{-\infty}^{+\infty} p_1(\tau) \left(\int_{-\infty}^{+\infty} p_2(\tau + t) e^{-i\omega t} dt \right)^H d\tau \\
&= \int_{-\infty}^{+\infty} p_1(\tau) (P_2(\omega) e^{-i\omega\tau})^H d\tau = \int_{-\infty}^{+\infty} p_1(\tau) P_2^H(\omega) e^{-i\omega\tau} d\tau \\
&= P_1(\omega) P_2^H(\omega)
\end{aligned} \tag{3.2}$$

其中 $(\cdot)^H$ 为共轭转置。相比时域互相关函数，频域互相关计算可以在计算互相关之前，在频域对信号进行滤波、白化等处理，同时快速傅立叶变换（Fast Fourier Transform: FFT）的运算用时相比互相关的计算时间小很多，因此实际计算适合使用频域互相关进行计算。并且在实际计算中不可能取无限长的时间，通常会将噪声信号划分为相同持续时间的多个快拍进行处理，因此式 (3.1) 和 (3.2) 可以改写为

$$\begin{aligned}
C_{1,2}(\tau) &= \int_{-T_r/2}^{T_r/2} p_1(t) p_2(t - \tau) dt \\
C_{1,2}(\omega) &= \frac{1}{T_r} P_1(\omega) P_2^H(\omega)
\end{aligned} \tag{3.3}$$

其中 T_r 为一拍时域信号长度。通过噪声互相关函数多快拍叠加弥补噪声源空间分布的不均匀性后，那么累积平均的频域互相关函数为

$$\langle C_{1,2}(\omega) \rangle = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N C_{1,2}^n(\omega) \tag{3.4}$$

其中，记号 $\langle \cdot \rangle$ 表示叠加累积平均， N 为叠加的快拍数目。在式 (3.4) 的累积平均后，通过计算累积时域噪声互相关函数的导数得到累积平均的经验格林函数，表示为

$$\frac{d\mathcal{F}^{-1} \langle C_{1,2}(\omega) \rangle}{dt} = -\tilde{G}(t) + \tilde{G}(-t) \tag{3.5}$$

式中 \mathcal{F}^{-1} 表示反傅立叶变换 (Inverse Fourier Transform: IFT) .

3.2 水平阵列提取格林函数

3.2.1 CBF 格林函数提取理论

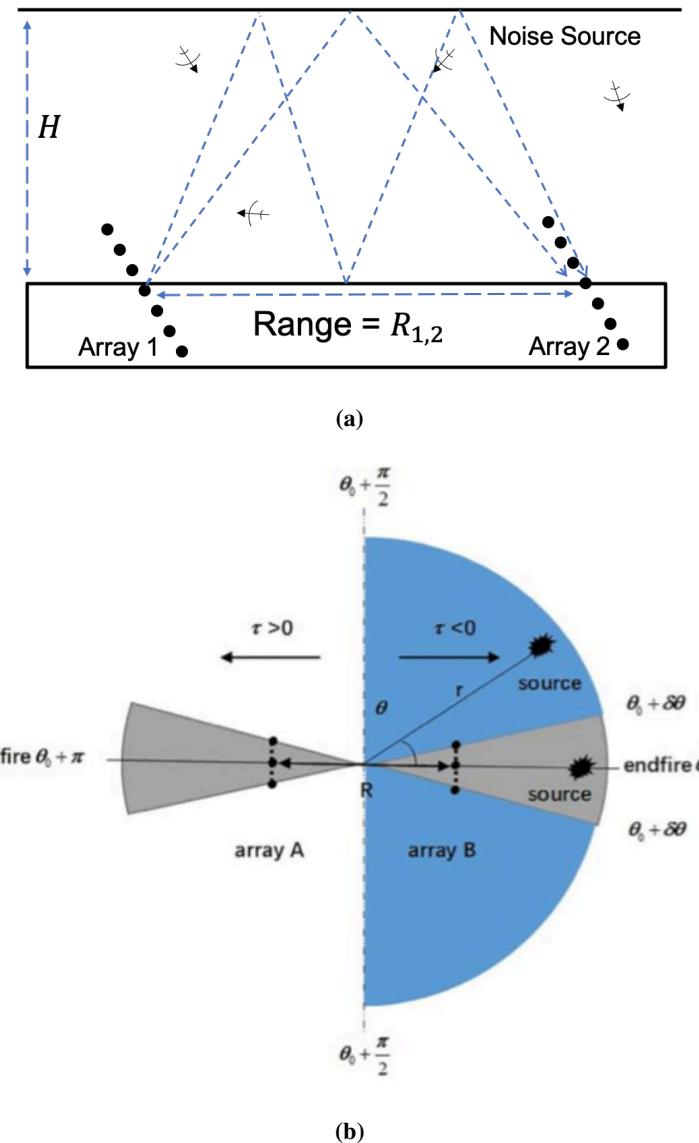


图 3.1 (a) 水平阵列提取格林函数示意图，其中两个阵列互相平行并且阵元数目相同。(b)^[3] 不同噪声入射角度示意图，其中灰色区域表示对能量累积有用的相干区域，即端射方向附近区域。

Figure 3.1 (a) Schematic diagram of Green's function extraction from horizontal array, where two arrays are parallel to each other and have the same number of elements. (b) Schematic diagram of different noise incidence angles, where the gray area indicates the coherent region useful for energy accumulation, which is the region near the end-emission direction.

如图 3.1(a) 所示, 假设在海深 H 的浅海环境中布放两个相互平行的海底水平阵列, 两阵列之间距离为 $R_{1,2}$, 并且阵元数目都为 N 且阵元间距一致。 $\mathbf{P}_i(\omega) = [P_i^1(\omega), P_i^2(\omega), \dots, P_i^N(\omega)], i = 1, 2$ 分别代表第 i 个阵列的频域接收信号。如图 3.1(b) 所示, 假设 θ_0 为阵列 1 的第 m 个阵元到阵列 2 的第 n 个阵元连线端射方向的一个指向, 那么在平面波假设下, 两个阵列指向 θ_0 的波束可以表示为

$$B_i(\omega, \theta_0) = \mathbf{w}_i^H(\omega, \theta_0) \mathbf{P}_i(\omega) \quad (3.6)$$

其中 H 表示矩阵的共轭转置, N 代表阵元的数目。 $\mathbf{w}_i(\omega, \theta_0)$ 则是第 i 个阵列对应的权重向量

$$\mathbf{w}_i(\omega, \theta_0) = [w_i^1(\omega, \theta_0), \dots, w_i^N(\omega, \theta_0)], \quad i = 1, 2 \quad (3.7)$$

在式 (3.7) 中, $w_i^j(\omega, \theta_0) = \exp(-ik(\omega, \theta_0) \cdot \mathbf{r}_i^j)$, k 为波数, \mathbf{r}_i^j 为第 i 个阵列第 j 个阵元的位置。两个阵列的波束输出 $B_i(\omega, \theta_0)$ 在累加保留 θ_0 方向上信号能量的同时, 滤去了其他方向上的信号能量。用波束输出代替原始噪声信号进行互相关计算, 可以在更短时间上得到信噪比更高的噪声互相关函数, 式 (3.2) 被改写为

$$\begin{aligned} C_{1,2}(\omega) &= B_1(\omega, \theta_0) B_2^H(\omega, \theta_0) \\ &= \mathbf{w}_1^H(\omega, \theta_0) \mathbf{P}_1(\omega) \mathbf{P}_2^H(\omega) \mathbf{w}_2(\omega, \theta_0) \end{aligned} \quad (3.8)$$

通过叠加噪声互相关函数, 再进行反傅立叶变换得到时域噪声互相关信号, 计算导数即可得到经验格林函数

$$G(\mathbf{r}_1, \mathbf{r}_2; \tau) \approx -\frac{d \langle C_{1,2}(\tau) \rangle}{d\tau} \quad (3.9)$$

由于波束形成会过滤非指向方向上的信号能量, 因此, 与理论上两个接收器提取出的经验格林函数在时间轴上表现为对称不同, 通过阵列波束形成提取出的经验格林函数只有正半轴方向, 为从阵列 1 沿 θ_0 方向指向阵 2 的因果格林函数。

3.2.2 参考声速对经验格林函数提取的影响

在均匀介质中，CBF的参考声速可以直接选取为介质声速。但在实际的海洋波导中，由于边界和水体声速剖面的存在，参考声速的选择偏差往往会对波束形成的结果产生影响。下面从参考声速选取的角度，讨论不同参考声速对利用CBF提取经验格林函数的影响。

假设理想的参考声速为 c_{r0} ，波束形成所选择的固定参考声速为 $c_r = c_{r0} + \Delta c (\Delta c \ll c_{r0})$ ，此时阵列1的第m号阵元的权重可以表示为

$$\begin{aligned}\tilde{w}_1^m(\omega, \theta_0) &= \exp(-ik(\omega, \theta_0) \cdot \mathbf{r}_1^m) = \exp(-i\omega \frac{\mathbf{v}^T(\theta_0) \mathbf{r}_1^m}{c_r}) \\ &= \exp(-i\omega \frac{\mathbf{v}^T(\theta_0) \mathbf{r}_1^m}{c_{r0}}) \cdot \exp(-i\omega \frac{\mathbf{v}^T(\theta_0) \mathbf{r}_1^m}{c_{r0}} \Delta c) \\ &= w_1^m(\omega, \theta_0) \cdot \Delta w_1^m(\omega, \theta_0)\end{aligned}\quad (3.10)$$

其中 $\mathbf{v}(\theta_0)$ 为入射波方向的单位向量， $(\cdot)^T$ 为转置， \mathbf{r}_1^m 为阵列1第m个阵元的位置向量， $\Delta w_1^m(\omega, \theta_0)$ 是参考声速偏差项对应的权重偏差。因此，阵列1的加权向量为

$$\begin{aligned}\tilde{\mathbf{w}}_1 &= [\tilde{w}_1^1, \dots, \tilde{w}_1^m, \dots, \tilde{w}_1^N] \\ &= [w_1^1 \cdot \Delta w_1^1, \dots, w_1^m \cdot \Delta w_1^m, \dots, w_1^N \cdot \Delta w_1^N] \\ &= [w_1^1, \dots, w_1^m, \dots, w_1^N] \text{diag}(\Delta w_1^1, \dots, \Delta w_1^m, \dots, \Delta w_1^N) \\ &= \mathbf{w}_1 \cdot \Delta \mathbf{w}_1\end{aligned}\quad (3.11)$$

其中 $\Delta \mathbf{w}_1$ 是对角矩阵。阵列2的权重向量可以通过类似的方法表示，那么两个阵列输出波束的互相关函数可以表示为

$$\begin{aligned}\tilde{C}_{1,2}(\omega) &= \tilde{\mathbf{w}}_1^H(\omega, \theta_0) \mathbf{P}_1(\omega) \mathbf{P}_2^H(\omega) \tilde{\mathbf{w}}_2(\omega, \theta_0) \\ &= \Delta \mathbf{w}_1^H(\omega, \theta_0) \mathbf{w}_1^H(\omega, \theta_0) \mathbf{P}_1(\omega) \mathbf{P}_2^H(\omega) \mathbf{w}_2(\omega, \theta_0) \Delta \mathbf{w}_2(\omega, \theta_0)\end{aligned}\quad (3.12)$$

通过将式(3.12)展开，可以得到

$$\begin{aligned}\tilde{C}_{1,2}(\omega) &= \sum_{m=1}^N \sum_{n=1}^N w_1^{mH}(\omega, \theta_0) P_1^m(\omega) P_2^{nH}(\omega) w_2^n(\omega, \theta_0) \\ &\quad \times \Delta w_1^{mH}(\omega, \theta_0) \Delta w_2^n(\omega, \theta_0)\end{aligned}\quad (3.13)$$

当阵列孔径较小时，各阵元接收的信号完全相关，那么在式 (3.13) 中有

$$\begin{aligned}w_1^{1H}(\omega, \theta_0) P_1^1(\omega) P_2^{1H}(\omega) w_2^1(\omega, \theta_0) &= \dots \\ = w_1^{mH}(\omega, \theta_0) P_1^m(\omega) P_2^{nH}(\omega) w_2^n(\omega, \theta_0) &= \dots \\ = w_1^{NH}(\omega, \theta_0) P_1^N(\omega) P_2^{NH}(\omega) w_2^N(\omega, \theta_0) \\ = \frac{C_{1,2}}{N^2}\end{aligned}\quad (3.14)$$

将式 (3.14) 带入式 (3.13) 中，噪声互相关函数可以简化表示为

$$\tilde{C}_{1,2}(\omega) = \frac{C_{1,2}}{N^2} \sum_{m=1}^N \sum_{n=1}^N \Delta w_1^{mH}(\omega, \theta_0) \Delta w_2^n(\omega, \theta_0) \quad (3.15)$$

在图 3.1(a) 的模型中，假设两个水平阵列形状相同，并且阵列布放相互平行。在这一假设下，有 $\Delta w_1 \approx \Delta w_2$ ，那么 $N^2 \sum_{m=1}^N \sum_{n=1}^N \Delta w_1^{mH} \Delta w_2^n \approx 1$ ，从而可以得到 $\tilde{C}_{1,2}(\omega) \approx C_{1,2}(\omega)$ 。在阵列形状、阵元个数相同的条件下，两阵列波束输出的偏差一致，在互相关计算后，偏差恰好互相抵消。因此，参考声速的选择对于利用 CBF 提取经验格林函数几乎没有影响。

3.3 数据处理

实验布放如图 3.1(a) 中的海底水平阵列模型，海深 $H = 97$ m，大致平行的两个阵列分别有 15 个等间隔的标量水听器，总长 84 m。水听器采样率为 5 KHz。后面进行被动声层析的实验布置也与这里大致相同，参考阵元分别选择为两个阵列的第 8 号阵元。

由于实际海洋环境噪声的非均匀性，对接收的噪声有多种预处理方法来减轻异常干扰源的影响，主要包括时域上的 one-bit 方法和频域上的白化方法。尽管预处理方法可以一定程度上提高提取格林函数的信噪比，但效果并不显著^[14]。

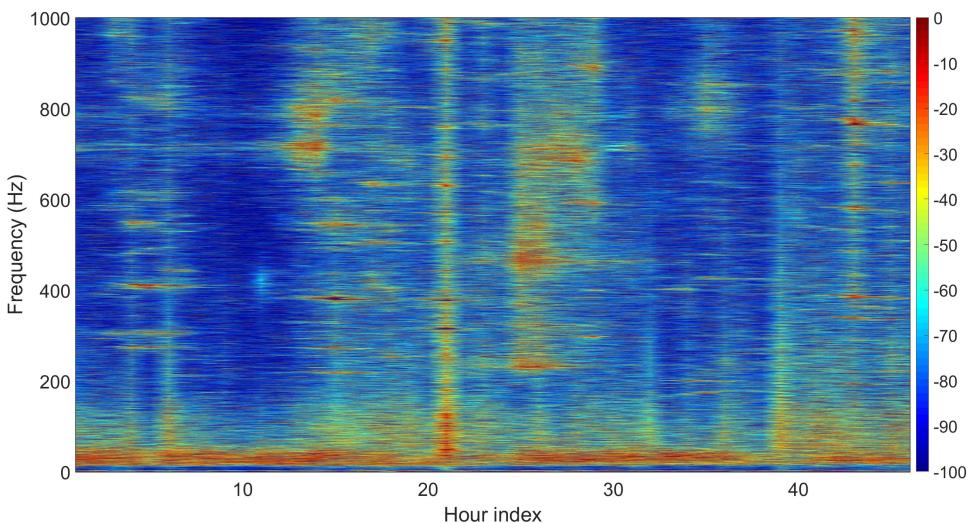


图 3.2 单接收器连续 48 小时接收噪声信号的时频图。频谱幅度按最大值归一化为 0 dB，频带范围为 0-1000 Hz。

Figure 3.2 Spectrogram of the ambient noise signal recorded by single receiver for 48 consecutive hours. The spectrum amplitude is normalized to 0 dB by the maximum value, and the frequency band is 0-1000 Hz.

图 3.2 展示了单阵元水听器所接收到一段噪声信号的归一化频谱，频谱幅度归一化后对应为图中的 0 dB。从图 3.2 中可以发现，在频域上，噪声能量主要分布在低频 10-200 Hz 上，这一频段的浅海噪声场主要为舰船噪声。并且，不同时间接收到的噪声频谱之间相差很大，具有明显的时变性。实际信号处理中，往往根据格林函数提取效果来选择频带对接收的噪声信号进行带通滤波。一方面，选择较窄的频带来减轻图 3.2 中高频成分的干扰，提高经验格林函数信噪比。而另一方面，宽带信号有着更清晰的时间到达结构。为了后续声层析的进行，往往需要在带宽和格林函数信噪比间进行权衡，选择适合的频带。

参考阵元间的水平距离为 3.5 km。从格林函数提取理论可知，经验格林函数是先后经过两个水听器位置的噪声源信号叠加组合而成。假设水体中参考声速为 1500 m/s，那么快拍长度至少需要大于约 2.33 s 才能叠加累积经验格林函数。实际上，只要总共的累积时间一致，每快拍长度对提取经验格林函数的信噪比影响不大^[14]。因此，后续的数据处理均使用 10 s 一拍作为快拍长度。

图 3.3 展示了 20-400 Hz 的频带滤波下，分别从两个单阵元和两个包含 15 个阵元的水平线阵提取出的经验格林函数，其中单阵元选择为波束形成时的参考

阵元。从图 3.3 中可以发现，通过长时间叠加噪声互相关函数，可以从两个单阵元中提取出格林函数。同时可以看到，利用 15 个阵元做波束形成后，波束互相关叠加 2 小时提取出的经验格林函数大致和单阵元叠加 24 小时提取出的经验格林函数相当。因此，用水平阵列的输出波束代替噪声，大大提高了经验格林函数的提取速度。

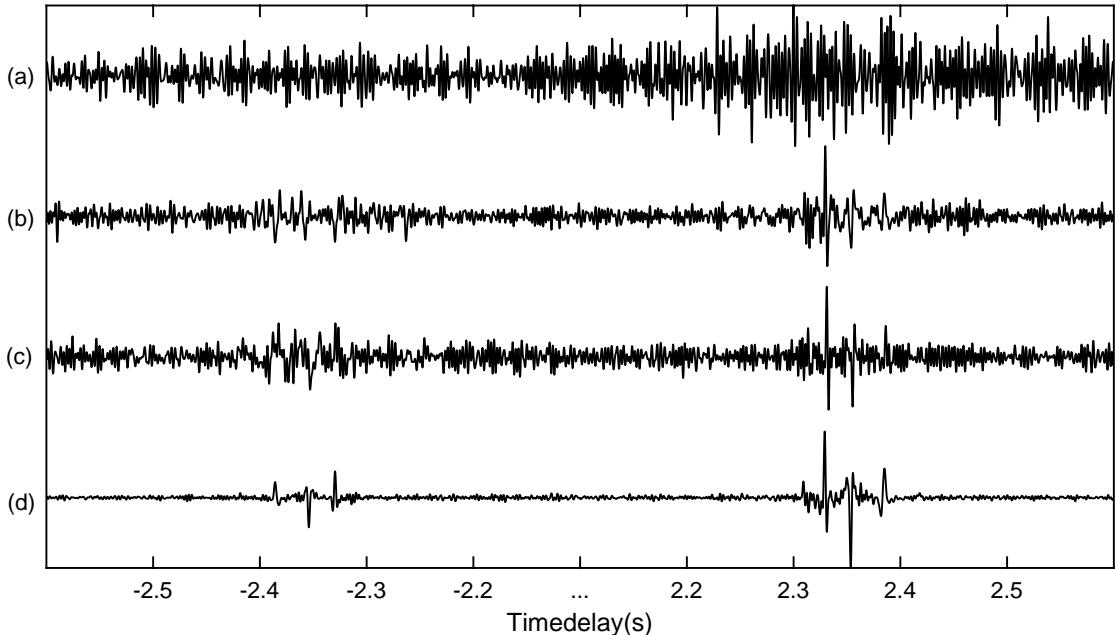


图 3.3 两个单阵元与 15 个阵元组成阵列在不同累积时间下提取出的经验格林函数。(a) 单阵元累积 2 小时提取出的经验格林函数，(b) 单阵元累积 24 小时提取出的经验格林函数，(c) 水平阵列累积 2 小时提取出的经验格林函数，(d) 水平阵列累积 24 小时提取出的经验格林函数。

Figure 3.3 EGFs extracted from two single element and two arrays with 15 elements at different accumulation time. (a) An EGF extracted from two elements accumulated for 2 hours, (b) an EGF extracted from two elements accumulated for 24 hours, (c) an EGF extracted from two horizontal arrays accumulated for 2 hours, and (d) an EGF extracted from two horizontal arrays accumulated for 24 hours.

图 3.4 展示了不同参考声速下，2 小时累积时间波束形成提取出的经验格林函数，选取的参考声速分别为 1520 m/s、1540 m/s、1560 m/s 以及 1580 m/s。可以从图 3.4 中看到，在 2 小时累积时间四个的参考声速条件下提取的经验格林函数几乎一致，时间到达结构未发生改变，和理论推导一致。

数据处理结果表明，与理论推导一致，可以利用两个水听器接收噪声的长时间互相关函数来提取出格林函数。而波束形成的空间滤波理念与噪声互相关提

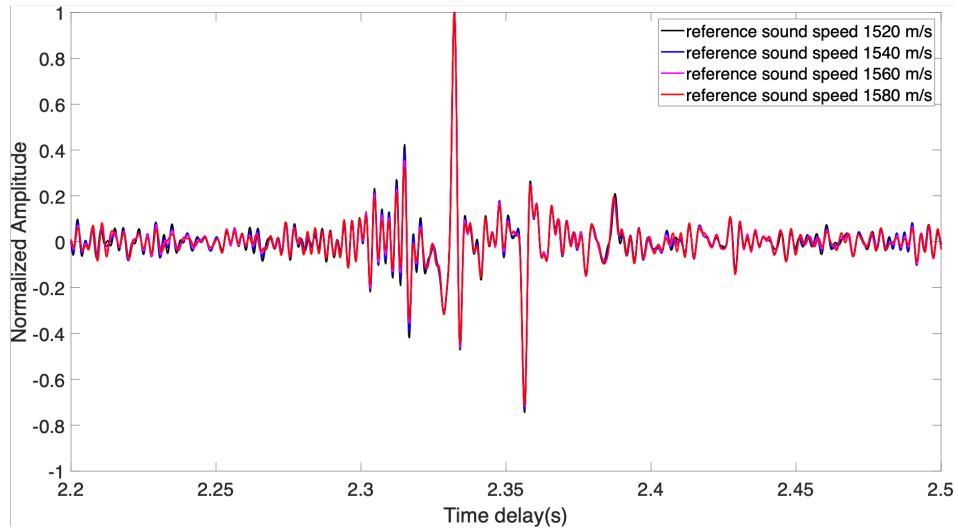


图 3.4 2 小时累积时间下，不同参考声速在波束形成后提取出的经验格林函数。

Figure 3.4 EGFs for different reference sound speeds with an accumulation time of 2 hours.

取格林函数过程中，叠加接收器连线端射方向的“有益”的噪声这一想法相吻合。利用波束形成提高加快格林函数的提取速率，使得在短时间内进行海洋被动声层析成为可能，可以很好地利用海洋环境噪声监测海洋环境时间上的变化信息。

3.4 本章小节

本章节在格林函数被动提取理论的证明下，分别介绍了利用两个单阵元以及利用两个水平阵列通过波束形成提取格林函数的方法。由于海洋环境复杂多变，从单阵元提取格林函数的方法需要长时间累积叠加。而利用水平阵列提取格林函数的方法，在远场假设下，波束形成将两个阵列的波束指向参考阵元连线的端射方向，用输出波束的互相关代替接收噪声的互相关，提高了经验格林函数的提取速度。通过实际数据处理，简单介绍了格林函数提取过程中的预处理过程、快拍长度、滤波频带以及参考声速的选择。

第4章 基于随机森林的被动测温方法

章节2和章节3分别介绍了提取格林函数的方法和海洋声层析的基础。在这个基础上，利用提取出的经验格林函数是可以去反演海洋环境随时间的变化信息。对于海洋声层析，首先就是从声学测温方法入手，对温度变化进行准确的估计。通常声速随着水温的降低而降低（每摄氏度5米/秒），而随着压力或深度的增加而增加。海水中的声速大小主要取决于温度，在较小程度上取决于压力和盐度^[94]。在长时间观测下，平均声速（Averaged Sound Speed: AVSS）的变化基本上对应了平均温度的变化，因此可以通过估计平均声速来观测海洋平均温度的变化。

4.1 传统被动测温方法

声线在传播时有多条不同的路径，由于传播的路径声程不同，声线将在不同的时间到达。因此，传统上在提取出经验格林函数后，通过直接用声程除以各条声线路径对应的峰值到达时间，平均声速可以表示为它们的均值：

$$\hat{c} = \sum_i^N \frac{R_i}{\tau_i^p} \quad (4.1)$$

为了得到更准确的估计结果，可以用逆方差加权方法替代算数平均方法计算均值：

$$\hat{c} = \frac{1}{\sum_{i=1}^N \sigma_i^{-2}} \sum_{i=1}^N \left(\frac{R_i}{\tau_i^p} * \sigma_i^{-2} \right) \quad (4.2)$$

这里 R_i 代表两个阵列间第 i 条路径的传播距离， τ_i^p 表示对应的峰值到达时间， N 是声线路径的总数， σ_i 代表第 i 个峰值到达时间的方差。在实际计算中，式(4.1)和式(4.2)的计算结果相差不大，总体而言式(4.2)准确性更高一些。因此后文采用逆方差加权方法的结果作为常规传统方法的结果，以此来和其它方法进行比较。通过 Bellhop 模型仿真计算可以确定第 i 条本征声线的传播路径。仿真模型参数中，海底密度和海底吸收根据临近的海底类型来选取，海底密度设

为 1.9 g/cm^3 ，海底吸收设为 $0.5 \text{ dB}/\lambda$ 。海底声速则是依据文献中的头波反演方法计算得到^[95]，设为 1620 m/s 。

利用式 (4.1) 和式 (4.2)，图 4.1 给出了利用两小时累积时间经验格林函数所估计的平均声速。可以从图中看到，在 2 小时累积时间下，反演结果与实际测量已经基本一致，在校准后海流影响可忽略。

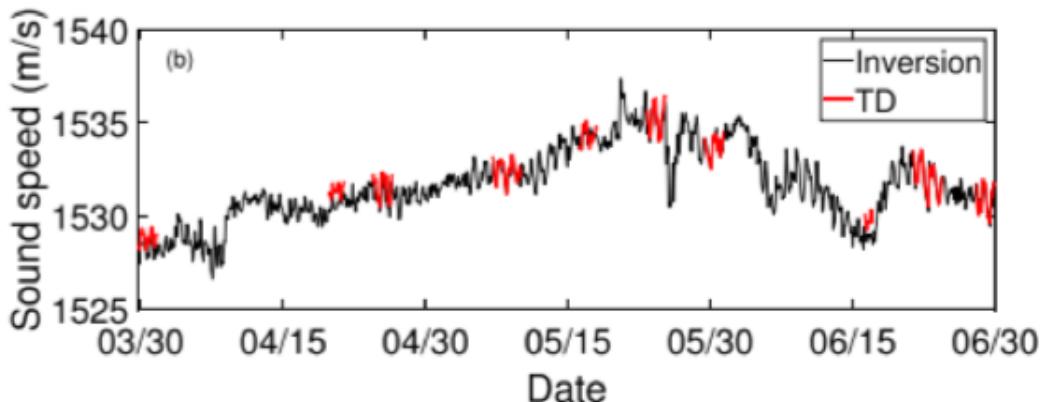


图 4.1^[3] 从 2018 年 3 月 30 日到 2018 年 6 月 30 日深度上的平均声速，黑色线表示实验反演的结果，红色线是温深仪（Temperature and Depth: TD）实测的结果。

Figure 4.1 AVSS from March 30, 2018 to June 30, 2018. The black line shows the results of the experimental inversion, and the red line is the measured sound speed from TD.

4.2 随机森林测温方法

传统的被动测温方法需要足够的累积时间从噪声互相关函数中提取出足够信噪比的经验格林函数，这大大限制了其在海洋快变环境中的应用^[96,97]。在较短累积时间下准确估计海洋声速一直也是学界追寻的目标之一^[43,98–100]。尽管通过阵列信号处理方法，在 2 小时时间上提取出了足够信噪比的经验格林函数，但当累积时间不足 2 小时时，由于信噪比下降，平均声速的估计精度大大下降。机器学习方法基于数据驱动，可以从足够的数据中实现更准确的预测估计^[101,102]。在此启发下，针对更短的累积时间，可以将机器学习引入被动声学测温方法来提高估计的精度。同时，随机森林方法正是机器学习中十分成熟的方法之一，在大规模数据集和小规模数据集上都有着成熟的应用^[103]。

4.2.1 随机森林理论

对于回归问题，随机森林本质上是通过训练多个决策树来从输入变量预测目标值的。基本的决策树生成通常是一个递归地选择最优特征，并根据该特征对训练数据进行分割，最终令各个子数据集有着最好的分类的过程^[104,105]。这个过程既是在对特征空间进行划分，也是在构建决策树。首先，以所有数据样本为一个节点，称之为根节点。基于节点上的数据样本选择一个最优特征，这个特征满足条件：最优特征可以将当前的训练数据划分成两个或者多个子集，并且通过这种划分下各个子集数据上的代价函数是当前局部最优的。如果这些子集已经基本被正确分类，那么就以这些子集上的数据样本构建一个叶节点。如果子集仍然没有被正确分类，那么递归地，在这些子集的数据上选择一个新的最优特征继续重复分割、构建节点的过程。划分过程将在所有训练数据都被基本正确分类，或者没有合适的特征对数据集继续进行分割时停止。

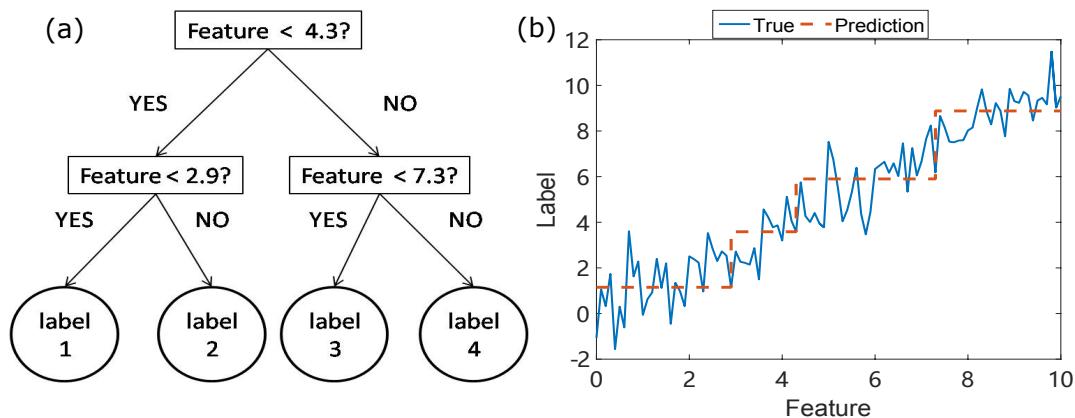


图 4.2 回归树示例。其中 (a) 是回归树的可视化，(b) 是这个回归的预测结果。这里，我们将 100 个样本 ($N = 100$) 通过 1 个特征 ($N_f = 1$) 分为 4 个类别， d^t 分别等于 2.9, 4.3 和 7.3。

Figure 4.2 Regression tree example. (a) is the visualization of a regresion tree. (b) is the result of regression. Here, we have 100 samples ($N = 100$) divided into four labels with one feature ($N_f = 1$), d^t here equals to 2.9, 4.3, 7.3, respetively.

图 4.2 展示了一个简单的回归决策树示例，将 100 个样本通过 1 个特征分成 4 类。所有的训练输入 $X_n = [x_n^1, \dots, x_n^i, \dots, x_n^M]$, $n \in [1, N]$ ，这里 N 是所有的训练样本数目， M 代表了所有特征的数目，在第 t 个节点上它们将按下式进行划分

$$\begin{cases} X_n \in c_1 & \text{if } x_n^i > d^t, \\ X_n \in c_2 & \text{if } x_n^i \leq d^t. \end{cases} \quad (4.3)$$

这里 c_j 表示第 t 个节点的第 j 个子结点, d^t 是第 t 个节点对应最小化代价函数 \mathcal{L} 的划分阈值。

$$\begin{aligned} d^t &= \arg \min_{d^t} \mathcal{L}(d^t), \\ \mathcal{L}(d) &= \sum_{j=1}^{N_{\text{split}}} \frac{n_{c_j}}{n_p} H(c_j), \end{aligned} \quad (4.4)$$

这里 n_p 是在父节点上的所有样本的数目, n_{c_j} 是此时第 j 个子结点上的样本数目, N_{split} 代表了子节点的总数, 而 $H(\cdot)$ 则对应的是杂质函数 (Impurity Function), 定义如式 (4.5)。

$$\begin{aligned} H(c_j) &= \frac{1}{n_{c_j}} \sum_{X_n \in c_j} (\hat{y}_{c_j} - y^{(n)})^2 \\ \hat{y}_{c_j} &= \frac{1}{n_{c_j}} \sum_{X_n \in c_j} y^{(n)}. \end{aligned} \quad (4.5)$$

其中 $y^{(n)}$ 是样本 X_n 对应的真实目标值, \hat{y}_{c_j} 则是在节点 c_j 上所有样本的预测值。上述方法生成的决策树可能对训练数据有着很好的划分, 但对未知的测试数据可能效果不好, 即可能发生过拟合现象。此时, 针对决策树, 需要对已经生成的树自上而下进行剪枝, 简化决策树来提高泛化性能。具体地, 就是忽略过于细分的叶子结点, 将叶节点上的数据重新放回到父节点或者更高的节点上, 将父节点或更高节点构建为新的叶子节点。

实际处理时, 随机森林算法首先随机地从原始输入数据中随机抽选出 n_{tree} 组样本, 根据每组数据构建对应的决策树, 最后通过平均所有决策树的预测结果来估计目标^[106,107]。

此处, 均方根误差 (Root Mean Square Error: RMSE) 被用来量化平均声速的预测性能, 表示为式 (4.6)。

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (c_{p_i} - c_{t_i})^2}, \quad (4.6)$$

其中 c_{p_i} 和 c_{t_i} 分别为预测的平均声速和真实的平均声速。

4.2.2 随机森林测温方法

在传统测温方法和随机森林方法的基础上，在这里给出随机森林测温的详细步骤。

1. 数据预处理。接收的声信号首先按累积平均时间 T 分为多段信号。对每一段数据，进一步地将它划分为以 10 s 长度为一拍的时域信号，并且对每快拍在频域上进行 20-400 Hz 的带通滤波^[3,10]。通过式 (3.6 - 3.9)，可以从接收的海洋噪声信号中提取出经验格林函数。这里波束形成的参考声速选定为接收器处的水体声速，为 1526 m/s。

2. 定义特征。在后续实验中，共有分别从经验格林函数时域和频域中所提取的 196 个特征作为输入。在时域上，提取出的时域格林函数被划分为 6 段，分别为 4 个信号包络以及第 1 个信号包络的来波前和第 4 个包络的来波后 6 个部分。每段信号上的波峰到达时间、波谷到达时间、最大值、最小值、均值、方差、旋度和峰度被提取出来作为特征。对于频域，我们将频域格林函数划分成了 19 个频带（每个频带对应了 20 Hz）。在每段频带上，最大值、最小值、均值、方差、旋度、方差以及熵被提取出来作为特征。最后，在整段经验格林函数信号上，分别从时域和频域信号上再提取一遍上述的特征。

3. 定义标签。如图 4.1, Li 等^[3] 已经通过实测数据论证过，2 小时累积平均的经验格林函数已经具有较高的信噪比，用传统方法直接计算的平均声速已经足够准确。而由于实际测量的水文数据相对匮乏，因此将 2 小时累积经验格林函数所计算的平均声速通过插值作为更短时间下平均声速的标签值。

4. 数据集划分。在实验中，我们收集了大约 1298 小时的声学数据。前 780 小时的数据被用来作为训练集，而后 518 小时的数据被用来作为测试集。

5. 训练和模型的超参数调优。实验借助 Scikit-learn、网格搜索和 k -折交叉检验技术来搜索模型的最优参数^[108]。通过将训练集划分成 k 个部分，在每 $k-1$ 部分的数据上通过一组超参数进行建模，在剩下的部分数据上测试模型的性能。因此最后可以在不导致过拟合的情况下确定一组可以最大化模型性能的超参数。

6. 估计和评估。在上一步最终确定的模型超参数将被用来在测试集上估计平均声速，通过均方根误差来检验预测的误差。

4.3 实验结果

4.3.1 经验格林函数的提取与平均声速估计

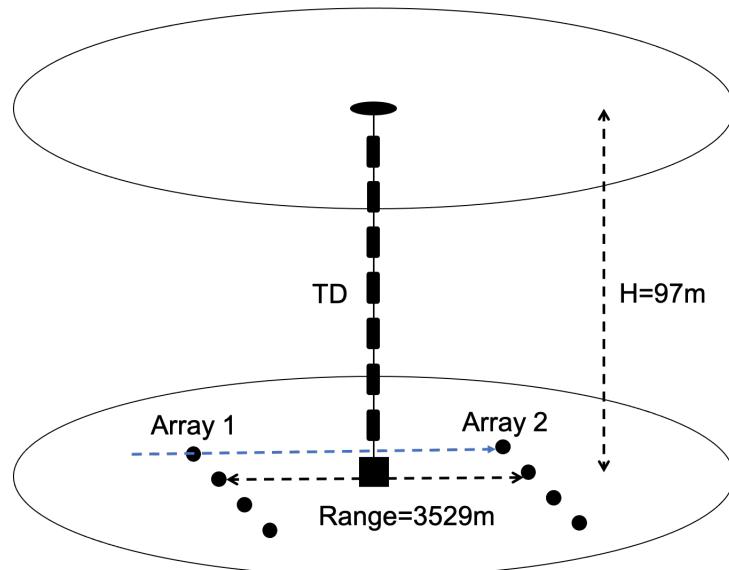


图 4.3 基于两个平行水平阵列的被动声层析实验布放示意图。

Figure 4.3 Sketch of the POAT with two parallel horizontal arrays.

为了验证方法的有效性，在南中国海进行了一次实验，实验布放如图 4.3 所示。在水深 97 m 的海底布放两个物理连接的水平阵列，它们大致平行，距离 3.529 km。两个阵列都包含 15 个等间距阵元且阵列长度约 84 m。接收器以 5 kHz 的采样率同步地记录接收到的环境噪声信号。因此，通过式 (3.6-3.9) 可以从接收的噪声信号中提取出不同累积时间 T 的经验格林函数。图 4.4 展示了不同累积时间 T 下连续 96 小时的经验格林函数。图 4.5 展示了不同累积时间 T 下所提取出的一条典型经验格林函数。可以从图 4.5 中看到，随着累积时间 T 的增加，格林函数的信噪比也同时增加。

在提取出格林函数之后，在时域和频域上可以提取章节 4.2.2 中提到的特征。其中大部分特征都是在独立的时间段和频带上提取以确保特征的有效性。声学数据中的高阶特征，比如方差、旋度和峰度，主要被用来捕捉信号能量的变化。

图 4.6 展示了不同累积时间下随机森林方法对平均声速的估计结果。对应的，图 4.7 对比了不同方法的平均均方根误差，其中蓝线代表常规测温方法的均方根误差，紫线为随机森林测温方法的均方根误差。从图 4.7 中可以发现，随机森林测温方法在累积时间下降到 30 分钟时依然准确估计出了平均声速，而常规测温方法此时有着较大的误差。

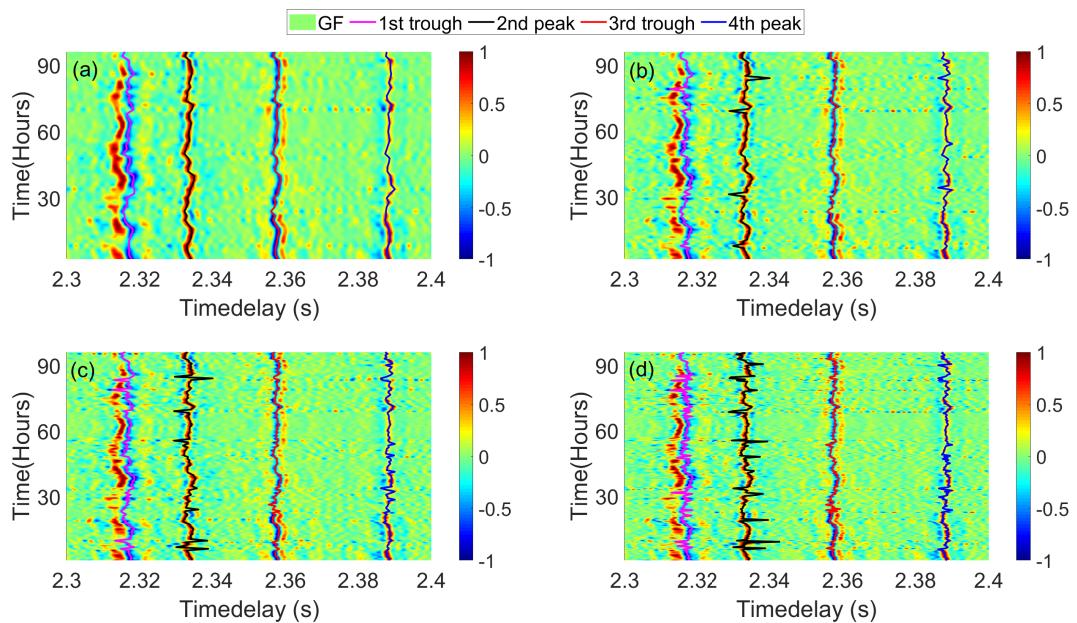


图 4.4 总计连续 96 小时的经验格林函数，其中每条格林函数的累积时间为 (a) 2 小时，(b) 1 小时，(c) 45 分钟以及 (d) 30 分钟。其中粉线代表了第 1 个波谷，黑线代表第 2 个波峰，红线代表第 3 个波谷，蓝线代表第 4 个波峰。

Figure 4.4 EGFs for a total time of 96 hours with an accumulation time of (a) 2 hours, (b) 1 hour, (c) 45 minutes and (d) 30 minutes. The pink line represents the first trough, black line represents the second peak, the red line represents the third trough and the blue line represents the fourth peak.

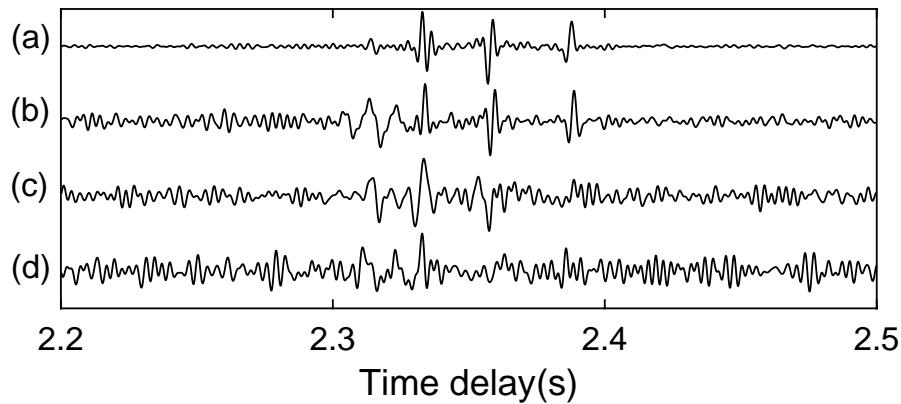


图 4.5 一条典型的经验格林函数，其累积时间分别为 (a) 2 小时，(b) 1 小时，(c) 45 分钟以及 (d) 30 分钟。

Figure 4.5 An typical EGF with an accumulation time of (a) 2 hours, (b) 1 hour, (c) 45 minutes and (d) 30 minutes.

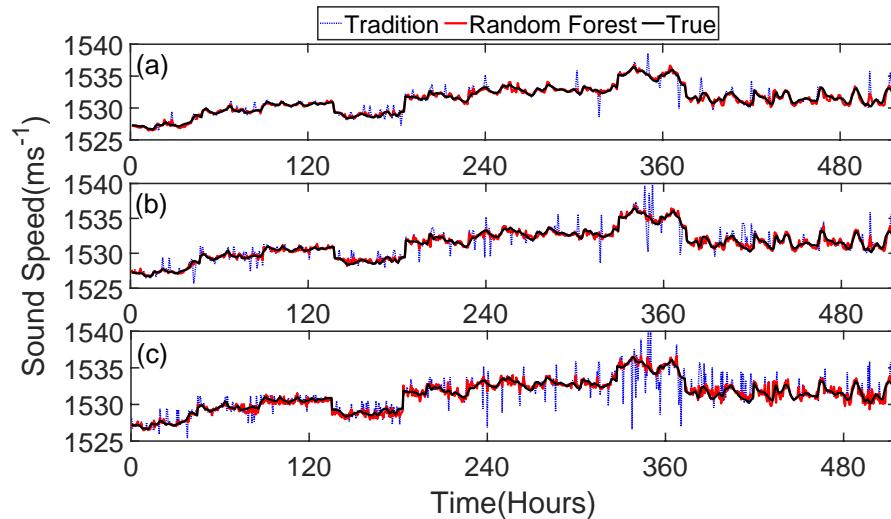


图 4.6 总共 518 小时的平均声速估计结果，每个样本点的累计时间为 (a) 1 小时，(b) 45 分钟以及 (c) 30 分钟。其中蓝线代表了常规测温方法的结果，红线代表了随机森林测温方法的结果，黑线为平均声速的真实值。

Figure 4.6 AVSS predictions for a total time of 518 hours with an accumulation time of (a) 1 hour, (b) 45 minutes and (c) 30 minutes. The blue dot line represents the regular method results, the red line represents the inverted AVSS from the RF, and the black line represents the true AVSS.

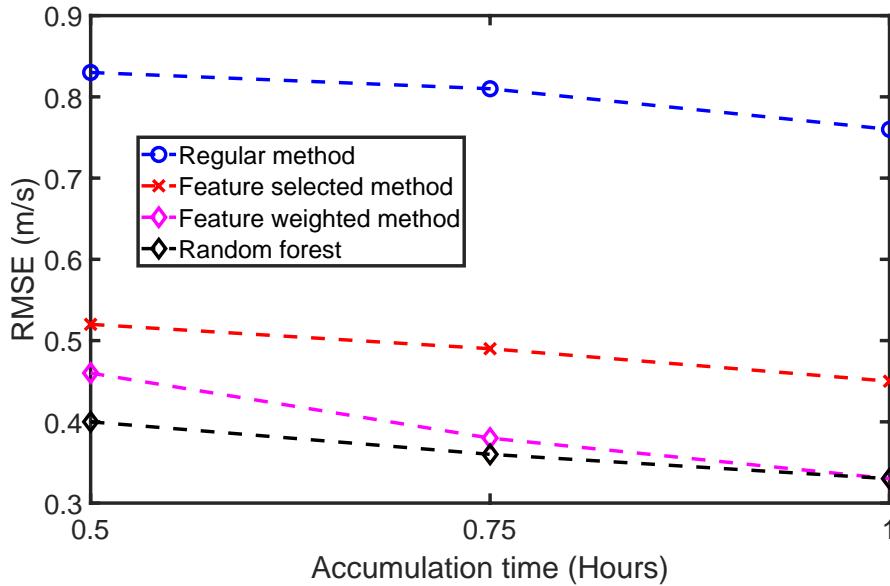


图 4.7 不同累积时间下不同估计方法的均方根误差。其中蓝线代表常规测温方法，红线代表特征选取方法，黄线为特征加权方法以及紫线代表随机森林方法。

Figure 4.7 The RMSEs for different methods with different accumulation times. The blue line represents the RMSEs for the regular method, the red line represents the RMSEs for the feature selected method, the yellow line represents the RMSEs for feature weighted method and the purple line represents the RMSEs for the RF.

4.3.2 特征重要性分析与经验公式

通过随机森林的特征重要性分析，图 4.8 展示了输入变量的特征重要性排序。可以从图中看到按特征重要性排序，最重要的特征依次为第 3 个波谷的到达时间、第 4 个波峰的到达时间、第 2 个波峰的到达时间以及第 1 个波谷的到达时间等等。并且，重要性较高的特征中几乎没有频域特征。对不同累积时间的特征重要性进行归一化后，可以得到 4 个最重要特征的相对权重，分别为 38%，30%，23% 以及 9%。

特征选取在提升反演精度上有着重要的作用。如果我们选取最重要的 4 个特征，那么对应的平均声速计算公式 (4.1) 将改写为：

$$\hat{c} = \frac{1}{\sum_{i=1}^N \sigma_i^{-2}} (\sigma_1^{-2} \frac{R_1}{\tau_1^t} + \sigma_2^{-2} \frac{R_2}{\tau_2^p} + \sigma_3^{-2} \frac{R_3}{\tau_3^t} + \sigma_4^{-2} \frac{R_4}{\tau_4^p}) \quad (4.7)$$

式 (4.7) 称为特征选择逆方差加权估计，其中 τ_i^t 是各信号包络对应的波谷到达时间。通过各个特征的直接反演结果和标签值对比校准，可以确保 R_i 的准确性。进一步将特征重要性分析拟合出的权重和 $\tau_i^{t,p}$ 相乘，可以得到一个经验公式，称

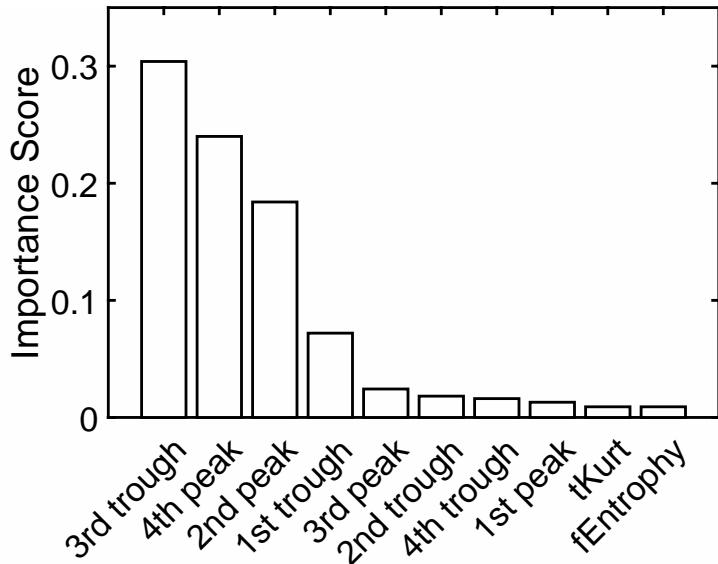


图 4.8 随机森林方法中最重要的 10 个特征。这里 tKurt 代表了时域中的峰度。

Figure 4.8 The 10 most important features in the RF. Here tKurt denotes the kurtosis in the time domain.

为特征加权估计，表示为：

$$\hat{c} = 0.09 \frac{R_1}{\tau_1^t} + 0.23 \frac{R_2}{\tau_2^p} + 0.38 \frac{R_3}{\tau_3^t} + 0.3 \frac{R_4}{\tau_4^p} \quad (4.8)$$

为了缩短篇幅，式 (4.7) 和 (4.8) 的结果误差也一并展示在了图 4.7 中。从图 4.7 中可以看到，式 (4.7) 和 (4.8) 的均方根误差也都明显小于常规方法。

4.4 讨论及分析

从图 4.7 中可以看到，当累积时间从 2 小时缩减到 30 分钟时，相比其它估计方法，随机森林测温方法的均方根误差最小。随机森林方法之所以拥有最好的性能，可以从特征选择、权重以及决策树的判断机制三个方面来进行分析解释。

4.4.1 特征选择

随机森林方法在构造时依据特征划分数据集，因此能反映出特征的重要性。通过随机森林的特征重要性分析，对标签值敏感的特征将被识别出来。这反过来可以加深对问题的物理理解，这是除性能因素外在机器学习方法中选择随机森林方法的原因之一。

图4.8给出了前10个重要特征的特征重要性排序。基于重要性排序，在图4.4的时域经验格林函数上绘制出了前4个重要的特征，可以从图4.4中发现，这4个特征与传统经验选取的特征并不相同。通常在计算时，选取信号的峰值到达时间而不是谷值到达时间。但是，第1、3号来波信号的波谷到达时间比对应的波峰到达时间在划分数据集时使用更多，对标签值的变化反映更灵敏。从物理角度出发，这是声线传播过程中在海表面反射时发生的相位反转所引起的现象。因此，通过选择更合适的特征，可以更准确地估计平均声速将。

另外，从图4.8中还可以看到其它特征，如高阶统计特征或者频域上的特征都不能对数据集进行合适地划分，重要性很低。图4.9是部分特征与平均声速的相关性分析。从统计意义上，高阶统计特征与平均声速相关性较低，这表明能量的起伏可能对水体声速的变化并不敏感。

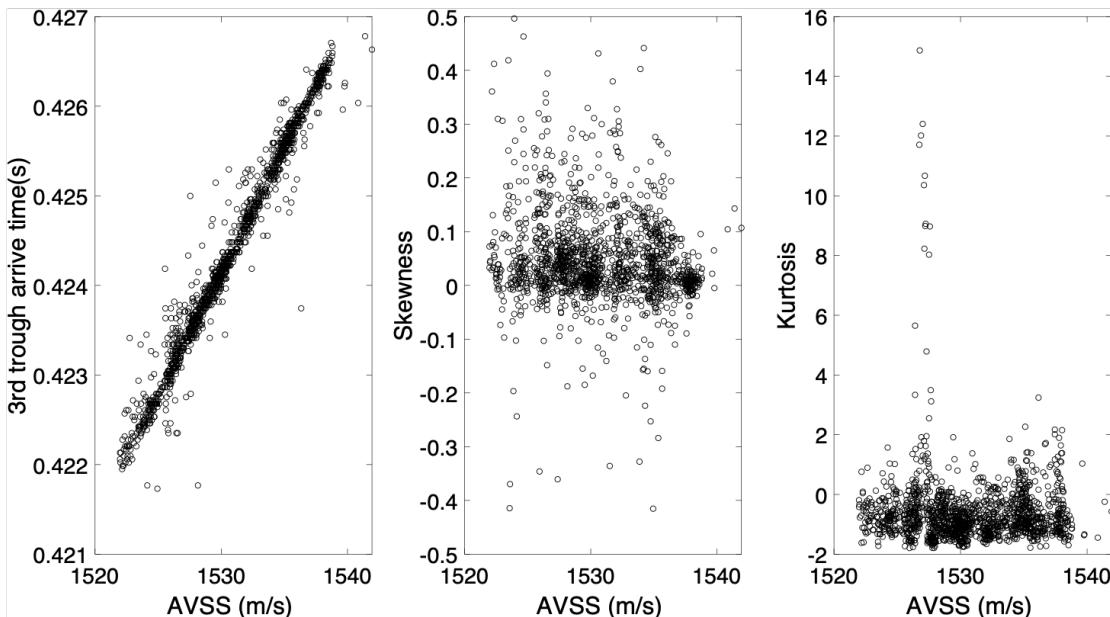


图4.9 平均声速与第3个波谷到达时间、旋度和峰度的相关性分析。

Figure 4.9 Correlation analysis among AVSS, 3rd trough arrive time, Skewness, and Kurtosis.

4.4.2 特征加权

在特征重要性分析确定出了最合适的特征之后，还大致给出了相对的特征权重。特征重要性实际上代表了特征在随机森林算法中被用来划分数据集的次数。在决策树的大部分节点处，都采用重要性较高的特征对数据集进行划分。因此，模型结果的好坏依赖于模型中这些重要特征的权重。尽管直接使用这种权重

并不严谨，但从图 4.7 中可以看到在实验中特征加权估计方法的结果比常规方法要更准确一些。

实际上，相对于真实的平均声速值，基于到达时间的估计通常有偏差。对于基于逆方差加权平均的式 (4.7)，如果其中到达时间有偏差，那么结果也将是带有偏差的。如图 4.10 所示，基于第 3 个波谷和第 4 个波峰到达时间的估计相比基于第 2 个波峰的估计都有着明显更少的离群点，但它们估计值的线性回归斜率则偏离真实值更多。

如果不进行实际测量校准，很难量化评估这种偏差的影响，所以常规加权平均的方法通常倾向于整体偏离真实值。通过足够的数据训练，模型可以学习并减轻这种偏差，这使得特征选择逆方差加权平均方法在性能上相比基于数据产生的特征加权估计方法稍差。在物理上，不同的特征权重对应了不同声线路径上不同的海水起伏的影响。

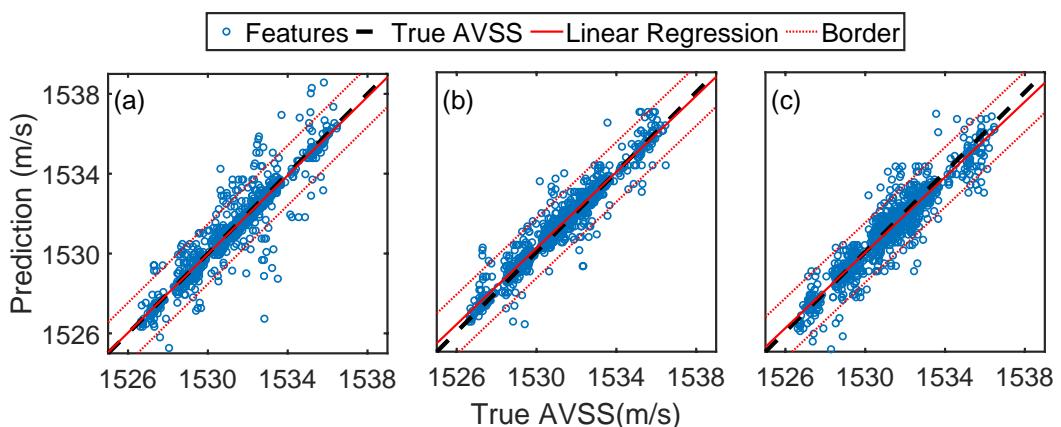


图 4.10 在 30 分钟累积时间下，基于 (a) 第 2 个波峰、(b) 第 3 个波谷和 (c) 第 4 个波峰到达时间的估计结果。黑线为平均声速的真实值，红色实线代表了估计值的线性回归，红色虚线代表了我们用来确定离群点的上下界 (线性回归 ± 1.5 m/s)。

Figure 4.10 With an accumulation time of 30 minutes, inversion results of (a) 2nd peak, (b) 3rd trough and (c) 4th peak. Black Line represents the true AVSS, red line represents the linear regression of the predictions, and red dot line the upper and lower boundaries (linear regression ± 1.5 m/s) that we use to determine outliers.

4.4.3 决策树机制

决策树这种划分数据集的方法可以进一步减轻离群点的产生。图 4.11 展示了一棵从前 4 个最重要特征构建的过拟合的决策树分支。以这个决策树为例，对

于一些真实值（比如图 4.11 中的 1541.626 m/s 和 1541.456 m/s），理论上对应的第 2 个波峰到达时间应该在时间窗口的 2.32 s 之后。然而，由于在提取的的格林函数中到达时间漂移，如果直接用这个时间去计算估计平均声速，就会产生一个离群点。

而在模型构建中，在这个节点上按第 2 个波峰到达时间去划分数据集无法使得均方误差更小。因此红框中的判断条件通过判断第 2 个波峰到达时间是否在合理范围内，对于不合理的样本，模型会用第 4 个波峰的到达时间去估计这个样本的值。可以从图 4.12 中看到决策树的这种判断机制极大地减少了估计时离群点的产生。

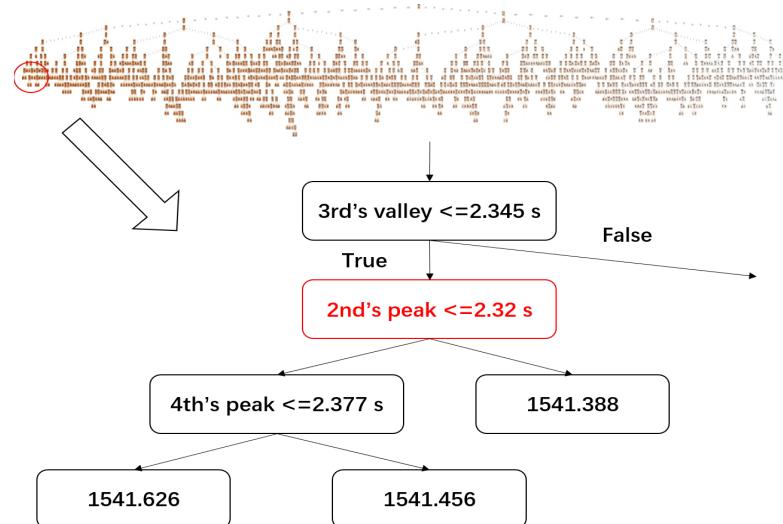


图 4.11 基于前 4 个最重要特征构建的随机森林中的一个决策树的一个分支。

Figure 4.11 a branch of the RDT in the RF built from the four most important features.

4.4.4 仿真模型海底参数的影响

仿真模型主要用来估计本征声线的路径，从而来判断 R_i 的路径。如图 4.13 所示，其海底参数的选择在海深和距离准确的时候对本征声线的路径几乎没有影响。同时当海底声速 c_b 发生 ± 10 m/s 的扰动时，到达时间的误差小于 0.01 ms，对应在平均声速的误差上约 0.006 m/s，这也远远小于图 4.8 中各个估计方法的误差，可以忽略不计。

4.4.5 波束形成参考声速的影响

波束形成使用的参考声速设置为 1526 m/s，它近似于接收器处的水体声速。图 4.14 是使用温盐深仪 (Conductivity Temperature Depth: CTD) 在阵列附近测量

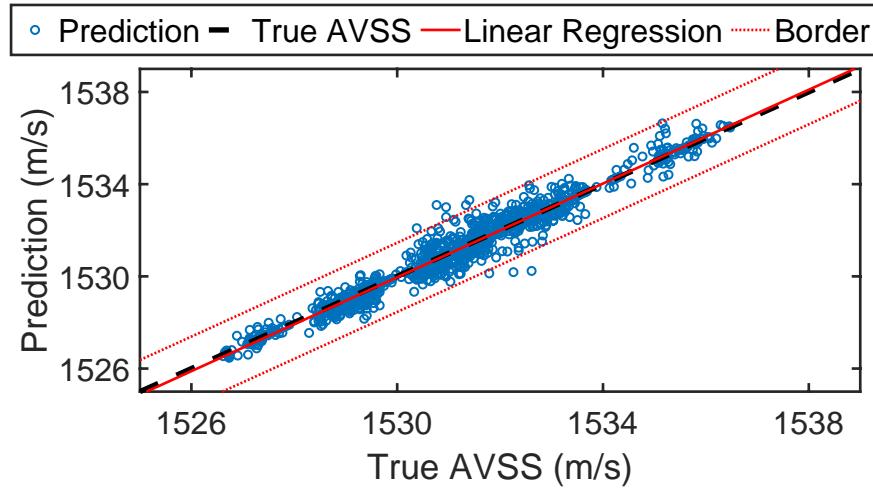


图 4.12 在 30 分钟累积时间下，随机森林方法的估计结果。黑线为平均声速的真实值，红色实线代表了估计值的线性回归，红色虚线代表了我们用来确定离群点的上下界（线性回归 $\pm 1.5 \text{ m/s}$ ）。

Figure 4.12 Inversion results of the RF with an accumulation time of 30 minutes. Black Line represents the true AVSS, red line represents the linear regression of the predictions, and red dot line the upper and lower boundaries (linear regression $\pm 1.5 \text{ m/s}$) that we use to determine outliers.

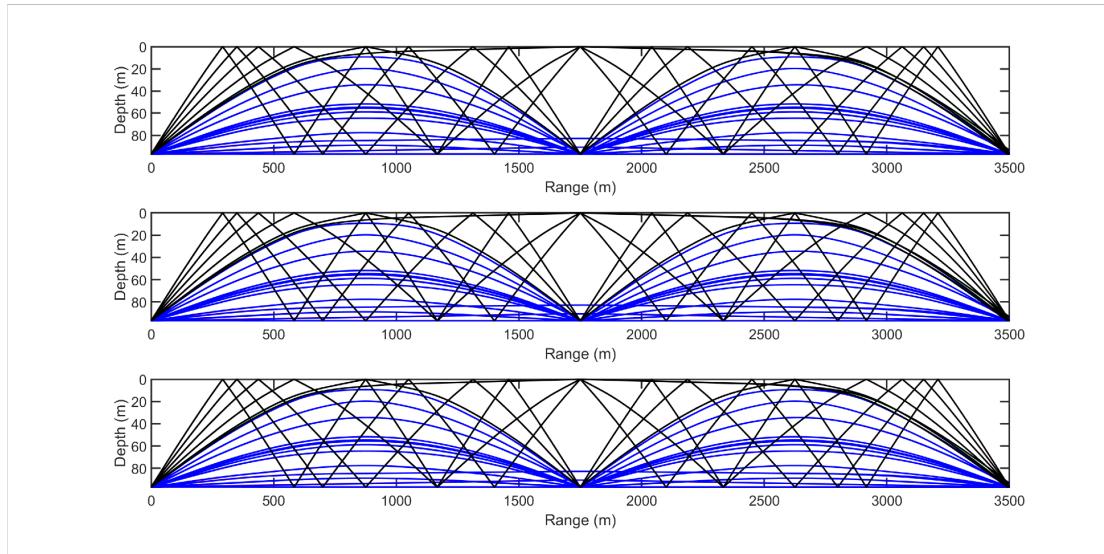


图 4.13 不同海底声速对应的本征声线路径，海底声速 c_b 自上到下分别取为 1610 m/s ， 1620 m/s 和 1630 m/s 。

Figure 4.13 The eigen-rays paths for different c_b . c_b is 1610 m/s , 1620 m/s , and 1630 m/s respectively from top to bottom.

的声速剖面，可以从图中看到在该区域，水深 90 m 以下的水体声速基本上保持不变。在大约 3 km 的范围内，海底是大致平坦的，因此声速也基本上变化很小。所以参考声速选择为阵列附近测量的水体声速，近似于相同深度的接收器处的声速。

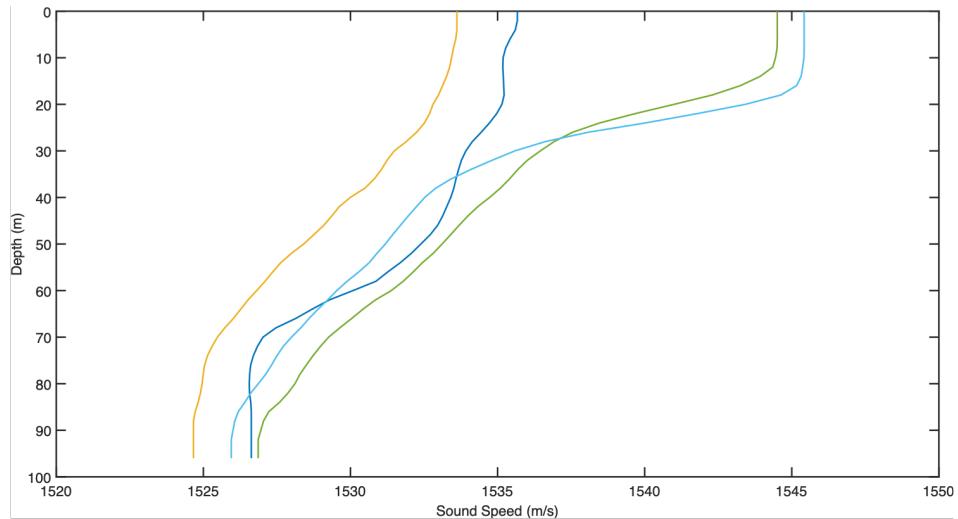


图 4.14 在阵列附近使用 CTD 实际测量的声速剖面。

Figure 4.14 Sound speed profiles measured by CTD near arrays.

在章节 3.2 中，我们从理论上推导过这样的结论，当阵列 1 和阵列 2 阵型相似并且位置大致平行时，参考声速造成的误差可以通过复共轭相乘而相互抵消，因此参考声速对提取出的经验格林函数几乎没有影响。并且章节 3.2 中图 3.4 展示了不同参考声速下，2 小时累计时间波束形成提取出的经验格林函数。可以从图 3.4 中看到，不同的参考声速对经验格林函数的提取影响很小，因此，在随机森林方法中，占主要影响特征的时延和作为标签的平均声速都不会受到影响。在对不同参考声速（1520 m/s, 1540 m/s, 1560 m/s 和 1580 m/s）进行平均声速估计后，最终均方根误差的变化小于 0.02 m/s，基本可以忽略。

4.4.6 波束形成指向的影响

通过波束形成方法，只有所指向方向的信号被保留下来，其余方向上的信号都将被滤去。因此，提取出的经验格林函数只有正时间轴部分，格林函数的负时间轴部分需要通过将波束形成指向相反方向后才能提取出来。图 4.15 展示了 2 小时累积时间下两个相反方向所提取出的经验格林函数，其中红线是正向的经验格林函数，黑线则代表反向提取出的经验格林函数，可以从图 4.15 中看到，两

个方向上的格林函数在信噪比上有一些差异，这是由于环境噪声在实际海洋环境中分布的不均匀性所导致的。并且，由于这种分布的不均匀，在累积时间更短时，往往信噪比较低的方向上格林函数的提取更加困难。

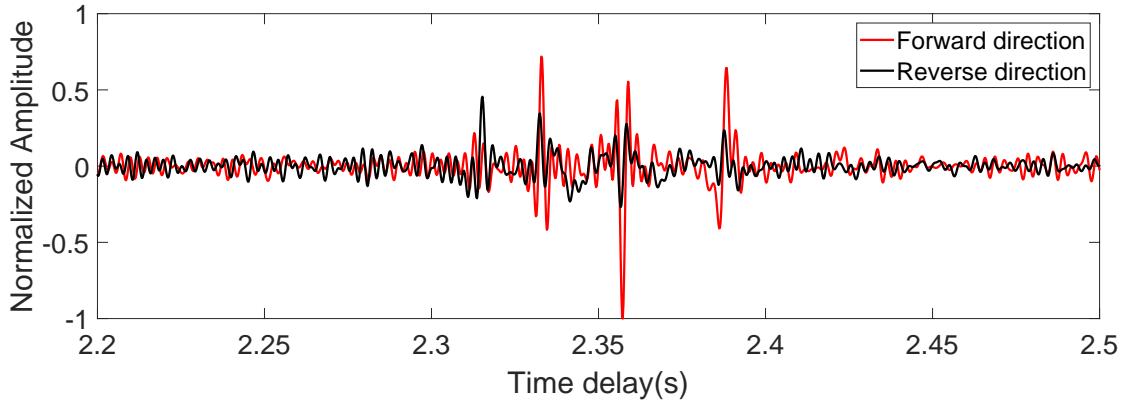


图 4.15 2 小时累积时间提取出的经验格林函数。红线为正向提取的格林函数，黑线代表反向提取出的格林函数。

Figure 4.15 EGFs with an accumulation time of 2 hours. The red line is the extracted EGF from forward direction, the black line represents the extracted EGF from reverse direction.

4.4.7 距离失配的影响

在式 (4.1-4.2) 中距离失配往往会令结果产生较大误差，通过几何关系大致估计的 R_i 如果产生 ± 5 m 的偏差，那么反应到平均声速上将大概产生 2.2 m/s 左右的误差。在实际实验中，阵列之间的距离经过测量校准确定为 3529 m，在式 (4.1-4.2) 中的 R_i 也通过和 TD 实测数据比对得到校准^[3]。

但在式 (4.7-4.8) 中，对应不同到达时间的不同声线路径距离 R_i 也需要经过校准。图 4.10 中从各个特征直接计算的结果通过和标签对比修正过偏差。因此距离失配可以通过这种方式被修正。

比如对应第 2 个波峰的声程 R_2 ，和其它峰值特征一样是通过几何关系大致估计得到的，但对第 2 个波谷的声程 R'_2 ，两者的声程是有一些区别的。 R_2 和 R'_2 对应的时延相差约 1.3 ms。当用第 2 个波谷时延去计算时，相应的 R'_2 也应当增加约 2 m 来进行修正，使各个特征的计算结果一致。

当未经修正存在距离失配时，式 (4.1-4.2) 以及式 (4.1-4.2) 都会存在系统性偏差。计算的结果将比实际测量整体偏大或偏小。所以，我们所计算出的标签本身就会偏离实际测量值。然而，机器学习方法实际上是直接构建特征和标签值

的映射关系，模型在没有 R_i 的情况下依然可以对标签做出准确的估计。所以如果有足够多 TD 实际测量的数据作为我们的标签值，机器学习方法依然可以在距离失配时估计出准确的平均声速。

4.4.8 声速剖面的反演

这里仅仅考虑了平均声速的估计。相对而言，声速剖面的反演更具有挑战性，特别是声速剖面在短时间内快速变化的情况。这里模型大部分采用的是基于物理知识提取的手工特征作为输入，估计的准确性很大程度上依赖于从格林函数提取的特征好坏。减少对格林函数的依赖，进一步发展端到端的测温方法上还有很多工作值得探索。

尽管随机森林在本数据集上有不错的性能，但对于复杂多变的海洋环境，以及许多有希望直接从格林函数进行反演的机器学习算法（注意力神经网络等等）而言，数据依然相对稀缺。因此，为了解决声速剖面反演问题，还需要更多的额外信息。

4.5 本章小节

本章节基于机器学习方法提出了一种新的被动测温方法。首先，通过机器学习测温框架，将测温问题转换成一个监督学习问题，可以在 30 分钟累积时间时准确地估计出平均声速；然后，通过分析特征、模型可视化，用一个经验公式来代替使用波峰到达时间的逆方差加权平均方法来计算平均声速；随后，从物理角度解释了估计结果，由于海面反射的相位反转，信号波谷的到达时间可能比波峰的到达时间更加稳定可靠；同时，由于不同声线路径上的海水起伏不同，到达时间产生的偏差使得不同特征间的逆方差权重可能不适合估计平均声速；最后，从流体模型参数、波束形成以及距离失配三个角度分析了测温方法带来的误差。

第5章 基于字典学习的浅海声速剖面反演方法

从海洋环境噪声提取经验格林函数最重要的应用之一就是对水体声速剖面进行估计反演。目前的被动声层析主要采用经验正交函数（Empirical Orthogonal Function: EOF）的方法对声速剖面进行表征^[109–111]，而 Bianco 等^[112] 提出利用字典学习方法来表征声速剖面，用这种方法可以从声速剖面中重建恢复出更多声速起伏。另外，由于不需要保证基函数的正交性，因此对训练数据的选择更加灵活^[113]。

本章介绍一种利用字典学习进行浅海声速剖面反演的方法。通过稀疏表达，用字典学习代替经验正交函数来表征声速剖面，在构建出稀疏的学习字典（Learned Dictionary: LD）矩阵后，从海洋环境噪声中准确反演得到了声速剖面，比传统的被动声层析方法精度更高，同时待反演参数更少。

5.1 浅海声速剖面反演方法

5.1.1 经验正交函数表征声速剖面

声速剖面随时间连续变化，从统计上看，随时间变化的声速剖面变量往往存在相关性。可以用少数不相关的变量代替这些相关的变量来表示数据，并且保留数据中的大部分信息。经验正交函数表示方法的基本思想是通过寻找能表征大部分方差信息的模态来减少连续采样时空场的维度，这些模态或 EOF 对应了主成分分析（Principal Component Analysis: PCA）中的主成分^[114]。具体地，先对数据进行规范化，使得数据每一个变量的均值为 0，再对数据进行正交变换，原来由线性相关变量表示的数据，通过正交变换变成由若干线性无关的新变量表示的数据^[115]。新变量是所有可能的正交变换中变量方差和最大的变量，方差则代表了新变量上信息的大小。

对于连续测量的声速剖面，通常将其表示为深度和时间的矩阵形式。在表示成矩阵时，在深度上通过对声速剖面数据在深度上等间隔线性插值，使之深度数据一致。在时间上，通过累积平均采样得到不同时间尺度平均的声速剖面。那么声速剖面矩阵 \mathbf{c} 可以表示为 M 个时间采样， K 个深度采样的矩阵：

$$\mathbf{c} = \begin{bmatrix} c_{11} & c_{12} & \cdots & c_{1M} \\ c_{21} & c_{22} & \cdots & c_{2M} \\ \vdots & \cdots & \ddots & \vdots \\ c_{K1} & c_{K2} & \cdots & c_{KM} \end{bmatrix} \quad (5.1)$$

首先，对声速剖面进行规范化，用式 (5.1) 减去 \mathbf{c} 时间上的平均声速 c_0 即可得到海水声速起伏场，表示为

$$\mathbf{Y} = \mathbf{c} - \mathbf{c}_0 = [\mathbf{y}_1, \dots, \mathbf{y}_M] \in \mathbb{R}^{K \times M} \quad (5.2)$$

声速起伏在深度 k 处的方差 σ_k^2 被定义为

$$\sigma_k^2 = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M (y_m^k)^2 \quad (5.3)$$

其中 $[y_1^k, \dots, y_M^k]$ 即为 M 个时间采样在深度 k 处的声速起伏。

通过奇异值分解 (Singular Value Decomposition: SVD)， $\mathbf{Y}\mathbf{Y}^T$ 的特征向量就是 EOF，如下式

$$\mathbf{Y}\mathbf{Y}^T = \mathbf{F}\Lambda^2\mathbf{F}^T \quad (5.4)$$

其中 $\mathbf{F} = [\mathbf{f}_1, \dots, \mathbf{f}_K] \in \mathbb{R}^{K \times K}$ 是特征向量，它们之间互相满足正交性

$$\begin{cases} \mathbf{f}_i^T * \mathbf{f}_i = 1, & \forall i \\ \mathbf{f}_i^T * \mathbf{f}_j = 0, & \forall i \neq j \end{cases} \quad (5.5)$$

$\Lambda^2 = \text{diag}([\lambda_1^2, \dots, \lambda_L^2]) \in \mathbb{R}^{K \times K}$ 对应了沿 \mathbf{f}_k 定义的主成分方向上的总体方差：

$$\sum_{k=1}^K \sigma_k^2 = \text{tr}(\Lambda^2) \quad (5.6)$$

其中 tr 为矩阵的迹。那么对应 $\lambda_1^2 \geq \dots \geq \lambda_K^2$ 的 EOF 向量 \mathbf{f}_k 就是能表征声速起伏矩阵 \mathbf{Y} 大部分信息（方差）的主成分。当 $M \geq K$ 时，生成的 $[\mathbf{f}_1, \dots, \mathbf{f}_K]$ 将不可避免产生 \mathbb{R}^K 的偏差。各阶 EOF 的能量占比可以直接用方差贡献率或特征值占比表示，第 l 阶 EOF 能量百分比可以表示为

$$\eta_l = \frac{\lambda_l^2}{\text{tr}(\Lambda^2)} \quad (5.7)$$

由此，前 k 阶 EOF ($\mathbf{f}_1, \dots, \mathbf{f}_k$) 的累计能量占比可以表示为 k 个方差之和与所有方差之和的比

$$\sum_{l=1}^k \eta_l = \frac{\sum_{l=1}^k \lambda_l^2}{\text{tr}(\Lambda^2)} \quad (5.8)$$

能量累计占比反映了各阶模态保留信息的比例，不能反映对某个原有声速剖面保留信息的比例。由于前几阶 EOF 表征了 \mathbf{Y} 中绝大部分能量（方差）信息，通过保留前 F 阶 EOF 可以用更少的参数重建出声速起伏：

$$\hat{\mathbf{y}}_m = \mathbf{Q}_F \hat{\mathbf{x}}_{F,m} \quad (5.9)$$

其中 \mathbf{Q}_F 定义为包含前 F 阶 EOF 的模态矩阵，而 $\hat{\mathbf{x}}_{F,m}$ 是对应的系数向量。由于 \mathbf{Q}_F 中各个向量互相正交，分解重建的最佳表征系数可以直接通过下式求解

$$\hat{\mathbf{x}}_{F,m} = \mathbf{Q}_F^T \hat{\mathbf{y}}_m \quad (5.10)$$

而在实际的声速剖面反演中 $\hat{\mathbf{y}}_m$ 为待反演量，通常需要对系数进行搜索。并且，在海水声速剖面反演问题上，通常不会使用超过 $F = 5$ 阶的 EOF 系数重构声速剖面^[116,117]。在实际反演过程中，除了通过各个 EOF 模态代表的能量（方差）占比，也需要结合显著性检验来确定使用的 EOF 阶数^[118]。在 95% 置信度水平下特征值的误差可以表示为

$$\Delta \lambda^2 = \lambda^2 \sqrt{\frac{2}{N^\star}} \quad (5.11)$$

其中 N^\star 为数据的有效自由度，一种简单的计算方式为 $N^\star = \frac{(\text{tr}(\Lambda^2))^2}{\text{tr}(\Lambda^4)}$ ^[119]。将 λ^2 加上或减去 $\Delta \lambda^2$ 得到特征值的误差范围，若前后两个特征值的误差范围有重叠，则这两个特征值没有通过显著性检验。

通过能量累计占比和显著性检验，根据实际数据确定表征声速剖面的 EOF 阶数后，可以通过较少的 EOF 模态来表征声速剖面，从而实现维度削减和参数简化。同时，使用平均 RMSE 来衡量表征重建声速剖面与实测声速剖面的误差。

$$\text{Average RMSE} = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \sqrt{\frac{1}{K} \sum_{k=1}^K (\hat{\mathbf{y}}_m^k - \mathbf{y}_m^k)^2} \quad (5.12)$$

其中 $\hat{\mathbf{y}}_m^k$ 和 \mathbf{y}_m^k 分别为时间采样 m 处深度 k 处重建的声速起伏和真实的声速起伏。

5.1.2 基于字典学习的声速剖面表征方法

在信号处理领域, 一个信号 \mathbf{y}_m 在满足误差要求的情况下, 可以过稀疏字典 $\mathbf{Q}_D = [\mathbf{q}_1, \dots, \mathbf{q}_D] \in \mathbb{R}^{K \times D}$ 表征后使用 $T(T \ll D)$ 个向量 \mathbf{q}_n 进行重构^[120]。此时, 为了重构 \mathbf{y}_m , 对 \mathbf{x}_m 中稀疏系数的估计问题可以表述为

$$\hat{\mathbf{x}}_m = \arg \min_{\mathbf{x}_m \in \mathbb{R}^N} \|\mathbf{y}_m - \mathbf{Q}\mathbf{x}_m\|_2 \quad \text{subject to} \quad \|\mathbf{x}_m\|_0 \leq T \quad (5.13)$$

其中 $\|\cdot\|_0$ 为零范数, 代表向量中的非零元素数目。由于零范数约束的非凸性, 式 (5.13) 的精确求解需要进行组合遍历搜索。这种穷举搜索需要大量的计算, 因此实际中往往采用匹配追踪 (Matching Pursuit: MP) 和基追踪 (Basis Pursuit: BP) 这种近似解法。当 T 较小时, 正交匹配追踪 (Orthogonal Matching Pursuit: OMP) 算法与 BP 算法有相近的精度, 但 OMP 算法速度更快, 在后面的文章主要使用 OMP 算法来对式 (5.13) 稀疏求解, 算法 1 给出了 OMP 求解式 (5.13) 的一种实现。

算法 1 Orthogonal Matching Pursuit algorithm^[121]

```

1: procedure OMP( $\mathbf{y}_m \in \mathbb{R}^K, \mathbf{Q} \in \mathbb{R}^{K \times D}, T$ )
2:   初始化:  $\Omega \leftarrow \emptyset, \zeta \leftarrow \mathbf{y}_m, \mathbf{x} \leftarrow 0$ 
3:   while 不满足终止条件 do
4:      $\hat{d} \leftarrow \arg \max_d |\mathbf{Q}_d^T \zeta|$ 
5:      $\Omega \leftarrow \Omega \cup \{\hat{d}\}$ 
6:      $\mathbf{x}_\Omega \leftarrow (\mathbf{Q}_\Omega^T \mathbf{Q}_\Omega)^{-1} \mathbf{Q}_\Omega^T \cdot \mathbf{y}$ 
7:      $\zeta \leftarrow \mathbf{y} - \mathbf{Q}_\Omega \mathbf{x}_\Omega$ 
8:   end while
9:    $\mathbf{x}_m \leftarrow \mathbf{x}$ 
10: end procedure

```

\mathbf{Q}_D 中 $D = K$ 时被称为完备字典, $D > K$ 时称为过完备字典。非正交、过完备字典通常被用来减小重构的误差并减少系数中非零元素的数目 T , 从而实

现比正交基函数字典更好的信号压缩性能^[120,122,123]。通常通过小波正交基即可构造出过完备字典，但通过使用字典学习技术使从数据中生成字典可以实现更好的压缩性能^[122,124]。式 (5.13) 提供了最小化非零系数数目并稀疏表达 \mathbf{y}_m 的基本准则。在式 (5.13) 的基础上，可以得到字典学习生成字典 \mathbf{Q} 的公式：

$$\min_{\mathbf{Q}} \left\{ \min_{\mathbf{X}} \|\mathbf{Y} - \mathbf{Q}\mathbf{X}\|_2 \quad \text{subject to } \forall m, \|\mathbf{x}_m\|_0 \leq T \right\} \quad (5.14)$$

式 (5.14) 的一种经典求解方法就是 K-SVD 算法^[124]。K-SVD 算法在每次迭代使用 SVD 算法优化迭代字典向量 \mathbf{q}_d 和系数向量 \mathbf{x}_m ，通过避免矩阵求逆运算来减少误差。系数可以被展开表示成行向量的形式，如 $\mathbf{x}_T^d \in \mathbb{R}^D$ 和 $\mathbf{x}_T^{d'} \in \mathbb{R}^D$ ，这些系数向量结合字典向量 \mathbf{q}_d 以及 $\mathbf{q}_{d'}$ 联即可重构出全部的训练样本 \mathbf{Y} 。式 (5.14) 中的欧几里得范数可以表示为

$$\begin{aligned} \|\mathbf{Y} - \mathbf{Q}\mathbf{X}\|_2 &= \|\mathbf{Y} - \sum_{d=1}^D \mathbf{q}_d \mathbf{x}_T^d\|_2 \\ &= \|\mathbf{E}_{d'} - \mathbf{q}_{d'} \mathbf{x}_T^{d'}\|_2 \end{aligned} \quad (5.15)$$

其中

$$\mathbf{E}_{d'} = \left(\mathbf{Y} - \sum_{d \neq d'} \mathbf{q}_d \mathbf{x}_T^d \right) \quad (5.16)$$

因此，式 (5.15) 中的 2 范数约束项被分为两部分。第一部分是误差项 $\mathbf{E}_{d'} = [\mathbf{e}_{d',1}, \dots, \mathbf{e}_{d',M}] \in \mathbb{R}^{K \times M}$ ，它代表了利用除 $\mathbf{q}_{d'}$ 以外的字典去重建 \mathbf{Y} 时产生的误差。第二部分是字典向量 $\mathbf{q}_{d'}$ 与系数 $\mathbf{x}_T^{d'}$ 的乘积。

在每次迭代过程中，通过对 $\mathbf{E}_{d'}$ 进行奇异值分解，更新 $\mathbf{q}_{d'}$ 和 $\mathbf{x}_T^{d'}$ 来最小化式 (5.15)。但由于 $\mathbf{x}_T^{d'}$ 中大部分元素都是零元素（对应了样本不需要使用字典向量 $\mathbf{q}_{d'}$ ），式 (5.15) 在更新 $\mathbf{q}_{d'}$ 和 $\mathbf{x}_T^{d'}$ 时需要被限制在使用 $\mathbf{q}_{d'}$ 重建的样本 \mathbf{y}_m 上，即

$$\|\mathbf{E}_{d'}^R - \mathbf{q}_{d'} \mathbf{x}_R^{d'}\|_2 \quad (5.17)$$

其中 $\mathbf{E}_{d'}^R$ 和 $\mathbf{x}_R^{d'}$ 分别为 $\mathbf{E}_{d'}$ 和 $\mathbf{x}_T^{d'}$ 的子矩阵，都对应了利用 $\mathbf{q}_{d'}$ 的训练样本 \mathbf{y}_m ，并且可以表示为

$$\mathbf{E}_{d'}^R = \left\{ \mathbf{e}_{d',l} \mid \forall l, x_l^{d'} \neq 0 \right\}, \quad \mathbf{x}_R^{d'} = \left\{ x_l^{d'} \mid \forall l, x_l^{d'} \neq 0 \right\} \quad (5.18)$$

因此对 K-SVD 每一次迭代过程，字典向量和系数依次通过 $\mathbf{E}_{d'}^R = \mathbf{U}\mathbf{S}\mathbf{V}^T$ 更新。字典向量 $\mathbf{q}_{d'}$ 更新为 \mathbf{U} 的第一列，系数向量 $\mathbf{x}_R^{d'}$ 更新为第一个奇异值和第一列的乘积。算法 2 列出了 K-SVD 算法的一种实现。

算法 2 K-SVD algorithm^[124]

```

1: procedure KSVD( $\mathbf{Y} \in \mathbb{R}^{K \times M}, \mathbf{Q}^0 \in \mathbb{R}^{K \times D}, T \in \mathbb{R}^D, i = 0$ )
2:   repeat
3:     A. 稀疏编码
4:     for  $m \leftarrow 1, M$  do
5:        $\hat{\mathbf{x}}_m \leftarrow \arg \min_{\mathbf{x}_m \in \mathbb{R}^N} \|\mathbf{y}_m - \mathbf{Q}^i \mathbf{x}_m\|_2$  subject to  $\|\mathbf{x}_m\|_0 \leq T$ 
6:       ▷ 使用 OMP 算法求解式 (5.13)
7:     end for
8:      $\mathbf{X} = [\hat{\mathbf{x}}_1, \dots, \hat{\mathbf{x}}_M]$ 
9:     B. 字典更新
10:    for  $d' \leftarrow 1, D$  do
11:       $\mathbf{E}_{d'} = \mathbf{Y} - \sum_{d \neq d'} \mathbf{q}_d \mathbf{x}_T^{d'}$ 
12:      提取非零元素  $\mathbf{X}_T^{d'}$  对应的  $E_{d'}^R$  和  $\mathbf{x}_R^{d'}$ 
13:       $\mathbf{E}_{d'}^R = \mathbf{U}\mathbf{A}\mathbf{V}^T$  ▷ 奇异值分解
14:       $\mathbf{q}_{d'}^i \leftarrow \mathbf{U}(:, 1)$  ▷ 更新  $\mathbf{q}_{d'}^i$ 
15:       $\mathbf{x}_R^{d'} \leftarrow \mathbf{V}(:, 1)\Lambda(1, 1)$  ▷ 更新  $\mathbf{x}_R^{d'}$ 
16:    end for
17:     $\mathbf{Q}^{i+1} \leftarrow \mathbf{Q}^i$ 
18:     $i \leftarrow i + 1$ 
19:  until 收敛
20: end procedure

```

字典 \mathbf{Q} 通常初始化为 \mathbf{Y} 中随机选择的 N 个正则化样本。通过不断迭代训练，其中一些字典向量可能不再被用来重构 \mathbf{Y} 。当这种情况发生时，通过计算重建误差，将这些无用的字典向量替换为当前最难以被表征的训练样本 \mathbf{y}_m 。在训练数据充足的情况下，构建出学习字典 \mathbf{Q} 后，可以通过 OMP 算法稀疏求解式 (5.13) 得到字典系数 \mathbf{X} 来重建声速剖面，最后同样使用 RMSE 来衡量重建的程度。

5.1.3 声速剖面射线反演方法

介绍了两种不同的声速剖面表征方法后，接下来介绍基于被动提取格林函数理论的声速剖面反演方法。章节 2.2.1 中的式 (2.32) 表明了 $r_{1,m}$ 和 $r_{2,n}$ 两点间的格林函数 $G(\mathbf{r}_1, \mathbf{r}_2; t)$ 通常可以表示为 I 条本征声线的叠加。但对实际提取出的格林函数，实际清晰可分辨的声线路径往往远小于 I 条， $J (J \ll I)$ 条本征声线对应的到达时间向量可以表示为

$$\boldsymbol{\tau} = [\tau_1, \dots, \tau_J]^T \quad (5.19)$$

通过给定不同的声速剖面，将模型计算得到的声线路径到达时间与提取经验格林函数的各条声线到达时间比对，即可反演出声速剖面，可以表述为

$$\hat{\mathbf{c}}(z) = \arg \min \|\boldsymbol{\tau} - \boldsymbol{\tau}^{\text{model}}(\mathbf{c}(z))\|_2^2 \quad (5.20)$$

其中 $\boldsymbol{\tau}^{\text{model}}$ 为输入声速剖面 $\mathbf{c}(z)$ 时声场仿真计算得到的对应声线的到达时间向量。考虑到实际声速剖面的深度采样点数往往较多，为了减少反演参数，一条声速剖面可以通过经验正交函数或者稀疏字典表征为

$$\mathbf{c}(z) = \mathbf{c}_0(z) + \mathbf{Q}\mathbf{x} \quad (5.21)$$

其中 $\mathbf{c}_0(z)$ 为时间采样上的平均声速， \mathbf{Q} 为各阶 EOF 组成的基函数矩阵或 K-SVD 方法生成的字典矩阵， \mathbf{x} 为对应的系数向量。进而式 (5.20) 可以改写为

$$\hat{\mathbf{x}} = \arg \min \|\boldsymbol{\tau} - \boldsymbol{\tau}^{\text{model}}(\mathbf{c}(z; \mathbf{x}))\|_2^2 \quad (5.22)$$

式 (5.22) 通常是欠定方程，约束较少，难以搜索到最优解。为了解决这一问题，可以借助卫星遥感观测的海洋表面温度进行联合同化反演。通常假设遥感数据测量的海面温度 φ_{surface} 与真实的海面温度 φ_c 存在如下关系

$$\varphi_{\text{surface}} = \varphi_c + \varepsilon \quad (5.23)$$

式中 n 为遥感数据的测量误差，这里假定误差为零均值高斯分布 $\varepsilon \sim (0, \sigma^2)$ 。利用数据同化，优化问题可以进一步表示为

$$\hat{\mathbf{x}} = \arg \min \left\{ \|\boldsymbol{\tau} - \boldsymbol{\tau}^{\text{model}}(\mathbf{c}(z; \mathbf{x}))\|_2^2 + \gamma \|\varphi_{\text{surface}} - \varphi(\mathbf{x})\|_2^2 \right\} \quad (5.24)$$

其中 γ 为正则化参数, $\varphi(\mathbf{x}) = F(\mathbf{c}(0; \mathbf{x}))$ 为系数 \mathbf{x} 构造的声速剖面的海表温度, 其中 $F(\cdot)$ 为海面声速与海表温度之间的转化关系^[125]。

通过搜索系数 \mathbf{x} , 可以对式 (5.24) 进行求解, 同时使用平均 RMSE 来衡量由最优系数 \mathbf{x} 反演的声速剖面与真实声速剖面的误差, 此时由于平均声速可能发生改变, 平均 RMSE 为声速剖面通过下式直接计算

$$\text{Average RMSE} = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \sqrt{\frac{1}{Z} \sum_{z=1}^Z (\mathbf{c}_0(z) + \mathbf{Q}\hat{\mathbf{x}} - \mathbf{c}(z))^2} \quad (5.25)$$

其中 $\mathbf{c}_0(z)$ 为表征声速剖面时训练数据上的平均声速, $\mathbf{c}(z)$ 为实际测量的真实的声速剖面。

5.2 实验数据处理

5.2.1 数据处理

实验布放如章节 4.3.1 中图 4.3 所示, 为同一实验。两水平平行阵列分别包含等间距间隔约 6 m 的 15 个阵元。同时, 一条包含 38 个 TD 的温度链被竖直布放在两个水平阵列的中央, 间断记录水体大约 2.5-95.0 m 深度范围的水文数据, 声速剖面通过插值得到完整海深上的分布。同样地, 接收噪声信号被分为 10 s 为一拍进行处理, 同时进行 20-400 Hz 的滤波。通过快拍叠加, 依据式 (3.8-3.9), 可以提取出 2 小时累积的经验格林函数。本章处理了从 2018 年 4 月 19 日到 7 月 30 日到间断测量的水文数据, 图 5.1 展示了按 1 小时平均采样的声速剖面, 其中第 146 号到 240 号、第 740 号到 793 号水文的测量时间与接收噪声信号时间相对应, 因此这些水文在后文被用来测试反演结果, 在测试集上与格林函数累积时间保持一致, 降采样到了 2 小时。其余的水文被用来构建表征声速剖面的 LD 或 EOF, 字典维数 $D = 200$, 稀疏参数 T 设置为 1, 字典采用 K-SVD 方法生成。

5.2.2 声速剖面表征

图 5.2(a) 展示了累计能量比例占比随 EOF 阶数的变化, 图 5.2(b) 为 95% 置信区间下的显著性检验。从图 5.2(a) 可以看到, 前三阶 EOF 的能量累计占比已

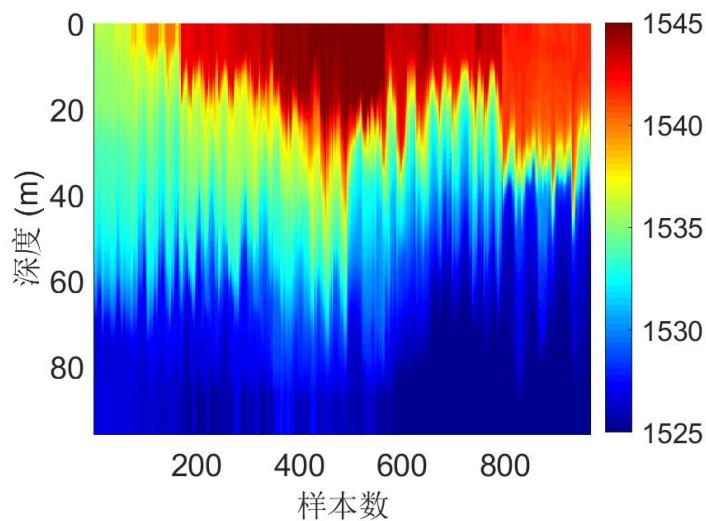


图 5.1 温度链间断测量的声速剖面。

Figure 5.1 SSPs measured intermittently by thermistor chain.

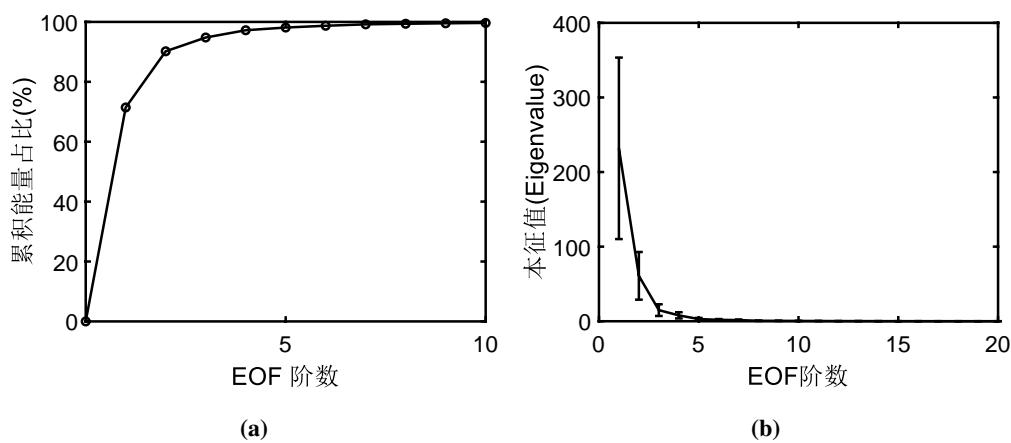


图 5.2 (a) EOFs 阶数变化时，EOFs 代表的能量累计百分比，(b) 95% 显著性检验。

Figure 5.2 (a) The accumulated percentage of the energy explained by EOFs, which increase with the order of EOFs, (b) 95% significance test.

经达到 90% 以上。同时从图 5.2(b) 中可以发现，通过逐一检验特征值的显著性，在显著性检验中前三阶 EOF 对应的特征值误差区间互相没有重叠，但从第四阶 EOF 对应的误差区间开始，会与其它 EOF 阶数对应的误差区间产生重叠。也就是说，前三阶模态是显著的，高阶模态并不显著，这说明了四阶及以后的 EOF 系数所蕴含的信息有较多冗余。因此，这里适合使用前三阶 EOF 对声速剖面进行表征。

图 5.3(a) 为 EOF 展开后的前 36 阶 EOF 向量，图 5.3(b) 为按字典向量方差排序后的前 36 阶字典向量。可以从图 5.3(a) 中看到，仅有前几阶 EOF 向量蕴含了声速剖面的变化信息，而图 5.3(b) 中每个字典向量都蕴含了声速起伏信息，因此字典学习方法可以用更少的阶数去表征声速剖面。

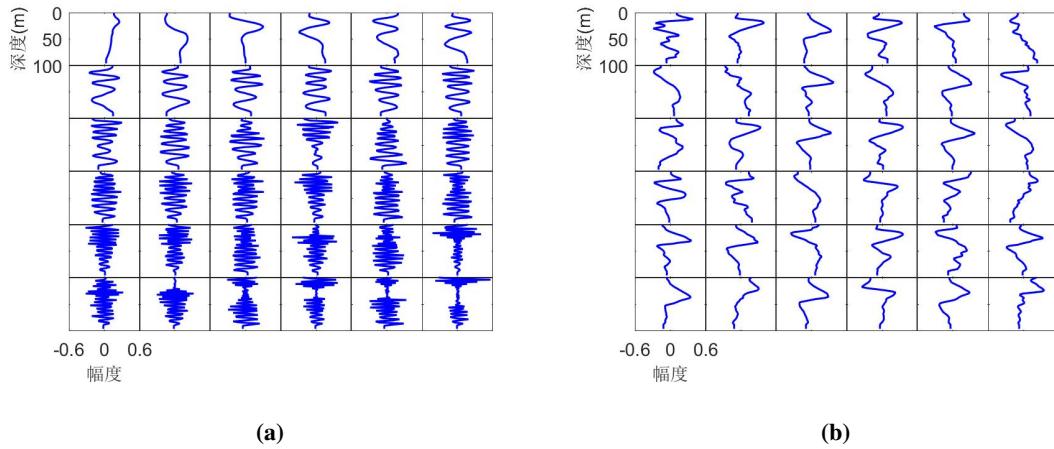


图 5.3 (a) 前 36 阶 EOFs, (b) 前 36 阶字典向量 (按方差排序)。

Figure 5.3 (a) The leading 36-order EOFs, (b) The leading 36-order entries of dictionary (sorted by variance).

在训练集上通过不同方法展开声速剖面，一方面这种参数表征减少了反演参数的维数，但另一方面针对反演问题引入了不可逆的误差。图 5.4 为两种方法展开声速剖面后，分别通过前三阶 EOF 系数和一阶字典系数重建的声速剖面。可以从图 5.4 中看到，两种方法都能较好地重建出声速剖面，它们的平均 RMSE 分别为 0.61 m/s 和 0.28 m/s，字典方法重建出的误差更小。理论上，这也是两种方法反演声速剖面所能达到的性能极限。

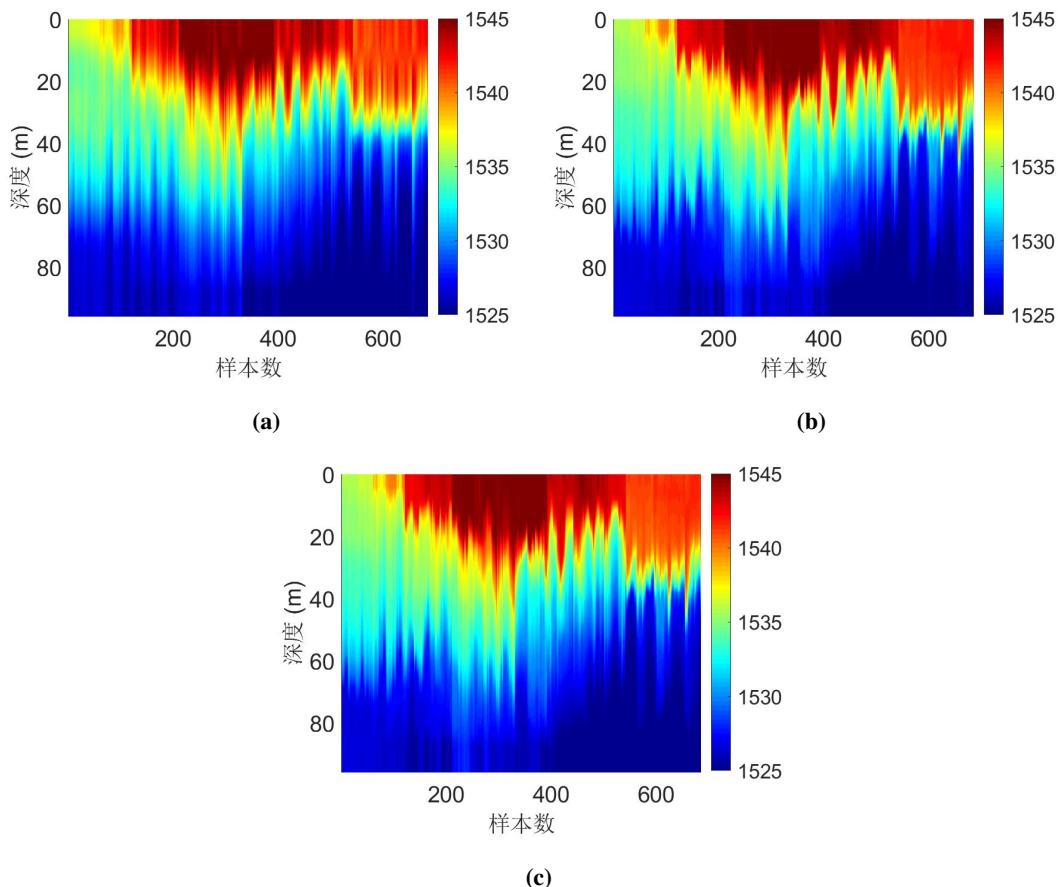


图 5.4 (a) 训练集上通过前三阶 EOF 系数重建的声速剖面, (b) 训练集上通过学习字典 (稀疏度 $T = 1$) 重建的声速剖面, (c) 训练集上 TD 实际测量的声速剖面。

Figure 5.4 (a) SSPs reconstruction of train set using 3 order EOF coefficients($F = 3$), (b) SSPs reconstruction of train set using 1 coefficients($F = 3$) from LD, (c) SSPs of train set measured by TD.

5.2.3 声速剖面反演

在章节 4.4.1 中已经讨论过，经验格林函数中第 2 号包络的波峰、第 3 号包络的波谷以及第 4 号包络的波峰在长期观测下更加稳定，因此用这三个时延代入式 (5.24) 中反演声速。美国国家海洋大气管理局 (National Oceanic and Atmospheric Administration: NOAA) 遥感测得的海表水体温度和最上层 TD (深度约为 2.5m) 测得的海水温度基本一致^[126]。通过长期测量对比，实验海域 TD 测量数据和 NOAA 数据平均误差约为 0.55 摄氏度。^[3] 但 NOAA 遥感数据的时间分辨率长达 1 天，为了获得较短时间内的反演效果，在 2 小时时尺度的反演中通过式 (5.23) 将最上层 TD 测得的海水温度加上一零均值高斯噪声来近似为海表温度。式 (5.23) 中正则化参数 γ 设为 0.005，每阶参数搜索范围设置为 [-30, 30]。

反演中基于 EOF 的方法采用三阶 EOF 系数，由于三阶参数组合的搜索量较多，可以采用遗传算法对参数组合进行搜索^[127]。字典学习方法的参数，当阶数较高时，遗传算法也常被用来进行参数搜索。当由于这里 \mathbf{x} 约束的稀疏性 ($T = 1$)，直接遍历字典向量各维，使用一维参数搜索即可。

图 5.5 为两种方法对式 (5.24) 进行参数搜索求解后的反演结果，其中 EOF 采用三阶系数搜索，字典学习方法采用一阶系数搜索。从图 5.5 中可以看到，基于字典学习的反演方法更准确地反映了声速剖面的起伏变化，其平均 RMSE 约为 0.53 m/s，而基于 3 阶 EOF 的反演方法精度相对较低，平均 RMSE 约为 0.78 m/s。图 5.6 为图 5.5 中的第 54 号声速剖面，从图中可以看到字典学习反演的结果与实际声速剖面在深度上的变化更加吻合。

图 5.7 对比了 EOF 不同阶数和字典不同稀疏度对反演结果的影响。字典学习方法相对于 EOF 方法总体上反演结果精度更好，并且 EOF 在阶数增加到 4，字典学习在稀疏度增加到 3 之后，均方误差没有继续下降，反而可能大大增加。这是因为在声速剖面被动反演方法中，式 (5.24) 中约束项依然较少，随着阶数或稀疏度继续增加，可能难以搜索到更优的参数组合，反而由于多解性加重导致反演精度下降。

声速剖面的声学反演是一个非线性多解问题，往往使用遗传算法进行参数搜索，难以直接对比计算时间。通常对每个系数划分为 H 个离散值，对各阶系数组合进行搜索，参数组合为 $O(H^n)$ 量级， n 为阶数。从图 5.7 可以发现，在同等精度下，字典学习只需要 1 阶系数，而 EOF 方法需要 3 阶系数。假设 $H = 1000$ ，字典

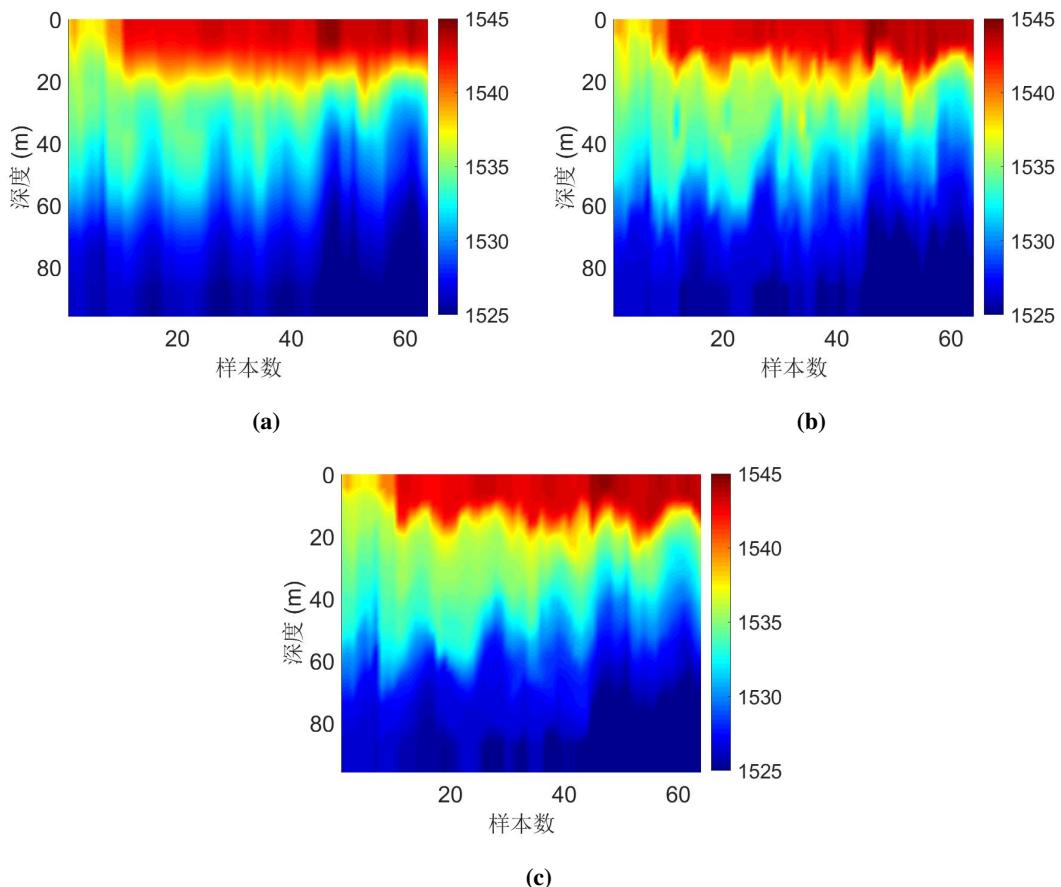


图 5.5 (a) 测试集上通过前三阶经验正交函数系数反演的声速剖面, (b) 测试集上通过学习字典 (稀疏度 $T = 1$) 反演的声速剖面, (c) 测试集上 TD 实际测量的声速剖面。

Figure 5.5 (a) SSPs inversion of test set using 3 order EOF coefficients($F = 3$), (b) SSPs inversion of test set using 1 coefficients($F = 1$) from LD, (c) SSPs of test set measured by TD.

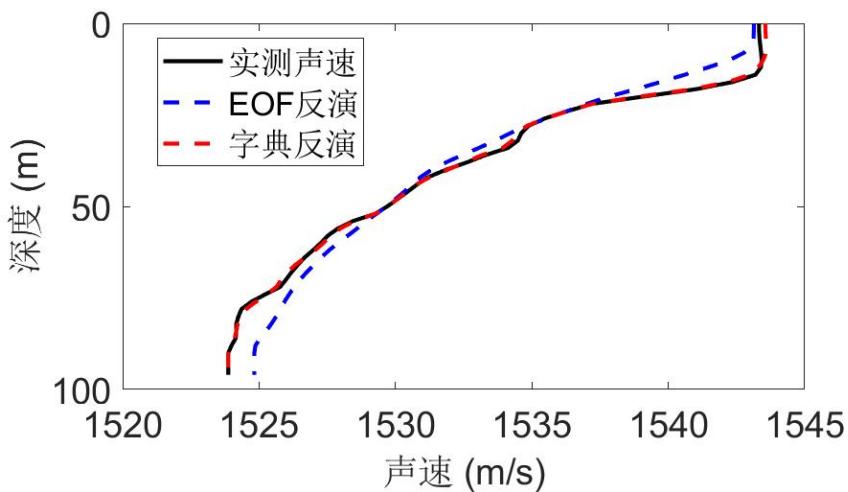


图 5.6 不同反演方法的结果对比。其中黑色实线为 TD 实测的真实声速剖面，红色虚线为字典学习反演方法的结果，蓝色虚线为经验正交函数反演方法的结果。

Figure 5.6 Comparison of SSP inversion between different methods. The black line represents the true SSPs measured by TD, red dot line is the result from LD inversion method and blue dot line represents the result from EOF inversion method.

维数为 200, 那么字典方法有 $DH^1 = 2 \cdot 10^5$ 个可能的解, EOF 方法有 $H^3 = 10^9$ 个可能的解。因此在同等精度下通常字典学习方法的待搜索参数个数要少于 EOF 方法

基于 LD 表征的反演方法总体上比基于 EOF 表征的反演方法结果精度更高。因此，在数据充足的情况下，可以优先采用基于 LD 表征的反演方法来提高反演精度。特别在稀疏度 $T = 1$ 时，基于 LD 表征的反演方法既有着较好的反演精度，也具有最少的参数搜索量。

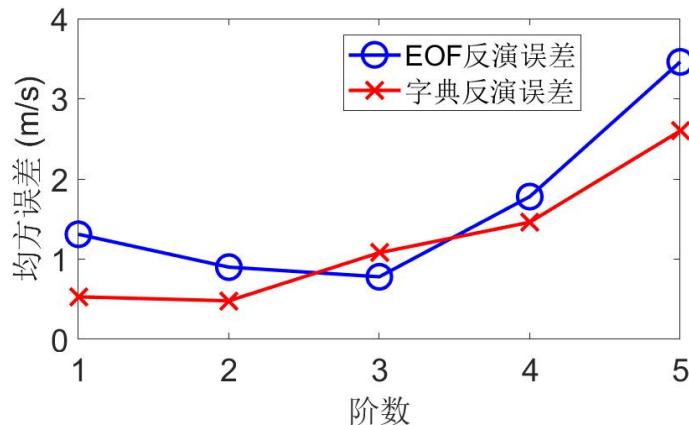


图 5.7 不同反演方法的均方误差。其中蓝线为经验正交函数方法的误差，红线为字典学习方法的误差。

Figure 5.7 Comparison of RMSE between different inversion methods. The blue line represents the error of EOF method, red line is the error of LD inversion method.

5.3 本章小节

本章节基于 EOF 和字典学习方法提出了一种被动声速剖面反演方法。从海洋噪声互相关函数提取出格林函数之后，首先通过字典学习方法和经验正交函数方法表征声速剖面，并计算分析表征重建带来的误差，在足够训练数据的情况下，字典学习方法可以用更少的系数提供比 EOF 方法更高精度的声速剖面表征；然后，通过表面数据同化方法，搜索参数，分别使用两种方法反演了海洋声速剖面的变化趋势，其中基于 EOF 表征方法的反演误差约为 0.78 m/s，基于 LD 表征方法的反演误差较小，约为 0.53 m/s；最后，分析了不同方法解空间的大小和不同阶数对结果的影响，在同等精度下字典学习方法的参数搜索量远小于 EOF 方法，综合考虑利用字典学习的反演方法计算更快、精度更高。不过由于被动声层析代价函数约束项较少，通过增加稀疏度或系数阶数的方法来提高精度可能较为困难。

第6章 利用海洋环境噪声估计浅海海流流速

在声传播过程中，海流流速对于声速来说是一个极小量，对于声传播时间敏感性不强。并且由于海流存在方向性，将流速作为待反演参数与声速剖面一起反演并不合适。通过对海流单独建模，可以利用海洋声层析方法对估计海流流速。在浅海海域，海流结构主要以水平潮流为主，因此后续的海流主要指水平的潮汐余流。

6.1 海洋流速估计方法

章节 2.2.2 中，式 (2.35) 和式 (2.36) 通过射线模型推导了水平方向海流流速 μ_h 与互易声传播实验中双向声线到达时延之间的关系。由于估计的海流仅指水平方向的海流，在后文略去下标 h ，直接以 μ 指代海流流速。并且，式 (2.35) 和式 (2.36) 中 c_0 为距离上的平均声速，后文中以距离上平均声速剖面 c 指代。

通过两个水听器的噪声互相关函数提取经验格林函数，可以得到正负时间轴上的到达时间。在海流存在的运动介质中，正负时间轴上的到达时间并非完全对称，因此利用到达时间差可以量化海流流速。但对于基于水平阵列提取经验格林函数的方法，由于波束形成抑制了非指向方向上的能量，只保留指向方向上的噪声源能量，因此只能得到两参考阵元指向方向上的经验格林函数。在实践中，可以通过式 (6.1) 将波束形成指向反方向，从反方向噪声互相关函数的时域微分中提取出逆向的经验格林函数。

$$\begin{aligned} G_{1,2}(t) &\approx -\frac{dC_{1,2}(t)}{dt} \\ G_{2,1}(t) &\approx -\frac{dC_{2,1}(t)}{dt} \end{aligned} \quad (6.1)$$

其中， $G_{2,1}(t)$ 相当于未进行波束形成时 $G_{1,2}(t)$ 的时间负半轴，他们之间的关系为 $G_{1,2}(t) \approx -G_{2,1}(-t)$ 。后文中也以 $\tau^{1,2(2,1)}$ 分别代替 τ^\pm 指代两个方向上经验格林函数的时延。在对海洋进行水平分层后，可以将本征声线划分为 N 段。在正反两个方向上，第 i 条声线的到达时间可以表示为各段声线的累积

$$\tau_i^{1,2(2,1)} = \sum_{j=1}^N \frac{l_{ij}}{c_j \pm \mu_j} \pm \tau_{\text{err}}, \quad i = 1, 2, \dots, M \quad (6.2)$$

其中, c_j 和 μ_j 分别为第 j 层上的距离平均声速和海流流速, l_{ij} 为第 i 号声线在第 j 层该段路径的传播路程, τ_{err} 为两个接收器之间的时钟误差, 对所有声线来说这个误差是一个常量, $j = 1$ 对应的是最深层。使用 $\mu_j^2 \ll c_j^2$ 线性化式 (6.2) 后, 第 i 号声线的时延之差 $\Delta\tau_i$ 可以表示为

$$\Delta\tau_i (= \tau_i^{1,2} - \tau^{2,1}) = -2 \sum_{j=1}^N \frac{l_{ij}\mu_j}{c_j^2} + 2\tau_{\text{err}}, \quad i = 1, 2, \dots, M \quad (6.3)$$

式 (6.3) 可以进一步被展开为矩阵形式

$$\begin{bmatrix} \Delta\tau_1 \\ \Delta\tau_2 \\ \vdots \\ \Delta\tau_M \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{-2l_{11}}{c_1^2} & \frac{-2l_{12}}{c_2^2} & \cdots & \frac{-2l_{1N}}{c_N^2} \\ \frac{-2l_{21}}{c_1^2} & \frac{-2l_{22}}{c_2^2} & \cdots & \frac{-2l_{2N}}{c_N^2} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{-2l_{M1}}{c_1^2} & \frac{-2l_{M2}}{c_2^2} & \cdots & \frac{-2l_{MN}}{c_N^2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mu_1 \\ \mu_2 \\ \vdots \\ \mu_N \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 2\tau_{\text{err}} \\ 2\tau_{\text{err}} \\ \vdots \\ 2\tau_{\text{err}} \end{bmatrix} \quad (6.4)$$

在选定某条特定声线作为参考声线后, 通过将所有声线的到达时间差减去参考声线的到达时间差, 可以将时钟误差 τ_{err} 消除。参考声线在式 (6.4) 中对应的方程减去本身后会成为一个不定方程 $0 = 0$ 。如果获取到额外的海流信息 (比如某一分层的海流流速), 可以用这些信息来代替这个不定方程。如式 (6.5), 将参考声线选定为只穿过第 1 层的声线并且假设第 1 层的海流流速为 μ_{ref} , 那么式 (6.4) 中的时延差相对于第一层的声线可以表示为 $(\Delta\tau_{21}, \Delta\tau_{31}, \dots, \Delta\tau_{M1})$ 。

$$\begin{bmatrix} \mu_{\text{ref}} \\ \Delta\tau_{21} \\ \vdots \\ \Delta\tau_{M1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \cdots & 0 \\ \frac{-2(l_{21}-l_{11})}{c_1^2} & \frac{-2(l_{22}-l_{12})}{c_2^2} & \cdots & \frac{-2(l_{2N}-l_{1N})}{c_N^2} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{-2(l_{M1}-l_{11})}{c_1^2} & \frac{-2(l_{M2}-l_{12})}{c_2^2} & \cdots & \frac{-2(l_{MN}-l_{1N})}{c_N^2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mu_1 \\ \mu_2 \\ \vdots \\ \mu_N \end{bmatrix} \quad (6.5)$$

其中 μ_{ref} 可以通过两种方法给定。一种方法是直接假设 $\mu_{\text{ref}} = 0$, 基于参考层计算其余分层海流流速的相对值。另一种方法是使用测量的流速数据作为参考流

速 μ_{ref} , 再计算其余分层的流速, 这种方法可以重建出不同分层海流流速的绝对值。

式 (6.4) 和式 (6.5) 可以用向量形式表示为

$$\mathbf{y} = \mathbf{Ex} + \mathbf{n} \quad (6.6)$$

其中 \mathbf{y} 对应时延差向量, \mathbf{E} 对应声程和声速构成的观测矩阵, \mathbf{x} 是对应流速向量, \mathbf{n} 则代表了误差向量。

从式 (6.6) 中有两种方法来估计重建流速, 分别是显式解和数值解。关于显式解方法, 通过射线仿真, 可以按声线穿过水体深度的不同将声线划分为划分为 N 组, 同时海洋也对应划分为 N 层。图 6.1 给出了一个海洋分层示例, 第 1 组声线只穿过水体的第 1 层 (最深层), 第 2 组声线穿过水体的前两层, 第 3 组声线穿过水体的所有深度。对应地, 式 (6.4) 和式 (6.5) 满足 $M = N = 3$ 。

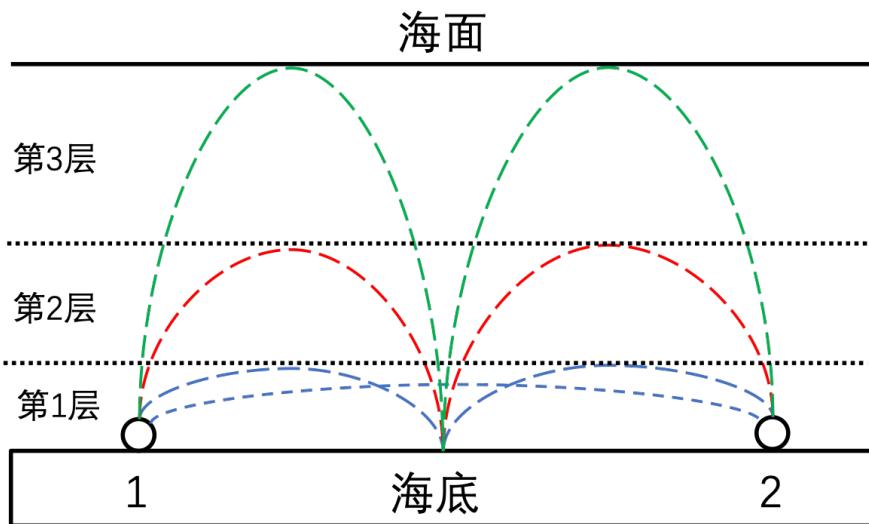


图 6.1 海洋分层示例。海洋被从深到浅地划分为 3 层, 声线也对应划分为 3 组。

Figure 6.1 Example of ocean stratification. The ocean is divided into 3 layers from deep to shallow, and the rays pattern is divided into 3 groups accordingly.

在 $M = N$ 的情况下, 观测矩阵 E 就是一个下三角矩阵, 可以通过下式依次直接计算得到显式解

$$\begin{aligned}
\mu_1 &= \mu_{\text{ref}} \\
\mu_2 &= -\frac{c_2^2}{2l_{22}} \left\{ \Delta\tau_{21} + \frac{2(l_{21} - l_{11})}{c_1^2} \mu_1 \right\} \\
&\vdots \\
\mu_N &= -\frac{c_N^2}{2l_{MN}} \left\{ \Delta\tau_{M1} + \frac{2(l_{M1} - l_{11})}{c_1^2} \mu_1 + \frac{2l_{M2}}{c_2^2} \mu_2 + \dots + \frac{2l_{MN-1}}{c_{N-1}^2} \mu_{N-1} \right\}
\end{aligned} \tag{6.7}$$

其中， μ_{ref} 为第一层的参考流速，并且除了 $j = 1$ 以外，对所有 j 都满足 $l_{1j} = 0$ 。但是显式解方法需要满足声线组数和海洋层数相等的条件，并且误差会依次层层累积导致结果的精度下降，这大大限制了显式解方法的应用。

第二种数值解方法则没有这些条件的限制，因此更加实用，比如利用最小二乘方法进行求解^[128]。

$$\hat{\mathbf{x}} = \arg \min ||\mathbf{Ex} - \mathbf{y}||^2 \tag{6.8}$$

其中， $||\cdot||$ 为欧式范数。式 (6.8) 的最小二乘解可以表示为 \mathbf{E} 的广义逆矩阵 \mathbf{E}^\dagger 与 \mathbf{y} 的乘积

$$\hat{\mathbf{x}} = \mathbf{E}^\dagger \mathbf{y} = (\mathbf{E}^T \mathbf{E})^{-1} \mathbf{E}^T \mathbf{y} \tag{6.9}$$

其中， $(\cdot)^T$ 表示矩阵的转置。但最小二乘解中矩阵求逆计算往往是对病态矩阵求逆，将产生较大的误差，通常通过 SVD 来代替逆矩阵的计算，将 \mathbf{E} 表示为

$$\mathbf{E} = \mathbf{U} \Lambda \mathbf{V}^T \tag{6.10}$$

其中， Λ 为奇异值 λ_i 组成的 $M \times N$ 阶非负实数对角矩阵， \mathbf{U} 为左奇异向量 u_i 组成的 $M \times M$ 阶酉矩阵， \mathbf{V} 为右奇异向量 v_i 组成的 $N \times N$ 阶酉矩阵。对于酉矩阵 \mathbf{U} 有性质 $\mathbf{U} \cdot \mathbf{U}^T = \mathbf{U}^T \cdot \mathbf{U} = \mathbf{I}$ 。那么将式 (6.10) 带入式 (6.9) 中可以推导得到

$$\begin{aligned}
\hat{\mathbf{x}} &= ((\mathbf{U} \Lambda \mathbf{V}^T)^T (\mathbf{U} \Lambda \mathbf{V}^T)^{-1} (\mathbf{U} \Lambda \mathbf{V}^T)^T \mathbf{y} \\
&= (\mathbf{V} \Lambda^T \mathbf{U}^T \cdot \mathbf{U} \Lambda \mathbf{V}^T)^{-1} \mathbf{V} \Lambda^T \mathbf{U}^T \mathbf{y} \\
&= \mathbf{V} \Lambda^{-1} \mathbf{U}^T \mathbf{y} \\
&= \sum \frac{1}{\lambda_i} v_i u_i^T \mathbf{y}
\end{aligned} \tag{6.11}$$

在计算式 (6.11) 时, 当奇异值逐渐变小接近 0, 其对应的高频分量将会存在噪声, 在式 (6.10) 中这种噪声将被进一步放大, 导致最终的解和真实值有较大的偏差。一种解决方法是在奇异值分解中, 只取最大的 k 个奇异值对应的部分, 得到矩阵的截断奇异值分解 (Truncated Singular Value Decomposition), 即 $\mathbf{E} \approx \mathbf{U}_k \Lambda_k \mathbf{V}_k^T$ 。尽管 SVD 是在平方损失意义下对矩阵的最优近似, 但截断奇异值分解对应着矩阵的有损压缩^[129]。对此, Tikhonov^[130]通过加入正则项的方式来改进令结果更加稳定。通过加如正则项, 式 (6.8) 将被改写为式 (6.12)。

$$\hat{\mathbf{x}} = \arg \min ||\mathbf{Ex} - \mathbf{y}||^2 + ||\boldsymbol{\Gamma}\mathbf{x}||^2 \quad (6.12)$$

其中, $\boldsymbol{\Gamma}$ 称为 Tikhonov 矩阵, 通常选定为正数 α 和单位矩阵 \mathbf{I} 的乘积: $\boldsymbol{\Gamma} = \alpha \mathbf{I}$ 。因此, 式 (6.11) 对应的最小二乘解将被改写为式 (6.13)。

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{x}} &= (\mathbf{E}^T \mathbf{E} + \boldsymbol{\Gamma}^T \boldsymbol{\Gamma})^{-1} \mathbf{E}^T \mathbf{y} \\ &= \sum \frac{\lambda_i}{\lambda_i^2 + \alpha} v_i u_i^T \mathbf{y} \end{aligned} \quad (6.13)$$

这种最小二乘解的方式又被称为对角加载^[131], 根据具体问题的不同, 通过调整参数 α 可以对高频分量实现更准确的计算。

6.2 实验数据处理

在海南岛东南近海进行了一次声层析实验, 实验环境如章节 4.3.1 中图 4.3 所示, 依然基于两个包含 15 个等间距阵元的平行水平阵列, 每个阵列长约 86 m, 相距 3529 m。水听器以 5000 Hz 的采样率同步连续不断的记录宽带的海洋环境噪声信号。并且一条包含 38 个 TD 的温度链在两阵列中央间断地获取水文信息。分别处理了 4 段海洋噪声接收信号, 具体测量时间如表 6.1 所示, 对应的部分水文数据如图 6.2 所示。

将每个阵元接收的海洋噪声信号按每 2 小时分为一个时间段后, 按 10s 一拍对各段时域信号进一步划分。在计算 FFT 后, 对每个快拍的频域信号做 40-350 Hz 的带宽滤波。对滤波后的频域信号做波束形成来加快能量累积, 提升信噪比, 波束形成的参考声速设置为 1530 m/s。对各快拍的波束输出累积求和后, 可以得到 2 小时平均的累积波束输出。因此, 2 小时时间累积的噪声互相关函数可以通

表 6.1 接收噪声信号与测量声速剖面的日期。

Table 6.1 Dates of received ambient noise signal and measured SSPs.

| 序号 | 日期 | 持续时间 (Hours) |
|----|----------------------------------|--------------|
| 1 | 2017/12/07, 03:00 – 12/09, 03:00 | 48 |
| 2 | 2017/12/21, 11:00 – 12/22, 01:00 | 14 |
| 3 | 2018/04/24, 12:35 – 04/25, 15:00 | 26.5 |
| 4 | 2018/05/07, 12:25 – 05/10, 12:30 | 72 |

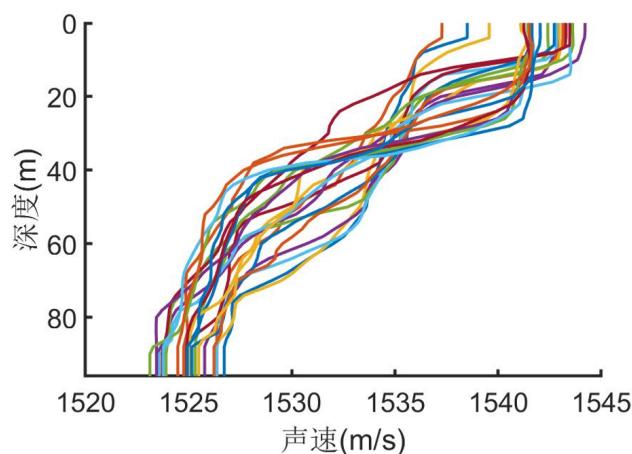


图 6.2 温度链间断获得的声速剖面。

Figure 6.2 SSPs obtained intermittently by thermistor chain.

过式(3.8)计算得到。接着通过式(3.9)端射方向上的经验格林函数即可被提取出来。

由于两个水平线阵在物理上相互连接，因此两个阵列的水听器记录的噪声信号都是同步且连续的，因此式(6.2)-(6.4)中 τ_{err} 可以忽略不计。

图6.3展示了实际提取出的时域经验格林函数和按实验环境进行仿真的本征声线的对比。可以从图6.3中看到，由于声线传播的多途效应，没有经过海面反射的本征声线以及2次海面反射波都混在了第1个信号包络中。第1个信号包络来源复杂，各组本征声线难以辨别区分，第2、3、4号包络声线路径独立且互不干扰，因此使用后3个包络进行计算更合适。由于后续包络的本征声线都穿过了水体所有深度，因此难以对海洋进行分层，难以依据显示解估计垂直方向上不同深度的流速分布。第2个信号包络对应了海面3次反射波，物理意义清晰，并且不存在相位反转的可能^[132]。因此，使用第2号信号包络的到达时间估计该海域的平均海流流速。同时，由于不对海洋进行分层并且不用考虑 τ_{err} ，式(6.3)中显示解的形式将退化为式(6.14)。

$$\mu_1 = -\frac{\Delta\tau_i c_1^2}{2l_{i1}} \quad (6.14)$$

通过式(6.14)，在利用几何关系计算第2号信号包络声线路径长度后，其时延差被用来计算估计海域深度上平均的海流流速。同时参考图6.3(b)中的本征射线，可以将海洋分为0-50 m、50-75 m、75-97 m这三层。采用第2、3、4号包络的本征声线到达时间，可以利用最小二乘法估计流速的3层垂直分布。

图6.4展示了端射方向上提取出的一组经验格林函数，其中图6.4(a)将两个经验格林函数以正负时间轴的形式统一归一化，图6.4(b)为正反向分别归一化的格林函数。可以从图6.4(a)中看出，正反两个方向上信号在统一归一化后反方向的信噪比更高，这是由于实际海洋环境中噪声源分布的不均匀性所造成。尽管信噪比存在差异，但正反两个方向上得到的经验格林函数时间到达结构都清晰明确，已经足够提取到达时延来计算估计流速。

图6.5展示了两个水平阵列之间平均海流流速的估计结果和一个三层流速垂直剖面的估计结果。通过计算图6.4所示的第2号包络的时延差，可以在2小时时间尺度下估计出海流的平均流速。图6.5(a)中平均流速的数值范围在50 cm/s以内，附近海域历史测量平均流速为52 cm/s，最大流速109 cm/s，最小流

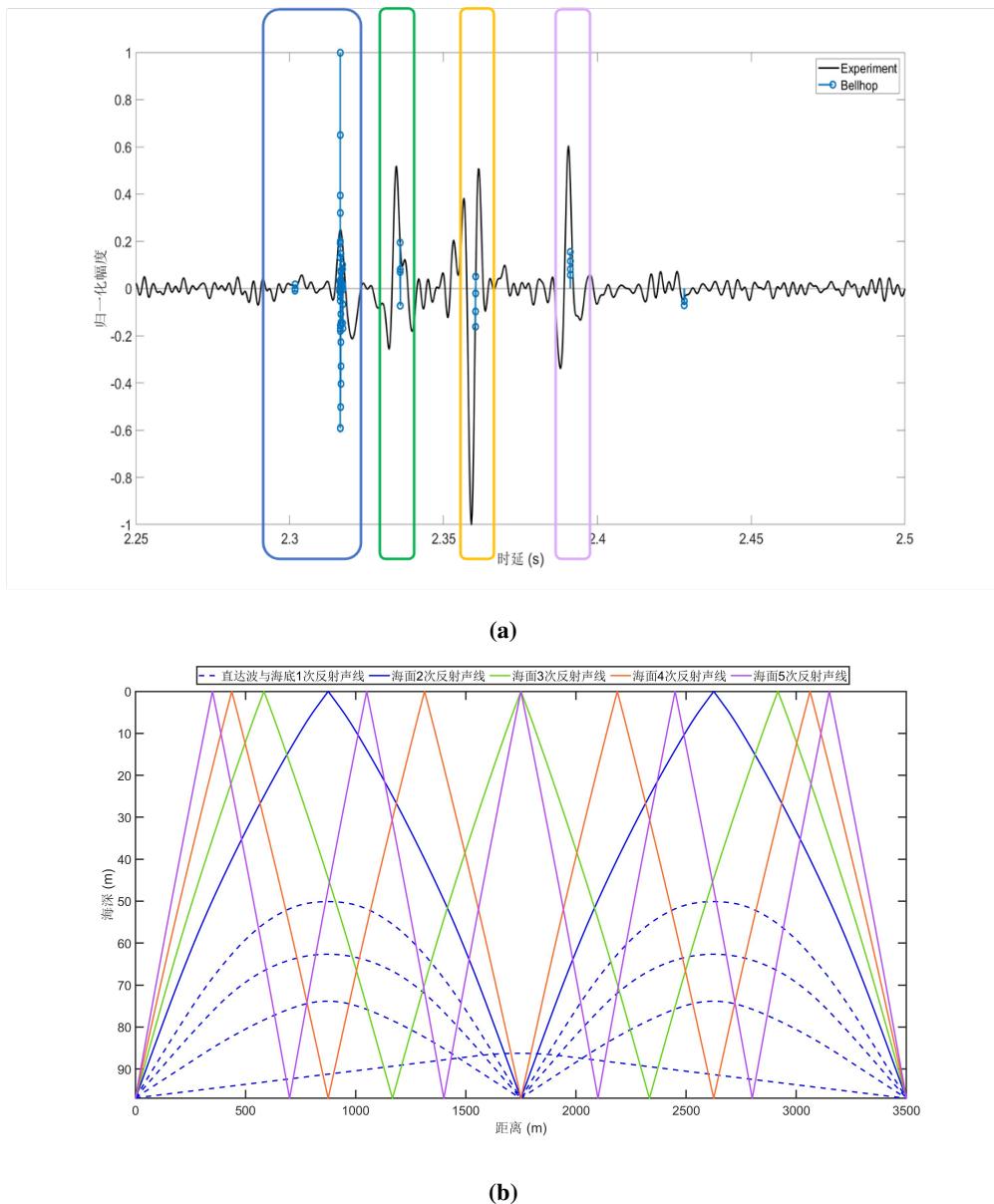


图 6.3 Bellhop 仿真与实际提取时域经验格林函数对比。(a) Bellhop 仿真计算到达时间与实际提取格林函数的信号包络, (b) Bellhop 仿真对应的本征射线。其中, (a) 中蓝色部分对应 (b) 中未经海面反射的直达波声线以及 2 次海面反射声线, 绿色部分对应海面 3 次反射声线, 黄色部分对应 4 次海面反射声线, 紫色部分对应 5 次海面反射声线。

Figure 6.3 Comparison of Bellhop simulation with the actual extracted time-domain EGF. (a) the arrival time calculated by Bellhop simulation and the signal envelope of the actual extracted EGF, (b) Corresponding eigenrays. Where, the blue part in (a) corresponds to the rays without sea surface reflection and 2 sea surface reflections in (b), the green part corresponds to the 3 sea surface reflections, the yellow part corresponds to 4 sea surface reflections and the purple part corresponds to 5 sea surface reflections.

速为 18 cm/s^[133]。考虑到海流的实际方向与实验波束形成指向的不同，反演结果落在历史测量的合理范围内。从图 6.5 中可以看到海流流速在 2 小时时间尺度上随时间的变化趋势，同时随着季节改变，海流方向也发生了改变。海南岛东南海域受南海大尺度表层环流的影响，海流在夏季和冬季分别以东北向和西南向流为主^[133]，海流方向发生改变也符合历史实际观测结果。并且，从图 6.5(b) 中可以看到三层流速的最小二乘法估计结果与显示解的平均流速结果基本一致。

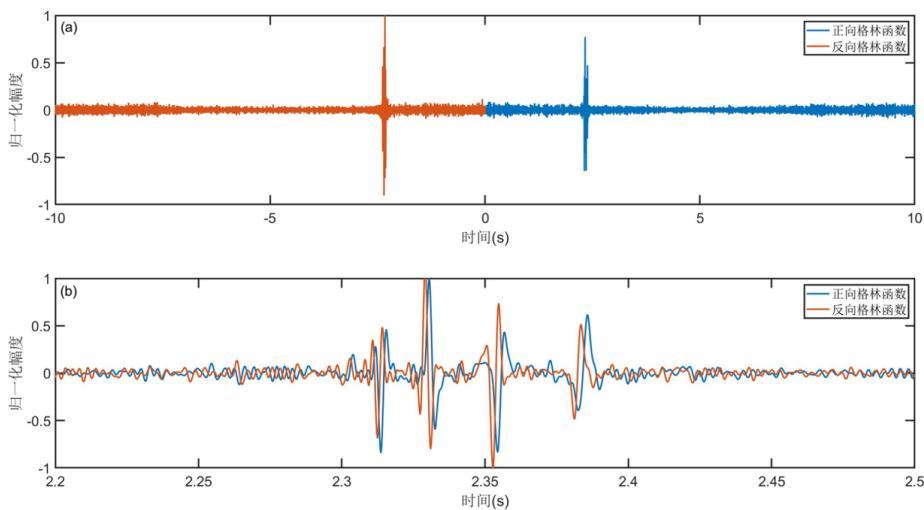


图 6.4 自 2 小时噪声互相关函数提取出的一组格林函数。其中，(a) 归一化后的正负时间格林函数，(b) 分别归一化的正反向格林函数。

Figure 6.4 A set of EGPs extracted from the 2-hour NCCFs. (a) The normalized positive and negative time Green's functions, (b) the normalized positive and the normalized negative Green's functions respectively.

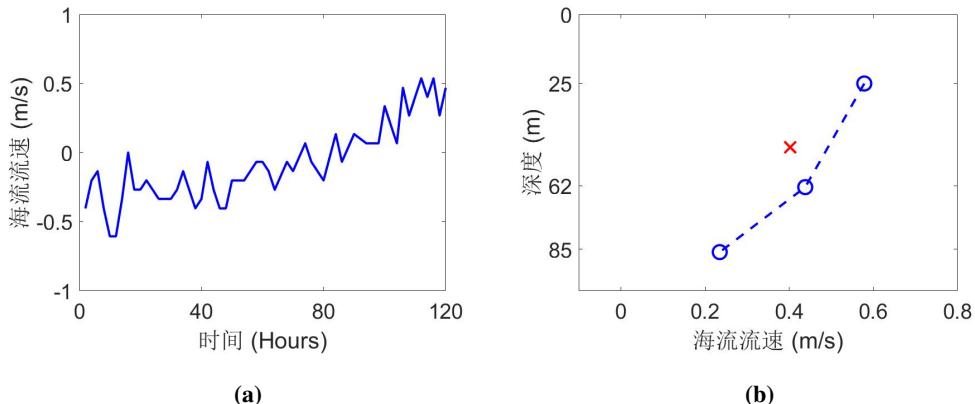


图 6.5 被动海流估计结果。(a) 从 2 小时叠加的经验格林函数计算得到的平均海流流速, (b) 第 57 号 (第 113-114 小时) 平均流速对应的三层流速垂直剖面, 其中红色叉号为第 57 号平均流速, 蓝色圈号为对应的分层流速。

Figure 6.5 Results of passive current velocity inversions. (a) Average current velocities calculated from the 2-hour EGFs, (b) the three-layer vertical profile of the depth averaged current corresponding to the No. 57 average current velocity (hours 113-114), where the red cross is the No.57 average current velocity and the blue cricles represent the corresponding vertical profile of the depth averaged current.

6.3 数值仿真

6.3.1 仿真结果

通过射线追踪方法可以对两点之间的声传播过程进行仿真^[9,89]。仿真参数中海深选定为 97 m, 两点之间的距离设置为 3500 m, 海底声速海底声速设置为 1603 m/s, 海底密度设置为 1.9 g/cm³, 吸收系数设置为 0.5 dB/λ, 频率设置为实验带宽的中心频率 195 Hz。仿真采用的声速剖面是由温度链实际测量的一组声速剖面。海流流速首先采用恒定流速剖面, 分别设置为 1 m/s, 0.5 m/s 以及 0.2 m/s, 随后采用垂直分层流速剖面, 流速分为三层, 0-50 m 深处流速为 0.5 m/s, 50-75 m 深处流速为 0.4 m/s, 75-97 m 为 0.2 m/s。

表 6.2 列出了三组 3 次海面反射波的到达时间以及利用该声线估计出的海流流速, 表 6.3 则展示了对海洋分为三层时使用最小二乘法从海面 3 次、4 次、5 次反射声线到达时间估计出的流速垂直剖面。从表 6.2 和表 6.2 中可以看出, 反演的海流流速均与仿真的实际环境十分接近, 进一步验证了被动流速估计方法的有效性。

表 6.2 恒定流速条件下仿真反演结果。

Table 6.2 Results of simulation inversions with constant current velocities.

| 仿真流速 ($\text{m} \cdot \text{s}^{-1}$) | 正向传播时间 (ms) | 反向传播时间 (ms) | 反演流速 ($\text{m} \cdot \text{s}^{-1}$) |
|---|-------------|-------------|---|
| 1 | 2309.6 | 2312.6 | 0.996 |
| 0.5 | 2310.3 | 2311.8 | 0.498 |
| 0.2 | 2310.8 | 2311.1 | 0.199 |

表 6.3 分层流速条件下仿真反演结果。

Table 6.3 Results of simulation inversion with stratified current velocities.

| 海深 (m) | 仿真流速 ($\text{m} \cdot \text{s}^{-1}$) | 反演流速 ($\text{m} \cdot \text{s}^{-1}$) |
|--------|---|---|
| 0-50 | 0.5 | 0.528 |
| 0-75 | 0.4 | 0.413 |
| 75-97 | 0.2 | 0.212 |

6.3.2 误差分析

格林函数的到达时间主要受声线在水体中传播的路程影响，对应的主要不确定性的在于海水深度^[134]。在声线传播过程中，如果海底深度发生变化，声线轨迹将会发生变化，极大地影响声线传播时间。实际实验时，海底深度失配通常也是无法回避的问题，下式给出了深度扰动 Δz 对到达时间变化 Δt 的影响关系：

$$\begin{aligned}\Delta t &\approx \frac{\Delta c}{c_0} \Delta t, \quad c_0 = \frac{1}{z} \int_0^z c(Z) dZ \\ \Delta t &= (2N + 2) \frac{\sqrt{1 - p^2 c^2(z)}}{c(z)} \Delta z\end{aligned}\tag{6.15}$$

其中 c_0 为完整海深的深度平均声速， N 为声线跨度过数目， p 有以下关系：

$$\begin{aligned}p &= \frac{\cos \theta(z)}{c(z)} \\ &= \frac{\cos \theta_s}{c_s}\end{aligned}\tag{6.16}$$

其中 c_s 和 θ_s 分别为声源处的声速和略射角。

表 6.4 比较了不同海底深度条件对 3 次海面反射波传播时间和反演结果的影响， Δz 为正表示计算时海底深度大于实际海底深度，仿真所用参数与之前参数一致，仿真流速设定为恒定 1 m/s。可以从表 6.4 中发现本实验环境下深度失配

表 6.4 不同海深扰动产生的海流流速扰动。**Table 6.4 Perturbations of current velocity from different sea depth perturbations.**

| Δz (m) | 正向传播时间误差 (ms) | 反向传播时间误差 (ms) | 反演流速 ($m \cdot s^{-1}$) |
|----------------|---------------|---------------|---------------------------|
| 5 | 3.2 | 3.3 | 0.033 |
| 2 | 1.3 | 1.3 | 0 |
| 1 | 0.6 | 0.7 | 0.033 |
| 0 | 0 | 0 | 0 |
| -1 | -0.7 | -0.7 | 0 |
| -2 | -1.3 | -1.3 | 0 |
| -5 | -3.2 | -3.3 | -0.033 |

对正反向声传播时间影响较小。虽然通过计算时延差，可以消除部分误差，但如果时延差未能完全消除误差时，0.1 ms 的时延误差将带来约 0.033 m/s 左右的流速估计误差。仿真表明在本实验环境下 5 m 左右的深度失配可能会轻微影响流速反演的结果，因此实际实验时，应当选择海底平坦、深度稳定的海域，尽量精确地测量海水深度，以此来更好地保证流速反演结果的准确性。

同样在实验环境中，两个阵列间的距离也往往受实际布放原因而产生误差，通过改变仿真中两点之间的距离，比较了距离扰动下流速的估计结果仿真的结果。表 6.5 列出了在仿真条件正负 100 m 距离扰动下对反演结果的影响，其中 Δd 为正表示计算时距离大于实际距离。可以看到即使距离有着 100 m 的扰动，正反向声传播时间有着较大误差，但通过计算时延差，两者的误差可以消除。在实验中通常距离不确定性远小于 100 m，因此距离上的失配对流速估计精度影响很小，一般情况下可以忽略。

表 6.5 不同距离扰动产生的海流流速扰动。**Table 6.5 Perturbations of current velocity from different distance perturbations.**

| Δz (m) | 正向传播时间误差 (ms) | 反向传播时间误差 (ms) | 反演流速 ($m \cdot s^{-1}$) |
|----------------|---------------|---------------|---------------------------|
| 100 | 64.2 | 64.2 | 0 |
| 0 | 0 | 0 | 0 |
| -100 | -64.2 | -64.2 | 0 |

实验在海底大致平坦的浅海进行，因此深度和距离失配产生的误差很小。另

外，由于实验没有使用 ADCP 对海流流速进行实时同步的测量，后续的实验需要通过实测海流流速，对比论证实验反演结果的精度。此外，实验使用的水听器采样率为 5000 Hz，也就是时间采样间隔为 0.2 ms，到达时间差可能产生约 0.4 m/s 的误差，使得实验的估计结果蕴含了约 0.132 m/s 的观测误差，因此目前只能对海流流速的变化趋势进行大致观测。后续实验需要通过使用更高采样率的设备，来获取更精确的声传播时间，实现对海流流速精确观测。

6.4 本章小节

本章节提出了一种利用浅海海洋环境噪声互相关函数估计海流流速的方法。首先，本方法基于声层析原理，采用波束形成加快能量积累，可以在 2 小时时间尺度内提取海洋环境噪声互相关函数；通过变换波束形成指向，计算获得正反两个方向上的经验格林函数及其时间到达结构；然后，依据时延差反演估计了每 2 小时的海流流速，观测到流速在不同月份的变化趋势，流速反演估计值和变化趋势符合历史观测研究的结果；最后，通过理论仿真，不仅仿真结果与实验结果一致性好，并且通过误差分析发现海水深度和距离失配对流速估计精度影响小，可忽略；在实验中海流估计的精度目前主要由设备采样率不足导致，后续应通过提高设备采样率并通过 ADCP 实测对比来提高海流流速观测的精度。

第7章 总结与展望

7.1 全文总结

本文主要从测温、声速剖面反演和海流流速估计三个方面介绍了海洋环境噪声提取格林函数方法在浅海声层析中的应用。主要的成果及总结如下：

1. 被动测温方法：从提取出的经验格林函数中，通过机器学习方法，将平均声速估计转化为监督学习问题，可以在半小时时间内准确估计出平均声速，提高了海洋平均温度监测的时间分辨率。同时基于数据驱动，分析特征、可视化模型，得到了更适合计算平均声速的特征和经验公式对传统计算方法进行了改进，提高了传统估计方法的精度。并且，从物理角度对结果做出解释，由于海面反射的相位反转，信号波谷的到达时间可能比波峰的到达时间更加稳定可靠。

2. 被动声速剖面反演：依据提取的经验格林函数进行被动声层析，分别基于经验正交函数方法和字典学习方法对声速剖面进行了反演。首先，通过字典学习方法和经验正交函数方法表征声速剖面，在足够训练数据的情况下，字典学习方法可以用更少的系数重建出比经验正交函数方法更高精度的声速剖面。然后，通过海表温度同化的方法，搜索参数，分别使用两种方法反演了海洋声速剖面。最后，分析了不同方法解空间的大小和不同阶数对结果的影响，在同等精度下字典学习方法的参数搜索量远小于经验正交函数方法。通过字典学习表征声速剖面，与传统基于经验正交函数的反演方法相比，在约 140 小时的时间内，反演声速剖面的均方根误差较小，约为 0.53 m/s。

3. 被动海流流速估计：通过改变波束形成方向得到相反方向的经验格林函数，从而代替主动互易实验，通过双向的经验格林函数估计海流流速。首先，本方法基于格林函数被动提取理论，采用常规波束形成从波束互相关函数提取出了 2 小时经验格林函数。通过变换波束形成指向，获得反方向经验格林函数后，依据时延差反演估计了每 2 小时的海流流速。实验结果表明，反演海流流速在不同月份的变化趋势符合历史研究的观测。最后，通过理论仿真证明了实验方法的有效性，并且通过误差分析发现海水深度和距离失配误差对流速估计精度影响小，可忽略。

7.2 未来展望

1. 被动声层析的进行离不开格林函数提取理论的发展，现在主要的被动格林提取理论主要利用了端射方向上的噪声源，利用其它方向的噪声源的相关研究较少。
2. 当前的阵列处理方法很难进一步提高格林函数提取的时间分辨率，可以考虑利用压缩感知、机器学习方法来尝试高分辨率的格林函数提取，或者从降噪角度削弱无用噪声的能量累积，来加速格林函数的提取。
3. 声速的反演上目前在短时间内准确估计了平均声速，对声速剖面的反演依然依赖于格林函数的提取质量，未来可以考虑在更多记录数据的情况下，通过深度学习探索高时间分辨率的声速剖面反演。
4. 在海流估计问题上，目前仅仅粗略观测到了海流的变化趋势，尚未实现海流的高精度估计。未来在使用高采样率设备及船载 ADCP 实测流速的情况下，可以对海流进行高精度地观测。
5. 同时，由于实验布放受限，只能实现一维声速剖面和一维深度采样的海流流速反演。在多阵列布放的情况下，未来可以实现二维声速剖面的反演。并且，可以观测海流的方向性，实现三维的海流建模与观测。

参考文献

- [1] Roux P, Kuperman W A, Group N. Extracting coherent wave fronts from acoustic ambient noise in the ocean [J]. The Journal of the Acoustical Society of America, 2004, 116(4): 1995-2003.
- [2] Sabra K G, Roux P, Kuperman W A. Arrival-time structure of the time-averaged ambient noise cross-correlation function in an oceanic waveguide [J]. The Journal of the Acoustical Society of America, 2005, 117(1): 164-174.
- [3] Li F, Yang X, Zhang Y, et al. Passive ocean acoustic tomography in shallow water [J]. The Journal of the Acoustical Society of America, 2019, 145(5): 2823-2830.
- [4] Zhang R, Li Z, Peng Z, et al. Overview of shallow water acoustics in the state key laboratory of acoustics [C]//AIP Conference Proceedings: volume 1495. American Institute of Physics, 2012: 16-35.
- [5] 李风华, 刘建军, 李整林, 等. 浅海低频混响的振荡现象及其物理解释 [D]. 2005.
- [6] 李风华, 张燕君, 张仁和, 等. 浅海混响时间-频率干涉特性研究 [J]. 中国科学: 物理学力学天文学, 2010, 40(7): 838-841.
- [7] Munk W, Wunsch C. Ocean acoustic tomography: A scheme for large scale monitoring [J]. Deep Sea Research Part A. Oceanographic Research Papers, 1979, 26(2): 123-161.
- [8] 邢传玺. 浅海局部海域声速剖面和海流分布反演方法研究 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2015.
- [9] Jensen F B, Kuperman W A, Porter M B, et al. Computational ocean acoustics [M]. Springer Science & Business Media, 2011.
- [10] Wenz G M. Acoustic ambient noise in the ocean: Spectra and sources [J]. The Journal of the Acoustical Society of America, 1962, 34(12): 1936-1956.
- [11] Munk W, Worcester P, Wunsch C. Ocean acoustic tomography [M]. Cambridge university press, 2009.
- [12] Shang E C. Ocean acoustic tomography based on adiabatic mode theory [J]. The Journal of the Acoustical Society of America, 1989, 85(4): 1531-1537.
- [13] McDonald M A, Hildebrand J A, Wiggins S M. Increases in deep ocean ambient noise in the northeast pacific west of san nicolas island, california [J]. The Journal of the Acoustical Society of America, 2006, 120(2): 711-718.
- [14] 杨习山. 海洋环境噪声中格林函数的提取与应用 [D]. 中国科学院大学, 2020.
- [15] Claerbout J F. Synthesis of a layered medium from its acoustic transmission response [J]. Geophysics, 1968, 33(2): 264-269.

- [16] Rickett J, Claerbout J. Acoustic daylight imaging via spectral factorization: Helioseismology and reservoir monitoring [J]. *The leading edge*, 1999, 18(8): 957-960.
- [17] Cole S P. Passive seismic and drill-bit experiments using 2-d arrays: number 86 [M]. Stanford University, 1995.
- [18] Weaver R L, Lobkis O I. Ultrasonics without a source: Thermal fluctuation correlations at mhz frequencies [J]. *Physical Review Letters*, 2001, 87(13): 134301.
- [19] Lobkis O I, Weaver R L. On the emergence of the green's function in the correlations of a diffuse field [J]. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 2001, 110(6): 3011-3017.
- [20] Derode A, Larose E, Tanter M, et al. Recovering the green's function from field-field correlations in an open scattering medium (I) [J]. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 2003, 113(6): 2973-2976.
- [21] Derode A, Larose E, Campillo M, et al. How to estimate the green's function of a heterogeneous medium between two passive sensors? application to acoustic waves [J]. *Applied Physics Letters*, 2003, 83(15): 3054-3056.
- [22] 冯旭平. 尾波干涉与经验格林函数重建 [D]. 南京大学, 2019.
- [23] Campillo M, Paul A. Long-range correlations in the diffuse seismic coda [J]. *Science*, 2003, 299(5606): 547-549.
- [24] Shapiro N M, Campillo M, Stehly L, et al. High-resolution surface-wave tomography from ambient seismic noise [J]. *Science*, 2005, 307(5715): 1615-1618.
- [25] Kuperman W A, Ingenito F. Spatial correlation of surface generated noise in a stratified ocean [J]. *The journal of the acoustical society of America*, 1980, 67(6): 1988-1996.
- [26] Wapenaar K. Retrieving the elastodynamic green's function of an arbitrary inhomogeneous medium by cross correlation [J]. *Physical review letters*, 2004, 93(25): 254301.
- [27] Roux P, Sabra K G, Kuperman W A, et al. Ambient noise cross correlation in free space: Theoretical approach [J]. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 2005, 117(1): 79-84.
- [28] Godin O A. Recovering the acoustic Green's function from ambient noise cross correlation in an inhomogeneous moving medium [J]. *Physical Review Letters*, 2006, 97(5): 54301.
- [29] Zang X, Brown M G, Godin O A. Waveform modeling and inversion of ambient noise cross-correlation functions in a coastal ocean environment [J]. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 2015, 138(3): 1325-1333.
- [30] Godin O A. Acoustic noise interferometry in a time-dependent coastal ocean [J]. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 2018, 143(2): 595-604.
- [31] Brooks L A, Gerstoft P. Green's function approximation from cross-correlations of 20–100

- hz noise during a tropical storm [J]. The Journal of the Acoustical Society of America, 2009, 125(2): 723-734.
- [32] Menon R, Gerstoft P, Hodgkiss W S. Cross-correlations of diffuse noise in an ocean environment using eigenvalue based statistical inference [J]. The Journal of the Acoustical Society of America, 2012, 132(5): 3213-3224.
- [33] 李国富. 随机起伏海洋环境中的格林函数提取与应用 [D]. 中国海洋大学, 2015: 1-z.
- [34] 周建波, 朴胜春, 刘亚琴, 等. 利用矢量海洋环境噪声提取声场格林函数 [J]. 声学学报, 2019.
- [35] Zhou J, Piao S, Qu K, et al. Extracting the time domain green's function from ocean ambient noise using acoustic vector sensors [J]. The Journal of the Acoustical Society of America, 2017, 142(5): EL507-EL511.
- [36] Leroy C, Lani S, Sabra K G, et al. Enhancing the emergence rate of coherent wavefronts from ocean ambient noise correlations using spatio-temporal filters [J]. The Journal of the Acoustical Society of America, 2012, 132(2): 883-893.
- [37] Fried S E, Walker S C, Hodgkiss W S, et al. Measuring the effect of ambient noise directivity and split-beam processing on the convergence of the cross-correlation function [J]. The Journal of the Acoustical Society of America, 2013, 134(3): 1824-1832.
- [38] Yao H, van Der Hilst R D, De Hoop M V. Surface-wave array tomography in se tibet from ambient seismic noise and two-station analysis—i. phase velocity maps [J]. Geophysical Journal International, 2006, 166(2): 732-744.
- [39] Moschetti M, Ritzwoller M, Lin F C, et al. Crustal shear wave velocity structure of the western united states inferred from ambient seismic noise and earthquake data [J]. Journal of Geophysical Research: Solid Earth, 2010, 115(B10).
- [40] 李国富, 黎洁, 高大治, 等. 利用环境噪声互相关实现散射体无源成像 [J]. 声学学报, 2016, 41(1): 49-58.
- [41] 迟静, 李小雷, 高大治, 等. 利用海浪噪声自相关实现散射体无源探测 [J]. 物理学报, 2017, 66(19): 194304-194304.
- [42] Godin O A, Irisov V G, Charnotskii M I. Passive acoustic measurements of wind velocity and sound speed in air [J]. The Journal of the Acoustical Society of America, 2014, 135(2): EL68-EL74.
- [43] Siderius M, Harrison C H, Porter M B. A passive fathometer technique for imaging seabed layering using ambient noise [J]. The Journal of the Acoustical Society of America, 2006, 120(3): 1315-1323.
- [44] Siderius M, Li J, Gerstoft P. Head waves in ocean acoustic ambient noise: Measurements and modeling [J]. The Journal of the Acoustical Society of America, 2018, 143(2): 1182-1193.

- [45] Group M, et al. The mid-ocean dynamics experiment [J]. Deep Sea Research, 1978, 25(10): 859-910.
- [46] Cornuelle B, Munk W, Worcester P. Ocean acoustic tomography from ships [J]. Journal of Geophysical Research: Oceans, 1989, 94(C5): 6232-6250.
- [47] Behringer D, Birdsall T, Brown M, et al. A demonstration of ocean acoustic tomography [J]. Nature, 1982, 299(5879): 121-125.
- [48] Chester D, Malanotte-Rizzoli P, Lynch J, et al. The eddy radiation field of the gulf stream as measured by ocean acoustic tomography [J]. Geophysical research letters, 1994, 21(3): 181-184.
- [49] Morawitz W, Sutton P, Worcester P, et al. Three-dimensional observations of a deep convective chimney in the greenland sea during winter 1988/89 [J]. Journal of Physical Oceanography, 1996, 26(11): 2316-2343.
- [50] Munk W H, Forbes A M. Global ocean warming: An acoustic measure? [J]. Journal of physical oceanography, 1989, 19(11): 1765-1778.
- [51] Send U, Schott F, Gaillard F, et al. Observation of a deep convection regime with acoustic tomography [J]. Journal of Geophysical Research: Oceans, 1995, 100(C4): 6927-6941.
- [52] Spindel R C, Howe B, Worcester P F. Experimental design for acoustic thermometry of ocean climate (atoc) [J]. The Journal of the Acoustical Society of America, 1994, 95(5): 2850-2850.
- [53] Consortium A, et al. Ocean climate change: Comparison of acoustic tomography, satellite altimetry, and modeling [J]. Science, 1998, 281(5381): 1327-1332.
- [54] Duckworth G, LePage K, Farrell T. Low-frequency long-range propagation and reverberation in the central arctic: Analysis of experimental results [J]. The Journal of the Acoustical Society of America, 2001, 110(2): 747-760.
- [55] 郝爽, 宋扬, 邢传玺. 基于海洋声层析方法的海流流速反演研究 [J]. 2016' 中国西部声学学术交流会论文集, 2016.
- [56] Kaneko A, Yuan G, Gohda N, et al. Optimum design of the ocean acoustic tomography system for the sea of japan [J]. Journal of Oceanography, 1994, 50(3): 281-293.
- [57] Kaneko A, Yamaguchi K, Yamamoto T, et al. A coastal acoustic tomography experiment in the tokyo bay [J]. Acta Oceanologica Sinica, 2005, 24(1): 86-94.
- [58] Zhu X H, Kaneko A, Wu Q, et al. The first chinese coastal acoustic tomography experiment [C]//OCEANS'10 IEEE SYDNEY. IEEE, 2010: 1-4.
- [59] Zhu X H, Wu Q, Zhang C, et al. A coastal acoustic tomography experiment in the sanmen bay, china [C]//2010 3rd International Congress on Image and Signal Processing: volume 8. IEEE, 2010: 3820-3824.
- [60] Zhu X H, Wu Q, Zheng H, et al. The chinese coastal acoustic tomography system and its

- application to the luotou channel, china [C]//2010 3rd International Congress on Image and Signal Processing: volume 8. IEEE, 2010: 3890-3894.
- [61] 胡平, 李文杰. ADCP 声波流速流向剖面仪在海洋环境监测与评价中的应用 [J]. 物探与化探, 2004, 28(4): 341-344.
- [62] Taniguchi N, Kaneko A, Yuan Y, et al. Long-term acoustic tomography measurement of ocean currents at the northern part of the luzon strait [J]. Geophysical research letters, 2010, 37(7).
- [63] Taniguchi N, Huang C F, Kaneko A, et al. Measuring the kuroshio current with ocean acoustic tomography [J]. The Journal of the Acoustical Society of America, 2013, 134(4): 3272-3281.
- [64] Epifanio C L, Potter J R, Deane G B, et al. Imaging in the ocean with ambient noise: the orb experiments [J]. The journal of the acoustical society of America, 1999, 106(6): 3211-3225.
- [65] Gasparini O, Camporeale C, Crise A. Introducing passive matched field acoustic tomography [J]. Il nuovo cimento C, 1997, 20(4): 497-520.
- [66] 黎洁, 李国富, 高大治, 等. 单边噪声源环境下的格林函数提取 [J]. 声学学报, 2017, 42(2): 143-151.
- [67] Godin O A, Zabotin N A, Goncharov V V. Ocean tomography with acoustic daylight [J]. Geophysical research letters, 2010, 37(13).
- [68] Woolfe K F, Lani S, Sabra K G, et al. Monitoring deep-ocean temperatures using acoustic ambient noise [J]. Geophysical Research Letters, 2015, 42(8): 2878-2884.
- [69] Godin O A, Brown M G, Zabotin N A, et al. Passive acoustic measurement of flow velocity in the straits of florida [J]. Geoscience Letters, 2014, 1(1): 1-7.
- [70] Vasconcelos I, Snieder R, Douma H. Representation theorems and green's function retrieval for scattering in acoustic media [J]. Physical Review E, 2009, 80(3): 036605.
- [71] Weaver R L, Lobkis O I. Elastic wave thermal fluctuations, ultrasonic waveforms by correlation of thermal phonons [J]. The Journal of the Acoustical Society of America, 2003, 113(5): 2611-2621.
- [72] Weaver R L, Lobkis O I. Fluctuations in diffuse field–field correlations and the emergence of the green's function in open systems [J]. The Journal of the Acoustical Society of America, 2005, 117(6): 3432-3439.
- [73] Sánchez-Sesma F J, Campillo M. Retrieval of the green's function from cross correlation: the canonical elastic problem [J]. Bulletin of the Seismological Society of America, 2006, 96(3): 1182-1191.
- [74] Wapenaar K, Fokkema J, Snieder R. Retrieving the green's function in an open system by cross correlation: A comparison of approaches (I) [J]. The Journal of the Acoustical Society of America, 2005, 118(5): 2783-2786.

- [75] Snieder R. Extracting the green's function from the correlation of coda waves: A derivation based on stationary phase [J]. Physical Review E, 2004, 69(4): 046610.
- [76] Brekhovskikh L. Waves in layered media: volume 16 [M]. Elsevier, 2012.
- [77] 布列霍夫斯基赫, 杨训仁. 分层介质中的波 (第二版) [M]. 科学出版社, 1985.
- [78] Buckingham M J. Noise in electronic devices and systems. [J]. JOHN WILEY & SONS, INC., 605 THIRD AVE., NEW YORK, NY 10158, USA, 1983, 368, 1983.
- [79] Ding L, Farmer D M. Observations of breaking surface wave statistics [J]. Journal of Physical Oceanography, 1994, 24(6): 1368-1387.
- [80] Buckingham M J. On surface-generated ambient noise in an upward refracting ocean [J]. Philosophical Transactions of the Royal Society of London. Series A: Physical and Engineering Sciences, 1994, 346(1680): 321-352.
- [81] Deane G B, Stokes M D. Scale dependence of bubble creation mechanisms in breaking waves [J]. Nature, 2002, 418(6900): 839-844.
- [82] 朱芸, 吕连港. 海洋声层析的基本原理和应用 [J]. 海洋科学进展, 2002, 20(4): 70-75.
- [83] 牛海强, 何利, 李整林, 等. 利用简正波频散特征映射方法进行海洋环境参数反演 [J]. 声学学报, 2014, 39(1): 1-10.
- [84] Voronovich A, Shang E. Numerical simulations with horizontal-refraction-modal tomography. part i. adiabatic propagation [J]. The Journal of the Acoustical Society of America, 1997, 101(5): 2636-2643.
- [85] 何永军. 浅海距离有关波导耦合简正波数值建模 [D]. 哈尔滨工程大学, 2005.
- [86] Tolstoy A, Diachok O, Frazer L. Acoustic tomography via matched field processing [J]. The Journal of the Acoustical Society of America, 1991, 89(3): 1119-1127.
- [87] Tolstoy A. Linearization of the matched field processing approach to acoustic tomography [J]. The Journal of the Acoustical Society of America, 1992, 91(2): 781-787.
- [88] Yang T, Yates T. Matched-beam processing: Application to a horizontal line array in shallow water [J]. The Journal of the Acoustical Society of America, 1998, 104(3): 1316-1330.
- [89] 刘伯胜. 水声学原理 [M]. 科学出版社, 2019.
- [90] Ziomek L. Fundamentals of acoustic field theory and space-time signal processing [M]. CRC press, 2020.
- [91] 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.
- [92] Godin O A. Reciprocity and energy theorems for waves in a compressible inhomogeneous moving fluid [J]. Wave motion, 1997, 25(2): 143-167.
- [93] Godin O A. Cross-correlation function of acoustic fields generated by random high-frequency sources [J]. The Journal of the Acoustical Society of America, 2010, 128(2): 600-610.

- [94] Munk W H. Acoustic thermometry of ocean climate (atoc) [J]. The Journal of the Acoustical Society of America, 1995, 97(5): 3233-3233.
- [95] Yang X, Li F, Zhang B, et al. Seasonally-invariant head wave speed extracted from ocean noise cross-correlation [J]. The Journal of the Acoustical Society of America, 2020, 147(3): EL241-EL245.
- [96] Sabra K G, Roux P, Kuperman W A. Emergence rate of the time-domain Green's function from the ambient noise cross-correlation function [J]. The Journal of the Acoustical Society of America, 2005, 118(6): 3524-3531.
- [97] Sabra K G, Roux P, Thode A M, et al. Using ocean ambient noise for array self-localization and self-synchronization [J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 2005, 30(2): 338-347.
- [98] Goncharov V V, Shurup A S, Godin O A, et al. Tomographic inversion of measured cross-correlation functions of ocean noise in shallow water using ray theory [J]. Acoustical Physics, 2016, 62(4): 436-446.
- [99] Sergeev S N, Shurup A S, Godin O A, et al. Separation of acoustic modes in the Florida Straits using noise interferometry [J]. Acoustical Physics, 2017, 63(1): 76-85.
- [100] Siderius M, Song H, Gerstoft P, et al. Adaptive passive fathometer processing [J]. The Journal of the Acoustical Society of America, 2010, 127(4): 2193-2200.
- [101] 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.
- [102] Niu H, Reeves E, Gerstoft P. Source localization in an ocean waveguide using supervised machine learning [J]. The Journal of the Acoustical Society of America, 2017, 142(3): 1176-1188.
- [103] Zakariah M, et al. Classification of large datasets using random forest algorithm in various applications: Survey [J]. International Journal of Engineering and Innovative Technology (IJEIT), 2014, 4(3).
- [104] Biau G. Analysis of a random forests model [J]. Journal of Machine Learning Research, 2012, 13(Apr): 1063-1095.
- [105] Breiman L. Bagging predictors [J]. Machine learning, 1996, 24(2): 123-140.
- [106] Breiman L. Random forests [J]. Machine learning, 2001, 45(1): 5-32.
- [107] Liaw A, Wiener M, Others. Classification and regression by randomForest [J]. R news, 2002, 2(3): 18-22.
- [108] Pedregosa F, Varoquaux G, Gramfort A, et al. Scikit-learn: Machine learning in Python [J]. Journal of machine learning research, 2011, 12(Oct): 2825-2830.
- [109] 沈远海, 马远良. 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.

- [110] 周士弘, 张茂有. 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.
- [111] 何利, 李整林, 张仁和, 等. 东中国海声速剖面的经验正交函数表示与匹配场反演 [D]. 2006.
- [112] Bianco M, Gerstoft P. Dictionary learning of sound speed profiles [J]. The Journal of the Acoustical Society of America, 2017, 141(3): 1749-1758.
- [113] Li Q, Khan S, Yang F, et al. Compressive acoustic sound speed profile estimation in the arabian sea [J]. Marine Geodesy, 2020, 43(6): 603-620.
- [114] Hannachi A, Jolliffe I T, Stephenson D B. Empirical orthogonal functions and related techniques in atmospheric science: A review [J]. International Journal of Climatology: A Journal of the Royal Meteorological Society, 2007, 27(9): 1119-1152.
- [115] 李航. 统计学习方法 [M]. 清华大学出版社, 2012.
- [116] Gerstoft P, Gingras D F. Parameter estimation using multifrequency range-dependent acoustic data in shallow water [J]. The Journal of the Acoustical Society of America, 1996, 99(5): 2839-2850.
- [117] Huang C F, Gerstoft P, Hodgkiss W S. Effect of ocean sound speed uncertainty on matched-field geoacoustic inversion [J]. The journal of the acoustical society of America, 2008, 123 (6): EL162-EL168.
- [118] North G R, Bell T L, Cahalan R F, et al. Sampling errors in the estimation of empirical orthogonal functions [J]. Monthly weather review, 1982, 110(7): 699-706.
- [119] Bretherton C S, Widmann M, Dymnikov V P, et al. The effective number of spatial degrees of freedom of a time-varying field [J]. Journal of climate, 1999, 12(7): 1990-2009.
- [120] Elad M. Sparse and redundant representations: from theory to applications in signal and image processing [M]. Springer, 2010.
- [121] Rubinstein R, Zibulevsky M, Elad M. Efficient implementation of the k-svd algorithm using batch orthogonal matching pursuit [R]. Computer Science Department, Technion, 2008.
- [122] Engan K, Aase S O, Husøy J H. Multi-frame compression: Theory and design [J]. Signal Processing, 2000, 80(10): 2121-2140.
- [123] Gersho A, Gray R M. Vector quantization and signal compression: volume 159 [M]. Springer Science & Business Media, 2012.
- [124] Aharon M, Elad M, Bruckstein A. K-svd: An algorithm for designing overcomplete dictionaries for sparse representation [J]. IEEE Transactions on signal processing, 2006, 54(11): 4311-4322.
- [125] Rajan S D, Frisk G V. Seasonal variations of the sediment compressional wave-speed profile

- in the gulf of mexico [J]. The Journal of the Acoustical Society of America, 1992, 91(1): 127-135.
- [126] Banzon V, Smith T M, Chin T M, et al. A long-term record of blended satellite and in situ sea-surface temperature for climate monitoring, modeling and environmental studies [J]. Earth System Science Data, 2016, 8(1): 165-176.
- [127] Gerstoft P. Inversion of seismoacoustic data using genetic algorithms and a posteriori probability distributions [J]. The Journal of the Acoustical Society of America, 1994, 95(2): 770-782.
- [128] 廖光洪, 朱小华, 杨成浩, 等. 基于声传播时间的二维流场反演数值仿真研究 [J]. 海洋学报, 2009(2): 8-16.
- [129] Cline A K, Dhillon I S. Computation of the singular value decomposition [M]//Handbook of Linear Algebra. Chapman and Hall/CRC, 2006: 45-1.
- [130] Tikhonov A N. On the solution of ill-posed problems and the method of regularization [C]// Doklady Akademii Nauk: volume 151. Russian Academy of Sciences, 1963: 501-504.
- [131] Marquardt D W. An algorithm for least-squares estimation of nonlinear parameters [J]. Journal of the society for Industrial and Applied Mathematics, 1963, 11(2): 431-441.
- [132] Li F, Wang K, Yang X, et al. Passive ocean acoustic thermometry with machine learning [J]. Applied Acoustics, 2021, 181: 108167.
- [133] 卢燕, 李泽文, 李淑江, 等. 海南万宁近岸余流特征分析 [J]. 海洋科学进展, 2017(1): 53-61.
- [134] Zeng J, Chapman N R, Bonnel J. Inversion of seabed attenuation using time-warping of close range data [J]. The Journal of the Acoustical Society of America, 2013, 134(5): EL394-EL399.

致 谢

作为“后疫情”时代的第一年，我也即将迎来毕业的一刻，回忆往昔，仿佛昨日还是入学的那天。多年间结识了许多良师益友，也在时代变迁的浪潮下不断更新自己对世界的认知。毕业在即，我想这些年的成长，离不开遇见的大家。

首先，感谢我的导师李风华研究员。李老师可谓是严于律己，宽以待人的榜样，在与李老师多年交流中，李老师总是以旺盛的精力时刻投入在科研、行政和工程工作当中，这些没有长期的付出投入和对自己始终如一的严格要求是难以做到的。尽管繁忙到难以抽身，李老师也依然未曾放下对我的指导，无论是在办公室还是在外出差，只要李老师对我的问题有了想法和建议总会第一时间和我沟通。对于研究中的困难和错误，李老师也一直帮助、鼓励，并给出建设性的意见。李老师的身份对我是导师，更是生活中的榜样。在科研中要大胆假设，小心求证，在生活中要为人热忱、严谨勤快，这种种潜移默化的影响将会让人受用一生。

其次，感谢实验室其他老师的关心和指导。张院士年过八十依然奋斗在实验室一线，勤于思考、亲自动手，多次学术交流中给予指导。特别感谢李整林老师对我学习和生活上十分关心，每次交流总觉得受益匪浅。感谢郭良浩、王海斌、彭朝晖、周士弘、宫在晓、骆文于、吴立新、郭永刚、牛海强、汪俊、任云、何莉等老师在学术交流和学业上对我的指导和帮助。还要再次感谢李整林、彭朝晖、吴立新、王光绪、张灵珊、牛文才等老师在出海中的照顾和帮助。感谢孟宪阳、任小燕老师在实验室生活中的关心和帮助。

并且，杨习山、张波、张燕君、余炎欣、朱飞龙、王璟琰等同课题组的师兄师姐在科研中给予了我很多帮助，特别是杨习山师兄，和他的交流解答了我许多问题；感谢吴双林、王翰卓、张青青、于梦枭、戚聿波、李晟昊、刘凯悦、李璟瑶、孟瑞洁、蒋东阁、张雪冬等师兄师姐平日里的照拂和关照；感谢实验室的同窗，王凯、郭启超、何琪、王悦悦、顾怡鸣、胡承昊、刘今、刘嘉琪、梁玉权、刘若芸等人，和它们共度的岁月时光充满快乐；感谢周益清、翟铎、刘哲、曹景普、张地、董凡辰、刘代、刘一宁、毛俊杰、翟肇锴、胡传兴、李鑫、徐嘉璘这些师弟师妹，在出海和实验室中一起度过的岁月让人难忘；感谢尚楚翔、赵晗、郑鑫

江、戴宇翔、郭心伟、季运佳、柳宗铭、陈程鑫，和他们成为室友也是我的荣幸。

最后，我要感谢我的家人和朋友们。父母及家人一直以来的鼓励和关照，是支持我生活前进的动力。特别在新冠疫情时代，每个人都面对了太多太多，重拾生活离不开朋友间的守望相助，在此我要感谢我的朋友们：袁璟、魏奇远、钱凌飞、罗子鸣等等，即使身处世界各地，也保持交流互相支持鼓励；李寅斌、高燕语、王瑞、仲睿光等等，感谢各位在各地对我的关照；还有许许多多联系不多的朋友，在疫情时也互相关怀帮助，让人温暖。还要感谢我的女友耿珺琰一直以来的支持和陪伴，每每忆起与她的点滴过往，“*the stars look very different today*”。

长路漫漫，唯有继续前行。

作者简历及攻读学位期间发表的学术论文与研究成果

作者简历

2012年9月——2016年6月，在大连理工大学数学科学学院获得理学学士学位，专业为信息与计算科学。

2016年9月——2021年12月，在中国科学院声学研究所攻读博士学位，专业为水声物理。

已发表(或正式接受)的学术论文:

1. Fenghua Li, **Kai Wang**, Xishan Yang, Bo Zhang, Yanjun Zhang. Passive ocean acoustic thermometry with machine learning[J]. Applied Acoustics. 2021, Volume 181, Pages 108167.
2. 汪恺, 李风华, 杨习山. 利用海洋环境噪声估计海流流速 [J]. 应用声学 (已接收) .
3. 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 (已接收) .

参加的研究项目及获奖情况:

2017年11月——2018年1月，南中国海海上综合调查实验。

2019年3月——2019年6月，西太平洋海上综合调查实验。

2019年——2020年，中国科学院大学“三好学生”。

2020年1月，中国科学院声学所第十届研究生、博士后学术交流月活动二等奖。

