**学校编码：10384 分类号 密级**

**学号：22320211151410 UDC**



**硕 士 学 位 论 文**

**基于深度学习自监督策略的人为水下声信号降噪研究**

**Research on Layered Routing Protocol for Underwater Acoustic Sensor Networks Based on Neural Networks**

**杨承昊**

**指导教师姓名：陶毅 助理教授**

**专 业 名 称 ：海 洋 物 理**

**论文提交日期：2025 年 4 月**

**论文答辩时间：2025 年 5 月**

**学位授予日期：2025 年 月**

**答辩委员会主席：**

**评 阅 人：**

**2025 年 5 月**

**厦门大学学位论文原创性声明**

本人呈交的学位论文是本人在导师指导下,独立完成的研究成果。本人在论文写作中参考其它个人或集体已经发表的研究成果，均在文中以适当方式明确标明，并符合法律规范和《厦门大学研究生学术活动规范（试行）》。

另外，该学位论文为（ ）课题（组）的研究成果，获得（ ）课题（组）经费或实验室的资助，在（ ）实验室完成。（请在以上括号内填写课题或课题组负责人或实验室名称，未有此项声明内容的，可以不作特别声明。）

本人声明该学位论文不存在剽窃、抄袭等学术不端行为，并愿意承担因学术不端行为所带来的一切后果和法律责任。

声明人 （签名）：

指导教师（签名）：

年 月 日

**厦门大学学位论文著作权使用声明**

本人同意厦门大学根据《中华人民共和国学位条例暂行实施办法》等规定保留和使用此学位论文，并向主管部门或其指定机构送交学位论文（包括纸质版和电子版），允许学位论文进入厦门大学图书馆及其数据库被查阅、借阅。本人同意厦门大学将学位论文加入全国博士、硕士学位论文共建单位数据库进行检索，将学位论文的标题和摘要汇编出版，采用影印、缩印或者其它方式合理复制学位论文。

本学位论文属于：

（ ）1.经厦门大学保密委员会审查核定的涉密学位论文，于　　 年　 月 　日解密，解密后适用上述授权。

（ ）2.不保密，适用上述授权。

（请在以上相应括号内打“√”或填上相应内容。涉密学位论文应是已经厦门大学保密委员会审定过的学位论文，未经厦门大学保密委员会审定的学位论文均为公开学位论文。此声明栏不填写的，默认为公开学位论文，均适用上述授权。）

声明人（签名）：

年 月 日

摘 要

随着对海洋领域探测与研究的不断深入，亟需发展水声传感网以解决水下勘探、军事监视、数据搜集和水下灾害预防等诸多领域的应用需求。针对低带宽、长时延、低能耗供应的水声传感网，如何提升其网络性能是目前的主要研究方向。设计高效、低功耗的水声传感网路由协议，提高水声节点间数据传输高效可靠性能，则是当前水声传感网发展面临的技术难题。因此，水声传感网路由协议的研究具有重要意义。

水声传感网通过多个节点之间的多跳传输，可有效地提高水下远距离传输的可靠性。然而，水声节点的能量有限，端到端传输延迟大，网络负载不均，使用寿命短。针对上述问题，基于神经网络算法，从单条路由效率（时延小、中断率低）最优、网络整体能耗负载均衡、传输安全性提高三个方面，提出适用于动态分层结构下有内部攻击安全隐患的海洋环境水声传感网路由协议解决方案。论文主要内容包括：

1、查阅文献，整理国内外水声通信与组网、水声通信路由协议研究现状，比较了早期经典水声路由和新型水声路由协议的特点，阐述水声信道和水声传感网的特性，分析说明水声路由协议对水声通信的重要作用，阐明动态分层策略和人工智能算法对水声传感网路由的重要意义。

2、描述总结了水声信道的特性、分析了水声传感网特性和其与陆地无线传感网的区别、介绍了水声传感网所面临的效率和安全挑战，说明了利用神经网络和动态分层策略改进现有水声路由协议的可行性和有效性。

3、利用反向传播神经网络（BP-NN）算法，结合分层策略和自主水下航行器（AUV）手段，提出了水声传感网动态分层路由算法。利用AUV的机动性和BP-NN的分类识别功能更新节点的工作模式，以此实现路由的动态分层，使算法能够在保证网络效率的同时，有效缓解水声传感网的“能量空洞”和“通信空区”问题，延长网络寿命。

4、考虑水声传感器节点受到恶意攻击而出现网络内部安全问题，利用图神经网络（GNN）对非欧式结构的强表达能力和异常检测能力，引入节点信任预测机制，提出了一种水声分层安全路由方案。在所提方案中，充分利用水声传感网图结构特性，赋予图结构对应的物理意义，高效地检测水声传感网种的恶意节点，旨在避免恶意节点被路由选中，提高网络安全性和可靠性，同时进一步降低节点能耗、提高数据包传递率，延长网络寿命。

**关键词：**水声传感网；水下分层路由；水下安全路由；信任模型；神经网络

**Abstract**

With the continuous deepening of exploration and research in the marine field, there is an urgent need to develop underwater acoustic sensing networks (UASNs) to meet the application requirements in various fields such as underwater exploration, military surveillance, data collection, and underwater disaster prevention. Given the challenges posed by low bandwidth, long latency, and low energy consumption supply in UASNs, enhancing the network performance has become a primary research focus. Designing efficient and low-power routing protocols for UASNs to improve the efficiency and reliability of data transmission performance between underwater acoustic nodes is currently a technical challenge facing the development of UASNs. Thus, investigating routing schemes in UASNs holds considerable importance.

UASNs effectively improves the reliability of underwater long-distance transmission through multi-hop transmission among multiple nodes. However, the energy of underwater acoustic nodes is limited, the end-to-end transmission delay is significant, the network load is uneven, and the service life is short. In response to the above issues, based on neural network algorithms, this paper proposes a routing protocol solution for UASNs in a dynamic layering structure with internal security vulnerabilities in a marine environment, focusing on three aspects: optimizing the efficiency of individual routes (low latency and low interruption rate), balancing the overall energy consumption and load in the network, and enhancing transmission security. The main contents of the paper include:

1. Reviewing literature to summarize the current research status of underwater acoustic communication and networking, as well as routing protocols for UASNs at home and abroad, comparing the characteristics of classical and new underwater acoustic routing protocols, elaborating on the characteristics of underwater acoustic channels and UASNs, analyzing and explaining the important role of underwater acoustic routing protocols in underwater acoustic communication, and demonstrating the importance of dynamic layering strategies and artificial intelligence algorithms in UASN routing.

2. This article describes and summarizes the characteristics of underwater acoustic channels, analyzes the characteristics of UASNs and their differences from terrestrial wireless sensor networks, introduces the efficiency and security challenges faced by UASNs, and demonstrates the feasibility and effectiveness of using neural networks and dynamic layering strategies to improve existing underwater acoustic routing protocols.

3. A dynamic layered routing algorithm for UASNs is proposed using backpropagation neural network (BP-NN) algorithm, combined with layering strategy and autonomous underwater vehicles (AUVs). By utilizing the maneuverability of AUVs and the classification and recognition function of BP-NN, the working mode of nodes is updated to achieve dynamic layering of routing, enabling the algorithm to effectively alleviate the "energy holes" and "communication gaps" problems of UASNs while ensuring network efficiency, and extend network lifespan.

4. Considering the internal security issues caused by malicious attacks on underwater sensor nodes, a acoustic layering secure routing scheme is proposed by utilizing the strong expressive and anomaly detection capabilities of graph neural networks (GNNs) on non-Euclidean structures, introducing a node trust prediction mechanism. In the proposed scheme, the characteristics of UASNs’ graph structures are fully utilized, and the corresponding physical meanings are assigned to graph structures to efficiently detect malicious nodes in UASNs. The aim is to avoid malicious nodes being selected by routing, improve network security and reliability, and further reduce node energy consumption, improve packet delivery rate (PDR), and extend network lifespan.

**Key words:** Underwater Acoustic Sensor Networks (UASNs); Underwater Layered Routing; Underwater Secure Routing; Trust Model; Neural Network

**目录**

[摘 要 I](#_Toc193732900)

[第一章 绪论 1](#_Toc193732901)

[1.1 研究背景及意义 1](#_Toc193732902)

[1.2 国内外研究现状 3](#_Toc193732903)

[1.2.1 人为水下噪声研究现状 3](#_Toc193732904)

[1.2.2 人为水下噪声降噪技术 4](#_Toc193732905)

[1.3 论文主要内容 6](#_Toc193732906)

[第二章 人为水下声学信号特性分析 9](#_Toc193732907)

[2.1 海洋背景噪声的来源与特性 9](#_Toc193732908)

[2.1.1 背景噪声的分类 9](#_Toc193732909)

[2.1.2 海洋背景噪声的频谱特性分析 10](#_Toc193732910)

[2.2 人为水下声信号评估参数 11](#_Toc193732911)

[2.2.1 声压及其度量参数 11](#_Toc193732912)

[2.2.2 均方根声压级 12](#_Toc193732913)

[2.2.3 等效连续声级、声暴露级和累计声暴露级 13](#_Toc193732914)

[2.3 常见人为水下声信号类型概述 14](#_Toc193732915)

[2.3.1 桥梁噪声特性 14](#_Toc193732916)

[2.3.2 船舶噪声特性 15](#_Toc193732917)

[2.3.3 打桩噪声特性 17](#_Toc193732918)

[2.3.4 各噪声类型的比较与对比 19](#_Toc193732919)

[2.4 本章小结 20](#_Toc193732920)

[2.5 本章小结 22](#_Toc193732921)

[第三章 监测案例与人为水下声信号统计特性分析 23](#_Toc193732922)

[3.1 监测方案介绍 23](#_Toc193732923)

[3.1.1 监测数据采集系统 23](#_Toc193732924)

[3.1.2 船载式监测方案 24](#_Toc193732925)

[3.2 桥梁水下声信号监测 25](#_Toc193732926)

[3.2.1 监测环境 25](#_Toc193732927)

[3.2.2 监测布置 28](#_Toc193732928)

[3.2.3 时域分析结果及讨论 31](#_Toc193732929)

[3.2.4 频域分析结果及能量分布 33](#_Toc193732930)

[3.3 噪声特性讨论与自监督降噪启示 38](#_Toc193732931)

[第四章 基于深度学习的自监督降噪方案设计 40](#_Toc193732932)

[4.1 方案设计思路 40](#_Toc193732933)

[4.1.1 方法背景 40](#_Toc193732934)

[4.1.2 研究思路 **错误!未定义书签。**](#_Toc193732935)

[4.1.3 系统流程与总体框架 46](#_Toc193732936)

[4.2 模型架构设计 47](#_Toc193732937)

[4.2.1 编码器-解码器结构 48](#_Toc193732938)

[4.2.2 频谱动态聚焦单元（SDFU） 49](#_Toc193732939)

[4.2.3 复数注意力模块（CAM） 52](#_Toc193732940)

[4.2.4 编码端-解码端特征连接（CSFU） 55](#_Toc193732941)

[4.2.5 多尺度跳跃连接(CMFFU) 60](#_Toc193732942)

[4.3 自监督学习策略与算法细节 62](#_Toc193732943)

[4.3.1 伪“干净”目标构造方法 62](#_Toc193732944)

[4.3.2 损失函数设计与优化策略 63](#_Toc193732945)

[4.3.3 训练流程与超参数设置 **错误!未定义书签。**](#_Toc193732946)

[4.4 本章小结 65](#_Toc193732947)

[第五章 降噪实验与结果分析 66](#_Toc193732948)

[5.1 数据集与实验设置 66](#_Toc193732949)

[5.1.1 数据集构建与来源 67](#_Toc193732950)

[5.1.2 实验环境与预处理流程 72](#_Toc193732951)

[5.1.3 评价指标与实验方案 73](#_Toc193732952)

[5.2 降噪效果展示 74](#_Toc193732953)

[5.2.1 人造数据降噪效果 75](#_Toc193732954)

[5.2.2 实际数据降噪效果 75](#_Toc193732955)

[5.3结果讨论与对比分析 76](#_Toc193732956)

[5.3.1 传统方法对比 76](#_Toc193732957)

[5.3.2 模型各模块消融实验 76](#_Toc193732958)

[第六章 总结与展望 77](#_Toc193732959)

[6.1 论文的主要工作与创新点 77](#_Toc193732960)

[6.2 未来工作展望 77](#_Toc193732961)

[参考文献 78](#_Toc193732962)

[攻读硕士学位期间获得的成果 83](#_Toc193732963)

[致谢 85](#_Toc193732964)

[学位论文答辩委员会名单 88](#_Toc193732965)

**Catalog**

[摘 要 I](#_Toc193732966)

[第一章 绪论 1](#_Toc193732967)

[1.1 研究背景及意义 1](#_Toc193732968)

[1.2 国内外研究现状 3](#_Toc193732969)

[1.2.1 人为水下噪声研究现状 3](#_Toc193732970)

[1.2.2 人为水下噪声降噪技术 4](#_Toc193732971)

[1.3 论文主要内容 6](#_Toc193732972)

[第二章 人为水下声学信号特性分析 9](#_Toc193732973)

[2.1 海洋背景噪声的来源与特性 9](#_Toc193732974)

[2.1.1 背景噪声的分类 9](#_Toc193732975)

[2.1.2 海洋背景噪声的频谱特性分析 10](#_Toc193732976)

[2.2 人为水下声信号评估参数 11](#_Toc193732977)

[2.2.1 声压及其度量参数 11](#_Toc193732978)

[2.2.2 均方根声压级 12](#_Toc193732979)

[2.2.3 等效连续声级、声暴露级和累计声暴露级 13](#_Toc193732980)

[2.3 常见人为水下声信号类型概述 14](#_Toc193732981)

[2.3.1 桥梁噪声特性 14](#_Toc193732982)

[2.3.2 船舶噪声特性 15](#_Toc193732983)

[2.3.3 打桩噪声特性 17](#_Toc193732984)

[2.3.4 各噪声类型的比较与对比 19](#_Toc193732985)

[2.4 本章小结 20](#_Toc193732986)

[2.5 本章小结 22](#_Toc193732987)

[第三章 监测案例与人为水下声信号统计特性分析 23](#_Toc193732988)

[3.1 监测方案介绍 23](#_Toc193732989)

[3.1.1 监测数据采集系统 23](#_Toc193732990)

[3.1.2 船载式监测方案 24](#_Toc193732991)

[3.2 桥梁水下声信号监测 25](#_Toc193732992)

[3.2.1 监测环境 25](#_Toc193732993)

[3.2.2 监测布置 28](#_Toc193732994)

[3.2.3 时域分析结果及讨论 31](#_Toc193732995)

[3.2.4 频域分析结果及能量分布 33](#_Toc193732996)

[3.3 噪声特性讨论与自监督降噪启示 38](#_Toc193732997)

[第四章 基于深度学习的自监督降噪方案设计 40](#_Toc193732998)

[4.1 方案设计思路 40](#_Toc193732999)

[4.1.1 方法背景 40](#_Toc193733000)

[4.1.2 研究思路 **错误!未定义书签。**](#_Toc193733001)

[4.1.3 系统流程与总体框架 46](#_Toc193733002)

[4.2 模型架构设计 47](#_Toc193733003)

[4.2.1 编码器-解码器结构 48](#_Toc193733004)

[4.2.2 频谱动态聚焦单元（SDFU） 49](#_Toc193733005)

[4.2.3 复数注意力模块（CAM） 52](#_Toc193733006)

[4.2.4 编码端-解码端特征连接（CSFU） 55](#_Toc193733007)

[4.2.5 多尺度跳跃连接(CMFFU) 60](#_Toc193733008)

[4.3 自监督学习策略与算法细节 62](#_Toc193733009)

[4.3.1 伪“干净”目标构造方法 62](#_Toc193733010)

[4.3.2 损失函数设计与优化策略 63](#_Toc193733011)

[4.3.3 训练流程与超参数设置 **错误!未定义书签。**](#_Toc193733012)

[4.4 本章小结 65](#_Toc193733013)

[第五章 降噪实验与结果分析 66](#_Toc193733014)

[5.1 数据集与实验设置 66](#_Toc193733015)

[5.1.1 数据集构建与来源 67](#_Toc193733016)

[5.1.2 实验环境与预处理流程 72](#_Toc193733017)

[5.1.3 评价指标与实验方案 73](#_Toc193733018)

[5.2 降噪效果展示 74](#_Toc193733019)

[5.2.1 人造数据降噪效果 75](#_Toc193733020)

[5.2.2 实际数据降噪效果 75](#_Toc193733021)

[5.3结果讨论与对比分析 76](#_Toc193733022)

[5.3.1 传统方法对比 76](#_Toc193733023)

[5.3.2 模型各模块消融实验 76](#_Toc193733024)

[第六章 总结与展望 77](#_Toc193733025)

[6.1 论文的主要工作与创新点 77](#_Toc193733026)

[6.2 未来工作展望 77](#_Toc193733027)

[参考文献 78](#_Toc193733028)

[攻读硕士学位期间获得的成果 83](#_Toc193733029)

[致谢 85](#_Toc193733030)

[学位论文答辩委员会名单 88](#_Toc193733031)

[摘 要 I](#_Toc193733032)

[第一章 绪论 1](#_Toc193733033)

[1.1 研究背景及意义 1](#_Toc193733034)

[1.2 国内外研究现状 3](#_Toc193733035)

[1.2.1 人为水下噪声研究现状 3](#_Toc193733036)

[1.2.2 人为水下噪声降噪技术 4](#_Toc193733037)

[1.3 论文主要内容 6](#_Toc193733038)

[第二章 人为水下声学信号特性分析 9](#_Toc193733039)

[2.1 海洋背景噪声的来源与特性 9](#_Toc193733040)

[2.1.1 背景噪声的分类 9](#_Toc193733041)

[2.1.2 海洋背景噪声的频谱特性分析 10](#_Toc193733042)

[2.2 人为水下声信号评估参数 11](#_Toc193733043)

[2.2.1 声压及其度量参数 11](#_Toc193733044)

[2.2.2 均方根声压级 12](#_Toc193733045)

[2.2.3 等效连续声级、声暴露级和累计声暴露级 13](#_Toc193733046)

[2.3 常见人为水下声信号类型概述 14](#_Toc193733047)

[2.3.1 桥梁噪声特性 14](#_Toc193733048)

[2.3.2 船舶噪声特性 15](#_Toc193733049)

[2.3.3 打桩噪声特性 17](#_Toc193733050)

[2.3.4 各噪声类型的比较与对比 19](#_Toc193733051)

[2.4 本章小结 20](#_Toc193733052)

[2.5 本章小结 22](#_Toc193733053)

[第三章 监测案例与人为水下声信号统计特性分析 23](#_Toc193733054)

[3.1 监测方案介绍 23](#_Toc193733055)

[3.1.1 监测数据采集系统 23](#_Toc193733056)

[3.1.2 船载式监测方案 24](#_Toc193733057)

[3.2 桥梁水下声信号监测 25](#_Toc193733058)

[3.2.1 监测环境 25](#_Toc193733059)

[3.2.2 监测布置 28](#_Toc193733060)

[3.2.3 时域分析结果及讨论 31](#_Toc193733061)

[3.2.4 频域分析结果及能量分布 33](#_Toc193733062)

[3.3 噪声特性讨论与自监督降噪启示 38](#_Toc193733063)

[第四章 基于深度学习的自监督降噪方案设计 40](#_Toc193733064)

[4.1 方案设计思路 40](#_Toc193733065)

[4.1.1 方法背景 40](#_Toc193733066)

[4.1.2 研究思路 **错误!未定义书签。**](#_Toc193733067)

[4.1.3 系统流程与总体框架 46](#_Toc193733068)

[4.2 模型架构设计 47](#_Toc193733069)

[4.2.1 编码器-解码器结构 48](#_Toc193733070)

[4.2.2 频谱动态聚焦单元（SDFU） 49](#_Toc193733071)

[4.2.3 复数注意力模块（CAM） 52](#_Toc193733072)

[4.2.4 编码端-解码端特征连接（CSFU） 55](#_Toc193733073)

[4.2.5 多尺度跳跃连接(CMFFU) 60](#_Toc193733074)

[4.3 自监督学习策略与算法细节 62](#_Toc193733075)

[4.3.1 伪“干净”目标构造方法 62](#_Toc193733076)

[4.3.2 损失函数设计与优化策略 63](#_Toc193733077)

[4.3.3 训练流程与超参数设置 **错误!未定义书签。**](#_Toc193733078)

[4.4 本章小结 65](#_Toc193733079)

[第五章 降噪实验与结果分析 66](#_Toc193733080)

[5.1 数据集与实验设置 66](#_Toc193733081)

[5.1.1 数据集构建与来源 67](#_Toc193733082)

[5.1.2 实验环境与预处理流程 72](#_Toc193733083)

[5.1.3 评价指标与实验方案 73](#_Toc193733084)

[5.2 降噪效果展示 74](#_Toc193733085)

[5.2.1 人造数据降噪效果 75](#_Toc193733086)

[5.2.2 实际数据降噪效果 75](#_Toc193733087)

[5.3结果讨论与对比分析 76](#_Toc193733088)

[5.3.1 传统方法对比 76](#_Toc193733089)

[5.3.2 模型各模块消融实验 76](#_Toc193733090)

[第六章 总结与展望 77](#_Toc193733091)

[6.1 论文的主要工作与创新点 77](#_Toc193733092)

[6.2 未来工作展望 77](#_Toc193733093)

[参考文献 78](#_Toc193733094)

[攻读硕士学位期间获得的成果 83](#_Toc193733095)

[致谢 85](#_Toc193733096)

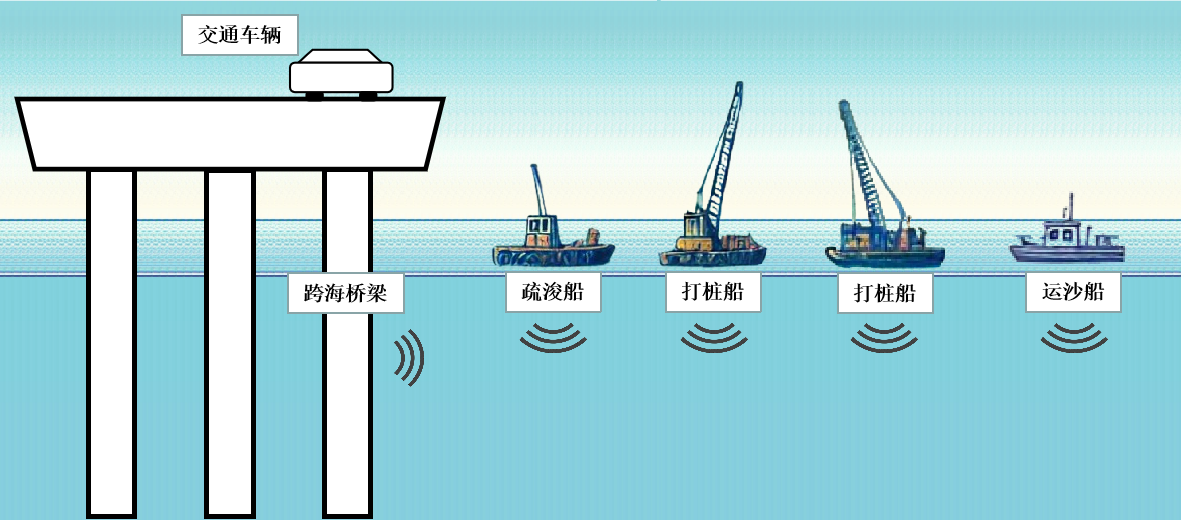
[学位论文答辩委员会名单 88](#_Toc193733097)

第一章 绪论

1.1 研究背景及意义

随着我国海洋强国战略的不断推进[1]，水下信息技术在国防建设、海洋开发[1]和环境保护[3]等领域的需求不断提升。由于海水中盐分、悬浮颗粒以及其他杂质的存在，水下电磁波和光波在传输过程中会受到严重衰减[4]，水下声学信号成为海洋中最主要的信息载体[5]。然而，随着海洋开发、港口建设、船舶运输以及各类海上工程活动的迅速发展，人为产生的水下噪声问题日益凸显。这些噪声不仅对水下通信系统、目标检测以及水下定位构成严重干扰，而且对海洋生物的生态环境产生潜在的负面影响[6]。

在海洋环境中，天然噪声与人为噪声共同构成了复杂的声场。天然噪声主要来源于风、浪、海啸等自然现象，其能量分布通常呈现较为平稳的频谱特性，且随环境和气候变化呈现周期性波动[7]。例如，当海面风速增大时，风浪激起的噪声能量明显增加，而海啸等突发性自然现象则会在极短时间内产生高幅度的低频噪声。相比之下，人为噪声则具有更为复杂和多变的特征，其产生机制多样，包括船舶噪声、桥梁振动、打桩施工等。这类噪声往往在频谱上表现为局部能量集中的尖峰或宽带干扰，并且在时空分布上具有明显的非平稳性。人为水下噪声在频谱、能量分布和时空特性上具有明显不同于天然噪声的特征，这为噪声识别和降噪技术的开发提供了理论依据[8][9]。



**图1.1人为水下噪声场景图**

此外，特别是在我国沿海经济快速发展的背景下，海上交通和港口工程等活动大量增加，水下噪声污染问题愈发严峻。从生态保护和环境监测的角度来看，水下噪声污染已成为影响海洋生物的重要因素。大量研究表明，长期暴露在高强度人为噪声环境中，会干扰海洋生物的正常生活行为，甚至导致生理功能受损[9][10]。因此，对人为水下噪声（如桥梁噪声、船舶噪声、打桩噪声）的深入研究，不仅有助于提高水下信号处理系统的鲁棒性和可靠性，还能为海洋生态保护提供数据支撑和技术保障。

当前，水下噪声的降噪处理主要依赖于传统信号处理方法和统计特征分析，如滤波、时频分析以及小波变换等方法。这些方法虽然在一定程度上能够降低噪声干扰，但在面对复杂的、多变的噪声环境时，传统方法往往难以兼顾降噪效果与信号特征的保留，容易导致信号失真或关键信息丢失[11]。近年来，深度学习技术的迅猛发展为水下声学信号降噪带来了全新的机遇。深度神经网络凭借其强大的非线性建模能力和自适应特征提取能力，已在语音降噪、图像去噪等领域取得了显著成果。与此同时，自监督学习作为一种无需大量干净标注数据的训练方法，正逐步成为处理噪声数据的新趋势[12]。基于深度学习和自监督策略的降噪方案能够利用大规模的噪声数据进行模型训练，通过构造伪“干净”目标实现对复杂噪声环境的有效分离和降噪，这对水下环境中噪声信号的处理具有重要意义。

另一方面，桥梁、船舶和打桩等人为水下噪声作为主要干扰源，其特点与传统的自然噪声有显著差异。桥梁振动产生的低频噪声、船舶发动机和螺旋桨产生的中高频噪声，以及打桩施工过程中产生的冲击噪声，在频谱分布和能量衰减上各具特性。对这些噪声进行系统的特性分析，有助于建立更符合实际场景的噪声模型，进而针对性地设计降噪算法，提高降噪效果和水下信号的恢复质量。这不仅对提升水下通信和监测系统的性能有直接帮助，同时也为水下噪声污染的监控与评估提供了有力工具。

综上所述，本研究通过对桥梁噪声、船舶噪声和打桩噪声的深入特性分析，利用深度学习和自监督降噪策略构建降噪模型，具有重要的理论意义和实际应用价值。一方面，该研究有助于揭示不同类型人为水下噪声的物理及统计特性，为噪声模型的构建提供数据支持；另一方面，通过设计高效的降噪算法，可以显著提高水下信号处理系统的性能，保障水下通信、目标检测等任务的准确性和鲁棒性。此外，本研究还为海洋环境噪声污染的监控与评估提供了新思路，对推动我国海洋工程和生态保护技术的发展具有积极意义。

1.2 国内外研究现状

分为人为水下噪声研究现状、噪声降噪方法俩部分（待完善）

1.2.1 人为水下噪声研究现状

在水下环境中，水声信道的传播特性十分复杂，多径效应、频率选择性衰减、散射与吸收等因素共同作用，使得水下信号的传播与地面电磁信号有明显区别。早在20世纪60年代，Wenz就通过大量现场观测总结了水下环境中噪声的基本规律，提出了噪声功率谱密度的经典模型，为后续水下噪声研究奠定了理论基础[13]。Wenz的研究指出，海洋中噪声主要来源于风浪、海洋生物以及人类活动，其中人为水下噪声在近海区域及船舶密集区域尤为显著。

近年来，国内外对人为水下噪声的研究逐步深入。例如，Hildebrand（2009）在其综述中系统讨论了人类活动（如船舶运行、打桩、桥梁建设等）产生的噪声及其在水下的传播特性，并分析了这些噪声对海洋生物的影响[14]。他的工作不仅从频谱角度分析了各类噪声的能量分布，还探讨了噪声时空变化的统计特性，这对于后续基于统计特征提取信号降噪技术具有重要启示意义。

具体到本研究所关注的桥梁噪声、船舶噪声和打桩噪声，已有研究表明：

桥梁结构的振动特性与水下噪声传播之间存在密切耦合关系。结构振动通过固体-液体耦合效应传递到水体中，形成特定的声场分布。已有研究指出，桥梁的振动模式、材料特性以及结构尺寸等均会影响水下噪声的辐射特性。Song et al. (2024) 在其研究中分析了悬索桥低频振动的传播路径，认为桥梁在共振频率附近产生的振动更易通过水体传播，并在低频区域形成较为集中的能量辐射[15]。

传统的噪声测量方法主要依赖于水下声学传感器与定点监测，通过功率谱密度、时域信号分析等手段来评估噪声特性。近年来，伴随数字信号处理和计算机模拟技术的发展，研究者开始采用数值模拟、有限元分析等方法来预测桥梁振动及其水下声辐射特性。例如，尽管Song et al. (2020)与Song et al. (2024)主要针对隧道噪声进行了研究，但其提出的实验与数值模拟相结合的方法为桥梁水下噪声的研究提供了有益借鉴[16][17]。这些方法能够更精确地模拟结构与水体之间的能量传递过程，为深入理解声辐射机制提供了技术支撑。

其次，打桩作为水下施工中常用的技术，其产生的声学信号因具有瞬态冲击性和低频成分明显而成为当前水下噪声研究的重要对象。打桩过程中，桩体受到冲击力作用会产生瞬态冲击波和随后的振动波，这些声波在水中传播时，会受到水体吸收、多径效应和界面反射等多种因素的影响，从而呈现出强烈的低频和非平稳特性。Reinhall和Dahl（2011）通过理论推导和现场实验研究发现，打桩冲击产生的声波主要集中在几十到数百赫兹频段，其水下声压级与冲击力大小、桩体材料及几何形状密切相关，同时传播过程中声能的衰减可用特定的传输损失模型进行描述[18]。该研究揭示了打桩噪声的基本传播规律，为后续的噪声预测和环境影响评估提供了坚实的理论基础。在机理研究方面，Wojciechowski（2024）利用有限元方法（FEM）对打桩过程中的水下声辐射进行了详细的参数化研究。其工作基于COMSOL Multiphysics建立二维轴对称模型，通过调整桩体直径、材料属性以及施工环境参数，揭示了打桩噪声在不同工况下的频谱特性和能量分布规律。研究结果显示，当桩体直径较大、打桩频率较高时，低频噪声能量显著增强，同时水底沉积物的声阻抗对声传播也具有重要影响[19]。

1.2.2 人为水下噪声降噪技术

在实际工程应用中，桥梁作为重要的基础设施，其在运行和维护过程中会产生大量低频水下噪声。这些噪声不仅会对水下通信、声纳探测和水下系统性能造成干扰，还可能对海洋生物产生不良影响，因此如何有效降低或控制桥梁辐射的水下噪声，已成为国内外工程与科研领域的重要研究课题。

传统降噪技术主要依赖于时频滤波、信号分解和自适应降噪方法。例如，短时傅里叶变换（STFT）和小波变换等时频域方法常被用于对噪声信号进行滤波处理；同时，经验模态分解（EMD）等信号分解技术也被应用于提取噪声与目标信号之间的不同模态。然而，桥梁水下噪声具有低频、非平稳以及能量集中等特点，这使得传统方法在抑制此类噪声时往往面临滤波效果不佳、信号失真严重等问题。Chung 等（2017）通过实验与数值模拟的方法研究了悬索桥辐射的低频水下噪声，结果显示由于噪声能量主要集中在低频段，传统滤波技术难以在保证目标信号完整性的同时有效抑制噪声[15]。

另一方面，自适应降噪技术通过实时调整滤波器参数，以最小化信号误差，能够在一定程度上追踪非平稳噪声的变化。然而，Widrow 和 Stearns（1985）指出，尽管自适应滤波在某些场景中能取得较好效果，但对于低频、突发性变化较大的桥梁噪声，其响应速度和降噪精度仍存在明显不足[23]。此外，信号分解方法在对复杂非线性噪声进行处理时，容易出现模态混叠和重构误差，这也制约了其在桥梁水下噪声降噪中的应用。

近年来，随着深度学习技术的迅猛发展，数据驱动方法为桥梁水下噪声降噪和声学控制技术带来了新的突破。基于深度神经网络的降噪方法能够自动学习噪声与信号之间复杂的非线性映射关系，从而在一定程度上克服传统方法在处理低频非平稳噪声时的不足。Wang 等（2019）针对跨河隧道的水下噪声研究中，通过构建端到端的深度学习模型，将现场测量数据与数值模拟数据相结合，实现了对低频噪声的有效预测与抑制，该方法在捕捉噪声时频动态特性方面展现了较大优势[17]。虽然该研究主要针对隧道噪声，但其思路和方法为桥梁水下噪声控制提供了有益的借鉴。

在实际工程应用中，打桩噪声对海洋生态和水下系统构成较大威胁，因此如何有效控制和降噪成为研究热点。传统的降噪方法主要依赖于时频滤波、信号分解以及自适应降噪技术，但这些方法在面对打桩冲击这种瞬态、高强度低频信号时往往效果有限。Tsouvalas（2020）[20]在其综述中指出，传统滤波方法对于低频、非平稳噪声的抑制存在明显局限，需要引入更为先进的信号处理技术。

近年来，随着深度学习技术的发展，基于深度神经网络的降噪方法逐渐应用于打桩噪声控制领域。Wilkes等（2016）[21]利用神经网络结合物理建模，实现了对打桩产生噪声的实时预测与降噪处理，证明了深度学习方法在捕捉非平稳噪声特性方面具有明显优势。该方法通过构建端到端的神经网络，将现场测量数据与数值模拟数据相结合，自动学习噪声与信号之间的映射关系，从而在数据稀缺的条件下实现有效降噪。

此外，Lippert和von Estorff（2014）[22]提出了一种混合模型，将传统的物理降噪方法与数据驱动的深度学习相结合，对离岸风电场打桩噪声进行了有效预测。该方法既利用了物理模型对噪声传播机理的解释能力，又通过深度神经网络捕捉实际现场中噪声的复杂非线性特征，实现了降噪效果的进一步提升。

1.3 论文主要内容

论文以水声传感网为研究目标，针对水声传感网络负载不均、时延大、安全性要求高和动态拓扑结构等问题，将神经网络算法和分层策略结合，用于水声传感网路由协议设计，提出适用于动态变化的水声传感网路由协议，运用理论分析和计算机仿真验证相结合的研究方法，对所提方案进行全面深入的剖析与验证，技术路线图见图1.7。论文的具体研究工作如下：

第一章，介绍论文的选题背景及意义，包括水声通信、水声通信路由协议的国内外研究现状。

第二章，介绍水声信道的特性和水声传感网的特点，包括声速、传播损失和水下噪声情况、水声传感器节点、能耗模型和水声传感网的挑战。

第三章，利用反向传播神经网络(Back Propagation Neural Network，BP-NN)，结合动态分层策略和AUV，提出基于BP神经网络和AUV的水声传感网动态分层路由协议（ABPDLR）。在动态分层阶段，利用BP-NN的预测和分类能力，提供动态分层模型，规避了实时获取全局节点信息的困难；在数据转发阶段，结合海洋分层结构，提出三层转发函数模型，有效缓解“能量空洞”问题，同时解决“通信空区”问题，提高网络连通性、可靠性、容错性和网络整体寿命。结合实际海洋环境情况，考虑不同节点数量规模的水声传感器网，将该方案与静态分层路由算法和经典路由算法进行比较分析。

第四章，考虑水声传感网受到水下恶意攻击的情况，利用图神经网络（Graph Neural Network，GNN）对非欧式结构较强的表达能力和异常检测能力，提出一种适用于水声传感网恶意攻击识别的水下分层安全路由方案，旨在准确识别水下恶意攻击和恶意节点，提高网络安全性的同时保证网络效率。在路由选择阶段，采用所提动态分层路由算法规划最优路径；在节点信任估计阶段，利用GNN算法，考虑水声通信质量、节点能耗率和网络拓扑结构，计算节点的信任值。

第五章，对全文进行总结，并指出下一步有待研究的工作。



**图1.7 总技术路线图**

第二章 人为水下声学信号特性分析

（待改）

2.1 海洋背景噪声的来源与特性

2.1.1 背景噪声的分类

海洋背景噪声广泛存在于各种水下探测和信号处理的应用场景中，其复杂的来源和多样化的特性给水下目标信号的识别与提取带来了巨大挑战。从噪声的产生机制来看，海洋背景噪声主要可分为自然背景噪声与人为背景噪声两大类[25]。

自然背景噪声是由海洋环境自身的物理现象和生物活动引起的。其中最常见的是风浪噪声，它源于风力作用于海洋表面所产生的波浪运动，并伴随大量气泡的形成与破裂。随着风速增加，这类噪声的能量显著提升，表现出连续而宽带的特征[26]。此外，海洋生物活动产生的生物噪声也是重要的自然噪声之一，鲸类、鱼类、海豚及甲壳类动物的发声活动在不同频段上表现活跃，这些声音不仅是生态系统内部交流的重要途径，也构成了复杂的海洋声学环境[27]。同时，自然背景噪声还包括由海洋湍流、水体流动以及海洋地质活动（如地震等）所引起的背景声学干扰，进一步增加了海洋噪声环境的复杂性[25]。

与自然背景噪声相对应，人为背景噪声则主要来自人类在海洋中的各种活动。这类噪声的典型代表包括船舶航行产生的噪声、海洋工程施工引起的噪声（如打桩、桥梁施工）、声纳探测以及其他工业作业产生的声信号。其中，船舶航行所产生的噪声最具代表性，其主要来源为船体机械振动、发动机工作以及螺旋桨空化现象。该类噪声具有明显的周期性和结构化特征，对海洋生态环境以及水下声学探测系统产生持续而深远的影响[28]。同时，海洋工程活动如桥梁施工、打桩等也逐渐成为海洋人为噪声的重要来源，这类工程施工通常产生幅值高且呈现明显脉冲性的信号，对近海区域的水下环境形成强烈的局部性干扰[29]。

从整体来看，自然噪声与人为噪声的区别主要体现在其产生的机制、空间分布特性及随环境因素变化的规律性上。自然噪声普遍表现为广泛而均匀的空间分布，并且受气象条件、水文特征、季节变化等环境因素的影响较大；而人为噪声则表现为局部性更强、与特定人类活动区域紧密相关的特征，通常具有更明确的结构性和时空规律性[30]。

准确的海洋背景噪声分类不仅为信号处理提供了理论支撑，也为相关噪声治理与生态保护研究奠定了基础。通过有效识别并区分各类噪声的频谱与时域特性，可以显著提高水下声学系统对目标信号的检测与提取能力[31]。例如，近年来的深度学习模型已被广泛应用于区分不同来源的背景噪声，包括生物声、船舶声及工程噪声等，证明了通过频谱特征识别背景噪声的可行性与有效性[32]。因此，系统地理解和区分不同类别的海洋背景噪声，对于改进自监督降噪算法与提升水下信号处理的整体性能具有重要的理论和实践意义。

2.1.2 海洋背景噪声的频谱特性分析

海洋背景噪声具有显著的频谱差异特性，不同频段内的噪声来源存在明显差异，深入理解这些频谱特性对于水下声信号传播规律的掌握以及降噪策略的有效设计具有重要意义。通常根据频率的不同，海洋背景噪声可划分为低频（<100 Hz）、中频（100 Hz至1 kHz）和高频（>1 kHz）三个典型频段，各频段内噪声来源的主导因素有所不同。

低频背景噪声主要由远距离传播的船舶噪声和海洋水体运动引起，其中螺旋桨空化现象被广泛认为是低频背景噪声的主要来源，典型的噪声主频约为50 Hz[33]。这一频段的噪声具有传播距离远、能量衰减缓慢的特点，因此在远离人类活动区域的海洋环境中依然能够检测到明显的船舶活动噪声。Yang等（2024）通过对Zengmu盆地的长期实测数据分析发现，在低于200 Hz的频率范围内，船舶噪声始终占据主导地位，而风浪噪声在此频段内的能量则明显较低[34]。

中频背景噪声（100 Hz至1 kHz）以风浪噪声和部分近距离的人为活动噪声为主。在浅海区域，风力作用于海面形成的波浪和气泡运动，所产生的噪声逐渐在中频频段上占据主导地位。研究表明，随着频率的提高，船舶噪声的主导性逐渐降低，而风浪噪声开始占据更重要的位置，特别是在超过400 Hz之后，风浪噪声几乎成为这一频段噪声能量的主要贡献源[34]。此外，在近岸工程施工区域，如桥梁施工、打桩活动引发的脉冲式工程噪声，也常集中分布在中频频段。这类人为噪声在时间上具有明显的脉冲特征，能量密度高且频谱范围较宽，尤其在工程活动集中的区域，中频噪声的强度和干扰性明显增强。

高频背景噪声（>1 kHz）则主要来源于降雨、生物活动和水体湍流，其中降雨噪声在高频段表现出明显的频谱集中性和瞬态波动性。Meng等（2017）在浅海环境中对10至35 kHz的高频背景噪声进行了长时间观测，结果显示环境状态显著影响了高频噪声的波动特征，且环境因素变化（如降雨强度、风速变化等）会引起该频段噪声的快速波动[35]。类似的研究还发现，在具有不同植被覆盖的浅水环境中，如南葡萄牙的Ria Formosa泻湖区域，不同种类海草覆盖区域的背景噪声频谱特性表现出明显的一致性，尽管植物种类各异，但整体高频噪声的频率变化趋势却相对稳定，这提示高频背景噪声在不同浅水生态系统中的普适性特征[36]。

在深海区域，Iqbal等（2019）采用Monte Carlo方法对印度洋深海区域的背景噪声频谱特性进行了研究，结果发现深海区域的宽带噪声频谱更接近于高斯分布，而窄带背景噪声则表现出明显的非对称性，这表明窄带噪声频谱需要更复杂的统计分布模型进行描述[37]。针对高背景噪声场的建模问题，Zhang等（2018）提出了基于随机信号生成与声传播理论的噪声场建模方法，可有效模拟大范围海洋区域的复杂干扰噪声场[38]。

2.2 人为水下声信号评估参数

人为水下声信号的声学特性通常由多个声学参数进行量化描述，包括声压级（Sound Pressure Level, ）、声压谱级（Sound Pressure Spectrum Level）、峰值声压级（Peak Sound Pressure Level,）、均方根声压级（Root Mean Square Sound Pressure Level）以及声暴露级（Sound Exposure Level, SEL）等。其中，人为水下声信号通常表现为高源强的宽频脉冲信号，目前适用于描述的参数分别为峰值声压级、均方根声压级和声暴露级[40]。

2.2.1 声压及其度量参数

声波是由于介质振动产生的，当声波在介质中传播时，会引起介质内部的压力变化，这种压力变化被定义为 声压（Pressure, ）。声压是描述声信号强弱的重要物理量，随时间变化，通常以帕斯卡（Pa）或微帕（μPa）为单位。在海洋环境中，例如海洋冲击打桩这类人为水下声信号的测量通常采用水中声压的幅值表示。其中，声压幅值的最大绝对值称为峰值声压（），该值反映声压波动的极大程度，数值通常较大，可达到数个数量级。

为了便于量化和比较声信号的强度，常采用 进行表征。声压级通过对数标准化方式表示声压大小，其单位为分贝（dB），定义如下：

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (2-1) |

其中， 为参考声压值，在水中通常取 1 μPa，在空气中则取 20 μPa。将峰值声压 入该公式，即可得到 峰值声压级（Peak Sound Pressure Level, ），用于描述声信号的瞬时最大声压。

2.2.2 均方根声压级

均方根声压级（Root-mean-square Sound Pressure Level, ）用于表征声信号的均方根声压（Root-mean-square Sound Pressure, RMS），即声压随时间变化的均方根值的对数表达形式。其单位为dB，数学定义如下：

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (2-2) |

其中， 为均方根声压，定义如下：

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (2-3) |

其中， 和 分别表示所取波形的起始和终止时间点，单位为秒（s）， 为参考声压值，通常取 1 μPa（水中）。均方根声压级 的单位为 dB。

在脉冲声信号分析中，均方根声压级有时也被称为有效值声压级（Effective Sound Pressure Level），但其计算方式可能因声源类型的不同而有所区别。对于脉冲噪声和脉冲噪声类信号，计算 有效值声压级 时通常会考虑信号能量的主要贡献部分，而排除两端能量较低的部分。例如，常见的计算方法是取 信号总能量的 90% 进行计算，即剔除波形两端能量较小的前5 % 与后5 % 部分。这一方法能够更准确地反映信号的有效声压水平，从而提高数据分析的稳定性和可比性[41]。

在人为水下声信号监测与分析中，均方根声压级是衡量声信号能量分布 及其时均强度的重要指标，能够为噪声影响评估、环境监测以及工程应用提供关键参数。

2.2.3 等效连续声级、声暴露级和累计声暴露级

在水下声信号监测中，等效连续声级（Equivalent Continuous Sound Level, ）用于表征较长时间内水下声信号的等效声能量水平。其数学表达式如下：

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (2-4) |

其中， 和 分别表示所选取时间间隔的起始与终止时刻，单位为秒， 为声压， 为参考声压（水下环境通常取1 μPa）。等效连续声级的单位为dB re 1 μPa²s，其物理含义是在时间间隔 内，，用单一等效连续声级表示该段时间内的实际声压水平。当测量未采用频率计权时，该参数也可称为等效连续声压级（Equivalent Continuous Sound Pressure Level），能够反映声信号在时间维度上的声能积累情况。

与等效连续声级类似，声暴露级（Sound Exposure Level, ）是用于衡量单一或离散的水下声事件的声能量积累，其数学定义如下：

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (2-5) |

其中， 为参考时间（通常取1秒）， 和 为声暴露事件的起始和终止时刻， 为声压信号， 为参考声压（水下环境通常取1 μPa）。单位同样为dB re 1 μPa²s。

等效连续声级和声暴露级均用于描述水下声信号的能量随时间的积累特性，但二者的适用场景有所不同。等效连续声级适用于持续性声信号，能够表征较长时间内的声能量水平；而声暴露级主要用于瞬态或间歇性脉冲声信号，如海上冲击打桩等人为水下声源的评估。对于脉冲信号，常采用90% 能量持续时间法进行计算，即仅考虑波形中累积 90% 能量的有效时间段（），以更准确地反映声能的真实积累情况。

此外，对于周期性或重复性脉冲声信号（如连续打桩、舰船推进器辐射噪声等），可使用累积声暴露级（Cumulative Sound Exposure Level, ） 进行表征，其计算公式为：

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (2-6) |

其中，为声事件的重复次数。该参数用于估算长时间暴露在脉冲声信号环境下的累积声能量，对于水下工程声学分析、声信号传播研究以及声环境评估具有重要意义。

2.3 常见人为水下声信号类型概述

2.3.1 桥梁噪声特性

桥梁在运营过程中，主要噪声源包括车辆行驶引起的结构振动和机械噪声。车辆通过桥面时，轮胎与路面的接触、发动机运转以及车辆自身的振动都会引发桥梁结构的振动。这些振动通过桥梁的支撑结构传递至水中，形成水下噪声。此外，如图2-4桥梁上的机械设备，如伸缩缝、支座等在运行过程中也可能产生机械噪声，这些噪声同样会通过结构传导至水体中[42]。



**图2-4厦门某海域桥梁观测图**

桥梁运营期间产生的水下噪声频谱特性与噪声源的类型和桥梁结构密切相关。车辆引起的振动通常包含低频成分，主要集中在20 Hz至200 Hz之间，这是由于车辆重量和桥梁结构的固有频率所致[42]。机械设备运行产生的噪声则可能包含中高频成分，频率范围在200 Hz以上。总体而言，桥梁运营期间的水下噪声频谱呈现出低频为主、高频衰减的特点，具体可分为时间与空间两个方面的特性。

桥梁水下噪声的时间变化主要受交通流量和车辆类型的影响。在高峰时段，车辆密度增加，桥梁结构承受的动态载荷增大，导致水下噪声水平升高。相反，在夜间或交通低谷期，噪声水平相对降低。此外，重型车辆如卡车、大巴等通过桥梁时，产生的振动幅度更大，导致瞬时噪声水平的显著提升[43]。因此，桥梁水下噪声具有明显的时间波动性，与交通状况密切相关。

桥梁运营期间的水下噪声在空间上的分布受多种因素影响，包括桥梁结构形式、水深、底质类型以及水流速度等。一般而言，噪声源强度在桥梁下方和附近水域最高，随着距离的增加，噪声强度逐渐衰减。水下噪声的传播还受到水体声速剖面和海床反射特性的影响，可能出现声影区或声聚焦区，导致噪声分布的不均匀性[44]。此外，水流的存在可能改变噪声的传播路径，使得下游方向的噪声水平高于上游方向。

桥梁在运营期间产生的水下噪声是多种因素共同作用的结果。车辆引起的结构振动和机械设备运行是主要的噪声源，其频谱特性以低频为主，时间变化与交通流量密切相关，空间分布则受到环境条件的影响。深入研究这些特性，有助于制定有效的噪声控制措施，减轻桥梁运营对水生生态环境的影响。

2.3.2 船舶噪声特性

在船舶运营过程中，发动机、螺旋桨和船体结构振动是产生水下噪声的主要来源。这些噪声的产生机制、频率范围、能量分布和持续性特征各具特点，对海洋环境及生态系统产生了深远影响。

首先，船舶发动机噪声主要源于燃烧过程、机械运动以及随之而来的机械振动。船舶发动机在运行过程中，由于燃料燃烧和机械传动部件（如曲轴、齿轮和轴承）的高速运转，会产生低频至中频范围内的连续性振动和噪声。这些振动通过船体结构传递至水中，形成具有较强能量的低频噪声，其频率范围通常集中在10 Hz至1 kHz之间[45]。此外，发动机的功率大小与噪声的强度呈正相关，功率越大，辐射至水下的噪声能量也越强[46]。

螺旋桨噪声则是船舶水下噪声的另一主要来源，其核心机制是螺旋桨旋转过程中产生的空化现象。空化是指螺旋桨快速旋转时，在叶片背面形成局部低压区域，从而导致水体发生相变形成气泡，这些气泡在破裂时会释放出大量的声能，形成高强度的瞬时噪声[47]。螺旋桨噪声的频率范围通常较广，从数十赫兹延伸到数千赫兹，甚至在部分特定条件下可达到数十千赫兹[48]。螺旋桨空化噪声的能量分布主要集中在中高频范围，尤其在100 Hz至10 kHz区间具有显著的能量峰值[49]。螺旋桨噪声不仅具有较高的瞬时声压级，而且呈现出较强的方向性，尤其在船舶行进方向和尾部区域表现得尤为明显[50]。

船舶结构振动产生的噪声则主要源自于船体与水流之间的相互作用以及内部机械振动的传导。在船舶航行过程中，水流冲击船体表面会形成湍流，导致船体局部发生高频振动。此外，来自发动机和螺旋桨的机械振动也会通过结构传导至船体表面，再经由水体辐射至外界[51]。这种噪声通常分布在中高频范围内，频率从500 Hz延伸至数十千赫兹，并且在能量分布上表现为高频能量相对较强，具有显著的局部化特征[52]。

从时间特性来看，船舶发动机噪声表现为持续性强、周期性明显的背景噪声，这主要是由于发动机在整个航行过程中持续运作，且其运转频率与船速保持稳定一致[45]。相比之下，螺旋桨噪声则呈现出间歇性和随机性特征，尤其是空化现象的发生具有一定的随机性，导致噪声的时间变化较为复杂[47]。船舶结构振动产生的噪声在时间上则更多表现为随环境条件变化而产生的非稳定噪声，受到船速、海况和水流速度等因素的影响较大[51]。

综合而言，船舶水下噪声的频率范围覆盖了低频至高频多个区间，不同噪声源之间的能量分布特征存在显著差异。发动机噪声主要集中在低频区，具有较强的持续性和广泛的空间传播能力；螺旋桨噪声则以中高频为主，能量较为集中，且具有较强的方向性；而结构振动产生的噪声则主要分布在中高频段，具有较高的局部化特征和非稳定性[50]。这些特性使得船舶噪声对水下环境的影响极为复杂，不仅会导致海洋生物的行为改变，还可能干扰水下声学设备的正常工作[46]。

2.3.3 打桩噪声特性

如图2-5，在水下打桩施工过程中，冲击噪声是最显著的人为水下噪声来源之一，其主要由打桩设备施加在桩基上的高强度瞬时冲击力所引发。这一冲击力通过桩体向下传导，并激发了周围水体中的声波辐射，形成了具有高能量、宽频带的水下声场[53]。打桩噪声的瞬时特性表现为极高的声压级和快速的上升时间，每次打击会在极短的时间内释放出巨大的声能。这类噪声的声压级通常可达200 dB re 1 μPa以上，特别是在打桩初期，声压峰值显著高于后续打击的声强[56]。



**图2-5厦门某海域打桩现场施工观测图**

打桩过程中产生的水下噪声在时频特征上表现出高度的复杂性，通常包含宽频带和高强度的瞬时脉冲特征。打桩产生的每次冲击信号会在水下形成具有特定频率成分的脉冲噪声，这些频率成分主要集中在低频至中频范围内，通常覆盖从数十赫兹到几千赫兹的频率区间[55]。其中，低频段的能量分布最为显著，主要集中在100 Hz至1 kHz之间，这与打桩设备的能量传递特性和水体对声能的吸收规律密切相关[57]。在高频区间，尽管声能衰减较快，但仍然会形成一定的能量峰值，特别是在打桩材料和海底地质结构对声波的散射作用下，高频噪声信号可能在局部区域得到增强[58]。

从时间域的角度来看，打桩噪声具有明显的非平稳性和脉冲性特征，每次打击会产生一个持续时间较短但能量极高的声脉冲。这些脉冲信号具有快速上升的前缘和较长的尾部衰减特性，形成所谓的“尖峰-尾随”时域特征[60]。打桩频率和节奏的不同也会影响噪声在时间上的分布特性，例如在高频率打桩作业中，声波脉冲会出现重叠现象，导致局部区域的背景噪声水平显著升高[59]。

在传播特性方面，打桩噪声的传播路径和能量衰减受到多种环境因素的影响，包括水深、海底地质结构、水体声速剖面以及水流的存在等。研究表明，打桩噪声在传播过程中表现出明显的方向性特征，其能量主要沿桩体轴向向外扩散，形成以打桩点为中心的同心圆形传播模式[54]。在浅水区，由于海底反射和水体多径传播效应的存在，打桩噪声会形成复杂的干涉现象，导致特定区域内的噪声强度增强或削弱[55]。此外，声波在不同传播距离上的衰减速率也存在显著差异，通常在近场区域（距离打桩点数百米以内），声压级随距离增加呈现快速衰减趋势，而在远场区域（数千米之外），由于多次反射和散射作用，噪声衰减速度趋于平缓[53]。

打桩噪声对水生生态系统的影响也不容忽视，尤其是在频率范围与海洋生物感知频带重叠的情况下，打桩噪声会干扰海洋生物的行为模式、通讯系统甚至导致生理损伤[56]。例如，研究表明，印太驼背豚会在打桩作业期间远离施工区域，表现出明显的回避行为[57]。因此，在进行打桩作业时，必须充分评估噪声传播对周围环境和生态系统的潜在影响，并采取相应的缓解措施[59]。

综上所述，打桩过程中产生的冲击噪声具有瞬时强度高、频率覆盖广、时域特性明显的特点。在传播过程中，打桩噪声会受到水体环境因素的多重影响，形成复杂的传播模式。深入研究打桩噪声的时频特性和空间传播规律，对于制定有效的噪声控制策略、保护水生生态环境具有重要的理论和实践意义。

2.3.4 各噪声类型的比较与对比

桥梁、船舶和打桩作业作为三种主要的人为水下噪声源，其在频谱特性、时域表现以及空间分布上展现出各自独特的特征，同时也存在一些共性。深入对比这些噪声特性有助于理解不同噪声源对水下声环境的影响机制，从而为制定有效的降噪策略提供理论依据。

从频谱特性来看，三种噪声源都表现出低频段的显著能量分布，但具体频率范围存在差异。桥梁噪声主要由车辆行驶引发的结构振动和机械设备运行产生，低频成分尤为突出，频率范围多集中在20 Hz至200 Hz之间[42]。这种低频噪声具有较强的穿透能力，能够在水中传播较远距离。相较之下，船舶噪声则表现出更宽的频率分布，涵盖了从10 Hz至数千赫兹的范围，其中低频至中频成分主要来自发动机振动和机械噪声，而高频部分则主要由螺旋桨空化产生[45][47]。打桩噪声的频谱特性则具有更为显著的宽带特征，频率范围从数十赫兹延伸至几千赫兹，且在低频和中频段具有明显的能量峰值[53][55]。尽管三者都以低频能量为主，但打桩噪声在高频部分也能保持较高的声压级，这主要归因于冲击过程中的高能量释放和多次反射导致的频率扩展效应[56]。

在时域特性上，三种噪声表现出显著差异。桥梁噪声具有较强的持续性和周期性特征，这主要源于桥梁上连续的车辆流动以及机械设备的稳定运行[43]。这种噪声在时间上表现为连续、稳定的背景噪声。船舶噪声则表现出相对复杂的时间变化特性，尤其是螺旋桨空化噪声在特定航速和负载条件下会产生随机且间歇性的高强度脉冲噪声[48][50]。相比之下，打桩噪声则具有明显的非平稳性和脉冲性，其在时域上表现为短时高强度的冲击信号，每次打击会产生一个高能量的瞬时声脉冲，并伴随有长时间的尾随衰减[57][60]。这种特性使得打桩噪声在时域上的波动性最为明显，且随着打桩频率的变化可能会出现脉冲重叠，从而导致噪声水平在局部区域内显著升高[59]。

空间分布特性方面，桥梁、船舶和打桩噪声的传播模式也存在显著差异。桥梁噪声由于其声源相对固定，噪声在桥梁下方和周边水域的分布呈现出较为规则的衰减模式，且随着距离的增加，声强逐渐降低[44]。船舶噪声则表现出更为复杂的空间分布特征，尤其是螺旋桨产生的噪声具有较强的方向性，主要沿船舶尾部方向传播，且受到水流速度和船速的影响较大[50][51]。打桩噪声则以打桩点为中心向四周呈同心圆形扩散，在浅水区域，由于海底反射和多径效应的影响，噪声传播模式会形成复杂的干涉和反射现象[53][54]。此外，浅水环境中的声道效应会导致打桩噪声在某些区域内聚焦，从而在远距离区域仍保持较高的声强[55]。

从对水下声环境的影响来看，三种噪声源由于其不同的特性，会对海洋生物产生各自独特的影响。桥梁噪声由于其持续性强和频率相对较低，可能会对鱼类的觅食和迁徙行为产生长期干扰。船舶噪声则因其广泛的频率分布和高强度的随机噪声成分，容易干扰海洋哺乳动物的通信和回声定位功能[46]。打桩噪声的高强度冲击特性则可能对近距离的海洋生物产生直接的生理伤害，甚至导致听觉损伤和行为逃避[56][57]。

在降噪难点方面，桥梁噪声的去除主要挑战在于其与环境背景噪声的频率重叠，且长期存在的稳定噪声信号会使传统滤波方法难以有效抑制[42]。船舶噪声的去除则需要应对其复杂的频率分布和方向性传播特征，特别是在螺旋桨空化噪声的随机性方面，自适应滤波和深度学习算法在此类噪声降噪中表现出较大潜力[45][47]。打桩噪声的瞬时高强度和宽带特性则是降噪过程中的最大难点，其非平稳性特征要求降噪算法具备实时性和高效性[59][60]。此外，打桩噪声的多径效应和远距离传播特性也使得基于传统滤波的方法难以有效处理其在空间上的复杂分布。

综上所述，桥梁、船舶和打桩噪声在频谱特性、时域表现和空间分布上各具特点，但都以低频能量为主，对水下声环境的干扰机制具有一定的共性。深入分析这些特性不仅有助于理解噪声污染的成因，也为设计针对性的降噪方案提供了重要的理论依据和实践指导。

2.4 背景噪声与目标信号的分离难点

在复杂的海洋背景噪声环境中，水下目标脉冲信号（如打桩施工声、桥梁结构振动声）通常表现为高幅值、短持续时间的瞬态特征，这种特征使其在时域中容易被持续存在的背景噪声所掩盖，形成明显的时域混叠问题[40]。自然环境噪声，尤其是风浪作用所引起的噪声，因其表现出较强的连续性和随机波动特征，在时域上具有长期稳定的能量输出，特别是在高风速条件下，由海面气泡连续破裂释放的噪声能量将显著提升背景噪声基底的水平，从而极大降低了短暂而脉冲式的目标信号在时域上的识别度[35]。这种背景噪声与目标信号之间在时域上的相互交织严重限制了传统滤波技术的有效性，导致目标信号的特征难以突出和提取。

与此同时，目标信号与背景噪声在频域中的特征重叠问题进一步增加了信号分离的复杂性。打桩、桥梁施工等典型水下人为脉冲信号的频谱能量主要集中于中低频段（一般低于数千赫兹），而海洋背景噪声在该频段内同样具有较强的能量分布，尤其是船舶噪声与风浪噪声的频谱特性与目标信号之间存在明显交叉，形成了复杂的频谱混叠效应[34]。船舶航行产生的噪声以其持续稳定的低频特性为主，尤其是螺旋桨空化产生的噪声通常集中在50 Hz附近的低频区域，与目标脉冲信号在一定频率区间内严重重叠[33]。此外，风浪噪声虽然表现为宽频带连续的频谱特征，但其在中频（约200至1000 Hz）和高频区域（超过1 kHz）具有明显的能量增强现象，与桥梁施工和打桩等工程噪声频谱形成了显著的交织现象[35]。这种频谱交叠显著降低了目标信号的可辨识性，增加了传统频谱分析方法和滤波技术的实施难度。

传统的水下信号分析方法，如带通滤波、自适应滤波以及简单的时频分析技术，在处理上述复杂的时域和频域混叠问题时均存在明显的不足。这些方法往往依赖于目标信号在时间或频率维度上具有相对清晰且独立的特征，而当背景噪声与目标信号之间的特征重叠严重时，信号的提取和识别效果将显著降低[63]。为有效应对这一难题，近年来基于先进信号处理理论与深度学习的自适应分析方法开始逐步引入水下声信号分离领域，但仍然难以完全克服复杂频谱环境下的信号模糊与特征损失问题。并且这类方法在数据量与数据质量上存在较高要求，这在复杂的海洋环境中几乎难以获取。

2.5 本章小结

。

第三章 监测案例与人为水下声信号统计特性分析

3.1 监测方案介绍

3.1.1 监测数据采集系统

本研究的监测数据采集系统主要由水听器、数据采集卡及笔记本电脑等设备组成，用于高精度获取和分析人为水下声信号。系统的核心组件包括水听器用于声信号接收，数据采集卡用于信号转换，笔记本电脑用于处理相关数据。

本系统选用丹麦 Brüel & Kjær（B&K）公司生产的 8105 型水听器，内置球形压电陶瓷敏感元件，具有优良的全指向性。其频率响应范围为 0.1 Hz 至 160 kHz，涵盖了绝大多数水下人为声源的频段，且最大工作声压可达 263 dB（9.8×10⁶ Pa），各项技术参数均满足本次监测需求，具体规格详见表 3-1。

表3-1 B&K 8105型水听器主要参数

|  |  |
| --- | --- |
| 项目 | 参数 |
| 水听器型号 | 8105 |
| 标称电压灵敏度 | 56 μV/Pa |
| 电容 | 7250 pF |
| 频率响应 | 0.1 Hz - 160 kHz: +3.5/-10.0 dB |
| 垂直方向性 | 0° - 270° @ 80 kHz ±2.5 dB @ 100 kHz |
| 灵敏度随温度变化值 | 0 to -0.03 dB/°C |
| 灵敏度随静压力变化值 | 0 to -3×10⁻³ dB/Pa (0 to -0.03 dB/atm.) |
| 最大静水压力 | 9.8 MPa (1000 m 水深) |

为确保水下声信号的高精度采集与分析，本系统采用美国国家仪器（NI）公司生产的NI USB-4431 数据采集卡，该设备具备5 通道 USB 动态信号采集模块，分辨率达24 位，专为高精度声音与振动测量设计。其兼容集成及非集成电路压电式传感器，可准确捕捉水下声信号，并通过USB 接口实现实时数据传输与处理。

NI USB-4431 具多通道输入与同步采样功能，采样率范围为1 S/s 至 102.4 kS/s，动态范围达100 dB，确保高分辨率信号获取。同时，其模拟输出通道可与输入通道同步，更新速率达96 kS/s，动态范围为89 dB。该设备的高性能保障了例如海上冲击打桩等人为水下声信号监测的准确性与稳定性，为后续数据分析提供可靠支持。

3.1.2 船载式监测方案

为了准确获取人为水下声信号的传播特性，本研究采用船载式多层水听器监测方案。如图3-1，该方案主要依托调查船作为监测平台，在水体中垂直布设多层水听器，并通过高精度数据采集系统记录水下声信号。

|  |
| --- |
| 图3-1 船载式水下声信号监测方案 |

在监测过程中，调查船搭载数据采集设备，并负责水听器的布放和回收。为了避免调查船自身噪声对监测数据的干扰，测量期间需关闭发动机并抛锚，以减少船舶动力系统产生的噪声，使监测环境尽可能接近无干扰状态，从而提高测量精度。水听器布设采用多层分布方式，即分别在不同水深处布设表层水听器、中层水听器和底层水听器，以同步获取不同深度的水下声信号。所有水听器均通过电缆连接至调查船上的数据采集系统，实现实时声信号传输。此外，为保证水听器在水中的垂直稳定性，在水听器阵列的底端挂设铅锤重物，以抵抗水流扰动，确保水听器始终保持稳定的姿态，避免因晃动导致数据失真，见图3-2。

|  |
| --- |
| **图3-2 调查船放置监测水听器** |

监测过程中，水听器阵列采集的水下声信号直接传输至调查船上的数据采集系统，并通过高精度数据采集卡进行数字化处理。采集记录水下声信号，以及其他海洋环境参数。随后，数据经过滤波、降噪及频谱分析，以提取声信号的时频特征。

3.2 桥梁水下声信号监测（待改）

3.2.1 监测环境

本研究选取集美大桥作为桥梁交通噪声的典型监测案例。集美大桥位于厦门海域，是厦门市连接厦门岛与集美半岛的桥梁。桥梁全长约8.4千米，其为多桥墩多跨结构（见图3-4），桥面设置有伸缩缝（跨径约55米）用于应对热胀冷缩。桥梁下方水域平均水深约5 m，水下环境开阔且背景噪声较低。监测工作于2022年10月26日进行，当日天气晴朗，海况1级，风速约2~3 m/s，东偏南风，具备良好的监测条件。



**图3-4集美大桥桥墩结构**

为全面捕捉桥梁噪声在空间上的分布特征，监测在桥下布设了A、B、C三个测点（见图3-5分别距主桥墩不同距离，其中测点A距离最近，测点C距离最远，测点B位于桥面伸缩缝正下方）。表3-2记录了各桥墩的地理坐标。



**图3-5 集美大桥桥墩及监测点A、B、C位置**

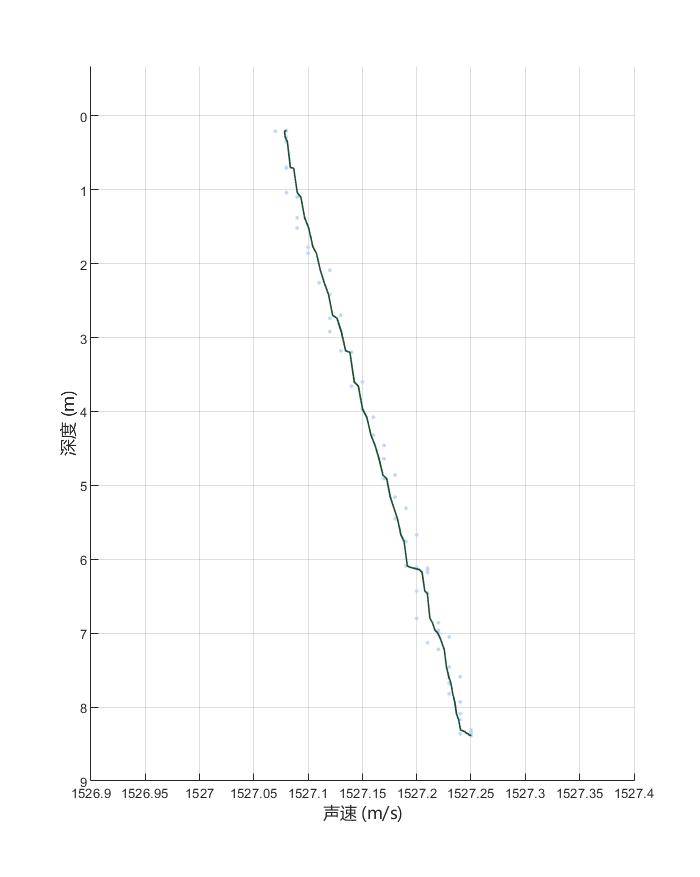
**表3-2 桥墩经纬度坐标**

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 桥墩编号 | 经度坐标 | 纬度坐标 |
| 桥墩1 | 24°34'02.35" N | 118°07'48.38" E |
| 桥墩2 | 24°34'02.74" N | 118°07'48.93" E |
| 桥墩3 | 24°34'03.10"N | 118°07'49.45" E |
| 桥墩4 | 24°34'01.03"N | 118°07'49.49"E |
| 桥墩5 | 24°34'01.44"N | 118°07'50.05" E |
| 桥墩6 | 24°34'01.81"N | 118°07'50.58" E |
| 桥墩7 | 24°34'03.75"N | 118°07'47.24" E |
| 桥墩8 | 24°34'04.13" N | 118°07'47.79" E |
| 桥墩9 | 24°34'04.49"N | 118° 07'48.31" E |

监测期间还同步测量了水文参数（如潮汐、水温和声速剖面）以及声速剖面（见图3-6），表3-3记录了各测点的地理坐标和环境信息，其中测点A距离最近的桥墩约15 m，测点B位于桥墩1、2、3所在伸缩缝的正下方约42 m处，测点C距桥梁约190 m。

**表3-3 监测点经纬度坐标及海洋环境信息**

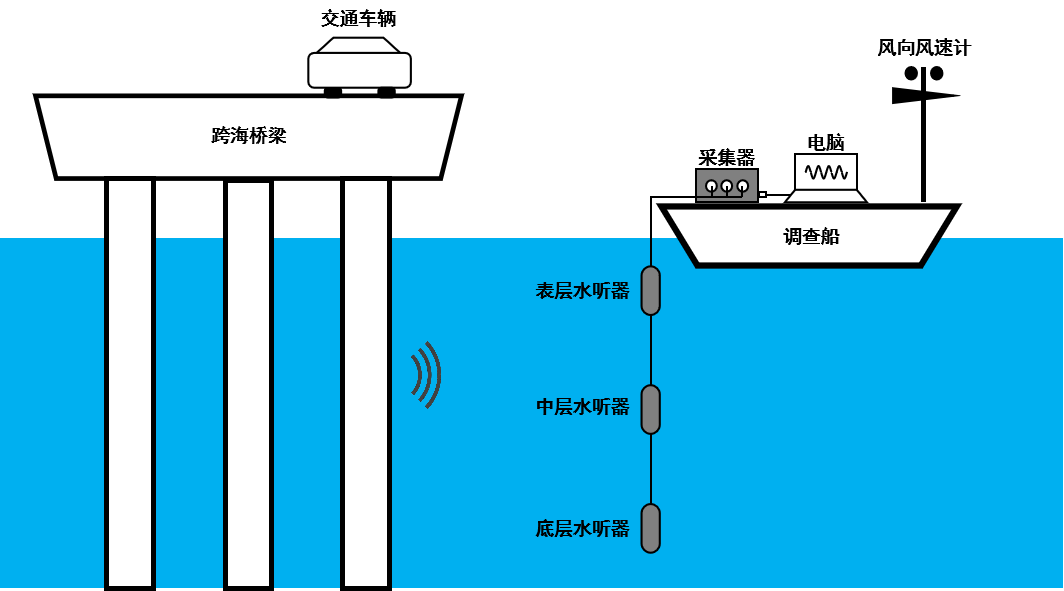
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 编号 | | 测量时间 | 经纬度 | 水深  (m) | 潮汐 | 海况 | 风速  (m/s) | 风向 |
| 2022年  10月26日 | A | 10:16 | 24°34'1.86"N  118°07'48.06" E | 5.4 | 涨潮 | 1级 | 2.0 | 东 |
| B | 09:57 | 24°34'1.50"N  118°07'46.98" E | 4.2 | 涨潮 | 1级 | 2.7 | 东南 |
| C | 10:37 | 24°33'58.20"N  118°07'43.08" E | 4.8 | 涨潮 | 1级 | 1.8 | 东南 |



**图3-6 集美大桥监测海域声速剖面**

3.2.2 监测布置

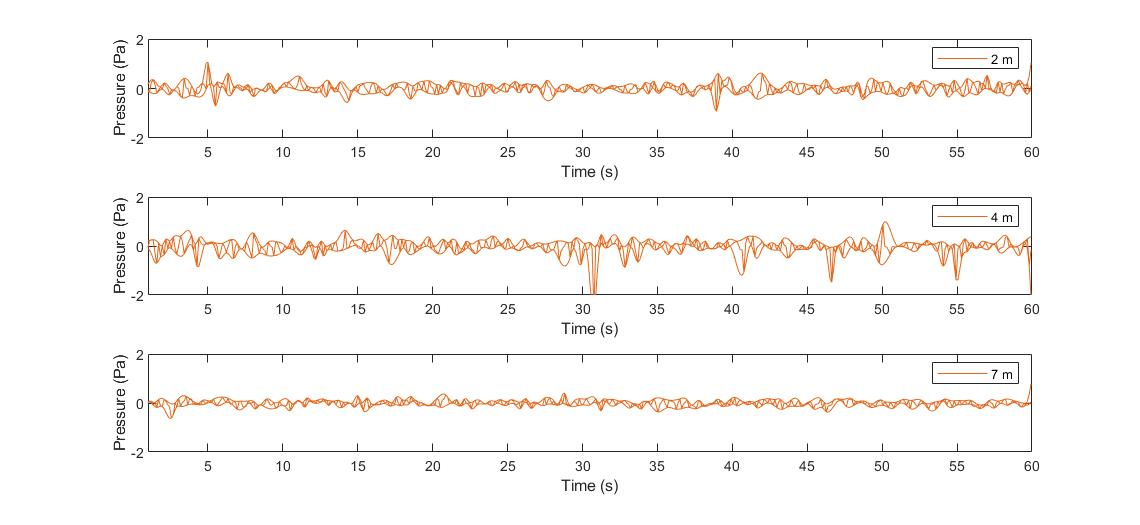
如图3-7，监测采用船载的方式进行水下声信号测量，各测点（见表3-3）均分为三个深度监测，在水下1 m、4 m和接近河床处（约7~8 m）的深度布放水听器进行同步采集。



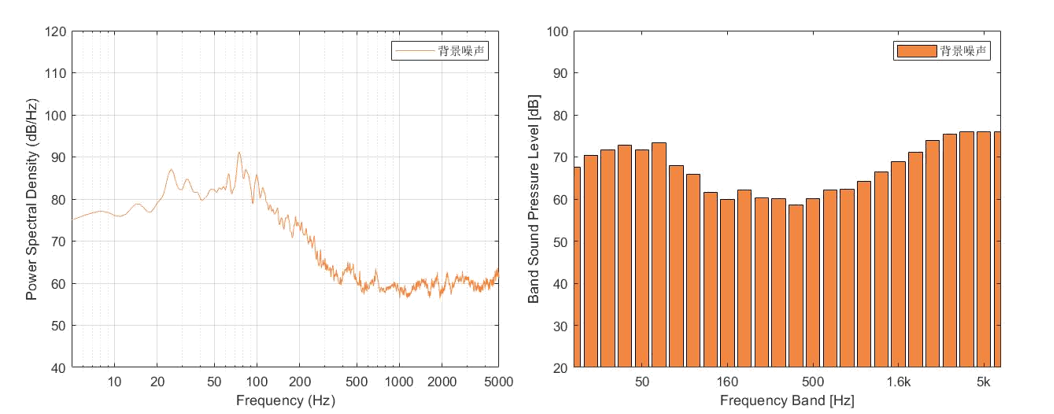
**图3-7 桥梁水下噪声监测示意图**

此外，在距离桥梁远处，将测量的数据作为该海域的背景环境噪声，以确保数据分析的准确性和对比性。具体监测位置经纬度为24°33'52.08" N、118°07'27.00" E，距离集美大桥约680 m、离岸最短距离约为784 m，测点水深7.2 m，涨潮，海况2级，东风，风速为3.0 m/s。监测时长为10 min且监测记录过程中没有其他船舶经过。

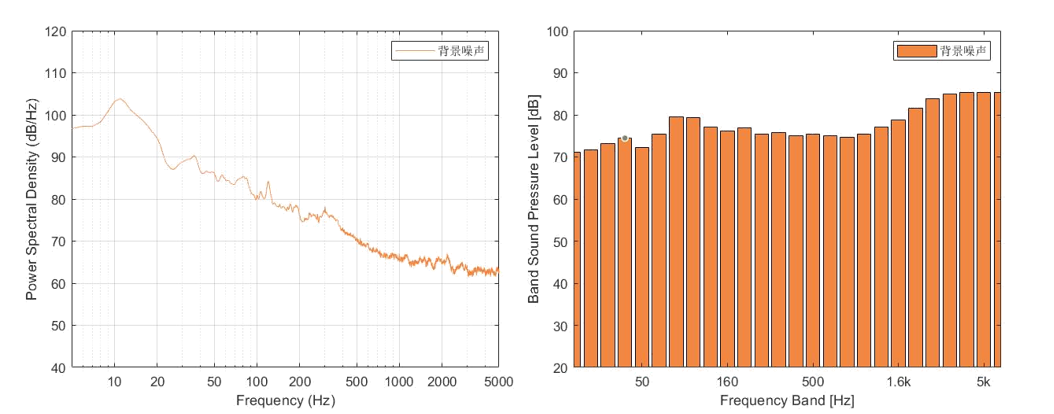
在水下海洋环境背景噪声的监测中，记录了水层深度分别为2 m、4 m和7 m的水下噪声。水下海洋环境背景噪声声压随时间的变化如图3-8所示，功率谱密度和三分之一倍频程频带声压级如图3-9至图3-11所示。



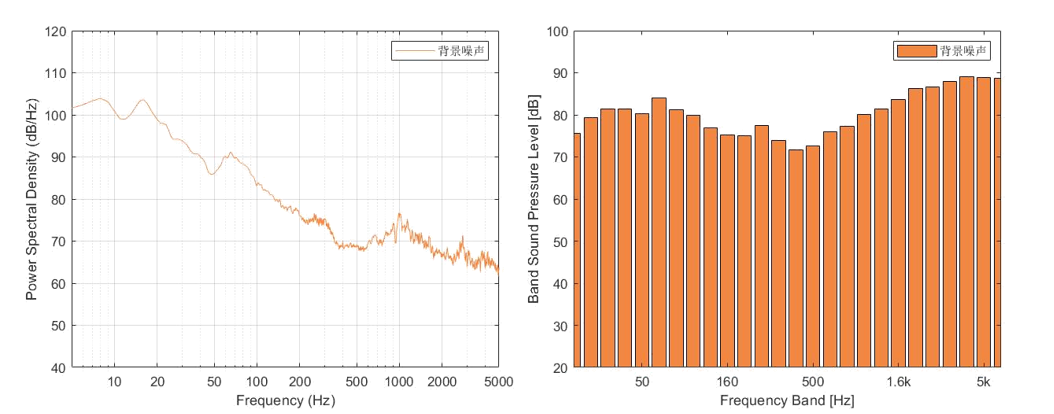
**图3-8 监测海域2 m、4 m、7 m深度下水下海洋环境背景噪声时域图**



**图3-9 监测海域2 m深度下水下海洋环境背景噪声功率谱密度图（左图）、频带声压级（右图）**



**图3-10 监测海域4 m深度下水下海洋环境背景噪声功率谱密度图（左图）、频带声压级（右图）**



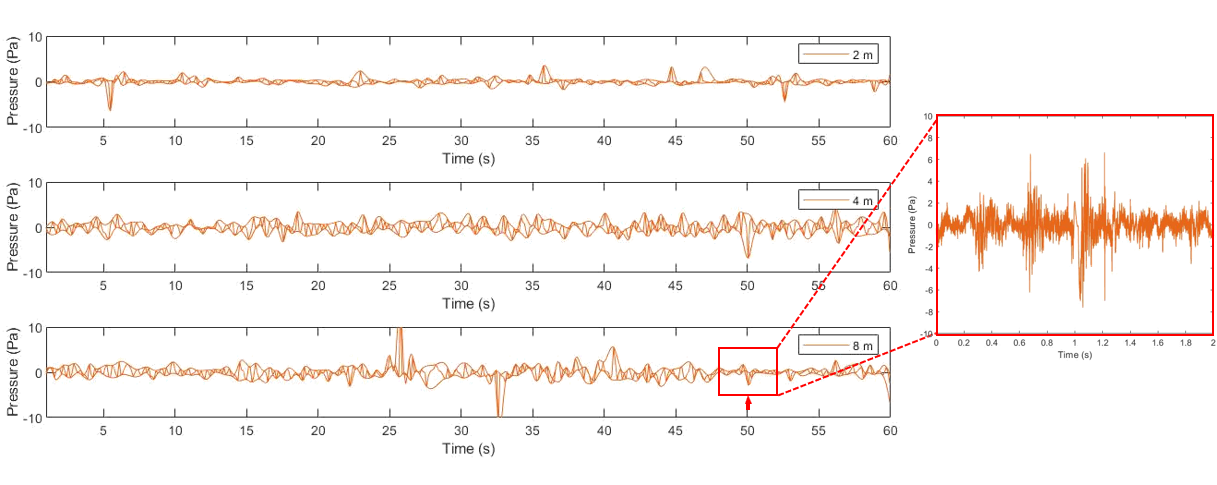
**图3-11 监测海域7 m深度下水下海洋环境背景噪声功率谱密度图（左图）、频带声压级（右图）**

在数据采集过程中，确保设备经过校准以获得绝对声压级值，所有信号均转换为以1 µPa为参考的声压级(dB)表示。为减少偶发干扰，对采集的数据进行了必要的预处理：首先应用带通滤波（例如10 Hz高通滤波去除直流和极低频漂移，20 kHz低通滤波去除超出目标频带的高频噪声）来抑制环境中无关的干扰信号。随后，将长时间序列按1分钟为单位分段分析，并对每段应用汉宁窗以减少频谱泄漏。在计算功率谱密度（Power Spectral Density, PSD）时，采用Welch方法对每段信号多次分段取平均，以获得平滑可靠的频谱估计。对于频带分析，基于得到的PSD积分计算了标准三分之一倍频程频带的声压级，以量化不同频带上的能量分布。与此同时，提取了时域信号的关键统计量，包括峰值声压、均方根声压(RMS)以及声暴露级(SEL)等。需要指出的是，在预处理过程中对明显异常的脉冲（例如水听器受到碰撞产生的尖峰噪声）进行了识别和标记，但由于此类干扰持续时间长、频带宽，完全滤除具有挑战。因此，在后续分析中将对此予以说明并在讨论中考虑其影响。整体的数据采集与处理流程确保了监测数据的真实性和可靠性，为后续特性分析奠定基础。

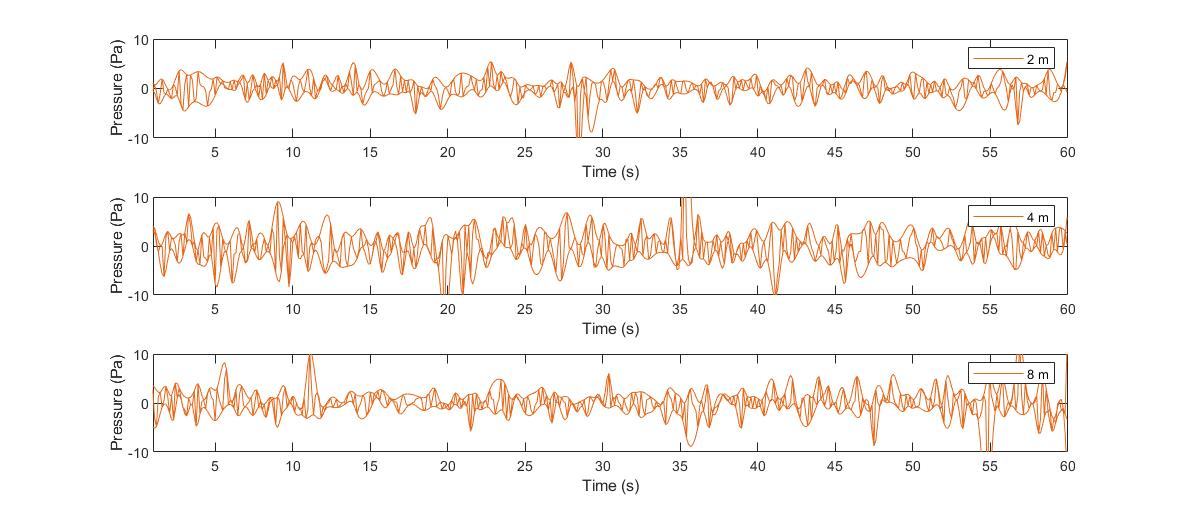
3.2.3 时域分析结果及讨论

桥梁交通产生的水下噪声在时域上表现出显著的非平稳特性。图3-12 ~ 图3-14展示了测点A、B、C在不同水深（2 m、4 m、8 m）处截取的1分钟时域波形。从中可以观察到，背景噪声水平相对稳定。特别需要注意的是，当车辆经过桥面伸缩缝时，水下声压会出现尤其明显的短时脉冲峰值。当车辆驶过伸缩缝时，会产生明显的撞击和振动。轮胎冲击伸缩缝垂直面的瞬态激励，以及桥面不连续引起的车轮跳动，都是桥梁机械结构振动的主要来源[61]。这类冲击噪声往往表现为强烈的脉冲声，特别是大型卡车通过时，引起桥墩与地基振动，向水下辐射噪声，其中桥墩振动产生的水下噪声对总声级的贡献更大[62]。

如图3-12，以测点A为例，在约50 s处捕捉到一次显著的脉冲，其持续时间约0.2 s，对应一辆重型卡车经过伸缩缝产生的冲击噪声。该事件中声压瞬时峰值达到约6.5 Pa（约136 dB re 1 µPa）。相比之下，小型车辆通过伸缩缝时的信号在时域波形中往往难以分辨，其峰值声压不足5.5 Pa（约134 dB）。



**图3-12 监测点A桥梁水下噪声在深度2 m、4 m和8 m下的时域图**



**图3-13 监测点B桥梁水下噪声在深度2 m、4 m和8 m下的时域图**



**图3-14 监测点C桥梁水下噪声在深度2 m、4 m和8 m下的时域图**

三个测点的时域信号统计指标存在明显差异，详见表3-4。通过对长时间信号的分析得出，测点B处于桥面主要伸缩缝正下方，承受频繁且强烈的车辆冲击噪声，其平均**峰值声压级**最高，达到约158.5 dB re 1 µPa；同时其**均方根声压级**（RMS）约为127.5 dB，显著高于其他测点。相对而言，距离桥梁较远的测点C尽管偶尔也能接收到车辆噪声冲击，但幅值有所衰减，其平均峰值声压级约157.7 dB，RMS约122.9 dB。测点A距离桥墩最近但并非正对伸缩缝，所受车辆冲击影响最小，平均峰值声压级约155.2 dB，RMS约120.4 dB。值得注意的是，不同水深处的噪声幅值也略有差异：测点A和B在4 m水深处的噪声幅值指标略高于浅层1 m和深层8 m处，而测点C则是在7 m深度处噪声最大。这可能与声波在浅表水层的辐射与多径传播有关——较浅或较深处由于距噪声源和水面/海床反射的路径不同，导致声压级存在差异。整体而言，桥梁交通噪声的时域特征表现为：背景噪声相对平稳，但叠加了不规则出现的高幅值脉冲；这些脉冲对应车辆（尤其是重载车辆）通过桥梁结构产生的瞬态冲击。噪声的动态范围较大，峰值与均方根值之差在7~8 dB以上（如测点B的峰值比RMS高约31 dB），表明信号中蕴含强烈的瞬态成分。上述时域分析结果为理解桥梁噪声的冲击性和不均匀性提供了直观依据。

**表3-4 各监测点不同深度下的三类声压级**

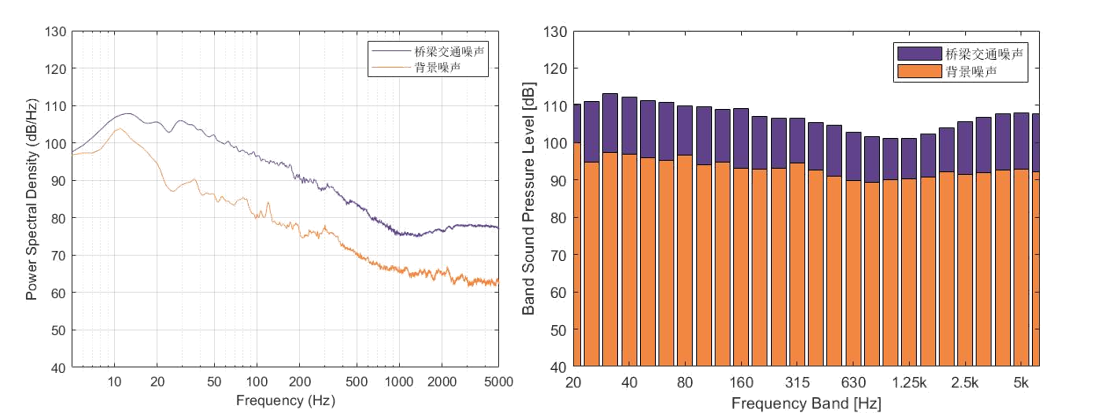
|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 测点 | 水深  (m) | 测点水深  (m) | 峰值声压级  (dB) | 均方根声压级  (dB) | 声暴露级  (dB) |
| A | 8.5 | 2 | 156.4 | 116.6 | 119.6 |
| 4 | 160.0 | **122.9** | 126.9 |
| 8 | 149.3 | 121.7 | **129.9** |
| B | 8.8 | 2 | 155.4 | 125.6 | 130.7 |
| 4 | 160.0 | **129.5** | **136.1** |
| 8 | 160.0 | 127.3 | 132.3 |
| C | 7.0 | 2 | 159.9 | 119.9 | 123.3 |
| 4 | 156.4 | 121.2 | 124.5 |
| 7 | 156.7 | **127.7** | **131.1** |

3.2.4 频域分析结果及能量分布

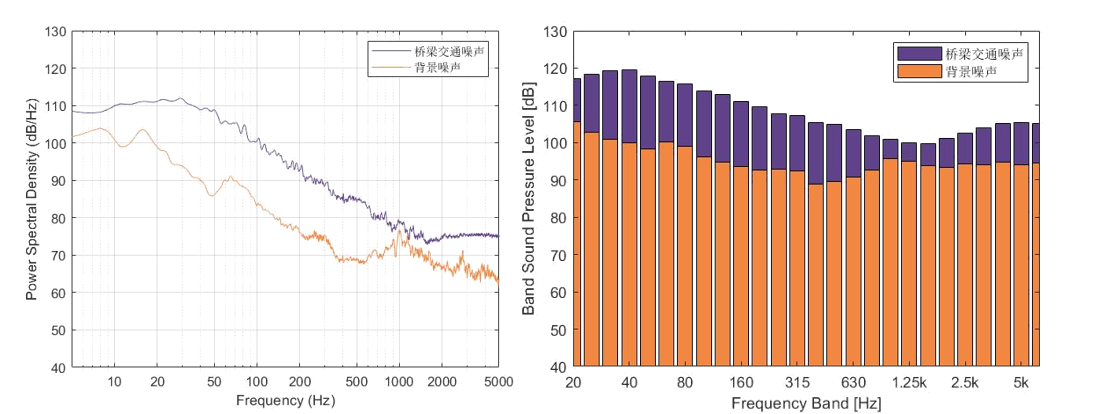
为了进一步揭示桥梁噪声的组成成分，本研究对各测点的水下噪声进行了频域分析。图3-15至图3-17给出了测点A在不同深度（2m、4m、8m）下桥梁噪声相对于环境背景噪声的功率谱密度(PSD)曲线及三分之一倍频程声压级。



**图3-15 监测点A水深2 m处，桥梁水下噪声功率谱密度（左图）和三分之一倍频程频带声压级（右图）**

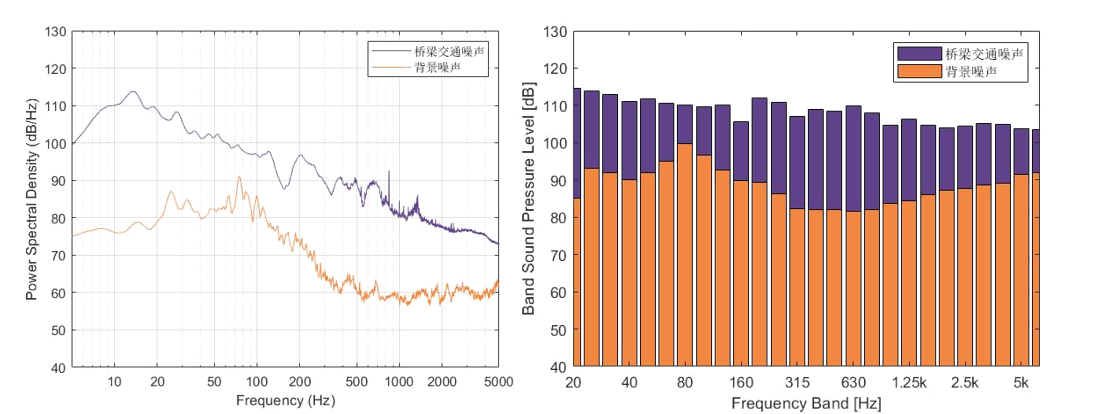


**图3-16 监测点A水深4 m处，桥梁水下噪声功率谱密度（左图）和三分之一倍频程频带声压级（右图）**

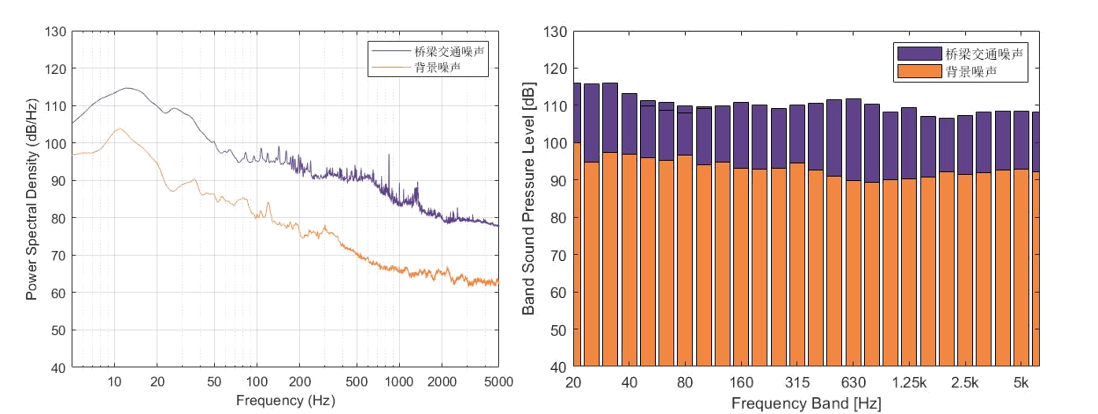


**图3-17 监测点A水深8 m处，桥梁水下噪声功率谱密度（左图）和三分之一倍频程频带声压级（右图）**

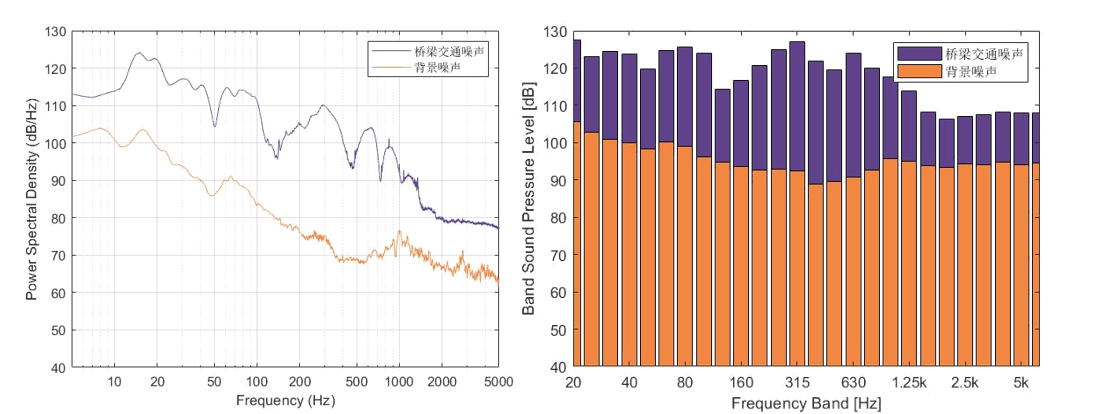
图3-18至图3-20给出了测点B在不同深度（2m、4m、8m）下桥梁噪声相对于环境背景噪声的功率谱密度(PSD)曲线及三分之一倍频程声压级。



**图3-18监测点B水深2 m处，桥梁水下噪声功率谱密度（左图）和三分之一倍频程频带声压级（右图）**

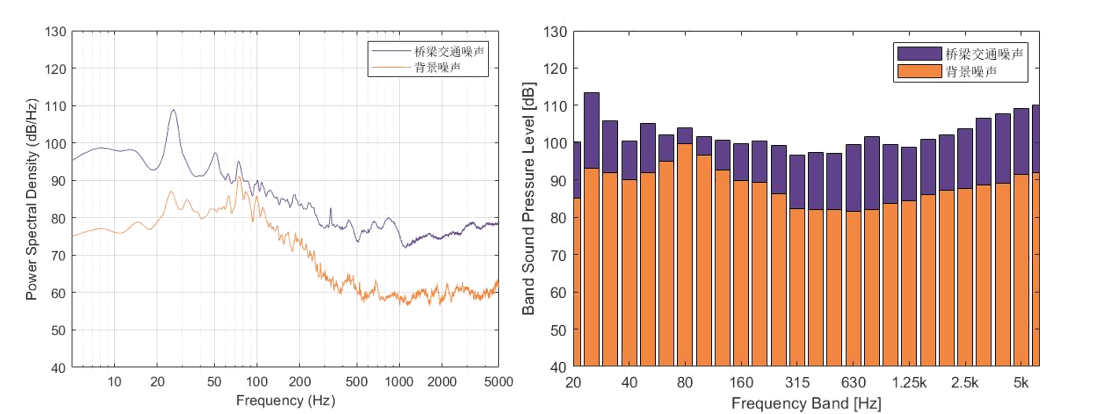


**图3-19 监测点B水深4 m处，桥梁水下噪声功率谱密度（左图）和三分之一倍频程频带声压级（右图）**

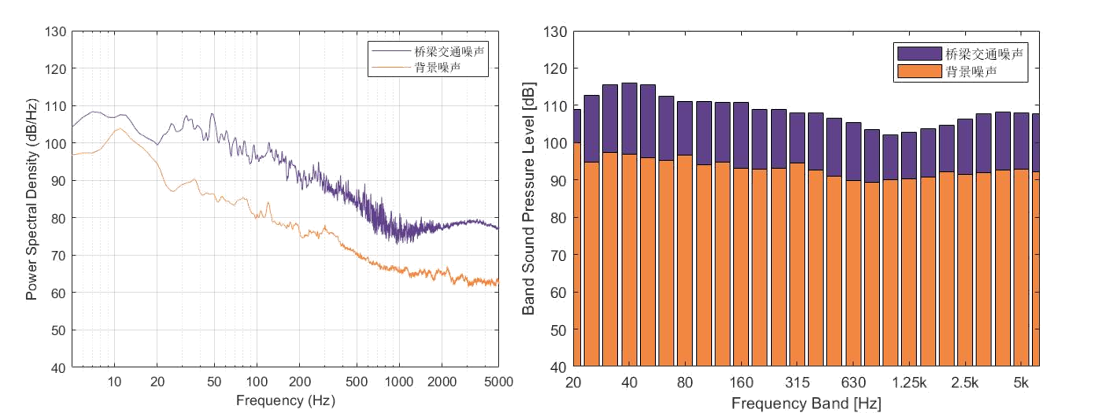


**图3-20 监测点B水深8 m处，桥梁水下噪声功率谱密度（左图）和三分之一倍频程频带声压级（右图）**

图3-21至图3-23给出了测点C在不同深度（2m、4m、8m）下桥梁噪声相对于环境背景噪声的功率谱密度(PSD)曲线及三分之一倍频程声压级。



**图3-21 监测点C水深2 m处，桥梁水下噪声功率谱密度（左图）和三分之一倍频程频带声压级（右图）**



**图3-22 监测点C水深4 m处，桥梁水下噪声功率谱密度（左图）和三分之一倍频程频带声压级（右图）**

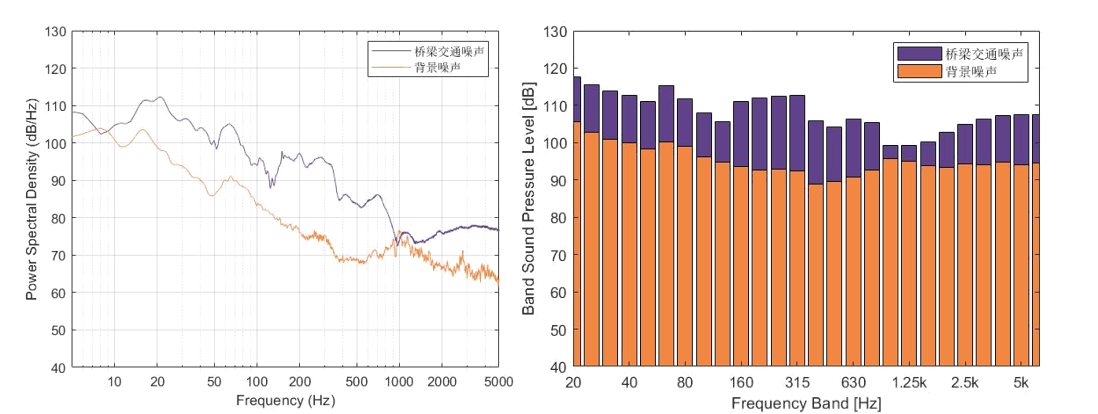
****

图3-23 监测点C水深8 m处，桥梁水下噪声功率谱密度（左图）和三分之一倍频程频带声压级（右图）

结果显示，桥梁交通引起的噪声能量主要集中在低频段（1 kHz以下）。在频率约10~30 Hz范围内，PSD曲线出现显著峰值，峰值声压级可达125 dB以上。随着频率升高，桥梁噪声的能量迅速衰减：频率高于100 Hz时，噪声的谱级降至110 dB以下；高于500 Hz时进一步降至95 dB以下；1 kHz以上频率成分普遍低于85 dB；而5 kHz以上频带已接近背景水平（低于80 dB）。这一频谱特征表明桥梁车辆噪声以低频为主导，推测其来源包括桥梁结构振动、车辆行驶以及伸缩缝冲击激发的低频声波等。这与一般海洋环境背景噪声（通常风浪噪声在较高频带占优）形成对比——监测数据中背景噪声在缺乏明显人为干扰时，高于1 kHz频段的能量非常低，主要噪声底噪来自于数十Hz至几百Hz的远距离船舶或环境噪声。相比之下，桥梁交通的加入显著抬升了低频段的噪声底线，使得背景噪声声压级在1 kHz以下出现明显增加。例如，在测点A处受桥梁噪声干扰，20–200 Hz频段内的三分之一倍频程声级相对背景提高了数十dB之多，显示出车辆噪声的显著贡献。

除了总体频谱形态外，不同测点和深度的频域特性也有所差异。近桥的测点B在2 m和4 m深度处，50 Hz以下超低频能量尤为突出，可能由于直接承受伸缩缝冲击，激发了桥梁结构的固有低频振动。测点C由于距离远，低频能量略经衰减，但其频谱形状仍保持与近距点相似的趋势，说明桥梁噪声的主要频率组成在空间上具有一致性，只是在幅度上随距离递减。这种低频为主、宽频展布到约1~2 kHz的谱特性，与其他常见人为噪声源相比有一定共性：例如打桩噪声在靠近源头时同样是从数Hz到几kHz的宽频脉冲声（随着传播距离增加，高频成分更易衰减，远距离处亦主要剩余低频成分。不过，相较于桥梁交通噪声连续且能量相对平稳（叠加少量脉冲）的频谱，打桩作业产生的冲击噪声在频域上呈现更明显的脉冲指纹：其频谱在低频段可能更尖锐突出，同时由于单次冲击的高强度，能量在各频段的分布会在每次敲击瞬间剧烈升高然后迅速衰减。这一点在后续章节将结合具体方法加以应对。总的来说，频域分析验证了桥梁噪声的低频主导特征和能量随频率递减的规律，这为降噪方案设计时针对性地处理低频噪声提供了依据。特别地，掌握噪声频谱与背景噪声的对比，有助于明确降噪的目标频带和难点所在。

3.3 噪声特性讨论与自监督降噪启示

通过上述对桥梁交通噪声时域和频域特性的分析，本研究提炼出若干关键统计特征：首先，时域上存在短时高幅度脉冲，使得信号峰值远高于平均水平（峰均比在几个测点均超过30 dB）；其次，频域上噪声高度集中于低频，1 kHz以下频带贡献了主要能量。这些特征在不同测点、不同水深虽有所差异，但总体趋势一致：桥梁噪声在空间传播中逐渐衰减，但仍保持低频占优和间歇脉冲的属性。例如，测点B因位置特殊显示出最高的脉冲强度和低频能量，这提示噪声源（车辆-结构作用点）的局部化效应明显；测点A和C的对比则体现了距离和环境对噪声的过滤作用。类似地，另一典型人为噪声源打桩噪声也具有突出的瞬态高能和低频特征，但其脉冲更强、更规则。在打桩作业中，每次冲击产生的峰值声压源级可高达230~240 dB re 1 µPa @1m（远超桥梁单次车辆冲击），使得即使在数百米开外接收到的噪声也可能超过160 dB；同时频谱呈宽频带分布（10 Hz至几kHz），这与桥梁噪声的低频连续谱在本质上类似，又在强度和重复模式上有所不同。

上述发现为自监督降噪方案的设计提供了重要启示和依据。首先，噪声的统计特性明确了降噪模型需重点关注的方面：针对低频连续噪声，模型应具备提取长时间尺度特征的能力，以识别并削弱持续的低频成分；针对瞬态脉冲噪声，模型需要有捕捉短时瞬态的机制，以检测并抑制尖锐的脉冲干扰。这暗示本研究在第四章模型构建时可以引入多尺度特征提取和注意力机制，分别针对不同时间频率尺度上的噪声模式进行处理，从而提高降噪的全面性和有效性。

此外，自监督学习策略的必要性也源于数据特性的考量：实际监测中难以获得“纯净无噪”的参考信号，但可以利用噪声本身的统计规律来构造伪“干净”目标。例如，基于桥梁噪声频谱在高频段接近背景水平的特点，可以在训练中将高于某一频率阈值的信号部分近似视为“干净”成分，或利用非事件时段的背景噪声作为参考，从而生成模型学习的目标信号。这种伪标签的构造充分依托于对噪声时频分布的了解和假定，可在无需人工标注的情况下指导模型分离出噪声成分。再如，利用脉冲事件的稀疏性，设计损失函数突出对高幅度瞬态的惩罚，使模型倾向于去除类似打桩或伸缩缝冲击的脉冲噪声。

第四章 基于深度学习的自监督降噪方案设计

本章的核心目标是提出一种基于自监督深度学习的背景噪声抑制方法，以提升水下脉冲信号（如打桩、桥梁振动信号）的提取能力。具体内容包括方法的总体思路、模型架构、伪“干净”目标构造策略、训练优化方案等。

4.1 方案设计思路

经过第三章对人为水下噪声的时域、频域特征分析（见第三章相关内容），可以发现人为水下声信号具有明显的低频噪声主导以及脉冲噪声突出的特性。其中，海洋背景噪声在低频段能量强盛（例如风浪、湍流等）[64]，而人为水下噪声（例如水下打桩、桥梁伸缩缝结构振动等）等事件产生的脉冲信号在时域上表现为高幅值的瞬态，在频域上具有宽频带分布但缺乏连续性。这些特征给传统降噪方法带来挑战：一方面，持续的低频噪声容易掩蔽目标信号；另一方面，短暂脉冲信号频谱的连续性缺失使得平滑滤波等方法难以同时保留瞬态细节并去除背景噪声干扰。

此外，水下环境复杂，获取有效的纯净样本训练数据难度与成本极高，导致传统监督学习模型易受噪声干扰且泛化性能下降。为解决上述难题，本章设计了一种基于深度学习的自监督降噪方案，利用仅含噪声的水下声学数据进行模型训练，在无需纯净样本的情况下实现对目标信号（如桥梁振动噪声脉冲成分）的提取与降噪。

4.1.1 方法背景

水下声信号降噪的传统方法通常依赖明确标注的干净信号作为监督信息，以训练深度神经网络实现信号增强或降噪。这类方法被称为噪声到纯净（Noise-to-Clean, N2C）策略[66]。在这种策略中，网络模型通过最小化预测输出 与真实干净信号 之间的均方误差，来学习从含噪信号中提取纯净信号的映射关系：

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (4-1) |

其中， 为神经网络对含噪音频输入 的估计输出， 为对应地纯净参考信号。含噪音频信号可表示为 ，而 表示叠加的噪声信号成分。然而，在真实的海洋环境中，大量干净信号数据往往难以获取，甚至在某些情景下无法获得，这导致N2C方法在实际应用中面临瓶颈。为了克服这种限制，近年来，自监督降噪方法逐渐引起研究人员关注。自监督降噪的优势在于仅依赖无标注的含噪音频数据进行训练，使模型在没有干净参考数据的条件下也能学习有效提取干净信号特征[65]。因此，自监督降噪方法在复杂海洋环境中具有广阔的应用前景和重要的现实价值。

针对上述问题，典型的自监督学习策略Noise2Noise (N2N) 通过利用同一干净信号的两种不同含噪观测数据进行模型训练，以避免对干净信号数据的直接需求[67]。在该策略中，每对训练数据由同一干净信号与两个相互独立的噪声分量叠加生成，即训练数据对为 和 ，其中 和 表示互不相关的零均值随机噪声变量。

具体而言，N2N方法在训练过程中，以含噪数据 作为输入，另一个含噪数据 网络训练目标，通过最小化以下损失函数来优化网络：

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (4-2) |

在N2N条件下，由于 是独立从零均值分布采样，可以得到 的期望值等于 的方差与其期望平方之和。利用该原理，可以对公式 (4-2) 中的第三项进行展开。样本分布的方差 等于总体方差除以样本大小，因此随着音频训练数据集规模的增大，公式 (4-2) 中的第二项和第三项趋近于零。可以得出，最终N2N的 损失值接近于N2C的 损失值，即：

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (4-3) |

理论上，当训练样本趋于无限大时，N2N策略的性能能够逼近传统监督式N2C策略[69]。然而，在实际有限数据条件下，由于训练数据规模限制，N2N策略的性能仍略逊于N2C策略。此外，N2N策略的实际应用还面临更大的局限性——难以在真实环境下获得两个独立噪声叠加的同源信号对。尤其在复杂多变的水下场景中，环境噪声往往随时间快速变化，很难满足严格独立条件的数据对采集需求。

针对N2N方法在数据配对条件上的局限性，研究人员提出了Neighbor2Neighbor (Nbr2Nbr) 策略[70] ，通过子采样的方式从单个含噪数据中构造一对近似独立的伪噪声样本，以满足自监督训练的需求。这种方法无需严格的配对噪声信号，极大提升了训练数据构建的灵活性。在Nbr2Nbr基础上，Wu等人[71]将该策略进一步扩展到音频降噪领域，通过子采样构造伪训练目标对，实现了音频领域的高效自监督降噪训练。

具体来说，使用子采样器 从单个含噪音频数据 中生成一对音频训练数据 和 。与N2N方法不同的是，这里抽取得到的两段带噪音频 和 在期望意义上的真实值并不完全相同，因此产生了一个偏差项 ：

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (4-4) |

通过引入偏差项的差值 ，其中 是噪声项，并假设 ，可以得到：

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (4-5) |

考虑到理想的降噪网络 是用纯净的音频数据训练并采用MSE损失，它可以确保在给定含噪输入 ，对于任意的噪声项 的情况下，对于 ，满足 且 。因此，在理想降噪网络 条件下，以下结论成立：

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (4-6) |

换言之，网络在训练过程中被迫忽略随机噪声成分，仅捕捉信号的结构性成分。自监督策略的优势正在于此：无需真实的无噪材料，仅通过单一含噪数据的子采样构造即可实现模型的有效训练。该策略利用了噪声信号中潜在的结构一致性，促使网络仅关注信号内在特征结构，自动忽略随机噪声部分，在实际应用中具有重要价值。

4.1.2 自监督学习策略的局限性

自监督策略引入子采样器虽然解决了N2N方法的数据配对局限性，但带来了新的挑战，即子采样导致信号频谱结构连续性丢失。具体来说，子采样会破坏频谱图中结构与纹理的自然流动，使信号在时间和频率两个维度上的信息被割裂，影响降噪后音频信号的整体完整性与真实度。

短时傅里叶变换（STFT）是一种广泛应用于音频信号处理中的时频分析方法，它通过窗函数将长信号划分成多个短帧，对每个短帧分别进行傅里叶变换，从而提供信号在时间和频率两个维度上的精细表示。在STFT中，每个时间帧之间的间隔由连续窗口之间的采样点数 （即帧移长度）决定：

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (4-7) |

其中， 为信号的采样频率。当使用子采样技术对信号进行预处理时，其等效采样率降低为原来的一半。此时，相邻STFT帧之间的时间间隔将被拉长为原来的两倍：

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (4-8) |

图4-1（a）展示了原始音频信号的频谱图，其中红色方框突出显示了沿特定时间轴的音频柱状频谱，捕捉了20个时间帧的音频频谱信息。而在图4-1（b）中，红色方框显示了对应的柱状音频频谱信息被压缩到仅10个时间帧内。原本在频谱上体现出连续结构或瞬时脉冲的能量特征，在新的时间分辨率下被压缩至更少的时间帧中，导致频谱中细节信息和结构连续性遭到严重破坏。这种信息的损失尤其影响对具有短暂脉冲特征的信号的特征提取效果。例如，第三章分析的桥梁振动引起的瞬态脉冲信号，其频谱特征能量被压缩后会呈现明显的模糊与失真，不利于网络准确学习完整的目标信号特征，也降低了后续频谱重建的质量。

|  |
| --- |
| （a）    (b)    (c)  图4-1 不同频谱场景下卷积核采样点分布情况：（a）原始信号频谱卷积核采样点分布情况；（b）子采样信号频谱卷积核采样点分布情况；  （c）DMFNet网络处理频谱卷积核采样点分布情况 |

在STFT频谱图中，每个垂直点代表某一时间窗内的频率成分，展示该时刻下各频率对应的能量或功率分布。频谱图中频率点之间的间距即为频率分辨率 ，由采样率 和FFT点数 共同决定，计算公式如下：

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (4-9) |

由公式（4-9）可知，当FFT点数 保持不变而采样率 减半时，频率分辨率 和奈奎斯特频率同时减半。具体而言，频谱图的频率轴会被压缩，导致频率范围缩窄。此时，相邻频率点之间的间距增大，使原本分布在多个频率点上的谱成分集中至更少的频率点上，造成不同频率成分之间的区分度降低，影响频谱的解析能力。此外，超过子采样后奈奎斯特频率一半的频率成分可能因混叠效应而折叠至低频部分，进而影响频谱图的完整性与准确性。

这种子采样的方式带来了频谱结构连续性受损的缺点。第三章分析表明，桥梁振动引起的水下声信号在频谱上表现为低频连续噪声伴随瞬时宽带脉冲噪声。子采样处理使频谱的局部纹理和结构被严重破坏，表现为时间分辨率和频率分辨率的降低，影响了网络模型对瞬时宽带脉冲等关键结构信息的有效捕捉。这种频谱连续性缺失不仅削弱了网络的特征提取能力，也降低了去噪后信号的质量与真实感。

在自监督策略受限的情况下，本研究提出了一种新型的自监督动态多重聚焦音频降噪网络（Dynamic Multi-Focusing Network，DMFNet），以解决自监督策略子采样后频谱图信息丢失的问题。在图4-1（a）、（b）和（c）中，黄色点代表卷积核的中心，红色点代表卷积核的采样点。如图4-1（c）中白色方框所示，传统卷积核在水平与垂直方向上仍然对“压缩”后的频谱位置进行固定的采样，无法有效捕捉子采样后频谱的变化特征。而图4-1（c）中红色方框展示了我们网络的效果：通过自适应调整卷积核采样点位置，网络可以更聚焦于目标信号的频谱特征。具体来说，在水平方向上根据目标信号频谱结构自适应调整，从而准确捕捉沿时间维度分布的频谱柱状结构；在垂直方向上显著增加采样点密度，弥补子采样后频谱压缩造成的信息缺失。此外，DMFNet在逐层设置了特征提取模块（详见4.2节），主动弥补子采样带来的信息损失，使模型能够有效识别并提取水下人为声信号中瞬态脉冲的频谱特征，同时抑制海洋环境中的连续背景噪声，显著提升整体降噪性能。

4.1.3 方案概述

本研究提出的自监督深度学习降噪方案整体流程如图4-2所示。在训练阶段，DMFNet仅使用含噪音频数据进行网络训练。具体来说，原始含噪音频信号 通过子采样器生成一对含噪音频训练数据 。其中，子采样后的信号 经过STFT得到频谱表示，作为训练网络的输入；网络输出降噪后的频谱经过逆短时傅里叶变换（Inverse STFT, ISTFT）得到 与 计算损失，以更新网络权重。

|  |
| --- |
| 图4-2 本研究提出的自监督策略概述 |

在网络模型训练阶段，我们强制网络学习两个子采样输入之间的共同信号结构，自动忽略随机扰动带来的差异部分，从而实现网络对脉冲信号结构性特征的捕捉与对背景随机噪声的有效抑制。当模型通过持续的损失最小化逐渐收敛时，模型即学习到了水下人为噪声的稳定内在特征，如桥梁振动噪声所对应的脉冲频谱结构。充分训练后的模型在测试阶段仅需将原始含噪频谱输入，即可完成高质量的降噪重构输出。

最后，网络输出的频谱经由ISTFT重构回时域，形成最终降噪后的信号输出。整个自监督降噪方案全程无需外部纯净数据辅助，完全基于含噪数据自身驱动，实现模型的有效训练与降噪重构。。

4.2 模型架构设计

为有效从复杂海洋背景噪声中提取人为水下声信号（如桥梁振动噪声、打桩声等脉冲信号），本研究提出了一种自监督降噪模型架构——DMFNet。该模型采用编码器-解码器的U型网络整体结构，并融合多种特定设计的模块单元，有针对性地对水下脉冲信号的频谱特性进行高效特征提取和重构降噪。

|  |
| --- |
| 图4-3 本研究提出的DMFNet网络架构 |

如图4-3所示，DMFNet的左半部分为编码器，用于逐级压缩并提取输入复数频谱的主要特征；右半部分为解码器，用于逐步重建并输出去噪后的细粒度频谱。在编码器和解码器对应层之间，引入了改进的跨层跳跃连接机制，以替代传统U-Net直接拼接的方式，实现不同尺度特征的深度融合；同时在网络的瓶颈层（编码器与解码器交汇处）设计了全局语义校准单元，以充分整合最高层次的特征信息。通过这些设计，DMFNet能够在无纯净标签监督的情况下，充分捕获水下脉冲信号的瞬态频谱脉冲特征并抑制宽带连续背景噪声，为后续高质量重构提供保障。下面将分别介绍DMFNet整体架构以及各关键模块的设计原理与优势。

4.2.1 编码器-解码器结构

DMFNet总体采用对称的编码器-解码器架构，以典型U-Net结构为基础骨干。整个网络由对称的编码端和解码端组成：编码端逐层提取并压缩输入信号的频谱特征，解码端逐步恢复出目标信号的细节频谱。编码器包括4个逐级串联的编码模块，对应4个不同的特征尺度；解码器同样包含4个逐级堆叠的解码模块，与编码器层次一一对应。通过这种由“粗到细”再“细到精”的分层结构，网络能够逐步从原始复杂频谱中抽取多尺度特征表示，并最终重建出净化后的目标信号频谱。

在编码端，每一级编码器首先接收来自上一层（或直接来自输入）的复数频谱特征图。为突出目标脉冲信号的显著特征并减少下采样导致的关键信息丢失，每个编码器层输入处都引入了一个创新模块——频谱动态聚焦单元（SDFU）。SDFU根据输入频谱的时频局部结构，动态调整卷积核的采样形状与位置，使卷积运算能够自适应地“聚焦”于频谱中能量显著的目标区域（详细机制见4.2.2节）。这一设计对于桥梁振动、打桩等脉冲信号尤为重要，因为此类人为水下声信号的频谱通常呈现不连续的高能量瞬时脉冲（例如在时频谱上表现为短暂出现的纵向高能量柱状结构）。借助SDFU对卷积感受野的动态调整，当频谱中出现这类瞬时突出的能量特征时，网络能够更有效地捕捉细节脉冲信息，避免其在后续下采样过程中被遗漏。

在SDFU预处理之后，每级编码器模块由复数注意力模块（CAM）和下采样操作组成。CAM模块旨在在复数域内高效提取频谱特征，同时建模幅度与相位信息的交互（详细原理见4.2.3节）。与只关注幅度的传统注意力机制不同，CAM对频谱的实部（幅度）和虚部（相位）特征同时赋予关注，以充分利用复数谱图中的信息。这使得网络在特征提取时能够兼顾频谱宏观能量分布和微观相位细节，更有效地区分目标信号与背景噪声。例如，当桥梁振动产生瞬时振动脉冲时，频谱上会同时出现幅度的突增和相位的剧烈变化；CAM可以敏锐捕捉并强调这些复数域特征，从而增强网络对目标脉冲的辨识能力，抑制环境噪声干扰。经过CAM处理后的特征再通过下采样模块进行空间尺寸压缩（例如使用步长为2的卷积或池化），以输入下一尺度的编码器。

编码器中的下采样模块主要实现频谱特征维度的压缩。本研究使用了专门的复数卷积层来完成下采样提取特征。复数卷积的计算可表示为对输入复数向量 与复数滤波器 进行卷积运算，即：

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (4-10) |

复数卷积层具体由两个步长为2、大小为3×3的实值卷积核实现，分别处理输入频谱的实部和虚部。在下采样的同时，这种卷积操作高效提取频谱特征并压缩特征空间维度。此外，在复数卷积之后，我们配备了复数批量归一化层（Complex Batch Normalization, CBN）和复数ReLU激活函数（Complex ReLU, CReLU），这些复数域专用操作被证明能更稳定地处理复杂频谱特征[72]，保证网络在复杂水下噪声环境中的训练收敛性和特征表达能力。

与编码端对称，解码端同样由4个逐层对应的解码模块组成，用于逐步恢复编码压缩过程中丢失的频谱细节。每一级解码器接收来自上一层解码器的上采样特征，并融合来自编码端的跨层特征信息后，再经卷积生成更高分辨率的特征图。不同于经典U-Net直接将对应编码器特征与解码器特征在通道维度简单拼接，本模型在每层解码前引入复数多尺度跳跃连接单元（CMS-SCU）来替代直接跳跃连接。CMS-SCU通过对编码端不同尺度的特征进行对齐融合（详细见4.2.5节），实现编码特征与当前解码特征的深度整合。融合后，解码器模块内部还会再次使用CAM模块，以进一步细化频谱重建过程中的特征交互与优化。同时，解码器中的上采样模块采用复数转置卷积等操作将特征图逐步放大回原始尺寸。例如，我们使用两个3×3、步长为2的实值转置卷积核分别作用于复数特征的实部和虚部，实现空间上采样的同时重新引入高频细节；并配合CBN和CReLU对重建特征进行归一化和非线性变换，提升信号重建质量。

综上，DMFNet通过编码端的逐级特征压缩与解码端的逐级特征重建，形成一个从频谱粗略结构到精细细节的完整处理流程。尤其借助SDFU、CAM、SRU和CMS-SCU等创新模块的有机配合，网络能够有效捕获频谱中突出的脉冲结构和连续的背景噪声成分，实现多尺度下特征的自适应融合。在复杂水下噪声的自监督降噪任务中，该架构有效克服了子采样引起的频谱不连续性问题，在无需纯净参考信号的前提下突出并恢复出稳定的目标脉冲特征，显著提升了模型的降噪性能和鲁棒性。

4.2.2 频谱动态聚焦单元（SDFU）

频谱动态聚焦单元（Spectrum Dynamic Focusing Unit, SDFU）是DMFNet中为增强脉冲信号细节提取而设计的核心模块之一。其设计动机在于：编码器的下采样虽可提取抽象特征，但同时也会导致频谱图中部分细节和连续性丢失。当水下脉冲信号与背景噪声在频谱上高度叠加时，传统固定形状的卷积核难以同时兼顾全局结构和局部瞬时变化，可能遗漏短时突发的局部能量峰值。为了解决这一问题，SDFU引入了动态形变卷积（Deformable Convolution, DSConv）的思想[73]，通过可学习的卷积核偏移量来自适应调整卷积采样位置和区域，从而令卷积操作针对每个输入样本的频谱结构进行精准捕捉。

|  |
| --- |
| 图4-4 SDFU组成结构与效果示意图 |

如图4-4，SDFU在标准二维卷积的基础上增加了形变机制：卷积核的采样位置不再是固定规则网格，而是通过学习一系列位置偏移量 来动态调整。对于中心坐标为 的3×3卷积核 ，其采样位置定义为规则网格：

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (4-11) |

受到可变形卷积[73]启发，而在SDFU的DSConv中，卷积核 沿着水平轴（时间轴）的采样位置定义变为：

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (4-12) |

同样的，沿着垂直轴（频率轴）方向，卷积核 位置定义变为：

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (4-13) |

上述公式中学习到的偏移量 和 通常为非整数，因此在实际实现中，引入了双线性插值方法计算非整数位置处的卷积核采样值。对于偏移后的位置 ，其卷积采样值通过周围四个整数栅格点：

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (4-14) |

其中 表示由公式(4-12)和(4-13)计算出的非整数位置，而 表示其周围所有整数坐标位置, 表示的是卷积核 在整数坐标位置 处的取值。插值内核 由两个一维线性插值核 和 的张量积构成：

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (4-15) |

在实现上，SDFU模块的最终输出由三个并行卷积分支的特征构成：沿时间轴（频谱横轴）的形变卷积特征 、沿频率轴（频谱纵轴）的形变卷积特征 和常规卷积特征 。这三个特征在通道维度拼接后，通过一个1×1卷积层进行初步融合，再经过组归一化（Group Normalization, GN）和挤压-激发注意力机制（Squeeze-and-Excitation Attention, SE）[74]进一步优化。其中，GN层对特征分布进行归一化处理，提升网络训练稳定性；SE机制则根据每个通道对输出结果的贡献，自适应增强与目标信号强相关的通道权重，降低与目标信号弱相关的冗余通道权重。对于输入复数频谱特征 而言，SDFU整个计算流程可表示为：

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (4-16) |

其中符号 表示通道维度的拼接操作，函数 的具体定义如下：

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (4-17) |

其中 表示1×1卷积，GN和SE分别表示组归一化和挤压-激发机制。SDFU引入的形变卷积机制显著提升了模型对频谱细节的捕捉能力。如图4-1（c）所示，对于缓变背景噪声中夹杂的瞬态脉冲信号，SDFU能够根据频谱图中能量分布的变化自动调整卷积感受野：在时间轴方向增加对瞬时突发事件的采样密度，在频率轴方向关注脉冲能量所在的频带范围。例如，对于桥梁振动产生的短促脉冲，其频谱常出现窄时间、宽频带的高能量带状结构，SDFU能够沿频率轴拉伸卷积核以覆盖该宽频带区域，确保脉冲能量被完整捕获；同时沿时间轴细化采样，刻画其短暂出现的瞬态特征。通过这种动态聚焦，SDFU有效避免了下采样过程中目标脉冲频谱细节的丢失。实验结果表明，引入SDFU后，编码器各层提取的特征中脉冲信号的显著性得到增强，为后续CAM模块的深入挖掘和区分提供了包含更多关键信息的输入。

4.2.3 复数注意力模块（CAM）

复数注意力模块（Complex Attention Module, CAM）是DMFNet网络中另一项重要创新设计，旨在提升网络对复数频谱特征的提取和表达能力。传统注意力机制大多仅针对幅度谱进行加权，忽略了相位信息；而在水下脉冲信号提取任务中，信号与噪声在幅度和相位上往往具有不同特征，仅关注幅度可能无法充分区分两者。为此，CAM在复数域同时对频谱实部（幅度分量）和虚部（相位分量）建模，通过特定结构设计实现幅度-相位信息的交互融合，提高了对复数谱信息的利用效率。如图4-5所示，CAM模块的整体架构可分为两个核心单元：复数特征交互单元和跨空间学习单元，共同作用以实现对频谱图局部细节与全局关联的自适应建模。

|  |
| --- |
| 图4-5 CAM组成结构示意图 |

在复数特征交互单元中，CAM首先针对输入的复数特征张量结构进行重新排布和并行处理。具体来说，对于输入的复数特征张量 （最后一个维度分别代表复数特征的实部和虚部）（最后一个维度分别代表复数特征的实部和虚部），CAM首先在最后一个维度将其拆分为实部和虚部两部分，随后将两部分沿通道维度重新连接，形成多个子特征组，以强化不同复数分量之间的交互：

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (4-18) |

为了最大限度地加强实部和虚部之间的交互，CAM设计了三个并行子分支结构：其中两个分支以1×1的共享卷积为主，用于跨通道的信息融合；第三个分支以3×3卷积为主，用于提取局部空间细节特征。

在前两个共享的1×1卷积分支中，CAM借鉴坐标注意力（Coordinate Attention, CA）机制[75] 的思想，分别针对实部特征和虚部特征在频谱图横向（时间轴）和纵向（频率轴）上的分布进行编码。具体过程是：通过在空间维度上分别进行水平方向和垂直方向的全局平均池化（Global Average Pooling, GAP），获取实部特征在各频率带的整体能量分布，以及虚部特征在各时间帧的整体相位分布。这相当于提取了实、虚部特征在两个正交方向上的全局描述。一方面，横向GAP捕获不同时间段上能量的变化趋势；另一方面，纵向GAP刻画不同频率分量上的总体激活水平。接着，将两个方向的全局特征向量分别通过共享的1×1卷积层进行投影和压缩，然后沿通道维度连接起来，形成综合的通道注意力向量。这一操作在降低特征维度的同时，实现了实部与虚部跨通道信息的融合交互，显著增强了两者之间的关联性。最终得到的通道注意力权重经过适当广播后，对原始特征图的各通道进行加权调制，自适应突出对目标信号有判别力的频带和特征通道。

与上述注重全局信息的两个分支并行，第三个3×3卷积分支则用于捕捉复数特征中实部与虚部的局部空间细节。该分支对输入的实、虚部特征在局部邻域内进行卷积操作，获取频谱图局部邻域的细微模式。例如，它可以关注到某一时刻相邻频点上共同出现的异常高幅度，或某一频带在相邻时刻的相位变化趋势。卷积输出经过sigmoid非线性激活生成一张空间注意力权重图，用于细粒度地调节原始特征图对应位置的值——相当于根据局部邻域模式对输入特征做像素级的增强或抑制。通过1×1和3×3卷积分支的互补，CAM在同一模块中同时建模了复数频谱特征的局部相关 （短程依赖）与全局相关 （长程依赖）。实践证明，这种多尺度相关性的融合策略在处理复杂多变的频谱结构时具有明显优势[76]。

在复数特征交互单元处理后，CAM利用跨空间学习单元进一步融合来自不同尺度的注意力信息，以产生最终的注意力映射。具体做法是：首先对前述得到的多尺度特征应用二维全局平均池化（GAP）操作，在空间维度上对特征图进行全局聚合：

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (4-19) |

这一步获得的向量 表示特征图在整个时频平面的平均激活水平，捕获了长距离的空间依赖关系。然后，对该全局特征向量利用Softmax函数进行归一化缩放，确保其元素和为1且与原特征尺度一致。这相当于从全局视角提炼出一个空间注意力权重系数 。接着，将这一系数与之前得到的局部空间注意力权重 通过矩阵点乘的方式融合，生成最终的复数空间注意力图。该注意力图综合了短程局部细节和长程全局依赖两种空间相关信息，对频谱图上各位置的显著性进行评价。最后，利用Sigmoid激活将注意力图归一化至0-1范围，并作用于输入特征图，以精确突出目标频谱特征区域、有效抑制背景区域。通过以上一系列操作，CAM模块能够自适应调节频谱图中不同位置和通道的响应，使与目标脉冲信号相关的谱区得到强化，而噪声占优的谱区被淡化。

综上，CAM模块通过实部-虚部信息交互和多尺度空间注意力融合，大幅提升了网络对频谱细节特征的敏感度和表达能力。在复杂海洋噪声背景下，CAM可以更稳定地捕捉那些区分脉冲信号与背景噪声的关键模式——例如短时突发的能量峰值、异常的相位变动等——从而提高模型对目标信号的辨别能力和鲁棒性。值得强调的是，在自监督训练情景下，没有纯净标签直接指导模型关注哪些特征，CAM提供了一种有效机制引导模型自主关注关键的幅度和相位特征，这对于准确提取水下脉冲型人为声信号至关重要。

4.2.4 语义重校准单元（SRU）

在DMFNet中，编码器与解码器的衔接部分（即网络底部的瓶颈层）是信号由高维压缩表示过渡到重构输出的关键环节，也是全局特征信息汇聚与分流的桥梁。为充分融合编码端提取的高级语义特征并为解码端提供最优信息表征，本文在编码器输出与解码器输入的交汇处设计了语义重校准单元（Semantic Recalibration Unit, SRU）。SRU的作用在于重新编码并加权调整编码端的顶层特征，使之既保留原始的高层语义信息，又经过优化更适配解码端逐层细化重建的需求。换言之，SRU对编码器末层提取的特征进行“语义校准”，突出对后续重构有用的成分，削弱冗余或有害的信息，从而提高最终重建结果的质量。

如图4-6所示，为实现上述目标，SRU融合了全局特征建模和局部细节增强两方面策略，对应引入了两个子模块：复数全局多层感知器（CGMLP）和复数局部注意力（CLA）。其中，CGMLP模块侧重建模长程依赖和全局语义信息，通过通道维度的深度变换来整合频谱的宏观结构；CLA模块侧重捕捉局部细节和短程依赖，通过一种字典注意力机制来发掘频谱局部的重要模式。两个模块分别处理特征的不同方面，最后在SRU中协同工作，达到对编码顶层特征全方位“校准”的效果。

|  |
| --- |
| 图4-6 SRU组成结构示意图 |

SRU首先对来自编码器的顶层复数特征 进行预处理，以保证后续模块可以更高效地加以利用。具体而言， 的实部 与虚部 分别通过一个5×5卷积层（步长为1）、BN和ReLU激活函数，然后沿通道维度连接：

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (4-20) |

其中函数 的具体定义如下：

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (4-21) |

其中， 代表5×5卷积运算， 为批量归一化层， 为ReLU激活函数。该预处理稳定了特征分布，减小了不同通道之间的统计差异，为后续信息交互奠定基础。随后，将标准化后的特征 并行输入CGMLP和CLA两个子模块，分别进行全局特征融合和局部特征增强。

（1）CGMLP：复数全局多层感知器。CGMLP由多个子层叠加而成，每个子层各司其职，共同对输入特征的全局语义进行提炼和强化。首先，深度卷积残差模块采用1×1深度卷积（Depthwise Convolution）来处理 ，在保持各通道独立的前提下提取每个频谱通道的深层模式。由于使用深度卷积，此步骤几乎不引入跨通道计算，在提高效率的同时保留了原始特征结构。紧接着，引入通道缩放操作（Channel Scaling, CS）对经过深度卷积的特征进行线性变换，调整各通道的幅值范围，以增强特征的泛化能力：

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (4-22) |

其中， 表示组归一化， 为1×1的深度卷积， 表示通道缩放操作。随后，在特征交互模块中，使用1×1卷积将实部特征与虚部特征在通道维度重新融合：

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (4-23) |

如此一来，原本独立的实、虚部通道产生交互，从中学习复数域全局信息的关联模式。幅度信息和相位信息在全局尺度上得以整合，使网络可以更好地感知那些分散在不同通道的全局噪声模式或信号模式的整体趋势。接下来，经过一个通道MLP残差模块（即在通道维度上的多层感知机变换），进一步挖掘通道与通道之间的高阶非线性关系：

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (4-24) |

其中， 代表通道维度的多层感知机（Multi-Layer Perceptron, MLP）[77]，通过跨通道的映射增强了复数特征之间的交互，能够捕获更复杂的全局依赖关系，提高模型对不同特征组合的适应性[78]。

此外（如图4-7所示），为抑制过拟合并强化全局特征的稳健性，我们对通道MLP输出的实部与虚部又施加了一次通道平均池化：

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (4-25) |

其中， 为通道数，该操作相当于对每个通道的响应求平均，提取全局背景的平均能量水平，使网络对整体噪声强度的估计更加准确稳定。经过以上层层处理，CGMLP模块有效建模了频谱全局的语义特征和长程依赖：例如，它能识别出背景噪声在各频带的大致能量分布，提取出目标信号在整体上的微弱稳态特征。

|  |
| --- |
| 图4-7 通道平均池化 |

（2）CLA：复数局部注意力模块。CLA旨在对 中残留的细节信息进行强化，特别关注那些对重构有重要影响的局部模式。CLA引入了一种内置字典机制（Dictionary Mechanism）来实现这一目标。首先，将 通过1×1和3×3卷积层压缩通道维度，接着利用局部注意力计算相应特征的权重。设第 个编码子相关的所有特征信息 计算如下：

(4-26)

其中， 为局部编码向量， 表示缩放因子， 和 分别对应第 个输入向量的实部与虚部， 和 分别为第 个编码向量的实部与虚部。获得所有局部编码权重 后，CLA通过一个融合单元将它们整合，以突出那些对应关键模式的分量：

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (4-27) |

其中， 由BN、ReLU、均值池化和全连接层构成。这一融合相当于统计所有局部模式出现的情况，找出最显著的几个模式类型并增强其权重。最后，CLA将得到的关注权重作用回原始顶层特征：具体地，将各局部注意力信号按照对应的位置映射回 ，并在实部和虚部通道间加入适当的交互，然后通过sigmoid归一化后与原特征逐元素相乘，再残差式地叠加回原特征：

(4-28)

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (4-29) |

其中， 为sigmoid函数， 为通道维度点乘， 为通道维度加法。这一系列操作使与字典模式匹配的局部细节特征被显著强化，而无关细节被淡化。在水下脉冲信号场景中，这意味着CLA能够突出诸如脉冲峰值、瞬态尖锐变化等细节，为解码器提供更丰富准确的局部信息。

通过CGMLP和CLA的协同作用，SRU实现了对编码器顶层特征的全局-局部联合重校准：CGMLP从宏观上把握频谱整体结构和背景噪声水平，CLA从微观上雕琢关键脉冲细节特征，两者相互配合。经过SRU重校准后的特征既包含全局语义上下文（例如噪声分布、信号的大致形态），又保留局部判别细节（例如峰值位置、短时结构），为解码端的逐层信号重建奠定了坚实基础。在后续解码过程中，这些校准后的特征将指导每一层解码器更有针对性地恢复目标信号——既保证重构信号保留脉冲的瞬时特征，又有效压制背景噪声，最终实现高质量的去噪输出。

4.2.5 复数多尺度跳跃连接单元（CMS-SCU）

自监督学习场景下缺乏纯净参考，模型必须充分挖掘混合信号中蕴含的各种线索来区分信号与噪声。其中，频谱的多尺度信息利用至关重要：水下环境中的人为脉冲信号通常伴随缓慢变化的低频背景噪声，同时叠加短暂尖锐的高频脉冲。单一尺度的特征往往无法同时描述这两类截然不同的频谱成分。如果模型仅依赖于浅层（高分辨率）特征进行重建，可能缺乏对全局低频结构的把握，导致背景噪声残留；反之，若仅依赖深层（低分辨率）特征，则细微的高频脉冲纹理容易被忽略。为此，本文提出了复数多尺度跳跃连接单元（Complex Multi-Scale Skip Connection Unit, CMS-SCU），用于在解码阶段有效融合编码端不同尺度的特征表示，确保模型同时关注局部细节和全局背景，从而提升降噪性能。

|  |
| --- |
| 图4-8 CMS-SCU组成结构示意图 |

如图4-8所示，CMS-SCU的核心思想是在传统跳跃连接基础上，引入多尺度特征融合策略：每一层解码器在利用对应编码器输出进行特征补充时，不再仅使用单一层的特征，而是将其相邻的多个尺度的编码器特征一并融合进来。具体而言，对于解码端第 层，需要融合编码端第$l$层的输出特征以及其相邻的上、下尺度（例如第 和第 层）的特征。为了使这些尺度不同的特征能够直接融合，CMS-SCU首先对它们进行空间尺度对齐：对尺度较小（分辨率低）的特征进行上采样、对尺度较大（分辨率高）的特征进行下采样，最终将三者调整到相同尺寸。然后，将对齐后的特征在通道维度拼接，并通过一个1×1卷积进行初步融合。1×1卷积的作用一方面在于压缩通道维度，减弱直接拼接带来的冗余信息；另一方面是混合不同来源特征，有助于提炼跨尺度的综合表示。融合后的特征再送入一个通道注意力机制（Channel Attention, CA）进行加权筛选。通道注意力为融合特征的每一通道分配一个权重（范围0到1），表示该通道对当前重建任务的重要程度。这样，来自不同尺度的特征信息将通过注意力得到自适应的衡量：与目标信号关联度高的特征通道被赋予较大权重予以保留（例如代表脉冲结构的通道），而冗余或噪声相关的通道则被削弱。动态加权融合确保了网络在解码每层时，都能优先利用有益于脉冲信号重建的那部分编码器特征，同时抑制干扰信息，实现更纯净的重建。

借助CMS-SCU，多尺度特征在解码过程中得以充分交互和互补。特别地，在存在低频背景噪声与高频瞬态脉冲共存的情况下，CMS-SCU允许网络灵活调整感受野大小：对于描述缓变背景的全局模式，网络可以依赖融合进来的粗尺度特征进行刻画；而对于定位瞬时脉冲峰值这样的细节，网络则可以借助细尺度特征进行精确重构。这一融合策略保证了不同频率成分的信息在重建时被全面保留。从频谱角度看，低频部分的稳态噪声结构和高频部分的瞬态信号细节都不会在单一尺度的处理过程中被淹没或遗失，而是通过跨尺度的信息流得到统一考虑。这不仅增强了模型对频谱全局结构的理解力（确保背景噪声的整体形态被正确建模），也提高了其对局部细节的分辨力（确保脉冲信号的尖峰细节被精确重现）。因此，在自监督降噪任务中，CMS-SCU提供了一种稳定而高效的特征表示方式：即使缺乏明确的监督信号，网络也能凭借多尺度融合获得对目标信号更完整的表征，使最终输出的去噪频谱同时具备正确的整体噪声水平和细节信号特征，实现对水下目标脉冲信号更出色的提取与还原。

4.3 自监督学习策略与算法细节

4.3.1 伪“干净”目标构造方法

基于DMFNet的网络架构，本节聚焦模型的自监督训练策略，包括训练数据的构造方法及优化目标设定。由于本研究采用自监督学习方式训练模型，无法直接获取干净的目标信号，因此需要利用噪声信号自身构造伪“干净”目标，以提供有效的训练监督信号。我们借鉴了Nbr2Nbr策略[70] ，在单通道水下噪声数据上应用随机子采样策略，以生成用于自监督训练的数据对。

设原始噪声信号为 ，信号采样点数为dim，可将其视为一维张量（单通道）。为了实现随机子采样，设定子采样步长 ，将信号按连续的两个采样点分组。设分组后信号的组数为dim1，计算如下：

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (4-30) |

其中 为边界安全额度，以避免索引越界。为确保随机子采样的均匀性和数据覆盖率，在每一组数据中生成随机二值变量 ，其形状为 ，并定义两个布尔掩码：

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (4-31) |

同时，设每组的起始索引序列为：

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (4-32) |

则每一组的子采样信号可分别表示为：

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (4-33) |
|  |  | (4-34) |

最后，将每组结果重塑为 的矩阵，得到两个子采样信号：

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (4-35) |

这种子采样方法确保在每一组中，每个采样点均被利用，并通过随机交叉分配，使得两次子采样在局部时域上的细节信息具有互补性。此外，由于子采样对整个时间段均匀覆盖，背景噪声的整体能量得以保持一致，从而避免了随机丢弃可能带来的能量偏差问题。该方法采用矢量化操作实现，可高效地在GPU上运行，提升模型训练效率。

接下来，将子采样信号 和 转换为频谱表示，分别得到 和 ，并构成训练对 。在每次训练迭代中， 作为模型输入，经过网络得到估计输出 ，然后计算 与参考目标 之间的损失。

这一训练机制的理论依据在于4.1.1小节介绍的噪声随机无关性假设。假设背景噪声是零均值的随机过程，则 和 之间的差异主要由噪声的随机波动部分构成，而它们的公共成分即为信号的稳定成分（即非随机的人为水下脉冲信号）。因此，通过最小化 和 之间的损失，模型倾向于还原出 中 缺失的部分，这相当于在训练过程中主动补全子采样导致的频谱缺失信息。

4.3.2 损失函数设计与优化策略

在自监督学习框架下，损失函数的设计对于模型的训练效果至关重要。针对水下声信号的特点，本文构建的损失函数综合了时域和频域的误差项，并在频域部分引入了针对不同频带的加权策略，以确保模型能够有效学习水下噪声环境中的目标信号特征。

设模型输出的时域信号为 ，其对应的目标信号为 ，两者的STFT分别记为 和 。在每一帧中，时域信号长度为 ，频域采样点数为 ，总帧数为 。综合考虑时域信号的重建精度、频域信号的频谱一致性以及模型的正则化约束，定义如下损失函数：

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (4-36) |

其中， 主要用于保证时域信号的整体波形重建精度， 约束模型对频谱特征的精准重构，而 则用于在训练过程中引入额外的正则化约束， 和 为各项损失的平衡系数。

首先，在时域损失部分，采用MSE衡量模型输出与目标信号之间的差异：

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (4-37) |

该项损失确保模型重建的时域波形与目标信号尽可能贴近，从整体上控制去噪信号的波形失真度。

其次，在频域损失部分，为了确保模型在不同频率段的重建精度，引入了一种加权误差策略。在计算STFT得到 和 后，定义频域损失为两者差异的加权MSE：

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (4-38) |

其中， 为频率加权函数，用于在不同频率段施加不同的关注度。考虑到人为水下声信号的主要能量通常集中在中高频区域，而低频段往往包含较强的背景噪声，我们在加权策略上对高频区域施以更大权重，以确保模型更精确地重构这些关键频带的信号特征；同时对低频段施以较小权重，以降低背景噪声对损失的影响，避免模型过度拟合低频噪声成分。加权策略可定义如下：

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (4-39) |

其中， 和 分别表示高频段和低频段的加权系数， 为频率阈值。通过该策略，模型在优化过程中会倾向于关注高频脉冲信号，对低频噪声的建模保持适度约束，从而更好提取脉冲信号特征。

此外，为进一步提升模型的泛化能力，并确保自监督学习过程中网络能更稳定地提取有用信息，我们在损失函数中加入了正则化约束项 ，其定义如下：

(4-40)

其中， 表示训练的降噪网络， 和 为Nbr2Nbr策略生成的两个子采样信号对。该正则项约束模型输出的自一致性，即要求网络在不同子采样条件下的降噪结果保持稳定，并减少过拟合风险。加入这一正则化约束能够提升模型对水下脉冲信号的敏感度，同时降低子采样带来的信息缺失影响，使模型更关注信号的稳定成分而非背景噪声的随机波动。

4.4 本章小结

本章提出了一种面向复杂海洋背景噪声抑制的自监督深度学习降噪方法DMFNet，以有效提取水下脉冲信号（如打桩噪声、桥梁振动噪声）。首先，我们引入Nbr2Nbr子采样策略，在无纯净参考的条件下构造伪“干净”目标信号；针对子采样策略引入的频谱信息缺失问题，设计了DMFNet网络架构。DMFNet采用U型编码器-解码器结构，融合频谱动态聚焦单元（SDFU）、复数注意力模块（CAM）、语义重校准单元（SRU）和复数多尺度跳跃连接单元（CMS-SCU）等创新模块，有效捕获瞬态脉冲信号的频谱特征并抑制连续背景噪声。随后，详细介绍了自监督训练的数据构造方法、损失函数设计与优化策略以及训练超参数设置，确保模型在无监督条件下仍能稳定收敛并具备良好泛化性能。综上，本章提出的自监督降噪方案在无需真实干净信号的情况下，实现了对水下人为脉冲信号的有效提取和背景噪声的抑制。下一章将通过实验验证该方法的降噪性能，并与传统方法进行对比分析。

第五章 降噪实验与结果分析

本性和可靠性，进一步降低节点能耗，提高数据包传递率（PDR），延长网络寿命。

5.1 实验设置

5.1.1 实验内容

为全面评估所提出自监督深度学习模型在水下人为脉冲声信号降噪任务中的有效性，特别是在复杂背景干扰与信号多样性条件下的鲁棒性与泛化能力，本研究设计了三个互为补充的实验环节。其中两个实验环节以水下打桩声信号为目标，海洋背景噪声为干扰源，用于验证模型在典型目标信号条件下的降噪性能；另一个实验环节则选取未参与训练的脉冲类声信号作为目标，用于评估模型在非训练类型信号上的适应能力与泛化表现。

实验环节一为累计能量段打桩声降噪实验，旨在构建训练基础并进行初步性能测试。实验选取距离实际打桩作业点约50米处采集的打桩声信号，作为“近似纯净”的目标信号。相关分析表明，该距离范围内信号信噪比较高，时频结构稳定，具备良好的工程代表性。考虑到水下声传播过程中的多径效应，信号的主要能量集中于初始时段，而尾部常由反射、绕射等路径引起，结构混乱、信噪比低，干扰较大。通过第三章的分析，针对水下工程监测中对信号能量时域分布的精确捕捉需求，本研究引入声暴露级（Sound Exposure Level, SEL）的能量积累特性，对信号进行积分分析，提取累计能量达到90%的有效波形段。该处理策略有助于去除尾部多径扰动，提高训练信号的代表性与稳定性。随后将该波形段与实际采集的海洋背景噪声进行叠加，构建训练集与基础测试集。

实验环节二为原始打桩声信号降噪实验。在前一实验的基础上，构建由原始未截断的打桩声信号与相同海洋背景噪声混叠而成的测试数据集，模拟系统直接接收未经预处理的原始含噪信号的工程场景。该实验用于验证模型在面对结构完整、但冗余干扰较多的原始信号时，是否仍具备良好的降噪能力。同时，该设置也用于考察模型是否能够在无需人工裁剪的前提下，自动识别并突出信号中的主能量波形段，并有效抑制尾部的多径干扰。该能力对于水下监测系统中前端降噪与目标提取模块的实用性验证具有重要意义。

实验环节三为非训练类型脉冲信号降噪实验，面向模型在非训练信号类型上的泛化能力评估。实验选取水下桥梁振动声信号作为目标，该类信号在时域结构和频谱特性上均与打桩声存在明显差异，未在模型训练阶段出现。将其与相同的背景噪声叠加构成测试数据集，可用于检验模型在面对“未见类型”信号时的适应能力与泛化表现，评估其在多样化水下声源处理任务中的应用潜力。为此，实验选取距离实际打桩作业点约50米处采集的打桩声信号作为“近似纯净信号”。由第三章的分析可知，该距离范围内的目标信号声压级显著高于背景噪声，信噪比较大，且能够有效规避机械干扰与声波传播畸变影响，具备稳定的时频结构和工程可行性，广泛被水声研究与监测实践所认可。

综上，三个实验环节从控制变量的训练验证，到原始复杂信号的工程测试，再到任务迁移的泛化评估，构建了一个完整的降噪性能测试体系，为后续系统部署和实际应用提供了系统性支撑与理论依据。

表5-1 不同实验环节的数据构建方式与属性说明

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 实验环节名称 | 数据构建 | 数据属性 |
| 累计能量段打桩声降噪实验 | 90%能量段打桩声信号  + 海洋背景噪声 | 训练集 + 测试集 |
| 原始打桩声信号降噪实验 | 原始打桩声信号  + 海洋背景噪声 | 测试集 |
| 非训练类型脉冲信号降噪实验 | 桥梁振动声信号  + 海洋背景噪声 | 测试集 |

5.1.2 数据集构建与来源

为全面评估所提出的自监督水下降噪模型在不同类型噪声背景与信号结构条件下的适应能力与降噪效果，实验基于实际海上打桩作业与跨海桥梁营运期采集的水下声信号（如图 5-1 所示），结合多组自然海洋背景噪声数据，构建了三类实验数据集，分别对应于累计能量段打桩声降噪实验、原始打桩声信号降噪实验以及非训练类型脉冲信号降噪实验。

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |
| f36909a7667eb41215e13e02c3dfe1a  (a) | 7feccc0d0e91b90d81b7dcd3abfbfec  (b) |
| (c) | 55f2e1911dd4ef7ebe19775141ceb28  (d) |
| 图5-1水下目标信号采集场景图：(a) 打桩船；(b) 打桩平台；(c) 跨海桥梁；  (d) 数据采集场景 | |

其中，打桩声信号均采集自福建厦门周边海域的海上打桩施工现场。水听器布设于距离打桩锤约 50 米处，以尽可能获得信噪比较高、结构清晰的打桩声信号，并有效避免机械干扰和传输畸变。水听器部署位置包括打桩平台与打桩船，相关采集时间及海况信息如表 5-1 所示，采集所用的相关设备已在第 3.1 节中详细介绍。

表5-1 打桩信号采集时间及环境参数

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| 序号 | 采集日期 | 水深 | 潮汐状态 | 海况 |
| 1 | 2024年5月10日 | 23.5 m | 涨潮 | 1级 |
| 2 | 2024年5月31日 | 23.2 m | 涨潮 | 1级 |
| 3 | 2024年9月2日 | 13.7 m | 涨潮 | 1级 |
| 4 | 2024年10月22日 | 14.4 m | 涨潮 | 1级 |
| 5 | 2024年12月3日 | 4.8 m | 涨潮 | 1级 |

累计能量段打桩声降噪实验旨在从原始信号中提取包含主能量的有效波形段。具体做法如下：设打桩声信号为 ，每个采样点能量为 ，其归一化累计能量定义为：

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (5-1) |

设起始点 和终止点 满足：

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (5-2) |

则构建主能量波形段 ：

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (5-3) |

该处理过程如图5-2所示，最终保留主能量波形段，置零两端冗余部分。

|  |
| --- |
| 图 5-2：打桩信号有效能量段提取过程 上：原始信号；中：累计能量曲线；下：截取后的有效信号段 |

“原始打桩声信号降噪实验”保留完整打桩波形结构，同样与海洋背景噪声叠加，模拟工程系统中原始采集到的人为水下声信号输入情形，用于评估模型的原始信号适应能力与自动主段提取能力。

“非训练类型脉冲信号降噪实验”则使用实际采集的桥梁振动声信号作为目标信号，信号来源为某跨海桥梁基础结构，记录该结构在潮流、交通荷载等作用下产生的水下振动声。该类信号与打桩声在时频特征上存在明显差异，未在训练集中出现，用于检验模型在未见信号上的迁移适应能力。相关采集时间及环境参数见表 5-2。

表5-2 水下桥梁振动声信号采集时间及环境参数

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| 序号 | 采集日期 | 水深 | 潮汐状态 | 海况 |
| 1 | 2022年5月19日 | 9.2 m | 涨潮 | 1级 |
| 2 | 2022年10月26日 | 11.9 m | 涨潮 | 1级 |

背景噪声数据采集于多个非施工时段海域，涵盖风浪、远距离船舶、低频生物声等多种自然噪声类型，具有代表性和环境多样性。部分采集场景如图 5-3 所示，具体采集信息见表 5-3。

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  |  |
| 230320杏林2  (a) | 230418莆田  (b) | 230529漳州  (c) |
| 269607fd6070b8023e50c44bc00b452  (d) | 230926厦门2  (e) | 240319厦门2  (f) |
| 图片2  (g) | 240902厦门2  (h) | 241022厦门  (i) |
| 241203厦门  (j) | 250121福清  (k) | 250318厦门  (l) |
| 图 5-3 海洋背景噪声采集场景图（部分） | | |

表5-3 海洋背景噪声采集时间及环境参数

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 序号 | 采集日期 | 水深 | 潮汐状态 | 海况 | 场景图 |
| 1 | 2022年10月26日 | 4.8 m | 涨潮 | 1级 | — |
| 2 | 2023年3月20日 | 17.6 m | 涨潮 | 1级 | 图5-3(a) |
| 3 | 2023年4月18日 | 30.2 m | 涨潮 | 1级 | 图5-3(b) |
| 4 | 2023年5月29日 | 6.0 m | 涨潮 | 1级 | 图5-3(c) |
| 5 | 2023年9月14日 | 22.9 m | 涨潮 | 1级 | 图5-3(d) |
| 6 | 2023年9月26日 | 7.8 m | 涨潮 | 1级 | 图5-3(e) |
| 7 | 2024年3月19日 | 7.1 m | 涨潮 | 1级 | 图5-3(f) |
| 8 | 2024年5月10日 | 23.6 m | 涨潮 | 1级 | 图5-3(g) |
| 9 | 2024年5月31日 | 23.2 m | 涨潮 | 1级 | — |
| 10 | 2024年9月2日 | 13.7 m | 涨潮 | 1级 | 图5-3(h) |
| 11 | 2024年9月26日 | 5.8 m | 涨潮 | 1级 | — |
| 12 | 2024年10月22日 | 9.1 m | 涨潮 | 1级 | 图5-3(i) |
| 13 | 2024年12月3日 | 4.8 m | 涨潮 | 1级 | 图5-3(j) |
| 14 | 2024年12月24日 | 12.6 m | 涨潮 | 1级 | — |
| 15 | 2025年1月21日 | 16.3 m | 涨潮 | 1级 | 图5-3(k) |
| 16 | 2025年3月18日 | 7.2 m | 涨潮 | 1级 | 图5-3(l) |

综上，三类实验数据集在保持目标信号高质量的前提下，通过能量聚焦、结构保留与类型泛化的方式，系统模拟了多种水下应用场景，为后续模型训练与降噪性能评估提供了坚实的数据支撑。

5.1.3 实验环境与预处理流程

本实验在高性能计算服务器上进行，以确保模型训练和推理的计算效率。服务器配备 NVIDIA RTX 4090 GPU，采用Linux Ubuntu 20.04 操作系统，并运行 Python 3.8 作为开发环境。深度学习框架选用 PyTorch 1.10.0，并结合 CUDA 11.3 进行并行加速计算，以优化大规模数据处理性能。在模型训练完成后，最佳模型的参数将用于测试集推理，以评估其在不同数据集上的降噪性能。

数据预处理阶段，为确保所有音频样本具有一致的输入尺寸，我们将所有音频数据统一截取或填充为65280个采样点，并采用STFT将时域波形转换为频域表示，以便网络更有效地学习水下噪声信号的频谱特征。该转换过程利用PyTorch中的torch.stft函数实现，具体变换公式如下：

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (5-4) |

其中， 表示在时间帧 和频率索引 处的复数频谱， 为输入音频信号， 为汉宁窗（Hanning Window），窗口长度设置为 1022，步长设置为 256，以保证时间分辨率和频率分辨率的平衡。STFT转换得到的复数频谱被拆分为实部和虚部，并分别作为网络输入的两个通道，以适应DMFNet复数卷积网络的输入格式。

在模型训练过程中，我们采用Adam优化器进行参数更新，以确保梯度计算的稳定性并提升收敛速度。初始学习率设置为0.001，并采用指数衰减策略：每个epoch结束后，若验证集损失无显著下降，则学习率按衰减因子0.1进行调整。这一策略保证了训练的稳定性并防止过拟合。此外，为避免梯度爆炸，本研究在训练中引入了梯度裁剪（Gradient Clipping）策略，将梯度范数的最大阈值设为5。当梯度范数超过该阈值时，将其归一化，以保持训练过程稳定。

训练批次大小（Batch Size）设置为16，以平衡计算效率与模型泛化能力。在训练过程中，每个epoch对完整训练集进行一次遍历，并计算验证集上的损失以监控模型性能。在训练过程中，如连续5个epoch验证损失无显著下降，则触发早停机制（Early Stopping），以避免模型在训练数据上过拟合，并确保模型在泛化性能最佳时终止训练。

5.1.4 评价指标

为全面评估提出的自监督深度学习水下声学信号去噪算法的性能，实验选取了四种具有代表性且互补的评价指标，分别从整体信号质量、时域局部表现、峰值保真度以及重建误差四个方面对去噪结果进行定量分析。这些指标可有效反映模型在不同维度上的去噪能力，适用于水下结构性目标信号（如打桩声信号、水下桥梁振动声信号）的去噪评估。

（1）信噪比（Signal-to-Noise Ratio, SNR）

SNR 是衡量信号整体质量的基本指标，用于度量去噪后信号中目标信号能量与噪声能量的比值。其计算公式如下：

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (5-5) |

其中， 表示原始原始干净信号， 表示模型输出信号。SNR 越高，说明信号中的噪声成分越少，去噪效果越好。

（2）分段信噪比（Segmental Signal-to-Noise Ratio, SSNR）

考虑到水下声信号（如水下打桩声信号）具有非平稳、间歇性特点，采用 SSNR 对信号进行逐帧划分评估，可更细致地反映局部时域的去噪性能。其定义为每一帧的 SNR 均值，具体计算时采用汉宁窗进行加窗，设帧长为 30 ms，帧移为 25%。

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (5-6) |

（3）峰值信噪比（Peak Signal-to-Noise Ratio, PSNR）

PSNR 用于衡量信号的峰值保真能力，对于存在明显冲击特征的水下打桩声尤为重要。其定义如下：

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (5-7) |

其中， 表示信号的最大可能幅值， 为均方误差。PSNR 越大，说明信号在还原峰值形态方面越精确。

（4）均方根误差（Root Mean Square Error, RMSE）

RMSE 是衡量去噪信号与真实信号之间整体偏差的重要指标，能有效反映模型重建误差的绝对水平。其计算公式如下：

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (5-8) |

RMSE 值越小，表示模型的重建误差越低，性能越优。

综上，实验通过上述四项指标从多角度对模型性能进行量化评估，以保证对自监督去噪模型在复杂海洋噪声背景下的有效性做出全面而可靠的判断。

5.2 降噪效果展示

5.2.1 累计能量段打桩声降噪实验

本实验基于第 5.1.2 节中构建的累计能量段打桩声数据集，目标信号为通过SEL分析所提取的 90% 主能量波形段，噪声源为实际采集的自然海洋背景噪声。该实验旨在评估所提出模型在结构清晰、能量集中的典型脉冲信号条件下的降噪性能，尤其关注其对主能量区域的还原能力与干扰成分的抑制能力。

为构建实验数据集，实验将目标信号与背景噪声分别按照信噪比 0 dB、5 dB 和 10 dB 使用PyDub工具[79] 进行三组混叠。为保证混叠精度，背景噪声音频被自动裁剪或循环拼接，以覆盖目标信号的完整时长，从而模拟不同干扰强度下的水下信号接收场景。所有混叠样本随后输入模型进行预测，输出结果用于分析模型在时域结构保持、频谱特征一致性以及多指标量化性能上的表现。

图5-4展示了信噪比为 0 dB 条件下，目标信号、混叠信号与模型降噪输出的波形对比结果。如图5-4（a）所示，原始目标信号在 0.5 秒附近具有典型的脉冲形态，结构紧凑、能量集中。如图5-4（b）所示，混叠信号中的海洋背景噪声显著干扰了脉冲结构识别，尤其是前后段被大量非结构噪声覆盖，信号起止模糊，波形细节几乎被完全掩盖。如图5-4（c）所示，模型输出结果呈现出显著改善：脉冲信号结构清晰恢复，两端的高频噪声与随机扰动被有效抑制，整体信号在时间轴上重新集中在目标段，体现出强大的波形重构能力与非结构成分抑制能力。

|  |
| --- |
| (a) |
| (b) |
| (c) |
| 图 5-4：SNR = 0 dB 条件下的波形图: (a) 目标信号；  (b) 混叠海洋背景噪声信号；(c) 降噪信号 |

进一步的频谱图展示见图5-5。如图5-5（a）所示，目标信号具有明显的脉冲特征，能量集中度高、带宽窄。如图5-5（b）所示，混叠信号频谱则被中低频随机噪声全面污染，几乎无法辨识出有效脉冲事件，主频段已与噪声混叠在一起。如图5-5（c）所示，模型输出展现出高度还原能力：主频段能量再次集中，原始脉冲特征基本重建，且频谱下界和上界范围收敛明显，有效滤除了非目标频段的背景干扰。

|  |
| --- |
| (a) |
| (b) |
| (c) |
| 图 5-5：SNR = 0 dB 条件下的频谱图: (a) 目标信号；  (b) 混叠海洋背景噪声信号；(c) 降噪信号 |

从工程声信号监测角度分析，水下打桩声信号属于典型的短时脉冲类信号，在时域上呈现出明确的突发能量集中结构，其监测目标不在于完整波形的全息重建，而在于准确捕捉声事件的主能量段，并界定其持续时长、结构形态与传播特征。在实际应用中，声波在海水中传播过程中易受到多径效应、边界反射及海底回波等复杂干扰的影响，使得信号后半部分常出现幅度减弱但结构紊乱的“尾波”成分。此类成分虽具高能冗余，但对事件判别与声源分析价值有限，反而可能干扰声暴露评估与信号识别模型的稳定性。

基于SEL理论，声事件的有效波形段通常定义为累计能量达到 90% 的时间区间，核心在于真实反映事件主体能量释放的过程，剔除环境响应引起的非结构成分。因此，该实验在数据构建上即采用累计能量截取方法提取目标信号，模型输出则应尽可能与此结构保持一致。从图5-4的时域结果来看，模型显著提高了信号起止边界的清晰度，恢复了主段结构，同时在两端噪声主导区域实现了尾波成分的有效压制，这一特性对基于事件检测或能量累计的应用尤为关键；而从图5-5的频谱表现来看，模型输出不仅保留了目标信号在中低频段的能量主峰，还抑制了混叠信号中由背景噪声引入的高频干扰，增强了信号的频域可分性与结构一致性。时域与频域双重维度的降噪效果共同验证了模型对水下工程声信号的强适配能力，为打桩事件的自动识别、暴露级计算与传播路径分析等下游任务提供了坚实基础。

本实验特别关注模型在不同背景干扰下对主结构的恢复能力，及其在极端低信噪比条件下的鲁棒性。为此，本文在三种信噪比（0 dB / 5 dB / 10 dB）混叠条件下，分别计算混叠信号与模型输出在SNR、SSNR、PSNR及RMSE四项指标下的性能表现。相关定量结果见表5-1。

5.2.2 原始打桩声信号降噪实验

5.2.3 非训练类型脉冲信号降噪实验

5.3 结果讨论与对比分析

5.3.1 传统方法对比

5.3.2 模型各模块消融实验

第六章 总结与展望

6.1 论文的主要工作与创新点

6.2 未来工作展望

参考文献

1. 金永明.新时代海洋强国战略的演进历程与重要成就[J].国家治理,2024,(02):40-45.
2. 张景全.我国海洋强国建设面临的机遇与挑战[J].人民论坛,2023,(20):26-29.
3. 谢宝剑,李庆雯.新质生产力驱动海洋经济高质量发展的逻辑与路径[J].东南学术,2024,(03):107-118+247.
4. 王宏.以建设海洋强国新作为推进中国式现代化[N].学习时报,2023-09-22(001).
5. Akyildiz I F, Pompili D, Melodia T. Underwater acoustic sensor networks: research challenges[J]. Ad hoc networks, 2005, 3(3): 257-279.
6. Lurton X. An introduction to underwater acoustics: principles and applications[M]. Springer Science & Business Media, 2002.
7. Hildebrand J A. Anthropogenic and natural sources of ambient noise in the ocean[J]. Marine Ecology Progress Series, 2009, 395: 5-20.
8. Urick R J. Sound propagation in the sea[J]. 1997.
9. Erbe C, Marley S A, Schoeman R P, et al. The effects of ship noise on marine mammals—a review[J]. Frontiers in Marine Science, 2019, 6: 606.
10. Popper A N, Hastings M C. The effects of anthropogenic sources of sound on fishes[J]. Journal of fish biology, 2009, 75(3): 455-489.
11. Popper A N, Hawkins A D. An overview of fish bioacoustics and the impacts of anthropogenic sounds on fishes[J]. Journal of fish biology, 2019, 94(5): 692-713.
12. Stojanovic M, Preisig J. Underwater acoustic communication channels: Propagation models and statistical characterization[J]. IEEE communications magazine, 2009, 47(1): 84-89.
13. Gao R, Liang M, Dong H, et al. Underwater Acoustic Signal Denoising Algorithms: A Survey of the State-of-the-art[J]. arXiv preprint arXiv:2407.13264, 2024.
14. 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.
15. Hildebrand J A. Anthropogenic and natural sources of ambient noise in the ocean[J]. Marine Ecology Progress Series, 2009, 395: 5-20.
16. Song X, Lu W, Xiong W, et al. Sound contribution of the low frequency underwater noise radiated from a suspension bridge[J]. Journal of Low Frequency Noise, Vibration and Active Control, 2024, 43(1): 3-19.
17. Song X, Zhang X, Xiong W, et al. Experimental and numerical study on underwater noise radiation from an underwater tunnel[J]. Environmental Pollution, 2020, 267: 115536.
18. Song X, Yin L, Xiong W, et al. Underwater noise prediction and control of a cross-river subway tunnel: an experimental and numerical study[J]. International Journal of Environmental Science and Technology, 2024, 21(4): 4045-4062.
19. Reinhall P G, Dahl P H. Underwater Mach wave radiation from impact pile driving: Theory and observation[J]. The Journal of the Acoustical Society of America, 2011, 130(3): 1209-1216.
20. Wojciechowski S. Hydroacoustic Parametric Study of Pile Driving-Induced Anthropogenic Sound[D]. Virginia Tech, 2024.
21. Tsouvalas A. Underwater noise emission due to offshore pile installation: A review[J]. Energies, 2020, 13(12): 3037.
22. Wilkes D R, Gourlay T P, Gavrilov A N. Numerical modeling of radiated sound for impact pile driving in offshore environments[J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 2016, 41(4): 1072-1078.
23. Lippert T, von Estorff O. On a hybrid model for the prediction of pile driving noise from offshore wind farms[J]. Acta Acustica United with Acustica, 2014, 100(2): 244-253.
24. Jensen F B, Kuperman W A, Porter M B, et al. Computational ocean acoustics[M]. New York, NY: Springer New York, 2011.
25. Hildebrand J A. Anthropogenic and natural sources of ambient noise in the ocean[J]. Marine Ecology Progress Series, 2009, 395: 5-20.
26. Veeriayan V B, Rajendran V. Underwater Ambient Noise[M]//Noise and Environment. IntechOpen, 2020: 153.
27. Cato D H. Ambient noise and its significance to aquatic life[J]. Bioacoustics, 2008, 17(1-3): 21-23.
28. Berdnikova J, Klauson A, Mustonen M, et al. Underwater ship noise pattern detection and identification[J]. The Journal of the Acoustical Society of America, 2017, 142(4\_Supplement): 2686-2686.
29. Yori Fernandez A. Underwater assessment of anthropogenic noise sources using a field recording method[J]. Acta Acustica united with Acustica, 2018, 104(1): 13-24.
30. Rodrigo F J, Ramis J, Carbajo J, et al. Underwater anthropogenic noise pollution assessment in shallow waters on the south-eastern coast of Spain[J]. Journal of Marine Science and Engineering, 2022, 10(9): 1311.
31. Nie L, Zhang Y, Wang H B. Classification of underwater soundscapes using raw hydroacoustic signals[J]. The Journal of the Acoustical Society of America, 2023, 154(4\_supplement): A304-A304.
32. Mishachandar B, Vairamuthu S. Diverse ocean noise classification using deep learning[J]. Applied Acoustics, 2021, 181: 108141.
33. Wittekind D, Schuster M. Propeller cavitation noise and background noise in the sea[J]. Ocean Engineering, 2016, 120: 116-121.
34. Cui X, Yang H, Hu Q, et al. Noise Sources and Statistical Characteristics of the Marine Ambient Noise in the Zengmu Basin[C]//2024 OES China Ocean Acoustics (COA). IEEE, 2024: 1-5.
35. Chunxia M, Dan S, Feng C, et al. Statistical characteristic of spectrum for ambient noise at high frequencies in shallow water[C]//2017 IEEE International Conference on Signal Processing, Communications and Computing (ICSPCC). IEEE, 2017: 1-4.
36. Felisberto P, Silva J P, Silva J, et al. Background noise in areas covered by marine plants in the Ria Formosa lagoon during the summer[C]//2018 OCEANS-MTS/IEEE Kobe Techno-Oceans (OTO). IEEE, 2018: 1-5.
37. Iqbal J, Khan R, Ahmed F, et al. A Comparative Analysis of the Latest Statistical Characterization Trends of Narrowband & Broadband Frequency Spectrum of Deep Sea Ambient Noise Using Monte Carlo Simulation Method[C]//2019 16th International Bhurban Conference on Applied Sciences and Technology (IBCAST). IEEE, 2019: 900-907.
38. Zhang L, Meng C, Na J. Modeling of high background noise in large area ocean based on measured data[C]//2018 IEEE International Conference on Signal Processing, Communications and Computing (ICSPCC). IEEE, 2018: 1-4.
39. 赵润晗.海上打桩噪声对中华白海豚whistles信号的掩蔽效应评估[D].厦门大学,2022.DOI:10.27424/d.cnki.gxmdu.2022.003062.
40. Chuang Z, Zhong-Chang S, Yu Z. Sound reception pathway of the Indo-Pacific humpback dolphin[J]. ACTA PHYSICA SINICA, 2020, 69(23).
41. Reeder D B, Joseph J E, Rago T A. Underwater sound generated by motor vehicle traffic in an underwater tunnel[J]. The Journal of the Acoustical Society of America, 2020, 148(3): EL215-EL220.
42. MacGillivray A, Warner G, Racca R, et al. Tappan Zee Bridge construction hydroacoustic noise modeling[J]. prepared by JASCO Applied Sciences for ABCOM, New York, final report P001116-001, version 1.0, 2011.
43. Haxel J, Zang X, Martinez J, et al. Underwater noise measurements around a tidal turbine in a busy port setting[J]. Journal of Marine Science and Engineering, 2022, 10(5): 632.
44. Song X, Zhang X, Xiong W, et al. Experimental and numerical study on underwater noise radiation from an underwater tunnel[J]. Environmental Pollution, 2020, 267: 115536.
45. Nagarkar A V. Duct-borne Noise & Vibration onboard Maritime Vessels for Underwater Radiated Noise Management[D]. Savitribai Phule Pune University, 2022.
46. Bilgin Güney C, Kinaci O K. Ecological effects and mitigation strategies for underwater noise from shipping activities[J]. Ships and Offshore Structures, 2024: 1-13.
47. McIntyre D. Predicting cavitation-induced noise from marine propellers[D]. , 2021.
48. Miglianti L P. Modelling of the cavitating propeller noise by means of semi-empirical and data driven approaches[J]. 2020.
49. Ianniello S, Muscari R, Di Mascio A. Ship underwater noise assessment by the acoustic analogy. Part I: nonlinear analysis of a marine propeller in a uniform flow[J]. Journal of marine Science and technology, 2013, 18: 547-570.
50. Zhu C, Gaggero T, Makris N C, et al. Underwater sound characteristics of a ship with controllable pitch propeller[J]. Journal of Marine Science and Engineering, 2022, 10(3): 328.
51. Yang C, Kuang F, Wang T, et al. Friction-Induced Vibration and Noise in Water-Lubricated Stern Bearings: A Comprehensive Review of Mechanisms and Design[C]//International Conference on Offshore Mechanics and Arctic Engineering. American Society of Mechanical Engineers, 2024, 87837: V05BT06A053.
52. Traverso F, Gaggero T, Tani G, et al. Parametric analysis of ship noise spectra[J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 2016, 42(2): 424-438.
53. McPherson C, Quijano J. FPSO Facility Anchor Piling Acoustic Modelling[J]. 2017.
54. Huo X, Zhang P, Feng Z. Study of underwater sound propagation and attenuation characteristics at the Yangjiang offshore wind farma[J]. Ecological Informatics, 2024, 84: 102919.
55. Yang L, Xu X, Huang Z, et al. Recording and analyzing underwater noise during pile driving for bridge construction[J]. Acoustics Australia, 2015, 43: 159-167.
56. Wang Z, Wu Y, Duan G, et al. Assessing the underwater acoustics of the world's largest vibration hammer (OCTA-KONG) and its potential effects on the Indo-Pacific humpbacked dolphin (Sousa chinensis)[J]. PloS one, 2014, 9(10): e110590.
57. Leunissen E. Underwater noise from pile-driving and its impact on Hector's dolphins in Lyttelton Harbour, New Zealand[D]. University of Otago, 2018.
58. Zhou W, Xu X, Tu X, et al. Preliminary exploration for effects of sound stimulus on the movement behavior of Litopenaeus vannamei[C]//2016 IEEE/OES China Ocean Acoustics (COA). IEEE, 2016: 1-6.
59. Polyzos E, Gortsas T, Tsinopoulos S, et al. A Numerical Study on the Underwater Noise Mitigation in Wind Turbine Pilling[M]//Recent Developments of Soil Mechanics and Geotechnics in Theory and Practice. Cham: Springer Nature Switzerland, 2024: 121-140.
60. Amaral J L. Characterization of Impact Pile Driving Signals and Fin Whale Vocalizations at the Block Island Wind Farm Site[M]. University of Rhode Island, 2021.
61. Bohatkiewicz J, Jukowski M, Hałucha M, et al. Influence of the acoustic cover of the modular expansion joint on the acoustic climate in the bridge structure surroundings[J]. Materials, 2020, 13(12): 2842.
62. Kawade A N, Shinde V M, Shastri R K, et al. Analysis of ship noise from underwater ambient noise[C]//2016 Conference on Advances in Signal Processing (CASP). IEEE, 2016: 265-269.
63. Song X, Lu W, Xiong W, et al. Sound contribution of the low frequency underwater noise radiated from a suspension bridge[J]. Journal of Low Frequency Noise, Vibration and Active Control, 2024, 43(1): 3-19.
64. 郭新毅,李凡,铁广朋,等.海洋环境噪声研究发展概述及应用前景[J].物理,2014,43(11):723-731.
65. Chen T, Kornblith S, Norouzi M, et al. A simple framework for contrastive learning of visual representations[C]//International conference on machine learning. PmLR, 2020: 1597-1607.
66. Lehtinen J, Munkberg J, Hasselgren J, et al. Noise2Noise: Learning image restoration without clean data[J]. arXiv preprint arXiv:1803.04189, 2018.
67. Kashyap M M, Tambwekar A, Manohara K, et al. Speech denoising without clean training data: A noise2noise approach[J]. arXiv preprint arXiv:2104.03838, 2021.
68. Alamdari N, Azarang A, Kehtarnavaz N. Improving deep speech denoising by noisy2noisy signal mapping[J]. Applied Acoustics, 2021, 172: 107631.
69. Huang T, Li S, Jia X, et al. Neighbor2neighbor: Self-supervised denoising from single noisy images[C]//Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition. 2021: 14781-14790.
70. Wu J, Li Q, Yang G, et al. Self-supervised speech denoising using only noisy audio signals[J]. Speech Communication, 2023, 149: 63-73.
71. Trabelsi C, Bilaniuk O, Zhang Y, et al. Deep complex networks[J]. arXiv preprint arXiv:1705.09792, 2017.
72. Dai J, Qi H, Xiong Y, et al. Deformable convolutional networks[C]//Proceedings of the IEEE international conference on computer vision. 2017: 764-773.
73. Hu J, Shen L, Sun G. Squeeze-and-excitation networks[C]//Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2018: 7132-7141.
74. Zhang Y, Li K, Li K, et al. Image super-resolution using very deep residual channel attention networks[C]//Proceedings of the European conference on computer vision (ECCV). 2018: 286-301.
75. Wang X, Girshick R, Gupta A, et al. Non-local neural networks[C]//Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2018: 7794-7803.
76. Tolstikhin I O, Houlsby N, Kolesnikov A, et al. Mlp-mixer: An all-mlp architecture for vision[J]. Advances in neural information processing systems, 2021, 34: 24261-24272.
77. Nosrati L, Fazel M S, Ghavami M. Improving indoor localization using mobile UWB sensor and deep neural networks[J]. IEEE Access, 2022, 10: 20420-20431.
78. Robert J, Webbie M. Pydub (2018)[J]. URL http://pydub. com.

攻读硕士学位期间获得的成果

1. **Xiuling Zhu**, Yougan Chen, Lei Wan, Weidi Huang, Ge Lu, Xiaomei Xu, Dynamic Layered Routing Protocols Based on BP-NN for Underwater Acoustic Sensor Networks, *Applied Acoustics*, vol. 211, Art.no. 109454, Aug. 2023. (SCI/EI收录)
2. Shenao Tu, **Xiuling Zhu**, Yougan Chen, Xiaomei Xu, A Q-Learning and Data Priority-Based Routing Protocol with Dynamic Computing Cluster Head for Underwater Acoustic Sensor Networks, *2022 IEEE International Conference on Signal Processing, Communications and Computing (ICSPCC), Xi'an, China*, 2022, pp. 1-5, 2022. （EI收录）
3. **Xiuling Zhu**, Ge Lu, Yuan Luo, Yanhan Dong, Yougan Chen, Tao Yi, A Secure Routing Protocol Based on Graph Neural Networks for Underwater Acoustic Sensor Networks, *2023 IEEE International Conference on Signal Processing, Communications and Computing (ICSPCC), Zhengzhou, China*, 2023, pp. 1-5, 2023. （EI收录）
4. Yihao Zhao, Ge Lu, Shilu Tan, **Xiuling Zhu**, Zhixian Song, Yougan Chen, A Clustering Guiding-Network Based Routing Protocol for Underwater Acoustic Sensor Networks, *2023 IEEE International Conference on Signal Processing, Communications and Computing (ICSPCC), Zhengzhou, China*, 2023, pp. 1-5, 2023. （EI收录）
5. 陈友淦, **朱秀玲**, 罗圆, 杜坤芸, 高榜君, 吴剑明, 许肖梅. 一种AUV辅助的水声传感网动态分层路由方法, 国家发明专利, 申请号202211240126.7, 申请日期2022.10.11, 公告号CN 115589625 A, 公开日期2023.01.10.
6. 陈友淦, **朱秀玲**, 卢鸽, 江涵希, 涂申奥, 陶毅, 许肖梅. 一种BP神经网络的水声传感网动态分层路由方法, 国家发明专利, 申请号202211240085.1, 申请日期2022.10.11, 公告号CN 115604740 A, 公开日期2023.01.13.
7. 陈友淦, 罗圆, **朱秀玲**, 董妍函, 陈哲扬, 谭诗路, 许肖梅. 水下动态环境中考虑时延和 AUV 能耗的混合数据搜集方法, 国家发明专利, 申请号202310095023.4, 申请日期2023.02.10, 公告号CN 116074915 A, 公开日期2023.05.05.
8. 陈友淦, 涂申奥, 周娜娜, **朱秀玲**, 江涵希, 熊艺程, 高榜君, 许肖梅. 基于Q学习和数据分级的水声网络动态计算簇头路由方法, 国家发明专利, 申请号202210638987.4, 申请日期2022.06.07, 公告号CN 115002865 A, 公开日期2022.09.02.
9. 陈友淦, **朱秀玲**, 董妍函, 赵矣昊, 杜坤芸, 陶毅, 许肖梅. 一种基于图神经网络的水声传感器网络信任模型构建方法, 国家发明专利, 申请号202311456189.0, 申请日期2023.11.03, 公告号CN 117354806 A, 公开日期2024.01.05.

致谢

岁月不居，时节如流。随着这篇硕士论文的最终定稿，我的研究生旅程也迎来了终章。时光加上人，等于缘分。回忆在厦园的时光，是新奇的、充实的、自由的，遇到的老师和朋友是优秀的、个性的、温暖的。在许多快乐、感动的瞬间，在无数次大笑、流泪的景别，我常不由自主在心里打下过这篇致谢的草稿段落，因此，落笔这刻的感觉并不陌生。尽管自觉文字表达能力有限，我仍希望为这段三年的缘分留下些许纪念之语。

本论文在课题选择及后续推进工作中都得到了陈友淦导师的悉心指导。在学习期间，老师带领我了解科研、熟悉课题，给予我充分的尊重和鼓励，乐于分享他的亲身经验，令我少走了很多弯路，更以身作则，培养了我对工作的积极性和自豪感。友淦老师是一位名副其实的“朋友式导师”，身上的敬业、包容、耐心等品质也在潜移默化中影响着我。大到科研创新的方法论，小到邮件抬头和抄送细节，老师总是知无不言，精益求精。和老师的师生缘分即将告一段落，但这份宝贵的师生情谊将日久情深。感谢老师一路的督促与指正，肯定与爱护，愿老师万事顺意，桃李芬芳，如此亲切可爱下去。

感谢给予我帮助和建议的许肖梅老师、陶毅老师、万磊老师、黄身钦小黑老师和海地院里所有坚守在海洋领域的老师们，正是你们的潜精研思，为海洋学科和行业带来进步，为我们的学习研究之路带来信心。感谢海地院的行政老师们，为我们处理琐事、争取机会。愿老师们工作顺利，成果丰硕，生活美满。

感谢课题组知心温柔的大飞哥黄龙飞师兄、事事擅长的大阳哥周阳亮师兄、帅气猫猫头张鑫海师兄、沉稳爱笑的王荣鑫师兄、思路清奇的广普代言人黄伟迪师兄、性格爽朗的李镇师兄、伶牙俐齿的小文何毅文学长、千杯不醉的笑眼卢鸽鸽、伪养生歌王董妍函、爱跳舞的木习习王栩琛、谦虚大师烤鸭陈俊斌、健身房打卡王杨承昊学弟、版纳轻食狂涂申奥学弟、办事效率惊人的罗圆师妹、靠谱的飞盘社长张文翔师弟、时间煮雨原唱者江涵希学妹、假二次元仓鼠赵矣昊、乐山开瓶王杜坤芸师妹、追星楷模谭诗路师妹，在一次次的组会、聚餐、活动中，我们从客气局促到融洽活络，一起经历体验了校内校外各具特色的餐食、白天黑夜的麻将馆、小巨蛋前凉风瑟瑟的野餐、健康步道的红色夕阳、汗流满面的毕业歌会、状况连连的散伙饭、驱赶霉运的跨年烟花，相册和聊天记录会帮我们记住一切的欢声笑语。感谢周到的刘雨佶师兄，像家长一样帮助我在工作学习中不断成长。感谢南信大的家人们：人脉赖文典师兄、妃姐张秀妃、人姐王怡人，你们的存在使我更快适应了新的环境，也令我安心地做被照顾的小师妹，在芙蓉园区学习自行车的夜晚，是我心里很珍贵的回忆。感谢可遇不可求的神仙室友古海玲，睡前和你的谈心时间就像在充电，有你在，寝室才有了家的感觉。感谢因XMUU相遇的队友，相见恨晚的李子李颖婕、活力满满的胡sir胡莹、默契姐妹黄鸽黄宇中、神奇宝贝大师熊酱熊江，大家都是厦大飞盘至关重要的一员，也是我在XMUU的珍贵伙伴。感谢“知食分子”群里从不扫兴的pp王怡人女士、维权担当骆金锋骆少、操心不停的“老妈子”刘振搏、不愿透露真实姓名的彭啸，我们一起创造了各种或温馨或离奇的回忆：24h的极限日出日落、接连传递的生日愿望、主席台前的海龟汤、一国两制前的抱头痛哭、羽毛球场的连连惨叫、接收站的群魔乱舞、溜冰场的蹒跚学步、南澳岛的烈日海滩、即将启程的川西之旅，祝福大家都能同时拥有美好的前程和真实的自己。感谢消息灵通的鬼灵精罗sir和独立美丽的鱼老师，随时准备接收我的语音视频，提供满满的情绪价值。感谢来自故乡的发小朋友们：情商担当cqq、总是领跑的翔哥、犀利的小铭哥、稳重的老司机李哥、苦口婆心的小王吧、铁石心肠的吴媛媛、活力无限的小夫妻。大家个性各异，却一直相互关心，总有说不完的话题和消不散的分享欲。长大让我们变得忙碌、圆滑，也变得更擅长照顾和陪伴。我们会证明，生活确实如同一条船，只要和朋友们坐在一起，再长的时间也会在不变的情谊面前停滞下来，让我们幸福地抵达心知肚明的终点。

衷心感谢父母一直以来给予我的保护和支持，使我能任性自由、勇往直前地选择自己的人生；同时，感谢我的两位妹妹，她们让我更早且深刻地学会责任与担当，而她们的出色表现与不懈努力，也一直是推动我前进的动力。家庭是我永恒的港湾，我们在一起，就是向往的生活。愿家人平安健康。

“人生无别离，谁知恩爱重。”对校园、车站、机场、海滩的陌生和新奇已在不知不觉中沉淀为熟悉。感谢厦大海地院的关照，感谢鼓浪屿的客船，感谢顺其自然的遇见和真心，大家珍重珍重。

**学位论文答辩委员会名单**

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| 主 席： | 许肖梅 | 教授 | 厦门大学海洋与地球学院 |
| 委 员： | 万磊 | 副教授 | 厦门大学信息学院 |
|  | 陶毅 | 助理教授 | 厦门大学海洋与地球学院 |