

分类号: TN929.3

单位代码: 10363

密 级: 公开

学 号: 2210320110

题 目 基于压缩感知的水声信道估计方法研究

题 目 Research on underwater acoustic channel
estimation method based on compressive sensing

论文作者: 穆少鹏

校内导师: 高文根教授

专 业: 控制科学与工程

研究方向: 智能信息处理及应用

论文答辩日期: _____

安徽工程大学学位论文原创性声明

本人郑重声明：我恪守学术道德，崇尚严谨学风。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。除文中已明确注明和引用的内容外，本论文不包含任何其他个人或集体已经发表或撰写过的作品及成果的内容。论文为本人亲自撰写，我对所写的内容负责，并完全意识到本声明的法律后果由本人承担。

学位论文作者签名：穆少鹏

日期： 年 月 日

安徽工程大学学位论文版权使用授权书

学位论文作者完全了解学校有关保留、使用学位论文的规定，同意学校保留并向国家有关部门或机构送交论文的复印件和电子版，允许论文被查阅或借阅。本人授权安徽工程大学可以将本学位论文的全部内容编入有关数据库进行检索，可以采用影印、缩印或扫描等复制手段保存和汇编本学位论文。

保密 ☐，在 _____ 年解密后适用本版权书。

本学位论文属于

不保密 ☐。

学位论文作者签名：穆少鹏

指导教师签名：高松

日期： 年 月 日

日期： 年 月 日

基于压缩感知的水声信道估计方法研究

摘 要

水声通信是水下设备间通信的关键技术，对深海探索、海洋资源开发等领域至关重要。水声信道估计又是水声通信的关键技术，它旨在准确地获取水声信道的特性和参数，为信号的有效传输提供支持。由于水声信道具有多径传播、频散、多普勒效应和时变效应等特性，导致传统的 Nyquist 采样得到的数据量较大，不方便进行数据处理。压缩感知（Compressed Sensing, CS）技术恰好能解决这个问题。传统的 CS 算法存在着很多问题，比如：正交匹配追踪（Orthogonal Matching Pursuit, OMP）算法的计算复杂度较高，导致计算资源浪费严重。匹配追踪（Matching Pursuit, MP）算法的计算精度在复杂环境下达不到要求。所以，针对特定场景开发出特定的 CS 算法就显得尤其重要。本文主要研究水声信道的 CS 算法，旨在提高信道估计效果和减小计算时长。研究的主要内容如下：

（1）研究了海洋声学特性，以及水声信道中时延多普勒双扩展和稀疏性。同时，研究了 CS 技术及其对水声信道估计的作用，为本文研究奠定了理论基础。

（2）考虑正交频分复用（Orthogonal Frequency Division Multiplexing, OFDM）水声信道估计具有计算复杂度高，开销过大的问题，提出一种基于 CS 的阈值正交匹配追踪（Threshold Orthogonal Matching Pursuit, TOMP）算法。该算法通过信噪比（Signal-to-Noise

Ratio, SNR) 的值决定算法的迭代次数, 具有信道自适应功能。在低 SNR 场景中, SNR 导致算法的阈值增大, 信道系数更容易满足停止条件, 继而导致迭代次数减小。从而在保证算法计算精度的同时降低了系统开销。在高 SNR 场景中, SNR 导致阈值的减小, 信道系数更难满足停止条件, 继而提升了迭代次数, 保证了信道估计的精确度。通过仿真分析, 验证了所提算法的有效性。

(3) 针对较强的多普勒效应导致水声信道估计计算量大和精度差等问题, 采用延迟多普勒扩展函数(Delayed Doppler Spread Function, DDSF) 模型来覆盖多普勒效应, 并基于该模型提出一种新算法——阈值匹配追踪(Threshold Matching Pursuit, T-MP) 算法。由于 DDSF 模型具有采样数据量大且稀疏度高的特点, 传统算法对其估计会导致大量的计算资源浪费。T-MP 算法精简的计算方式有效减小对 DDSF 模型估计的计算资源浪费, 减少了系统的开销。同时, 该算法根据信噪比(Signal-to-Noise Ratio, SNR) 的变化调节迭代次数, 高 SNR 条件下迭代次数增加, 增强系统的估计精度; 低 SNR 条件下迭代次数减少, 在满足估计精度的条件下, 进一步降低系统开销。通过仿真分析, 验证了所提 T-MP 算法的有效性。

关键词: 水声通信, OFDM, 状态估计, CS, 多普勒效应

RESEARCH ON COMPRESSED SENSING-BASED UNDERWATER ACOUSTIC CHANNEL ESTIMATION METHODS

ABSTRACT

Underwater acoustic communication is a key technology for communication between underwater devices, which is crucial for deep-sea exploration, marine resource development, and other fields. Underwater acoustic channel estimation is a key technology in underwater acoustic communication, which aims to accurately obtain the characteristics and parameters of the underwater acoustic channel and provide support for effective signal transmission. Due to the characteristics of multipath propagation, dispersion, Doppler effect, and time-varying effect in underwater acoustic channels, traditional Nyquist sampling results in a large amount of data, making it inconvenient for data processing. Compressed Sensing (CS) technology can precisely solve this problem. The traditional CS algorithm has many problems, such as the high computational complexity of Orthogonal Matching Pursuit (OMP) algorithm, which leads to serious waste of computing resources. The computational accuracy of Matching Pursuit (MP) algorithm cannot meet the requirements in complex environments. Therefore, developing specific CS algorithms for specific scenarios is particularly important. This article

mainly studies the CS algorithm for underwater acoustic channels, aiming to improve channel estimation performance and reduce computation time.

The main content of the study is as follows:

(1) Studied the acoustic characteristics of the ocean, as well as the delay Doppler double expansion and sparsity in underwater acoustic channels. At the same time, CS technology and its role in underwater acoustic channel estimation were studied, laying a theoretical foundation for this study.

(2) Considering the high computational complexity and high overhead of orthogonal frequency division multiplexing (OFDM) underwater acoustic channel estimation, a threshold orthogonal matching pursuit (TOM) algorithm based on CS is proposed. This algorithm determines the number of iterations of the algorithm based on the value of Signal to Noise Ratio (SNR), and has channel adaptation function. In low SNR scenarios, SNR leads to an increase in the threshold of the algorithm, making it easier for the channel coefficients to meet the stopping condition, which in turn leads to a decrease in the number of iterations. This reduces system overhead while ensuring the accuracy of algorithm calculations. In high SNR scenarios, SNR leads to a decrease in threshold, making it more difficult for channel coefficients to meet stopping conditions, thereby increasing the number of iterations and ensuring the accuracy of channel estimation. The effectiveness of the proposed algorithm was verified

through simulation analysis.

(3) To address the issues of high computational complexity and poor accuracy in underwater acoustic channel estimation caused by strong Doppler effects, a Delayed Doppler Spread Function (DDSF) model is adopted to cover the Doppler effect. Based on this model, a new algorithm called Threshold Matching Pursuit (T-MP) algorithm is proposed. Due to the large amount of sampled data and high sparsity of the DDSF model, traditional algorithms can result in a significant waste of computing resources when estimating it. The simplified calculation method of T-MP algorithm effectively reduces the waste of computing resources for estimating the DDSF model and reduces system overhead. Meanwhile, the algorithm adjusts the number of iterations based on changes in Signal to Noise Ratio (SNR), increasing the number of iterations under high SNR conditions and enhancing the estimation accuracy of the system; Under low SNR conditions, the number of iterations is reduced, further reducing system overhead while meeting estimation accuracy requirements. The effectiveness of the proposed T-MP algorithm was verified through simulation analysis.

KEY WORDS: underwater acoustic communication, OFDM, state estimation, CS, Doppler effect

目录

摘 要.....	I
ABSTRACT.....	III
第 1 章 绪论.....	1
1.1 课题研究背景及意义.....	1
1.2 国内外研究现状.....	2
1.2.1 水声通信技术的研究现状.....	2
1.2.2 水声信道估计的发展和研究现状.....	3
1.2.3 CS 技术的研究现状.....	5
1.2.4 国内外研究现状分析.....	6
1.3 主要研究内容及创新点.....	7
第 2 章 水声信道传播特性和压缩感知理论.....	10
2.1 引言.....	10
2.2 海洋声学特性.....	10
2.2.1 水声传播速度.....	10
2.2.2 水声传播损失.....	12
2.2.3 水声环境噪声.....	13
2.3 水声信道特性.....	15
2.3.1 时延多普勒双扩展.....	16
2.3.2 稀疏性.....	18
2.4 压缩感知理论.....	20
2.5 本章小结.....	22
第 3 章 基于 OFDM 的 TOMP 算法水声信道估计.....	24
3.1 引言.....	24
3.2 OFDM 系统的原理.....	24
3.3 水声信道 OFDM 系统模型.....	28
3.4 基于 OFDM 系统的 TOMP 算法.....	30
3.4.1 TOMP 算法复杂度分析.....	34
3.4.2 TOMP 算法收敛性分析.....	35

3.5 算法仿真和性能分析.....	36
3.5.1 TOMP 算法的信道估计误差仿真	36
3.5.2 TOMP 算法的 CPU 计算时长仿真.....	37
3.5.3 TOMP 算法的不同导频的信道估计误差的仿真.....	38
3.6 本章小结.....	41
第 4 章 基于 DDSF 的 T-MP 算法的水声信道估计	42
4.1 引言.....	42
4.2 DDSF 系统模型	42
4.3 基于 DDSF 系统的 T-MP 算法	44
4.3.1 T-MP 算法的复杂度分析	46
4.3.2 T-MP 算法的收敛性分析	47
4.4 算法仿真和性能分析.....	49
4.4.1 T-MP 算法的信道估计误差	52
4.4.2 T-MP 算法的 CPU 计算时长仿真.....	56
4.4.3 T-MP 算法的不同导频的信道估计误差的仿真	57
4.5 本章小结.....	60
第 5 章 总结与展望.....	61
5.1 全文总结.....	61
5.2 工作展望.....	61
参考文献.....	63
攻读硕士期间取得的学术成果.....	69
致谢.....	70

第 1 章 绪论

1.1 课题研究背景及意义

水声通信在海洋开发和资源利用中具有重要的意义。一方面，水声通信支持海洋资源的高效开发。海洋资源的利用涉及到远程控制、数据传输等多方面需求，而水声通信能够克服海水对电磁波传播的限制，提供稳定、可靠的通信连接，为海洋勘探、渔业管理等提供了关键的技术支持。其次，水声通信在海洋监测和环境保护中扮演着不可替代的角色。水声通信可以用于传输海洋传感器收集的数据，监测海洋温度、盐度、海流等信息，为科学家提供海洋环境变化的实时数据，有助于更好地了解和保护海洋生态系统^[1]。此外，水声通信在海洋安全领域也具有重要作用。在海底油气开采、水下设备维护等活动中，及时而可靠的通信是确保工作人员安全的关键因素。水声通信技术的应用可以提供高效的通信手段，支持海洋工程的实时监控和紧急响应，减少事故发生的风险。

水声通信中，水声信道估计扮演着举足轻重的角色，对于克服多普勒效应、提升传输效率以及优化系统性能具有深远意义^[2]。鉴于水声信道环境的复杂性，涉及海底反射、表面波传播等众多因素，传输信号常常会受到多普勒频移的影响^[3]。因此，信道估计成为应对多普勒效应的关键环节。通过实时估计水声信道，系统能够灵活调整传输参数，有效补偿多普勒频移，确保数据的稳定可靠传输^[4]。此外，水声信道估计在增强系统抗干扰能力方面亦发挥重要作用。水声通信中，信号常受到水下环境噪声、其他通信系统干扰等多种因素的影响。精确的信道估计有助于系统在复杂噪声环境中准确提取目标信号，从而提升通信系统的鲁棒性和抗干扰能力^[5]。

传统的水声信道估计方法往往受限于采样率和计算复杂度，难以在复杂多变的海洋环境中实现高效、准确的信道估计。而基于压缩感知的信道估计方法，通过利用信号的稀疏性，能够在远低于奈奎斯特采样率的条件下实现信号的重建，从而突破了传统方法的限制^[6]。压缩感知理论通过优化算法设计，能够在有限的观测数据下实现对信道参数的高精度估计。这对于水声通信来说至关重要，因为精确的信道估计可以有效减少信号失真和干扰，提高通信质量。

综上所述，在水声通信中信道估计对信号的传输和调制都有很重要的地位，对克服多普勒效应、优化传输效率和提高系统抗干扰能力等方面都具有深远的意义。本文提出的基于 OFDM 模型的水声信道估计和基于延迟多普勒扩展函数（Delayed Doppler spread function, DDSF）模型的水声信道估计是对当前信道估计基础上进行的优化，相对于传统算法来说达到更好的估计效果，从而提升了水声通信性能。

1.2 国内外研究现状

1.2.1 水声通信技术的研究现状

水声通信技术在深海探测、水下作业任务和海洋资源开发等领域的关键技术之一。近年来，随着海洋经济的发展和国防安全的需求，国内外对水声通信技术的研究投入了大量的资源和精力，取得了显著的进展。以下是国内外水声通信研究现状的概述：

美国在水声通信领域一直处于领先地位，拥有众多著名的科研机构 and 院校，如麻省理工学院、斯坦福大学等院校和军事属性的海军研究实验室等。美国的研究重点包括高速水声通信技术、水下网络协议、自适应信号处理方法以及多入多出（Multiple Input Multiple Output, MIMO）系统等^[7]。美国海军研究实验室特别关注水下通信网络和分布式水下传感器网络的研究，旨在提高水下作业的效率 and 安全性。欧洲在水声通信领域也有广泛的研究，特别是在水声信道建模、数字信号处理和水下网络协议方面。欧洲多个国家的研究机构和大学，如意大利的国家研究委员会、挪威的西格纳尔和英国的南安普顿大学等，在水声通信领域都有重要贡献^[8]。日本和韩国在水声通信领域也表现活跃，重点研究方向包括水下机器人通信、水下网络和高频水声通信技术。日本采用特有的海洋项目来进行研究，如日本海洋研究开发机构，来开展了一系列水下通信的实验和研究。

国内在水声通信技术的研究上同样取得了显著的进展。国家科研机构的中国科学院声学研究所、高校的哈尔滨工程大学和西北工业大学和企业的中国船舶重工集团公司第七一五研究所等是国内在该领域研究的重镇。这些机构在水声信道建模、高速水声通信、水下信息网络以及自适应信号处理技术等方面进行了深入

研究^[8]。国内的企业和高校的科研机构承担了多项国家级的科研项目，如国家自然科学基金、国家重点研发计划等，推动了水声通信技术的发展。近年来，中国在水声通信领域取得了一系列重要成果，包括水下高速通信技术、水声多入多出 MIMO 技术、水下网络协议等^[10]。随着技术的进步，水声通信在国内外海洋科学研究、海底资源勘探、环境监测和国防军事等领域的应用越来越广泛。特别是在南海、东海等海域的海洋科学考察中，水声通信技术发挥了重要作用。国内外的水声通信研究正向更高速率、更远距离和更复杂网络环境方向发展。未来的研究趋势包括：深海通信技术——探索适用于深海环境的高效通信技术，克服深海通信中的巨大挑战^[11]。智能化水声通信——利用机器学习和人工智能技术优化水声通信系统的性能，实现自适应信号处理和智能网络管理。集成通信技术——研究水声通信与其他通信方式（如光通信、电磁通信）的集成，以适应多样化的水下应用需求。综合来看，国内外在水声通信领域的研究均显示出蓬勃的发展态势，未来水声通信技术有望在更广泛的领域内发挥重要作用。

1.2.2 水声信道估计的发展和研究现状

在 20 世纪初，美国科学家对水声信道进行基础理论建模，为后续技术的发展奠定了基础。他们研究了多途径传播和信号衰落效应，这些研究对理解水声信道的物理特性至关重要。为了提高水声通信系统的可靠性，传统的最小二乘（Least Square, LS）算法^[12]等估计方法被引入水声通信。研究者们通过对潜艇通信中的信道进行简单建模，使用 LS 估计来改善通信系统在水下环境中的性能。通过对水声信道的传播损耗进行建模，LS 算法可以用于估计损耗系数，从而更好地补偿信号在水下传播中的损耗。该通信系统在美国巴泽兹湾的海滩进行了信号收发实验，当实验中的收发器在静止的状态下，设置传送距离为 2.5km，设置的带宽 24Hz 的情况下，信号的传输的误码率（Bit Error Rate, BER）在 10^{-3} 量级^[13]。在收发器相对运动时，加入 LS 算法进行信道估计做进一步的验证，由于信道中多普勒效应的影响明显，导致系统的 BER 较高^[13]。

日本的研究者在 20 世纪末期对递归最小二乘（Recursive Least-Squares, RLS）^[14]算法的应用做出了显著贡献。他们的研究集中于提高算法适应信道时变性的

能力,从而提高估计的准确性。RLS 等算法开始广泛应用于水声信道估计。但是,传统的 LS 信道估计在面对快速变化的水声信道时,受到多径传输和多普勒效应的影响,系统会估计出过多的信道抽头,相应的需要加入更长的训练序列,从而影响到高速水声通信的性能。但是这一阶段的研究推动了水声信道估计技术的进一步发展,为水声通信系统在复杂水下环境中的应用奠定了基础。

进入 21 世纪,美国研究者在压缩感知 (Compressed Sensing, CS) 技术的发展中起到了重要作用^[14]。特别是在正交匹配追踪 (Orthogonal Matching Pursuit, OMP) 算法的应用上,这一技术在提高水声信道估计的效率和准确性方面取得了重要成果。由于水声信道的稀疏性,传统方法可能需要大量的采样点来获取准确的信道信息,导致计算复杂度较高。CS 技术通过较少的采样点获取信道信息,有效降低了计算复杂度,成为水声信道估计的一项重要技术。OMP 算法作为 CS 技术的代表,被广泛应用于水声信道估计。该算法通过选择最相关的信号分量,提高了估计的效率。在水声通信系统中,通过对水声信号进行稀疏表示,OMP 算法能够准确地捕捉主要信号成分,从而实现高效的信道估计。但是,OMP 算法也存在一些问题^[15]。一方面,OMP 算法在每一步迭代时需要解决一个 LS 问题,这导致了较高的计算复杂度,特别是在信号稀疏度较高时。这可能在资源受限的系统中限制了算法的实际应用。其次,OMP 算法对观测中的噪声敏感,噪声可能引入误差,影响信道估计的准确性。在实际水声通信中,由于水下环境的复杂性,噪声常常是不可避免的^[16]。另外,OMP 算法对于信号的稀疏度要求较高,需要提前准确地知道信号的稀疏度^[17]。在实际应用中,稀疏度的准确估计可能面临挑战。需要考虑利用改进的 CS 算法提高水声信道估计的自适应性和鲁棒性。

国内的研究者在理解和表征水声信道的稀疏特性方面做出了重要贡献。他们通过理论分析和实验验证,证明了水声信道在某些情况下具有天然的稀疏性,为使用 CS 技术提供了理论基础^[9]。另外,在 CS 理论的发展上也做出了贡献,特别是在噪声背景下的信道估计和稀疏度自适应算法的研究^[10]。针对水声信道的特性,对标准 OMP 算法进行了改进,使之更适合于处理水下环境中的信号。这包括改进算法的收敛速度和稳定性。除了优化现有算法,科学家还开发了新的算法,以更好地适应水声信道的特性。例如,他们提出了基于改进的稀疏表示方法,这些方法在处理具有高动态范围和时间变化特性的水声信道时表现出更好的性

能。

在水声信道估计的 OFDM 技术领域，国内学界开展了深入的实验研究。特别是哈尔滨工程大学的研究团队，在此领域取得了突出的成果。例如，桑恩方团队开发的 OFDM 水声通信系统使用 QDPSK 调制，工作在 5kHz 的带宽上，并在松花湖进行的试验中，在 7 公里的通信距离上达到了 8.3kbit/s 的数据传输速度，同时保持误码率(BER)在可接受范围内^[19]。乔钢领导的课题组专注于研究 OFDM 的稀疏信道估计和均衡处理技术，并致力于解决全双工水声通信中的自干扰问题^[20]。中国科学院声学研究所则提出了一种适用于差分 OFDM 水声通信系统的自适应 Turbo 均衡技术，该技术能根据接收端反馈的信号信息调整解调，并利用 Turbo 均衡器减少子载波间的干扰。经过理论分析和模拟，该方法显示出了较低的复杂性和对多普勒效应变化的强鲁棒性。西北工业大学的研究团队设计了一种基于 OFDM 的中距离水声通信系统，在湖泊测试中，该系统在 5km 和 10km 的通信距离上分别实现了 9kbit/s 和 2.8kbit/s 的传输速率，并维持了较低的误码率。此外，该团队还研发了一种扩频 OFDM 技术，利用 M 序列提升了系统的稳定性，并在实际水声信道中验证了其效果^[21]。他们还创新了一种结合信道估计与符号检测的接收机方案，仿真结果表明该方案能显著优化 OFDM 水声通信系统的性能^[22]。同时，与上海交通大学合作，对 MIMO-OFDM 系统中的信道估计技术进行了深入研究。

1.2.3 CS 技术的研究现状

CS 技术是近年来信号处理领域的一个重要突破，它利用信号的稀疏性，在远低于奈奎斯特采样率的条件下实现高效的信号采集和重构。这一技术已经在图像处理、医学成像、无线通信、水声信道估计等众多领域得到了广泛的应用和研究。

众多研究者不断深化和拓展 CS 的理论基础，包括稀疏表示理论、重构算法的性能分析、信号采集机制的优化设计等。美国斯坦福大学的 Emmanuel Candès、贝尔实验室的 Terence Tao 和理查德·巴拉尼亚克等人在这一领域做出了开创性的贡献。在重构算法方面，国际上出现了多种高效的算法，如 OMP、基追踪 (Basis Pursuit, BP)、迭代收缩阈值算法 (Iterative Shrinkage Thresholding

Algorithm, ISTA) 和近似消息传递 (Approximate Message Passing, AMP) 等^[8]。这些算法在减少计算复杂度和提高重构精度方面有着不同的优势。在应用方面, 国际研究者将 CS 技术广泛应用于无线传感网络、医学成像、天文观测数据处理、以及机器学习数据降维等领域。在这些应用中, CS 技术显示出了减少数据存储需求、降低能耗和提高系统效率的潜力。随着研究的深入, 国际上出现了将 CS 技术与其他技术 (如深度学习、量子计算等) 集成的创新研究, 旨在进一步提高 CS 在复杂问题中的应用性能。

国内的研究者也在 CS 的理论研究方面取得了显著成果, 包括信号稀疏表示的新方法、优化采样策略的设计、以及重构算法的改进等^[11]。中国科学院、清华大学、北京大学等高校和研究机构在这一领域都有重要的贡献。国内研究者针对特定应用需求开发了多种优化的 CS 重构算法, 如改进的 OMP 算法、自适应重构算法等, 这些算法在提高重构效率和准确度方面展现了良好的性能。国内的研究者还积极探索 CS 技术在不同领域的应用, 特别是在水声通信、雷达成像、网络数据流分析等方面的应用研究取得了实质性进展。

CS 技术在国内外都有着广泛的研究和应用, 其理论基础和算法研究持续深化, 应用领域不断拓展。随着计算能力的提升和跨学科研究的推进, 预计未来 CS 技术将在更多领域展现出更大的潜力。

1.2.4 国内外研究现状分析

水声信道估计是水声通信领域的一个关键研究方向, 它对于提高水声通信系统的性能具有至关重要的作用。水声信道因其复杂的传播环境 (包括多路径效应、信号衰减、时变特性等) 而难以建模和估计。近年来, 国内外的研究者在水声信道估计方面进行了大量的研究工作, 并取得了显著的进展。

国际上的许多研究团队致力于开发更为精确的水声信道模型, 这些模型能够更好地模拟实际海洋环境中的信号传播特性。例如, 美国海军研究实验室开发的 Bellhop 模型和加拿大维多利亚大学开发的 OALib 库都是广泛使用的水声信道仿真工具。另外, 自适应信道估计方法能够根据接收到的信号动态调整估计策略, 以适应水声信道的时变特性。国际上有多篇研究论文报道了基于卡尔曼滤波器、最小均方误差 (MSE) 估计等技术的自适应信道估计方法。近年来, 机器学习和

人工智能技术在水声信道估计中的应用逐渐增多。通过训练深度神经网络或卷积神经网络来估计水声信道参数，这些方法展示了在处理复杂信道环境时的潜力。但是，最常用有效的方法是稀疏信道估计。基于信号的稀疏特性，国际研究者开发了多种基于 CS 的水声信道估计方法。这些方法能够在较低的采样率下重构信号，从而减少系统的能耗和复杂度。这也是本文研究的重点领域。

国内的研究团队在水声信道的基本特性研究方面做了大量的工作，包括信道的时变性、多路径效应、声速剖面的影响等。这些研究成果为信道估计方法的开发提供了理论基础。国内的研究团队还在水声信道的基本特性研究方面做了大量的工作，包括信道的时变性、多路径效应、声速剖面的影响等。这些研究成果为信道估计方法的开发提供了理论基础。随着数据科学的发展，国内的一些研究团队开始探索数据驱动的水声信道估计方法。通过分析海量的水声通信数据，这些方法能够揭示信道特性的内在规律，并据此进行更准确的信道估计。此外，多技术融合方案也在快速发展，将多种信道估计技术（如 CS、自适应方法和机器学习等）进行融合，可以进一步提升水声信道估计的性能。国内的研究者在这方面也进行了积极的尝试和探索。

总体而言，国内外在水声信道估计领域都取得了显著的进展。随着技术的不断发展和海洋资源利用的不断深入，未来水声信道估计技术将面临更多的挑战和机遇，研究的深度和广度都将进一步扩展。

1.3 主要研究内容及创新点

本文对水声通信中的信道估计进行了深入研究。在水声信道的特性方面，如：水声速度、水声传播损失、水生噪声环境、水声信道的时延多普勒扩展和水声信道稀疏性方面进行了详细的介绍。基于水声通信的特性，采用 CS 技术进行信道重构。并在两种水声通信模型中进行了信号处理的算法的改进，在仿真实验中取得了比传统 OMP 算法更好的估计效果。尤其在基于 DDSF 模型的信道估计中，多普勒效应越明显的场景具有比传统 OMP 算法越好的估计效果。

本文的研究内容如下：

第一章：阐述了水声通信的背景和重要意义，以及信道估计在水声通信中的

作用，早期的水声信号处理存在很多问题，CS 技术的引入是如何解决这些问题的，并对 CS 技术的发展进行了简述。

第二章：第一节详细介绍了海洋声学特性，分别对声速、声传播损失、水声环境噪声进行了详细的介绍。第二节对进行水声信道特性的时延多普勒扩展和稀疏性进行详细阐述。第三节，在基于 Bellhop 的水声信道模型基础上，对 Bellhop 的模型和应用进行了详细介绍。第四节对 CS 理论和 CS 的其他模型进行了详细阐述。正是因为水声信道的以上特性，在进行信号处理时，传统的奈奎斯特采样需要耗费大量的计算资源，并且难以获取有效的传输数据。所以，引入了 CS 技术来更好的解决这个问题。

第三章：提出了基于 CS 技术的一种应用——基于 OFDM 的阈值正交匹配追踪（Threshold Orthogonal Matching Pursuit, TOMP）的水声信道估计。在第二节中，将电磁波通信中常用的 OFDM 技术引入到水声通信中，并详细的阐述了 OFDM 的系统模型。第三节，提出了 TOMP 算法，并将 OFDM 符号进行 CS 重构。在 CS 算法中常用的 OMP 算法在信号处理时需要大量的计算资源，在此基础上，提出了改进后的 OMP 算法——TOMP 算法。TOMP 算法能更好的适应复杂的信道和减少系统计算资源。第四节，并对 TOMP 算法在 OFDM 模型中进行大量的仿真实验，包括信道估计误差仿真、CPU 计算时长仿真和不同导频的仿真。

第四章：提出了基于 CS 技术的另一种应用——基于 DDSF 模型的阈值匹配追踪（Threshold Matching Pursuit, T-MP）算法的水声信道估计。在第二节中，详细介绍了 DDSF 的模型并对其进行了详细的使用说明。在第三节中，将 DDSF 模型和 OMP 算法进行了结合，发现传统的 OMP 算法并不能很好的满足 DDSF 模型的压缩重构。在此基础上提出了 T-MP 算法，用来解决 DDSF 模型中的 OMP 算法计算量过大的问题。并且，将 OMP 算法和 T-MP 算法进行了详细的比较。第四节，将 OMP 算法、自适应稀疏度匹配追踪算法（Adaptive Sparsity-Aware Matching Pursuit, AS-SaMP）算法、稀疏度自适应匹配追踪算法（Sparsity Adaptive Matching Pursuit, SaMP）算法、正交回归最小二乘匹配追踪算法（Orthogonal Regression Least Squares Matching Pursuit, ORLSMP）算法和 T-MP 算法进行了详细的仿真和比较。通过比较得出结论：T-MP 算法在多个仿真中都有更好的表现，

更适合在 DDSF 模型中使用。

第五章：总结全文的创新点和工作内容，并分析了自己工作的不足之处，在未来希望自己有机会能解决掉这些不足之处，并对以后的水声通信技术进行了研究和探讨。

本文的主要创新点如下：

(1) 针对 OFDM 模型水声信道估计提出了新的 CS 算法——TOMP 算法。该算法在满足计算要求精度的前提下，具有比 OMP 算法更低的计算开销。这种方法适用于通信量较大的场景，在节省计算功耗的前提下也能缩短通信时延。

(2) 针对 DDSF 模型的水声信道估计提出了 T-MP 算法进行信道估计。DDSF 模型具有采样精度高，采样数据量大的特点，传统的 OMP 算法在数据量较大的计算时很难满足计算要求。提出的 T-MP 算法针对 DDSF 模型能有更好的适应性，在低信噪比（Signal-to-Noise Ratio, SNR）的环境下和 OMP 算法相比具有更好的估计精度，并且计算量大大减少，大大缩短了计算时长。在多普勒效应越明显的场景下，越具有比 OMP 算法更优的估计效果和计算时长。

第 2 章 水声信道传播特性和压缩感知理论

2.1 引言

本章介绍了海洋声学特性、水声信道特性和和 CS 的理论内容。水声信道具有多径传播、频散、衰减、噪声、多普勒效应、时变性方面的性质，在信号处理中，在信号处理过程中得到的采样数据具有较高的维度，造成计算资源的浪费。CS 理论可以用在信号处理中用来降低数据的维度和降低资源浪费，它允许以远低于传统采样率的方式获取和重构信号。CS 通过利用信号的稀疏性或低维性，可以以较低的采样率有效地重构信号。从而使水声信号的处理效率大大增加，并且减少了计算资源的浪费。

2.2 海洋声学特性

2.2.1 水声传播速度

在海洋中，声速并非一成不变，而是受到多重因素的共同影响，如温度、盐度（或电导率）、压力（或深度）等。通常，随着温度、盐度和深度的递增，海洋中的声速也会逐渐上升，尤其是温度在其中起着尤为重要的作用。

水声传播速度的经典表达式是由 Wilson 提出的经验公式，该式考虑了水温、盐度和压力对声速的影响^[23]，表示为

$$c(T, S, D) = C_1 + A(T) + B(S, T) + M(P) \quad (2.1)$$

其中， $c(T, S, D)$ 是声速（单位：m/s）， T 是水温（单位：℃）， S 是盐度（单位：‰）， P 是压力（单位：pa）， C_1 是常数项，一般取 1449.2 m/s， $A(T)$ 是温度项， $B(S, T)$ 是盐度项， $M(P)$ 是水深项，如图 2-1 为海水深度和影响通信速率的参数的关系图。

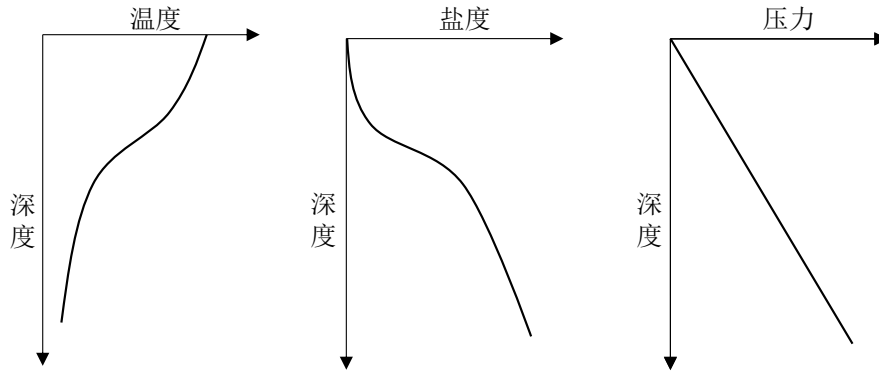


图 2-1 海水深度和影响通信速率的参数的关系图

温度是影响水声传播速度的主要因素之一。一般而言，水温越高，声速越快。温度项可以表示为

$$A(T) = a_1T + a_2T^2 + a_3T^3 \quad (2.2)$$

其中， a_1 、 a_2 和 a_3 是根据实际海域环境经验确定的系数。

盐度也会影响声速，尽管其影响不如温度显著。盐度项表示为

$$B(S, T) = b_1S + b_2ST + b_3S^2 \quad (2.3)$$

其中， b_1 、 b_2 和 b_3 是经验系数。

水深的增加意味着压力的增加，这也会使声速增加。水深项表示为

$$M(P) = m_1P + m_2P^2 \quad (2.4)$$

其中， m_1 和 m_2 是根据特定环境确定的系数。

在实际应用中，需要通过实地测量来确定上述式中的系数，因为不同海域的水文地质条件差异较大。此外，海洋环境的复杂性，如海流、海浪和温度梯度等，也会对声速产生影响，这些因素在进行水声信道估计时需要被考虑。

在工程应用中，通常将水中的声速视为 1500 m/s，但实际上，人们经常使用经验式来描述声速与温度、盐度和压力的关系，其中乌德公式是一种常见的表达方式，表示为

$$c = 1450 + 4.21T - 0.037T^2 + 1.14(S - 35) + 0.175P \quad (2.5)$$

其中， $c(T, S, D)$ 是声速（单位：m/s）， T 是水温（单位：℃）， S 是盐度（单位：‰）， P 是压力（单位：pa）。这个公式是一种经验性的模型，用于估计海洋中声速与环境参数之间的关系。

准确估计水声传播速度对于水声信道建模至关重要。它不仅影响信号的传播延迟和路径长度,还影响多路径效应和信号衰减的计算。在设计水声通信系统时,了解声速的变化可以更好地预测信号在不同海域和深度下的传播特性,从而优化通信系统的性能。

2.2.2 水声传播损失

在海水介质中,水声的传播会导致发生声波的压缩和扩展,引起声能的损失。传播损失 (Transmission Loss, TL) 指的是声信号从声源向外传播到接收点时所产生的信号能量损失。这种能量损失在水声通信中会直接影响到接受信号的 SNR,从而对水声通信的信号质量产生影响。

在水声通信中,声传播的损失主要包括扩展损失和衰减损失。扩展损失是声波从声源向外扩展传播时,会按照一定几何规律逐渐衰减的现象^[24]。这个衰减过程可以通过扩展因子 n 来建模,其中 r 为声波的传播距离(单位: m)。在均匀介质中,声波呈平方下降的衰减规律,称为球面扩展,球面扩展损失表示为

$$TL_s(r) = 20\log_{10}(r) + \text{常数} \quad (2.6)$$

这里的常数项通常包括与源级和接收阈值有关的参数。

在海洋环境中,由于海底和海面的反射以及非均匀介质的影响,扩展损失的类型可能变为柱面扩展损失,此时 n 的值可能不再等于 2,柱面扩展则假设声波沿着两个维度扩散,例如在近海底层传播或者由于海洋波导效应导致的声波导管传播^[25]。柱面扩展损失其数学表达为

$$TL_s(r) = 10\log_{10}(r) + \text{常数} \quad (2.7)$$

实际情况下,扩展损失可能是这两种模型的组合,称为混合扩展损失模型,它可以更准确地描述实际海洋环境中声波的传播。

另一方面,水声的衰减损失主要由海水对水声的吸收、散射、声能泄露和衍射等因素造成的。吸收是指水声信号在海水中传播中一部分能量被转化为热能而损失。水声的吸收系数与水声的声波的频率和海水的温度、盐度、pH 值等有关。海水中物质成分的不同导致海水与淡水的吸收系数也不相同。海水的衰减系数是人们设计声纳和判断声纳作用距离的重要因素,通常用硼酸和硫酸镁

的松弛系数来预估。衰减损失导致声波能量在传播过程中的吸收和散射。衰减损失可以表示为

$$TL_a(r, f) = \alpha(f) \cdot r \quad (2.8)$$

其中, $\alpha(f)$ 是频率 f 的衰减系数, r 是传播距离。衰减系数 $\alpha(f)$ 的公式通常表示为

$$\alpha(f) = A_1 f^y + A_2 f^z \log_{10}(f) + A_3 f^x \quad (2.9)$$

其中, A_1 , A_2 , A_3 是与水的化学成分 (主要是硼酸和硫酸镁的松弛过程) 相关的常数, 而 x , y , z 是与温度、盐度、压力和频率相关的指数。

通常海水的衰减系数的经验公式表示为^[26]

$$\alpha = 3.3 \times 10^{-3} + \frac{0.11 fr^2}{1 + fr^2} + \frac{44 fr^2}{4100 + fr^2} + (3 \times 10^{-4} fr^2) \quad (2.10)$$

其中, α 为衰减因子 (单位: dB/km), fr 为声频率 (单位: kHz)。

综合考虑扩展损失和衰减损失, 可以得到总的传播损失所示为

$$TL_t(r, f) = TL_s(r) + TL_c(r) + TL_a(r, f) \quad (2.11)$$

除了扩展损失和衰减损失之外, 声波在水下传播还受到其他多种因素的影响。其中包括界面反射损失, 当声波遇到不同密度的介质, 如海面或海底时, 会发生反射和透射。这种反射会导致声波能量的损失。另外, 海底吸收也是一个重要的因素, 当声波与海底发生相互作用时, 部分声能会被吸收, 其程度取决于海底的组成和结构。

2.2.3 水声环境噪声

在水声通信的海洋中, 各种自然和人为活动产生的声波, 如水面风浪、海洋生物活动、海面船舶行驶等, 它们在水中传播, 并与水面、水底及水体相互作用, 从而形成了一个庞大的噪声场。这使得水下环境噪声主要源于水面的波浪、船舶运动等引发的分子热运动。此外, 当天气条件为雨或冰雹时, 它们同样成为了不可忽视的噪声来源。

特别是在低频段 ($<100\text{Hz}$), 波浪和船舶噪声占据主导地位。波浪噪声是由于水流运动导致的水压变化所产生的低频噪声。波浪噪声的模型为^[27]

$$N_s(f) = \alpha_s f^{-\beta_s} H_s^{\gamma_s} \quad (2.12)$$

其中, $N_s(f)$ 是频率 f 处的噪声功率谱密度, H_s 是显著波高, α_s 、 β_s 和 γ_s 是系数, 取决于波浪的物理特性。波浪的经验概率密度函数(PSDs)(单位为 $\mu\text{Pa}^2\text{Hz}^{-1}$)为

$$N_s(f, s_n) = 10^{(40+20(s_n-0.5)+26\log_{10}\frac{f}{f_r}-60\log_{10}(\frac{f}{f_r}+0.03))} / 10 \quad (2.13)$$

其中, f 是以 kHz 为单位的频率, s_n 是船运系数, f_r 是参考频率, 设为 1Hz 。

船舶噪声的经验概率密度函数(PSDs)为

$$N_t(f) = 10^{(17-30\log_{10}(\frac{f}{f_r}))} / 10 \quad (2.14)$$

船运系数通常设置在 0-1 的范围内, 这反映了航运活动的相对稀少程度。在声波频率介于 100Hz 至 100kHz 的区间内, 船运系数通常取值较低, 此时的主要噪声来源是风对海面的扰动。与船舶噪声相比, 风噪声在垂直方向上对通信的干扰更为显著, 水平方向则相对较轻。由于大多数水声通信系统的操作频率恰好落在这个范围内, 因此风噪声会对其造成严重的干扰和混淆, 进而影响系统的整体性能。风噪声的功率谱密度可以用来描述这种噪声的特性。风噪声的功率谱密度表示为

$$N_w(f) = \alpha_w f^{-\beta_w} U_{10}^{\gamma_w} \quad (2.15)$$

其中, $N_w(f)$ 是频率 f 处的噪声功率谱密度, U_{10} 是 10 米高处的风速 (单位: 米/秒), α_w 、 β_w 和 γ_w 是与海况和风速相关的系数。与风有关的噪声的经验概率密度函数(单位为 $\mu\text{Pa}^2\text{Hz}^{-1}$)可以表示为

$$N_w(f, w_n) = 10^{(50+7.5\sqrt{\frac{w_n}{w_r}}+20\log_{10}\frac{f}{f_r}-40\log_{10}(\frac{f}{f_r}+0.4))} / 10 \quad (2.16)$$

其中, f 是频率(kHz), w_n 是风速(m/s), w_r 是参考风速, 并设为 1 m/s 。此时,

通常风速与环境噪声之间关系的经验值为 $7.5\sqrt{\frac{w_n}{w_r}}$ ($\text{dB}_{\text{re}\mu\text{Pa}^2\text{Hz}^{-1}}$)。可以用一个很粗略的估计是: 每当风速增加一倍, 相应的噪声会增加 $5(\text{dB}_{\text{re}\mu\text{Pa}^2\text{Hz}^{-1}})$ 。

当频率 $f > 100\text{kHz}$ 时, 环境噪声主要是因为热噪声产生的。热噪声通常是分子间的运动引起的压力会出现随机波动造成的声波。热噪声的经验概率密度函数(单位为 $\mu\text{Pa}^2\text{Hz}^{-1}$)表示为

$$N_{th}(f) = 10^{\left(\frac{-15+20\log_{10}\frac{f}{f_r}}{10}\right)} \quad (2.17)$$

综上所述, 完整的水下环境噪声谱 $N(f, s_n, w_n)$ (单位: $\mu\text{Pa}^2\text{Hz}^{-1}$) 可以写成

$$N(f, s_n, w_n) = N_t(f) + N_s(f, s_n) + N_w(f, w_n) + N_{th}(f) \quad (2.18)$$

环境噪声直接影响水声信道的 SNR, 进而影响通信系统的性能。SNR 可以表示为

$$\text{SNR} = \frac{P_s}{P_n} \quad (2.19)$$

其中, P_s 是接收到的信号功率, P_n 是噪声功率, 可以通过将噪声功率谱密度在特定带宽内积分得到

$$P_n = \int_{f_1}^{f_2} N(f, s_n, w_n) df \quad (2.20)$$

2.3 水声信道特性

水声信道作为水下中远程声波信号传输的首选媒介, 其独特的物理特性在决定水声通信的可行性和稳定性方面扮演着至关重要的角色。因此, 对水声信道特性的深入研究, 是设计和开发高效水声通信系统的理论支撑和实践基础。水声信道的物理特性主要体现为: 声波在低频段传播效果最佳, 可用于通信的带宽相对有限, 通常声学系统的工作频率范围在 10 至 15kHz 之间。此外, 声音在水中的传播速度相对较慢, 大约为 1500m/s, 且传播路径具有多样性。水声信道中存在的长达数百毫秒的延迟, 可能导致信号发生频率选择性失真, 而水流运动以及收发双方的移动也会引发显著的多普勒频偏。本节将对这些信道特性进行概述, 旨在深入剖析海洋声学传播对通信系统设计所产生的影响, 为水声通信技术的进一步发展提供理论支持。

2.3.1 时延多普勒双扩展

在水声通信过程中，海洋的表面和底部会对声波产生反射，同时声波在水质分层的水域中也会发生折射，这些现象共同导致了多径效应的产生。因此，通信接收端接收到的信号实际上是经过多条路径传播的信号叠加。每条传播路径的时延都不尽相同，这导致了声波在时域中的波形发生展宽，这种现象被称为时延扩展。同样地，这种效应在频域中也有所体现，会导致频率选择性的衰落。如图 2-2 所示，除了直接传播的信号外，接收机还会接收到来自水面和海底反射的多条路径信号。由于声音在水中的传播速度相对较慢，当反射路径与直射路径的长度差异达到 300 米时，它们之间的时延差可能高达几百毫秒，这种时延差异会引发严重的码间干扰，从而影响通信质量^[28]。

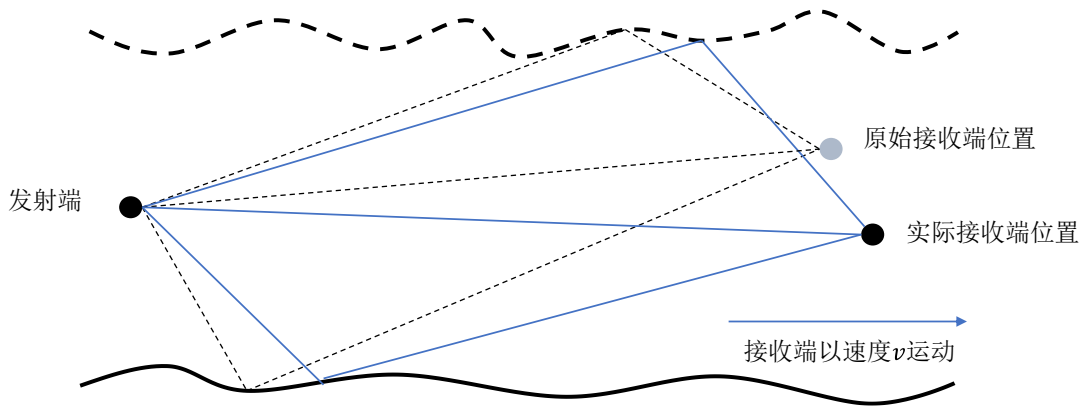


图 2-2 水声时延多普勒扩展示意图

水声信道的时变性主要受到两大因素的影响。首先，海洋传播介质本身的不稳定性会导致信号在传播过程中发生变化，这是信道时变的一个重要原因。其次，收发平台间的相对运动也是导致信道时变的关键因素。这种相对运动使得信号的衰落与时间紧密相关，进而产生时间选择性的衰落现象。在理想情况下，如果接收机和发射机在水中保持相对静止，发送和接收的符号长度都会保持为 T 。然而，当接收机以一定的速度 c 相对发射机移动并远离它时，声波在水中的传播速度也会对信号传播过程产生影响，进一步加剧信道的时变性。如图 2-3 所示，在这种情况下，接收端所接收到的信号长度实际上会发生变化，变为一个新的值 $T' = T + (v/c)T$ 。

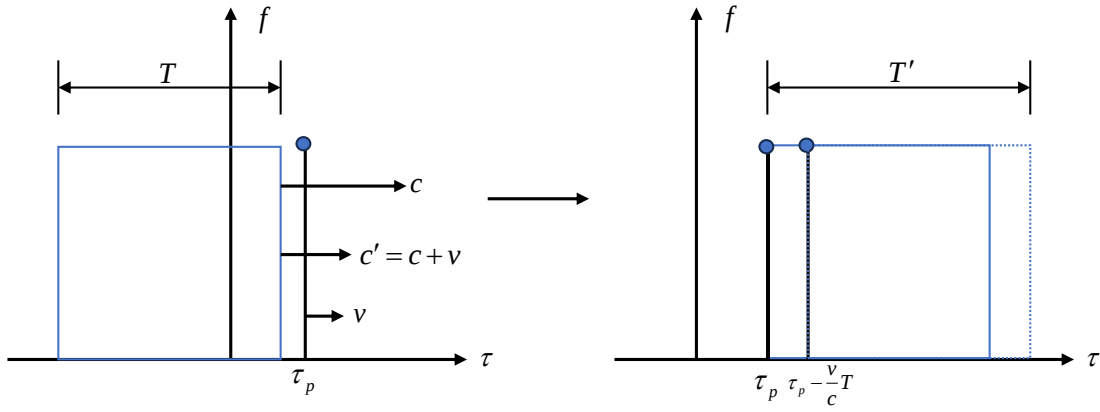


图 2-3 水声信道时变示意图

收发平台间的相对运动赋予了水声信道鲜明的时变特性,进而引发接收信号发生多普勒频移。对于频率较低且带宽受限的水声信号,必须将其视为宽带信号进行处理。值得注意的是,宽带信号的多普勒效应并非单一的频移现象,而是不同频率的信号频移程度存在差异,这被称为多普勒扩展。为了更精确地描述这一复杂现象,引入了多普勒比例因子的概念来量化多普勒扩展,可以表示为

$$a = \frac{v}{c} \quad (2.21)$$

多普勒效应在水声通信系统中的影响比在无线通信系统中更加显著。例如,即使是高速列车以每小时 300 公里的速度行驶,产生的多普勒偏移在高速无线通信系统中也相对较低。相比之下,在水声通信系统中,即使是平台之间相对运动速度仅为每秒 1 米,产生的多普勒偏移也相对较高,可达 6.7×10^{-4} 。当这一速度增加到每秒 5 米时,多普勒偏移将显著增加,将达到 10^{-3} 量级^[29]。这一现象在水声通信技术中是一个不容忽视的重要因素。

在水声通信中,延迟多普勒扩展是一个关键概念,它涉及到水声信道的特性和信号处理。这一概念结合了延迟扩展和多普勒扩展两个方面,用于描述水声信道中信号的时延和频率扩散的综合效应。

延迟扩展描述的是水声信道中多径效应导致的信号抵达时间的扩散。这种时间扩散会导致接收信号的时延不同,从而产生干扰。延迟扩展可以用数学方式表示为 $\tau_{\max} - \tau_{\min}$, 其中 $\tau_{\max}$ 和 $\tau_{\min}$ 分别是接收到的最晚和最早信号的时延。

多普勒扩展则是由于水声信道中的相对运动(例如船只或水流的移动)造成的频率扩散。这会导致信号频率的变化,进而影响信号质量。多普勒扩展可表示

为 $f_{\max} - f_{\min}$ ，其中 $f_{\max}$ 和 $f_{\min}$ 分别是接收信号的最高和最低频率。

结合这两个概念，延迟多普勒扩展考虑了水声信道中的时延和频率扩散的综合效应。其数学模型可以通过考虑一个水声信道的冲激响应来表示，该响应表达式为

$$h(\tau, f) = \sum_n a_n e^{j2\pi f \tau_n} \delta(\tau - \tau_n) \quad (2.22)$$

其中， τ_n 和 a_n 分别代表第 n 个多径的时延和衰减系数， f 是多普勒频移。

在信号处理中，如果考虑发送的信号 $x(t)$ ，经过水声信道后，接收的信号 $y(t)$ 可以用积分表示为

$$y(t) = \int h(\tau, f) x(t - \tau) e^{j2\pi f t} d \quad (2.23)$$

这个表达式综合考虑了多径和多普勒效应对信号的影响。

假设一个简单的水声信道，具有两个主要的多径分量，时延分别为 τ_1 和 τ_2 ，衰减系数分别为 a_1 和 a_2 ，多普勒频移分别为 f_1 和 f_2 。则该信道的冲激响应可以表示为

$$h(\tau, f) = a_1 e^{j2\pi f \tau_1} \delta(\tau - \tau_1) + a_2 e^{j2\pi f \tau_2} \delta(\tau - \tau_2) \quad (2.24)$$

如果发送一个简单的脉冲信号 $x(t) = \delta(t)$ ，接收到的信号为

$$y(t) = a_1 e^{j2\pi f_1 t} \delta(t - \tau_1) + a_2 e^{j2\pi f_2 t} \delta(t - \tau_2) \quad (2.25)$$

但在实际应用中，如水下通信和声纳系统中，延迟多普勒扩展的理解和分析对于设计高效、可靠的通信系统至关重要。这不仅包括信道估计，也包括信号设计、多径和多普勒效应的补偿等。

为了更准确地估计和补偿水声信道的影响，提高水下通信的性能和可靠性，通常会应用高级的信号处理技术，如自适应滤波、信号分离技术和机器学习方法。通过这些技术，可以更有效地解决水下通信中由于延迟和多普勒扩展引起的问题，从而提高整体的通信质量和可靠性。

2.3.2 稀疏性

尽管水声信道存在严重的时延多普勒扩展，而且水声传播的过程中会有众多路径传播，如图2-4所示。一部分路径的信号经过多次反射后剩余能量越来越小，

最后可以忽略，使得接收端接收到的信号只有在少数几个路径上具有较大能量，所以水声信道具有稀疏性。

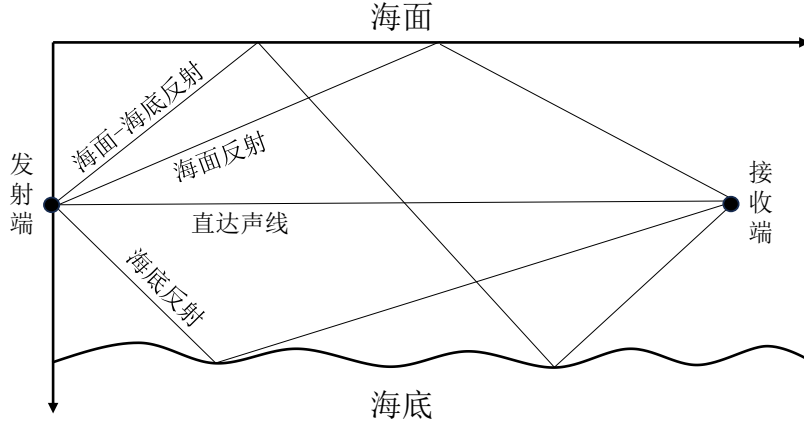


图 2-4 水声通信的多径传输

用信道模型对水声信道进行描述，假设第 i 条路径的长度为 l_i ，在浅水区声速为 c ，则路径时延可表示为 $\tau_i = l_i / c$ 。水面和水底的反射系数是由入射角和界面性质决定的，将第 i 条路径累积的反射系数定义为 Γ_i ，路径损失为 $A(l, f)$ ，则第 i 条路径的频率响应为

$$H_i(f) = \frac{\Gamma_i}{\sqrt{A(l_i, f)}} \quad (2.26)$$

从该式的频率响应曲线可以看出，信道每条路径都可以当成一个低通滤波器，进而得到整体的信道冲激响应为

$$h(t) = \sum_i h_i(t - \tau_i) \quad (2.27)$$

其中， $h_i(t)$ 为 $H_i(f)$ 的傅里叶逆变换。

通过 Bellhop 工具仿真出水声的多径传播的延迟的损失图，设定了对应的海洋环境参数，通过该工具就模拟出了水声传播的各路径的情况。通过收发器设定的多个等距离情况进行测量，从而得出水声的声线传播中的时延、幅度、到达角等信息。如图 2-5 所示，随着距离的增加，经过水声信道的传播，水声的时延扩展也在增加，接收器接收到的数据的稀疏程度也在增加。

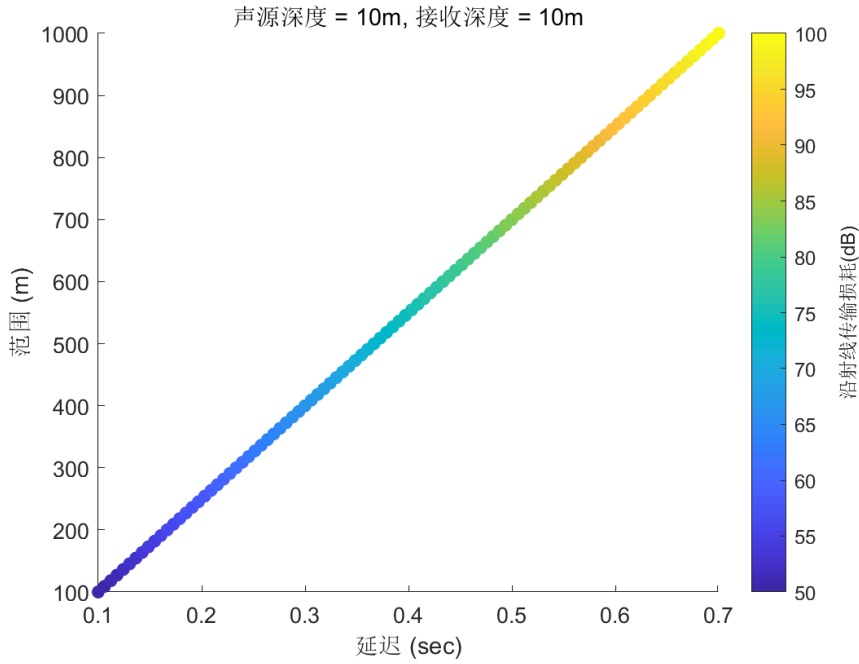


图 2-5 路径延迟和损失的关系

稀疏性可以通过不同的方式量化，一种常见的方法是使用“稀疏度”指标，它定义为非零元素的数量与总元素数量的比例。对于水声信道而言，稀疏度可以表示为有效反射路径数量与可能反射路径总数量的比率。

稀疏性的概念在信道估计方法中得到了广泛应用，特别是在基于 CS 的方法中。CS 是一种利用信号的稀疏性来从远少于奈奎斯特采样定理所需的样本中重构信号的技术。在水声信道估计中，可以将信道估计问题表述为一个优化问题，目标是最小化信道冲激响应的 l_1 范数（即非零元素的绝对值之和），同时满足接收到的信号与通过信道传播的信号之间的一致性约束^[30]。数学上，可表示为

$$\min_{\hat{h}} \|\hat{h}\|_1 \text{ s.t. } \|y - X\hat{h}\|_2 \leq \epsilon \quad (2.28)$$

其中， $\hat{h}$ 是信道冲激响应的估计值， y 是接收到的信号向量， X 是已知的或假设的传输信号矩阵， ϵ 是噪声水平的容忍度。

2.4 压缩感知理论

数字信号的数据量在遵循 Nyquist 采样定理的情况下通常较大，这使得数据的存储和传输变得不便。同时，由于信号存在冗余，通过特别的信号处理方式压

缩信号就显得具有重要意义^[31]。这一理论提出了一种新的数据采样范式，它通过在某个变换域内利用信号的稀疏性进行采样，通常比传统的采样方法需要更少的样本量即可准确恢复信号。这个理论的关键在于，信号的稀疏性表现为在变换域中的绝大多数加权系数接近或等于零，这与采样过程本身实现稀疏表示的具体变换无关，正如图 2-6 中所示。

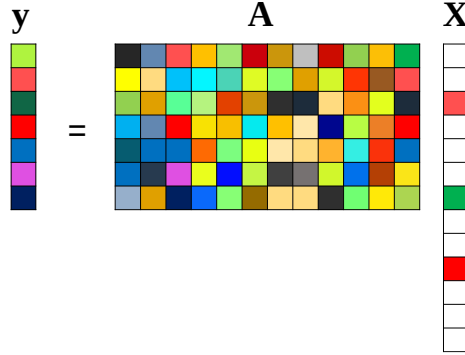


图 2-6 CS 模型

在某些特定的基下，信号往往呈现出稀疏性，即它们可以被一小组基向量完整地描述。与传统的采样方法相比，压缩感知（CS）理论使得在同等准确度下，只需更少的样本就能精确地恢复信号。这个过程减少了所需的测量数量，使其低于 Nyquist 采样定理规定的采样数^[32]。作为一项创新的采样技术，CS 理论引领了数据获取的新方法。在信号具备高稀疏性的情况下，利用 CS 理论进行重构可以提取出更为集中和有效的信号能量。

CS 理论证明了对于一个稀疏信号可以分解成一组随机线性投影，通过重构算法的计算，能够大概率从投影中恢复原始信号。对于一个离散信号 $\mathbf{x}$ ，它是一个 N 维向量。在投影空间中，所有的信号都可以用基函数 ϕ 的线性组合进行表示，其中 α 是一个 M 维向量，构造了大小为 $M \times N$ 的基矩阵 $\mathbf{A}$ 。信号 $\mathbf{x}$ 表示为

$$\mathbf{x} = \mathbf{A}\alpha \quad (2.29)$$

其中， α 是投影系数向量。需要注意的是，当 $\mathbf{x}$ 表示时域、频域或空域信号时， α 可以表示不同域。

如果信号 $\mathbf{x}$ 在某个域中只有 K 个元素不为零且 $K \leq N$ ，则称该信号在该域是稀疏的，表明信号可以用很少的非零元素表示，即可以被压缩。如果 $\mathbf{x}$ 是稀疏信号，那么可以通过测量矩阵 $\mathbf{A}$ 的 K 个随机投影值来重构信号，即

$$\mathbf{y} = \mathbf{A}\mathbf{x} \quad (2.30)$$

其中, $\mathbf{y}$ 是一个 M -维测量向量。

在进行 CS 时, 必须满足约束等距性质 (Restricted Isometry Property, RIP), 该性质定义为存在一个常量 δ_K , 使得对于所有 K -稀疏信号 $\mathbf{x}$ 都满足

$$(1 - \delta) \|\mathbf{x}\|_2^2 \leq \|\Phi \mathbf{x}\|_2^2 \leq (1 + \delta) \|\mathbf{x}\|_2^2 \quad (2.31)$$

其中, δ_K 表示约束等距性质的误差。这是确保在投影后信号能够被有效重构的关键性质, 其中最小的 δ_K 值称为约束常量。

通过已知信号 $\mathbf{y}$ 和测量矩阵 $\mathbf{A}$, 可以通过求解方程来计算信号的表示向量 $\mathbf{x}$ 。由于信号 $\mathbf{x}$ 是稀疏的, 因此可以通过重构算法来计算信号中的 K 个非零元素的位置和值。

迄今为止, CS 技术已成功应用于多个信号处理领域, 尤其在成像技术方面取得了显著进展。在通信领域, CS 技术主要用于信道估计, 以在降低采样点数的同时实现对信号的高效还原。这一方法不仅可以有效减少通信系统的数据传输需求, 还有望提高系统性能, 尤其在计算资源受限的环境中具有重要意义。

将原始信号用压缩信号高精度的表示出来是 CS 理论的核心问题, 也是原始信号能否被准确还原的重要一步。可以转化为范数最小化问题, 即

$$\mathbf{y} = \mathbf{A}\mathbf{x}, \min_{\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n} \|\mathbf{x}\|_0 \quad (2.32)$$

其中, $\|\mathbf{x}\|_0 = |\{i | x_i \neq 0\}|$, $\mathbf{x}$ 中有元素个数不等于 0。

因为 l_1 范数为凸函数, 在 CS 中可以将 $\|\mathbf{x}\|_0$ 表示为 $\|\mathbf{x}\|_1$, 即

$$\mathbf{y} = \mathbf{A}\mathbf{x}, \min_{\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n} \|\mathbf{x}\|_1 \quad (2.33)$$

其中, $\|\mathbf{x}\|_1 = |x_1| + |x_2| + \dots + |x_N|$, 也就是 $\mathbf{x}$ 中的所有元素的绝对值之和^[33]。

2.5 本章小结

在本章中, 第一部分讨论了水声通信中的水声信道特性, 包括海洋声学特性和水声信道特性水声信道模型; 第二部分讨论了 CS 理论, 包括: 信号的系数表示、信号的重构算法、半张量积压缩感知和并行压缩感知。了解水声信道的特性

和 CS 理论对设计有效的水声通信系统至关重要。

首先，声速受多种环境因素的影响，如温度、盐度和深度的变化，导致了复杂而动态的声速分布。其次，声传播损失主要涉及扩展损失和衰减损失，这直接影响了信号的传输效果。水声环境噪声则来源于多种自然和人为因素，对水声通信系统的性能提出了挑战。时延多普勒扩展在水声信道中引入了多径效应，增加了信号传输的复杂性。此外，水声信道的稀疏性使得多路径信号在传输中能量集中在少数几个路径上，为系统设计带来了一定的优势。为了应对传统高采样率带来的资源浪费问题，本文引入了 CS 理论。CS 作为一种新的采样模式，通过利用信号的稀疏性，在远低于传统采样率的条件下实现了对水声信号的高效重构。此外，CS 在水声通信领域的应用不仅有望减少数据传输需求，还为系统提供了更高的性能。通过将水声信道的特性进行稀疏表示，并利用 CS 的技术，能够以更高效的方式获取和重构水声信道的估计。这不仅有助于提高通信系统的性能，而且能够更好地适应水声信道的动态变化。

第 3 章 基于 OFDM 的 TOMP 算法水声信道估计

3.1 引言

在宽带无线通信系统中，时变无线信道的特性对系统性能产生深远影响。通常情况下，系统的采样周期远小于信道延迟扩展，而且由于信道中存在大量接近零的系数，使得信道呈现出稀疏性。这一特性在慢衰落信道中尤为显著，其中信道的相干时间远长于符号周期，并且信道的脉冲响应在一个 OFDM 符号周期内基本保持不变。

时变无线信道的脉冲响应可以通过多径传播模型来描述，其中脉冲响应 $h(\tau, t)$ 表示为多个路径的叠加，每个路径具有复增益 $h_i(t)$ 和延迟 $\tau_i(t)$ 。在 OFDM 系统中，通过对信道进行离散采样，可以将脉冲响应表示为矩阵形式，其中 $\mathbf{A}$ 表示 OFDM 符号内的数据和导频， $\mathbf{H}$ 是信道的频域响应采样值， $\mathbf{v}$ 是复加性高斯白噪声。

为了更好地理解信道的时变特性，引入了基于 CS 理论的信道估计方法，具体而言，采用了基于 OMP 的算法。该算法通过迭代过程，根据接收到的导频数据 $\mathbf{y}_k$ ，利用字典矩阵 $\mathbf{C}$ 进行信道估计，从而实现高效恢复。与传统的 OMP 算法相比，引入了阈值 T 来动态调整迭代次数，以适应不同 SNR 环境下的信道估计需求。这一改进的算法被称为基 OFDM 系统的 TOMP 算法。

3.2 OFDM 系统的原理

随着数据通信技术的持续进步，传统的单载波通信方式逐渐难以应对不断增加的通信需求，这促使多载波技术的发展。OFDM 技术凭借其子载波间的正交性能高效地提高频谱使用效率，并有效地抵抗多径传播效应，它保证了各个子载波可以在相同的频谱资源上不相互干扰地传输信息。考虑两个子载波 $y_1 = a \cdot \sin(t)$ 与 $y_2 = b \cdot \sin(2t)$ ，基于信号处理原理，如果 y_1 和 y_2 之间正交，则它们的互相关函数数值为零，意味着在一个周期的积分区间内，两个信号的乘积积分等于 0。

$$\int_0^{2\pi} \sin(t) \cdot \sin(2t) dt = 0 \quad (3.1)$$

利用这个原理，假设发送的信号为 $s(t) = a \cdot \sin(t) + b \cdot \sin(2t)$ ，这表示两个正弦波信号的重叠。虽然从波形上看这两个信号似乎难以区分，但得益于子信号间的正交性，可以通过在接收端对不同频率的信号进行独立积分检测来实现信号的分离。通过对 y_1 进行积分检测，得到

$$\begin{aligned} r_1 &= \int_0^{2\pi} s(t) \cdot \sin(t) dt \\ &= \int_0^{2\pi} a \cdot \sin(t) \cdot \sin(t) dt + \int_0^{2\pi} b \cdot \sin(t) \cdot \sin(2t) dt \\ &= a\pi + 0 = a\pi \end{aligned} \quad (3.2)$$

再对 y_2 进行积分检测，得到

$$\begin{aligned} r_2 &= \int_0^{2\pi} s(t) \cdot \sin(2t) dt \\ &= \int_0^{2\pi} a \cdot \sin(t) \cdot \sin(2t) dt + \int_0^{2\pi} b \cdot \sin(2t) \cdot \sin(2t) dt \\ &= b\pi + 0 = b\pi \end{aligned} \quad (3.3)$$

因此，即使时域波形因为多个信号的叠加而显得复杂，依然能够通过检测区分出两个不同的子载波 y_1 和 y_2 ，以及它们分别承载的信息 a 和 b 。基于这种正交性原理，可以扩展至 k 个子载波，实现在每个子载波上独立传输不同的信息。

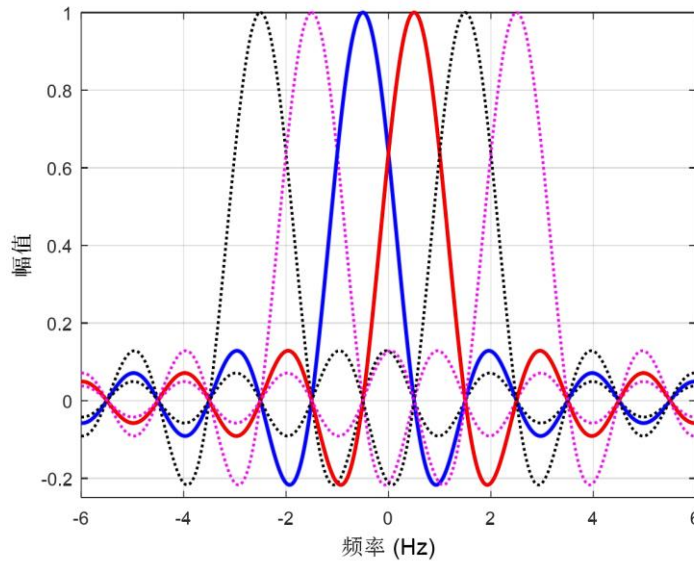


图 3-1 OFDM 的频谱示意图

在传统的多载波系统中，为避免子载波间的相互干扰，往往需要在它们的频

谱中设置一定的间隙，这不可避免地导致了频谱资源的浪费。相比之下，OFDM 技术利用子载波的正交特性巧妙地解决了这一问题。如图 3-1 所示，考虑两个子载波 $y_1 = a \cdot \sin(t), t \in [0, 2\pi]$ 和 $y_2 = b \cdot \sin(2t), t \in [0, 2\pi]$ ，其频域响应在 $s(t) = a \cdot \sin(t) + b \cdot \sin(2t)$ 中虽然存在重叠，但是由于子载波之间是正交的，系统仍能够通过积分检测轻松地分离出各个子载波上的数据。换言之，OFDM 技术通过确保子载波的正交性，允许这些载波在频域中相互重叠，从而大幅提高了频谱利用的效率。

当扩展 OFDM 系统以包含 k 个子载波时，需构建一组 k 个正交的正弦波基 $\{\sin(2\pi \cdot \Delta f \cdot t), \sin(2\pi \cdot 2\Delta f \cdot t), \dots, \sin(2\pi \cdot k\Delta f \cdot t)\}$ 用作传输信号的载体。同时，为了增强系统的传输能力，还引入了与正弦波基正交的一组余弦波基 $\{\sin(2\pi \cdot \Delta f \cdot t), \sin(2\pi \cdot 2\Delta f \cdot t), \dots, \sin(2\pi \cdot k\Delta f \cdot t), \cos(2\pi \cdot \Delta f \cdot t), \dots, \cos(2\pi \cdot k\Delta f \cdot t)\}$ 。即将发送的信号就可以通过这些正弦波和余弦波的线性组合来映射到不同的子载波上，可得

$$\begin{aligned} s(t) &= a_1 \sin(2\pi \cdot \Delta f \cdot t) + \dots + a_k \sin(2\pi \cdot k\Delta f \cdot t) \\ &\quad + b_1 \cos(2\pi \cdot \Delta f \cdot t) + \dots + b_k \cos(2\pi \cdot k\Delta f \cdot t) \\ &= \sum_{i=1}^k a_i \sin(2\pi \cdot i\Delta f \cdot t) + \sum_{i=1}^k b_i \cos(2\pi \cdot i\Delta f \cdot t) \end{aligned} \quad (3.4)$$

通过这种方式，信号的载波搭载过程可以表示为一个利用正弦波和余弦波基底的线性组合，从而有效地在 k 个子载波上传输不同的信息。这种策略不仅最大化了频谱利用效率，而且还提高了传输信号的稳健性，使 OFDM 技术在现代通信中发挥关键作用。

在该时刻所发送的时域信号 $s(t)$ 可视为一系列振幅和频率各异的正余弦波的综合体，这些波形在时域中可能呈现出高度的复杂性。然而，得益于子载波之间维持的正交性质，可以通过积分检测的方法准确地辨识并提取出各子载波传递的数据。深入地分析式(3.5)，可以观察到它与经典的傅里叶级数形式有着惊人的相似性。通过这种相似性，OFDM 系统能够以一种高效和系统性的方式，利用傅里叶分析的强大工具来设计和优化通信系统的性能，得到

$$f(x) = \sum_{n=0}^{\infty} a_n \sin(nx) + \sum_{n=0}^{\infty} b_n \cos(nx) \quad (3.5)$$

对比分析公式(3.4)与(3.5)，可以得出一个重要的结论：一旦移除了直流分量并将时间轴离散化，这两个表达式在数学上是同构的。基于这种数学上的同构性，发送端的信号调制过程，即信号在子载波上的加载并合成为复合波形，可以直接通过反向快速傅里叶变换（IFFT）来完成。相应地，在接收端，原先需对每个子载波进行积分检测的步骤，现在可以便捷地通过快速傅里叶变换（FFT）来实现。这一发现不仅有助于简化数学运算，而且 IFFT 和 FFT 的应用在工程实践中易于实现，这大大提高了 OFDM 技术在实际通信系统中的应用价值和普及率。

OFDM 的基础架构：将前面讨论的概念综合起来，图 3-2 描绘了一个 OFDM 通信技术的标准模型框架。设想有 K 个子载波，而发送端拥有一系列待传输的数据集合 $d_0, d_1, \dots, d_{K-1}$ 。这些数据通过 IFFT 映射到对应的子载波 $f_0, f_1, \dots, f_{K-1}$ 上，以此产生最终的时域传输信号

$$s(t) = \sum_{i=0}^{K-1} d_i e^{j2\pi f_i t} \quad (3.6)$$

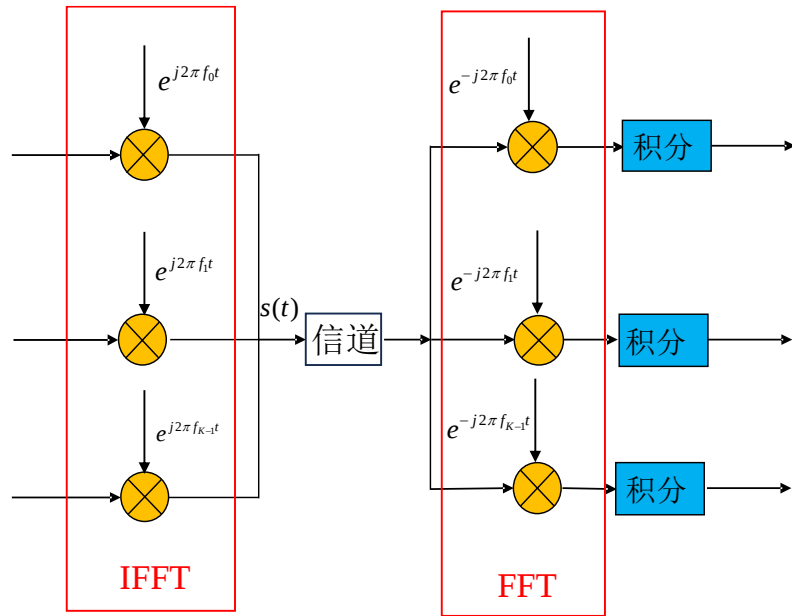


图 3-2 OFDM 的 IFFT 和 FFT 示意图

假定发送的信号 $s(t)$ 通过一个无失真的理想信道传输到接收端。在接收端，信号经过 FFT 处理，实现对各子载波的积分检测。以第 k 个子载波为例，得到

$$\begin{aligned}
 d_k &= \frac{1}{T} \int_0^T \sum_{i=0}^{K-1} d_i e^{j2\pi f_i t} \cdot e^{-j2\pi f_k t} dt \\
 &= \frac{1}{T} \int_0^T d_k e^{j2\pi f_k t} \cdot e^{-j2\pi f_k t} dt + 0 \\
 &= d_k
 \end{aligned} \tag{3.8}$$

从而可以获取到的信号表征。这样的操作不仅简化了接收处理的复杂性，而且保障了数据恢复的准确性，实现 OFDM 信号的生成和恢复。

3.3 水声信道 OFDM 系统模型

在宽带无线通信中，系统的采样周期通常远小于信道延迟扩展，并且大多数信道系数为 0 或接近 0，导致信道稀疏^[34]。时变无线信道的脉冲响应为

$$h(\tau, t) = \sum_{i=0}^{N-1} h_i(t) \delta(\tau - \tau_i(t)) \tag{3.9}$$

其中， N 是信道传输的多径数， $h_i(t)$ 是第 i 条路径在时间 t 的复增益， $\tau_i(t)$ 是第 i 条路径在时刻 t 的延迟， $0 \leq \tau_i(t) \leq \tau_{max}$ ， τ_{max} 是多径延迟的最大值。在慢衰落信道中，信道相干时间比符号周期长得多，并且信道脉冲响应在一个 OFDM 符号周期内大致不变。此时，根据系统采样周期 T_s 对 $h(\tau)$ 进行采样，得到

$$h(n) = \sum_{i=0}^{L-1} h_i(t) \delta(n-i) \tag{3.10}$$

其中， L 是延迟的最大值的采样，该最大值是信道长度。对于具有 L 个子载波和 L 信道长度的 OFDM 系统，等式(3.2)可以写成

$$\mathbf{y} = \mathbf{A}\mathbf{H} + \mathbf{v} = \mathbf{A}\mathbf{W}\mathbf{h} + \mathbf{v} \tag{3.11}$$

其中， $\mathbf{A}$ 表示 OFDM 符号内的数据和导频，如图 3-3 为 OFDM 的系统原理图。

$\mathbf{H}$ 是信道的频域响应采样值， $\mathbf{v}$ 是复加性高斯白噪声， $\mathbf{h}$ 是信道的时域响应。那么矩阵 $\mathbf{W}$ 就是标准傅立叶变换，可表示为

$$\mathbf{W} = \frac{1}{\sqrt{N}} \begin{bmatrix} \omega_N^{00} & \omega_N^{10} & \dots & \omega_N^{(L-1)0} \\ \omega_N^{01} & \omega_N^{11} & \dots & \omega_N^{(L-1)1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \omega_N^{0(N-1)} & \omega_N^{1(N-1)} & \dots & \omega_N^{(L-1)(N-1)} \end{bmatrix} \tag{3.12}$$

其中, $w_N^{ln} = e^{j2\pi \frac{nl}{N}}$, $l=1,2,\dots,L$; $n=1,2,\dots,N$ 。设 S 是 $K \times N$ 的矩阵, 它是从 N 个子载波中提取的 K 个导频数据, K 是从 $N \times N$ 的 $\mathbf{X}$ 矩阵中提取的相应导频数据。可以获得

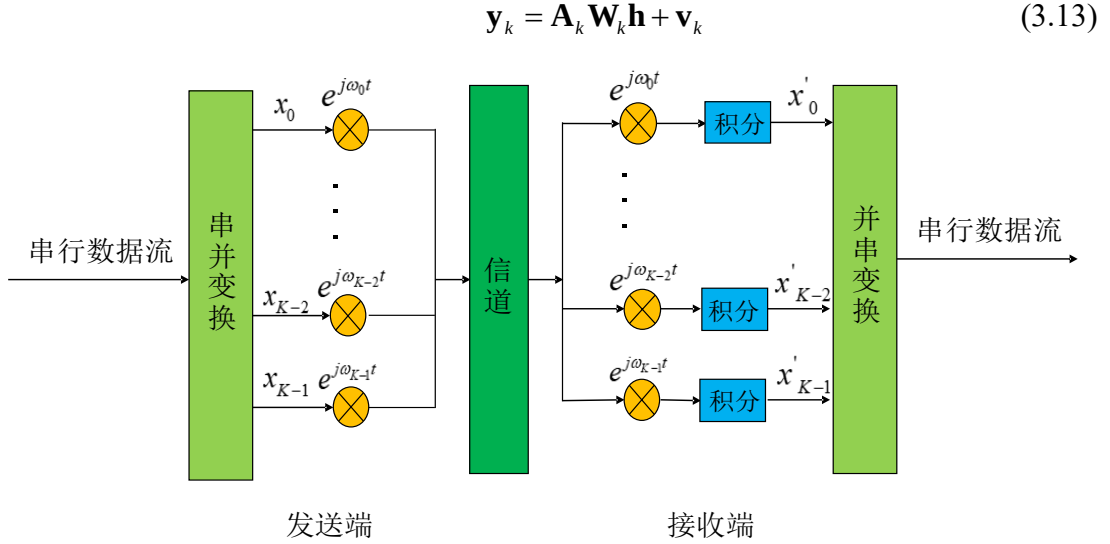


图 3-3 OFDM 系统原理图

在系统中, 有以下变量:

$\mathbf{y}_k$: $K \times 1$ 矢量, 表示在接收机侧接收到的导频数据。它被计算为 $\mathbf{y}_k = \mathbf{S}\mathbf{y}$ 。

$\mathbf{A}_k$: $K \times K$ 矩阵, 表示发送端的导频数据。它是通过执行导频数据传输而获得的, 并且由 $\mathbf{A}_K = \mathbf{S}\mathbf{A}\mathbf{A}^T$ 给出。

$\mathbf{W}_k$: $K \times L$ 矩阵表示部分傅立叶变换矩阵。它是通过对矩阵 $\mathbf{W}$ 应用部分傅立叶变换而获得的, 并且由 $\mathbf{W}_k = \mathbf{S}\mathbf{W}$ 给出。

$\mathbf{v}_k$: $K \times 1$ 矢量, 表示接收器侧的噪声。它是通过将变换矩阵 $\mathbf{S}$ 应用于噪声向量 $\mathbf{v}$ 而获得的, 并且由 $\mathbf{v}_k = \mathbf{S}\mathbf{v}$ 给出。

在式(3.5)中, $\mathbf{C} = \mathbf{A}\mathbf{W}$ 被称为字典矩阵, 可以得到

$$\mathbf{y} = \mathbf{C}\mathbf{h} + \mathbf{v} \quad (3.14)$$

3.4 基于 OFDM 系统的 TOMP 算法

OMP 算法是一种经典的 CS 算法，与 TOMP 算法类似，但在每一轮迭代中，OMP 算法会通过最小二乘法更新系数向量，从而更准确地逼近原始信号的稀疏表示。与 MP 算法相比，OMP 算法具有更高的精度和稳定性。由于每次迭代都会使用最小二乘法更新系数向量，OMP 算法可以更好地控制误差，从而在信号重构的精度上表现更好。如图 3-4 所示为 OMP 算法的原始信号和重构信号。OMP 算法也存在一些缺点。与 MP 算法相比，OMP 算法的计算复杂度较高，因为每次迭代都需要进行最小二乘法的计算。同样地，OMP 算法对字典的选取也有很强的敏感度，字典的选取直接会影响算法的性能。

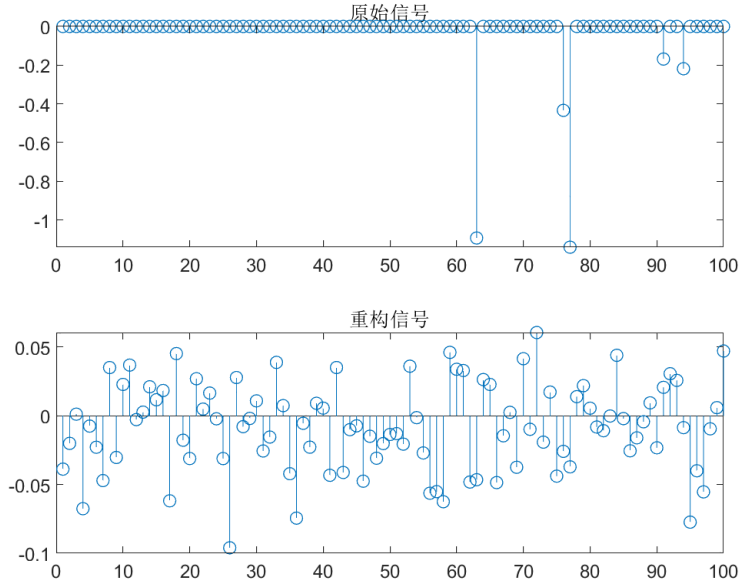


图 3-4 OMP 算法的原始信号和重构信号

假设有一个信号 $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^N$ ，要用 K 个原子（字典中的基） $\mathbf{A}_i = \mathbf{1}^K$ 进行线性组合表示，其中 $\mathbf{A}_i \in \mathbb{R}^N$ 。目标是找到系数向量 $\mathbf{u}_i \in \mathbb{R}^K$ ，使得 $\mathbf{x} \approx \sum_{i=1}^K u_i \mathbf{A}_i$ 。

OMP 算法的步骤如下：

- (1) 初始化残差信号为原始信号： $\mathbf{r}^{(0)} = \mathbf{x}$ ，初始化系数向量为零向量：

$$\mathbf{u}^{(0)} = \mathbf{0}, \text{ 初始化选择的原子集合为空集: } \mathcal{S}^{(0)} = \emptyset.$$

- (2) 迭代过程：对于每一轮迭代 $t = 1, 2, \dots$ ：

(3) 计算残差信号与字典中每个原子的投影值: $s_i = \langle \mathbf{r}^{(t-1)}, \mathbf{A}_i \rangle, \forall i$

(4) 选取投影值最大的原子索引: $k_t = \arg \max_i |s_i|$

(5) 将选择的原子索引加入集合: $\mathcal{S}^{(t)} = \mathcal{S}^{(t-1)} \cup k_t$

(6) 使用最小二乘法更新系数向量: $\mathbf{u}^{(t)} = \arg \min_{\mathbf{u}} \|\mathbf{x} - \sum_{i \in \mathcal{S}^{(t)}} u_i \mathbf{a}_i\|_2^2$

(7) 重构信号: $\mathbf{x} = \sum_{i=1}^K \mathbf{u}_i \mathbf{A}_i$

重复步骤 (2) - (6), 直到满足条件, 算法终止。重构的信号为 (7)。

如表 3-1 所示, TOMP 算法也是一种迭代算法, 用于按大小降序顺序识别主信道抽头系数^[15]。该算法的每次迭代都涉及从矩阵 $\mathbf{C}$ 中选择与上一次迭代的残差向量具有最高相关性的列向量^[35]。

设初始残差向量为 $\mathbf{r}_0 = \mathbf{y}$, 初始指标为 $\Omega_0 = \emptyset$ 。第 i 次迭代的指数 i^* 表示为

$$i^* = \arg \max_{j=1,2,\dots,L} \frac{|\mathbf{a}_j^H \mathbf{r}_{i-1}|^2}{|\mathbf{c}_j|^2} \quad (3.15)$$

其中, $\mathbf{c}_j$ 表示矩阵 $\mathbf{C}$ 中的第 j 列向量, 并且 $\mathbf{r}_{i-1}$ 是在第 $i-1$ 个迭代之后获得的残差向量。在获得索引 i^* 后, 索引集更新为

$$\Omega_i = \Omega_{i-1} \cup i^* \quad (3.16)$$

在信道系数的计算过程中, 使用矩阵 $\mathbf{C}$ 采用 LS 法。计算第 i 次迭代时信道系数向量 $\hat{\mathbf{h}}_i$ 为

$$\hat{\mathbf{h}}_i = (\mathbf{C}_{i^*}^H \mathbf{C}_{i^*})^{-1} \mathbf{C}_{i^*}^H \mathbf{r}_{i-1} \quad (3.17)$$

其中, $\mathbf{C} = [\mathbf{c}_1 \dots \mathbf{c}_L]$ 。当从 $\mathbf{C}$ 中选择列向量时, 每个选择的向量必须相对于上一步索引集中的所有列向量正交。该正交化过程可以使用 LS 法来表示。从第 i 次迭代获得的信道系数表示为 $\mathbf{h}_i$ 。

在计算信道系数之后, 残差向量被更新为

$$\mathbf{r}_i = \mathbf{r}_{i-1} - \hat{\mathbf{h}}_i \mathbf{C}_{i^*} \quad (3.18)$$

重复步骤(3.7)~(3.10), 直到信道系数 $\mathbf{h}_i$ 满足判定阈值 T , 然后迭代结束, 算

法终止。

表 3-1 TOMP 算法流程

TOMP 算法
1: 输入: - 字典矩阵 $\mathbf{C}$ - 接收符号 $\mathbf{y}$ - 物理稀疏度 $T = \alpha e^{-\gamma \cdot \text{SNR}} + \beta$ - 初始值 α, β, γ 2: 输出: - 重构信号 $\hat{\mathbf{h}}$ 3: 初始化: - 残差向量 $\mathbf{r} = \mathbf{y}$ - 索引集 $\Omega = \emptyset$ 4: while $\mathbf{h}_i > T$ do - 查找索引 $i^* = \arg \max_{j=1,2,\dots,L} \frac{ \left(\mathbf{c}_j^H \mathbf{r}_{i-1}\right) ^2}{\left \mathbf{c}_j\right ^2}$ - 更新索引集 $\Omega_i = \Omega_{i-1} \cup \{i^*\}$ - 计算系数 $\mathbf{h}_i = \left(\mathbf{C}_{i^*}^H \mathbf{C}_{i^*}\right)^{-1} \mathbf{C}_{i^*}^H \mathbf{r}_{i-1}$ - 更新剩余向量 $\mathbf{r}_i = \mathbf{r}_{i-1} - \mathbf{u}_i \mathbf{C}_{i^*}$

为了最大化 TOMP 算法的性能,精确调整算法参数至关重要。特别是,权重差异参数 η 的选择对算法的灵敏度有着直接影响,一般推荐值为 0.0015。此外, β 参数在确定算法迭代终止阈值的过程中起着至关重要的作用,其具体数值需要根据实际应用场景灵活设定。在高 SNR 环境中,为了确保算法的迭代效率和精度,建议将 β 设定为低于 0.02,相应地,迭代阈值 T 也应设置为低于 0.02。这样的配置有助于在高 SNR 环境下维持较低的误差率,进而提高算法的估计精度。

反之，在低 SNR 条件下，由于 BER 增高，减少迭代次数成为提升估计精度的必要措施。这时，调整迭代阈值 T 时，指数项的作用尤为关键，常常将其设置为大于 0.13，以适应低 SNR 下的估计需求。采用此策略可以有效降低在低 SNR 引起的误差，同时改善低 SNR 环境下的 MSE 性能。

相较于其他算法，TOMP 算法在低 SNR 条件下具有更优的 MSE 性能。这一优势源自于 TOMP 算法较低的迭代阈值和减少的迭代次数，以及较低的传输 BER。相比之下，其他算法由于保持固定的迭代次数，在迭代过程中可能积累较多误差，从而对估计结果产生不利影响。

对于 OMP 算法，面对高度稀疏的信号，所需重构的矩阵 $\hat{u}_i$ 可能变得异常庞大。如图 3-5 所示，在算法的初期，通过优先选择权重较大的列向量，可以加速信号的收敛过程。然而，随着迭代的深入，列向量之间的权重差距缩小，使得满足算法的终止条件变得更加困难。在这种情况下，继续迭代会消耗额外的系统资源而无法带来显著的性能提升。因此，应当在权重变得过小时，通过舍弃这些贡献较小的列向量来提前结束迭代。对于 TOMP 算法，它通过比较连续迭代过程中权重系数 $\hat{u}_i$ 和 $\hat{u}_{i-1}$ 的变化，一旦它们的幅度变得相近，就将 $\hat{u}_{i+1}$ 的权重设为 0，从而触发算法的终止条件，结束迭代。这种方法能够有效避免在字典矩阵的权重减少到一定阈值后的无效计算，保证算法即便在极端稀疏情况下也能高效运行。

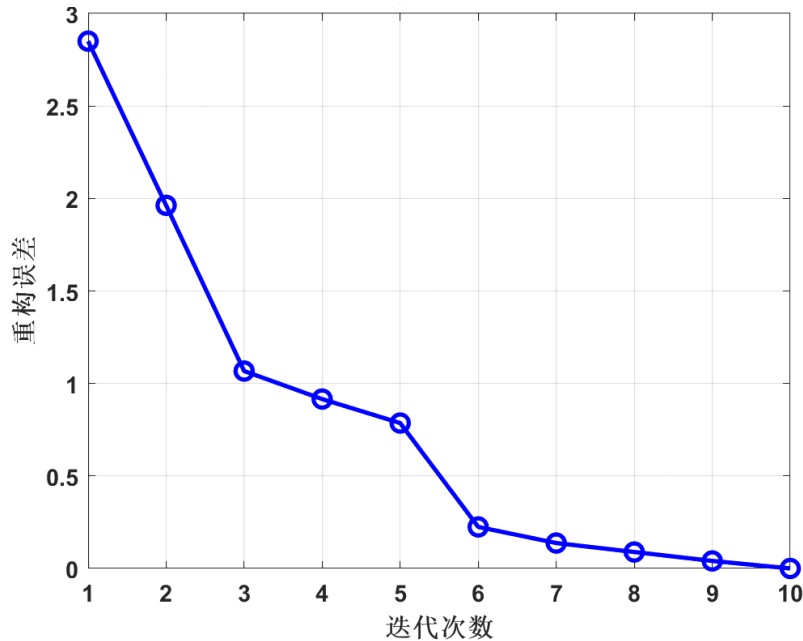


图 3-5 OMP 算法的收敛性

TOMP 算法和 OMP 算法之间的最大区别是引入了阈值 T ，该阈值可以根据 SNR 进行更改。在 OMP 算法中，信道估计的迭代次数是固定的。在具有低 SNR 的环境中，较少的迭代将导致更好的估计性能。在之前的迭代中，信号的大部分权重已经恢复。随着迭代次数的增加，信号在较差的环境中引入更多的误差，导致估计信号的偏差^[36]。TOMP 算法通过调整 T 以减少低 SNR 环境中的迭代次数来解决这个问题。当 SNR 高时， T 值会降低，算法的迭代次数会增加，这样可以更好地恢复原始信号，并具有更好的估计性能。

3.4.1 TOMP 算法复杂度分析

(1) 初始化阶段

初始化残差向量 $\mathbf{r} = \mathbf{y}$ 和索引集 $\Omega = \Phi$ ，时间复杂度为 $O(N)$ ，其中 N 是接收符号 $\mathbf{y}$ 的长度。

(2) while 循环

- 查找索引 i^* : 查找最大相关性索引的操作涉及对所有字典矩阵 $\mathbf{C}$ 的列进行相关性计算，然后选择最大值。这个操作的时间复杂度为 $O(L)$ ，其中 L 是字典矩阵 $\mathbf{C}$ 的列数。
- 更新索引集 Ω_i : 更新索引集涉及集合的操作，因此可以看作是常数时间的操作。
- 计算系数 $\mathbf{h}_i$: 计算系数涉及矩阵的乘法和矩阵逆操作。假设选择的原子索引为 i^* ，则这个操作的时间复杂度为 $O(L^3)$ 。在实际应用中，如果使用适当的技术，可以将这一步的复杂度降低到 $O(L^2)$ 。
- 更新剩余向量 $\mathbf{r}_i$: 更新剩余向量涉及向量和矩阵的乘法和减法，时间复杂度为 $O(L^2)$ 。

(3) 循环迭代次数

TOMP 算法的迭代次数取决于 while 循环中的条件 $\mathbf{h}_i \geq T$ ，其中 T 是给定的物理稀疏度。迭代次数的具体值取决于信号的特性以及算法参数 α, β, γ 的设定。

综合考虑 while 循环中的各个操作，TOMP 算法的总体时间复杂度为

$O(N + I \cdot (L + L^3))$ ，其中 i 是算法的迭代次数。在实际应用中，通常 i 远小于信号的长度 N ，因此可以将其忽略，将时间复杂度简化为 $O(N + L^3)$ 。

3.4.2 TOMP 算法收敛性分析

在本节中，对 OMP 算法进行了严格的收敛性分析，该算法广泛用于信号处理和稀疏信号恢复应用。OMP 旨在从非定线性系统 $\mathbf{y} = \mathbf{C}\mathbf{h}$ 中恢复稀疏信号向量 $\mathbf{h}$ ，其中 $\mathbf{y}$ 表示观测到的测量值， $\mathbf{C}$ 是测量矩阵， $\mathbf{h}$ 是稀疏信号。该算法迭代地从 $\mathbf{C}$ 中选择与当前残差最相关的列，并相应地更新 $\mathbf{h}$ 的估计。

OMP 的收敛性分析取决于几个关键概念，包括测量矩阵 $\mathbf{C}$ 的限制等距性质 (RIP)。RIP 量化了 $\mathbf{C}$ 对正交矩阵的逼近程度，并在确保算法的正确性方面发挥着至关重要的作用。从数学上讲，将 RIP 定义如下：

矩阵 $\mathbf{C}$ 满足具有受限等距常数 $\delta_k \in (0,1)$ 的 k 阶 RIP，如果对于所有 k 稀疏向量 $\mathbf{x}$ ，得到不等式为

$$(1 - \delta_k) \|\mathbf{x}\|_2^2 \leq \|\mathbf{C}\mathbf{x}\|_2^2 \leq (1 + \delta_k) \|\mathbf{x}\|_2^2 \quad (3.19)$$

RIP 确保矩阵 $\mathbf{C}$ 近似地保持 k 个稀疏向量之间的成对距离。当 $\mathbf{C}$ 满足 RIP 条件并且信号 $\mathbf{x}$ 足够稀疏时，保证 OMP 在有限次数的迭代内收敛到真正的稀疏解 $\mathbf{x}^*$ 。

OMP 的收敛定理如下所示：

假设 $\mathbf{C}$ 满足 $2k$ 阶 RIP，且具有限制等距常数 $\delta_{2k} \in (0,1)$ 。设 $\mathbf{x}^*$ 是真正的 k -稀疏解， $\mathbf{x}_t$ 是 OMP 的 t 次迭代后得到的估计。然后，对于足够大的 t ，OMP 收敛到真正的稀疏解，表示为

$$\lim_{t \rightarrow \infty} \|\mathbf{x}_t - \mathbf{x}^*\|_2 = 0 \quad (3.20)$$

该定理证明了当 RIP 条件满足时，OMP 收敛到正确的稀疏解，从而肯定了其在稀疏信号恢复任务中的实用性。由于 TOMP 基于 OMP 的迭代方法，因此 TOMP 也将收敛到正确的稀疏解。

3.5 算法仿真和性能分析

表 3-2 系统仿真参数

参数	值
训练符号长度 M	180
帧长度 N	2000
总块数 N_b	8000
采样延迟点数	112
中心载波频率 [kHz]	10
带宽 [kHz]	4
水深 [m]	180
发射机高度 [m]	2
接收机高度 [m]	60
发射机与接收机之间距离 [m]	1200
发射机与接收机之间的相对速度[m/s]	0.5

本节模拟了不同算法的信道估计误差和 CPU 计算时间，仿真参数设置如表 3-2 所示。比较了不同算法的信道估计误差和 CPU 计算时间，并分析了其结果背后的原因。通过比较可以得出结论，与 OMP 算法相比，TOMP 算法更灵活，可以适应更复杂的环境。信道估计误差的表达式为

$$E_{es} = 10 \lg \left[\sum_{i=0}^{L-1} |h_i - \hat{h}_i| / L \right] \quad (3.21)$$

3.5.1 TOMP 算法的信道估计误差仿真

如图 3-6 所示，在信道估计误差的对比中，当 SNR 较低时，LS 算法展现出了相对较好的性能。然而，随着 SNR 的增加，LS 算法的信道估计误差并没有得到显著的改善。这主要是因为 LS 算法在噪声环境下对信号的估计较为敏感，其性能受到噪声的严重影响。

相比之下，TOMP 算法在信道估计误差方面通常优于 OMP 算法。这是因为 TOMP 算法引入了基于 SNR 的自适应调整机制。在低 SNR 环境中，TOMP 算法会设定一个较大的迭代阈值。这意味着在迭代过程中，算法更容易达到终止条件，

从而防止了因过多迭代而产生的额外误差。此外，在噪声较大的环境下，较早地终止迭代也能避免噪声对初始信号估计的进一步影响。

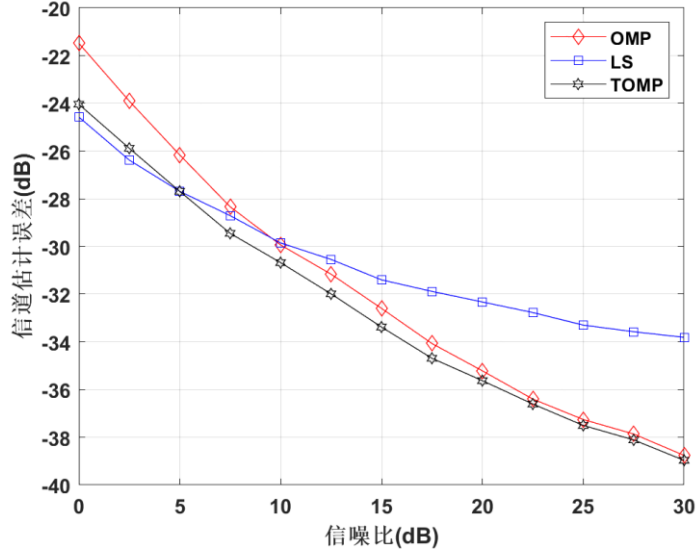


图 3-6 OMP、LS 和 TOMP 算法的信噪比和信道估计误差的关系

随着 SNR 的增加，信号质量得到提升，迭代过程中产生错误的概率逐渐降低。这时，TOMP 算法会根据 SNR 的水平增加迭代值的大小，从而增加系统的迭代次数。通过增加迭代次数，算法能够更精细地估计信道参数，从而产生更好的估计结果。

值得注意的是，随着 SNR 的进一步增加，TOMP 算法的迭代次数会在某个点上超过 OMP 算法的迭代次数。这是因为在高 SNR 环境中，TOMP 算法通过增加迭代次数来进一步提高估计精度，而 OMP 算法则维持固定的迭代次数。因此，在各种 SNR 环境中，TOMP 算法都能产生更好的信道估计误差结果。

3.5.2 TOMP 算法的 CPU 计算时长仿真

在图 3-7 中，随着 SNR 的变化，TOMP 算法与 OMP 算法在 CPU 运行时间上的差异。在大多数 SNR 情况下，TOMP 算法展现了其优越性，其 CPU 运行时间明显小于 OMP 算法的运行时间。这一优势的来源，主要在于 TOMP 算法采用了基于不同 SNR 的自适应调整策略。

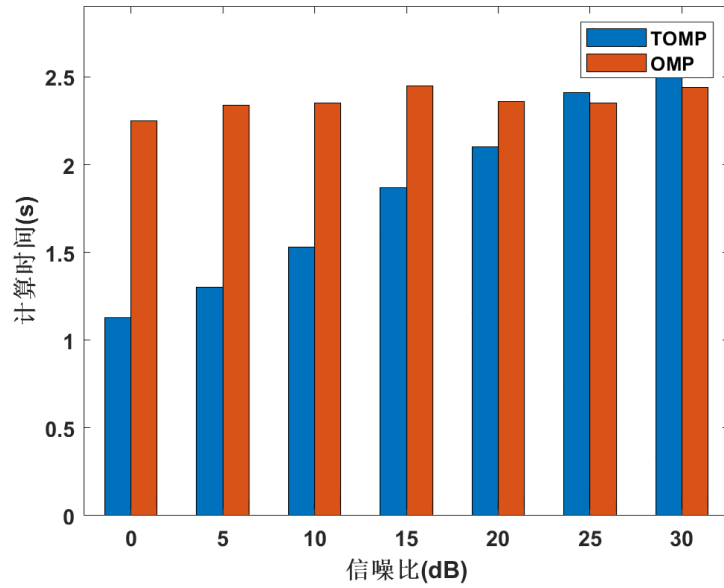


图 3-7 OMP 和 TOMP 算法的信噪比和 CPU 计算时长的关系

传统的 OMP 算法采用固定迭代次数，这在实际应用中往往会导致系统功率的浪费。当 SNR 较低时，由于噪声的影响，过多的迭代并不能带来更好的估计结果，反而会增加系统的功耗。而 TOMP 算法通过根据 SNR 自适应地调整迭代次数，成功解决了这一问题。在 SNR 较低的环境中，TOMP 算法使用较少的迭代次数，不仅可以显著降低系统功耗，而且还能获得更好的估计结果。

然而，当 SNR 大于 25 时，情况发生了变化。此时，TOMP 算法的迭代次数开始超过 OMP 算法的迭代数量。这是因为，在高 SNR 环境中，噪声的影响较小，增加迭代次数可以更准确地估计信号。但是，这也导致了 TOMP 算法在高 SNR 时的系统功耗超过了 OMP 算法。

3.5.3 TOMP 算法的不同导频的信道估计误差的仿真

通过模拟不同导频长度的信道估计误差，可以更深入地理解 TOMP 算法与 OMP 算法在信道估计性能上的差异。如图 3-8 所示，在大多数情况下，TOMP 算法的信道估计精度通常高于 OMP 算法。在导频长度为 $M=400$ 且 SNR 较低时，TOMP 算法和 OMP 算法之间的信道估计误差差异最为明显。在这种情况下，TOMP 算法通过其自适应调整机制，能够显著提高信道估计的性能。这种优势主要来源于 TOMP 算法在低 SNR 环境下对迭代次数的有效控制，避免了因过多迭

代而产生的额外误差。

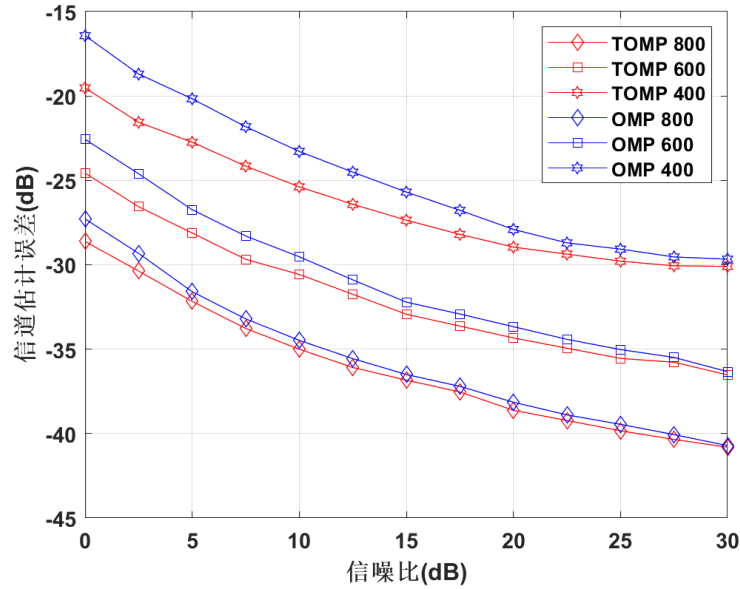
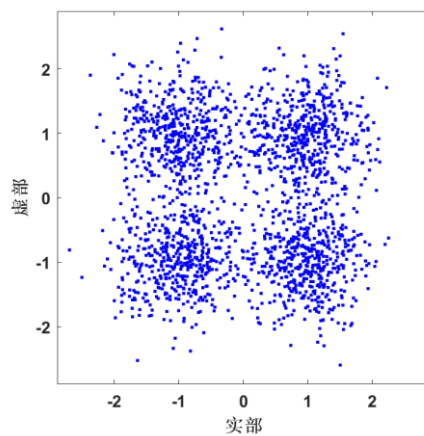


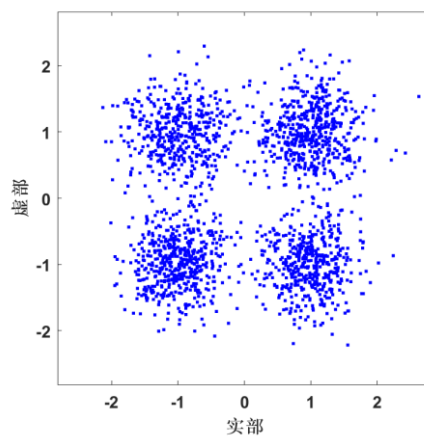
图 3-8 OMP 和 TOMP 的不同导频长度的 SNR 和信道估计误差的关系

比较导频长度为 $M=400$ 和 $M=600$ 时的 TOMP 算法性能可以从图中看出，导频长度对信道估计误差有显著影响。当导频长度增加时，TOMP 算法的信道估计误差有所减小，这表明增加导频长度有助于提高信道估计的精度。然而，需要注意的是，导频长度的增加也会带来计算复杂性的提升^[37]。因此，在实际应用中，需要权衡导频长度和计算复杂性之间的关系。最后，当系统的导频长度增加到 $M=800$ 时，OMP 算法和 TOMP 算法在信道估计误差上的差异变得不那么明显。这表明，在导频长度足够长的情况下，两种算法都能实现较高的信道估计精度。然而，这并不意味着可以无限制地增加导频长度。因为过长的导频长度不仅会增加系统的计算复杂性，还可能降低系统的数据传输效率。

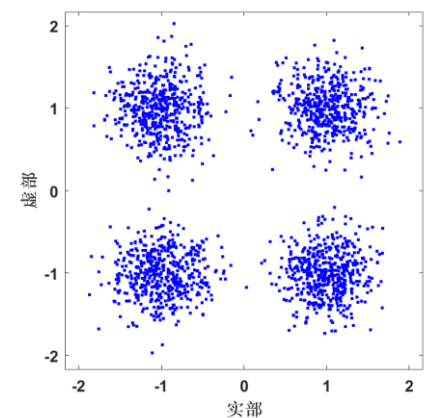
为了更直观地展示上述结论，进行了星座图仿真。如图 3-9 所示，通过对比导频长度分别为 $M=400$ 、 $M=600$ 和 $M=800$ 时的星座图，3-9 (a) 的仿真图的比特点出现大量混淆的，表明信道估计效果很差；3-9 (b) 的仿真图的比特点有较大的聚集，表明了导频长度的增加带来了估计效果的提升；3-9 (c) 的仿真图很少有比特点出现混淆状态，说明 $M=800$ 的导频长度带来了明显的信道估计效果提升。



(a) 导频长度 $M=400$ 的 TOMP 算法仿真



(b) 导频长度 $M=600$ 的 TOMP 算法仿真



(c) 导频长度 $M=800$ 的 TOMP 算法仿真

图 3-9 TOMP 的不同导频长度的接收端的星座图

3.6 本章小结

在本章中，提出了 TOMP 算法来研究水下信道估计。使用 OMP 算法、LS 算法和 TOMP 算法进行性能比较。TOMP 算法在水下信道的信道估计误差方面具有较好的性能，可以适应更多的应用场景。通过仿真结果分析，发现 TOMP 算法的迭代阈值会随着 SNR 的变化而变化。当 SNR 较低时，减少算法的迭代次数可以减少迭代引入的误差。当 SNR 高时，自适应地增加迭代次数可以提高迭代精度，在提高迭代精度的同时，还减少了系统的功耗。因此，在水下信道估计中，与 OMP 算法相比，TOMP 算法是一个更好的选择，具有更广泛的应用场景。

第4章 基于 DDSF 的 T-MP 算法的水声信道估计

4.1 引言

在水声通信系统中，尤其是基于离散时变信号表示的水声通信系统，对信道的准确建模和估计是实现高性能通信的关键。水声通信系统受到水下多路径传播的影响，信道常常表现出时变性和多普勒效应^[38]。本章着重研究了具有多个信道延迟抽头的系统，其中每个延迟抽头的脉冲响应通过多普勒采样进行离散表示。首先引入了信道的脉冲响应表示，其中每个信道延迟抽头的脉冲响应由时域和多普勒域的采样表示。通过这种方式，可以更全面地描述水声通信系统中的信道特性。具体而言，通过引入了 DDSF，来描述信道在多普勒域上的离散表示^[39]。随后，通过考虑接收信号的表示，包括了信道延迟抽头的脉冲响应以及传输符号和背景噪声的影响。通过将这些因素结合，可以得到了接收符号的矩阵形式，其中通过 Kronecker 乘积将时域和多普勒域的采样表示进行了整合。为了实现对信道的高效估计和重建，引入了 CS 理论的方法。通过将感知矩阵定义为多普勒效应和时延的加权和，目标是在已知传输符号和接收符号的情况下，估计信道延迟抽头的权重。通过将这个问题建模为一个 CS 问题，用 CS 算法实现了对信道延迟抽头权重的高效估计。

在考虑实际应用时，还要讨论了系统参数的选择，包括数据块长度、延迟样本数量和多普勒采样频率。这些参数的选择在保证系统性能的同时，还需要平衡计算复杂度和对信道的准确估计。

4.2 DDSF 系统模型

在由离散时变信号表示 UWA 通信系统中， $x(n), n = 1, 2, \dots$ ，脉冲响应由 $h(n)$ 表示。对于具有 K 个信道延迟抽头的系统，第 K 个信道延迟抽头的脉冲响应表示为 $h(K, n)$ ，其中 K 是系统采样的信道延时抽头数^[40]。第 k 个信道延迟抽头的采样离散 DDSF 由 $u(l, k)$ 表示，其中 l 表示多普勒采样点的数量，使得 $0 \leq l \leq L$ 。因此，第 k 个通道延迟抽头的脉冲响应表示为

$$h(k, n) = \sum_{l=1}^L u(l, k) e^{j2\pi f_l n \Delta t} \quad (4.1)$$

其中, $f_l = f_{min} + (l-1)\Delta f$ 是第 l 个多普勒采样频率, f_{min} 是最小多普勒采样频率、 Δf 是多普勒采样间隔、 Δt 是时域采样间隔。对于第 k 个信道延迟抽头, 时间为 n 的第 k 个信道延迟分接头的单位脉冲响应表示为 $h(n-k)$ 。输出符号可表示为^[41]

$$y(n) = \sum_{k=1}^K h(k, n) x(n-k+1) + w(n) \quad (4.2)$$

其中, $x(n-k+1)$ 指示具有传输符号 $x(n)$ 的第 k 个信道延迟抽头符号。 $w(n)$ 表示海洋环境的背景噪声。通过将方程(4.1)代入方程(4.2), 可以得到第 k 个信道延迟抽头的接收符号为

$$y(n) = \sum_{k=1}^K \sum_{l=1}^L u(l, k) e^{j2\pi f_l n \Delta t} x(n-k+1) + w(n) \quad (4.3)$$

为了便于计算, 可以使用 Kronecker 乘积的矩阵形式, 表示为

$$\mathbf{y} = [\mathbf{\Omega} \otimes \mathbf{X}]^T \mathbf{u} + \mathbf{w} \quad (4.4)$$

其中, $\mathbf{y} = [y(n) \ y(n+1), \dots, \ y(n+M-1)]^T$ 是 $M \times 1$ 的接收符号向量, M 是每个接收符号的长度, $\mathbf{w} = [w(n) \ w(n+1), \dots, \ w(n+M-1)]^T$ 是相应的 $M \times 1$ 噪声向量, $\mathbf{\Omega} = [e^{j2\pi f_1 n \Delta t} \ e^{j2\pi f_2 n \Delta t}, \dots, \ e^{j2\pi f_L n \Delta t}]^T$ 是 $L \times 1$ 向量, $e^{j2\pi f_l n \Delta t}$ 是多普勒采样频率的相位因子, $\mathbf{X} = [x(n) \ x(n-1), \dots, \ x(n-K+1)]^T$ 是 $K \times 1$ 的传输符号向量, $\mathbf{u} = [u(1,1) \ u(1,2), \dots, u(1,K), \dots, \ u(L,K)]^T$ 是 $KL \times 1$ 的 DDSF 向量。假设系统在传输和接收符号之间的关系的控制参数在给定时间段内保持相对恒定。可以写成

$$\mathbf{y} = \mathbf{A} \mathbf{u} + \mathbf{w} \quad (4.5)$$

其中, $\mathbf{A} = [\mathbf{\Omega} \otimes \mathbf{X}]^T$ 是一个 $M \times KL$ 矩阵, 其第 i 行等于 $[\mathbf{\Omega}(n+i-1) \otimes \mathbf{X}(n+i-1)]^T$ 。在 CS 理论中, $\mathbf{A}$ 是由多普勒效应和时延的加权和组成的感知矩阵, 而 $\mathbf{y}$ 是当其作为符号 $\mathbf{X}$ 发送时的接收符号。目标是在已知 $\mathbf{y}$ 和 $\mathbf{A}$ 的情况下估计 $\mathbf{u}$, 并重建系数矩阵 $\mathbf{u}$ 。在计算之前, 需要定义矩阵 $\mathbf{A}$ 中的参数。让 KL 表示矩阵 $\mathbf{u}$ 的长度,

I 表示 $\mathbf{u}$ 中主要分量的数量，这在 CS 理论中被称为目标信号的稀疏级别。通过 CS 算法，将 KL 压缩为 I 完成了对 $\mathbf{u}$ 的重建估计过程。

由于引入了多普勒采样，还需要调整参数，包括数据块长度 M ，时延数 K 和多普勒采样 L 。对于数据块长度 M ，对过长的块的估计会引入显著的误差。处理数据块需要大量时间，而环境的动态变化太快，导致估计的信道系数迅速过时，使得重构的 $\mathbf{u}$ 无法适应对数据块后续部分的估计^[42]。然而，更长的块 M 有助于降低矩阵 $\mathbf{A}$ 中列的相关性，这对于 $\mathbf{u}$ 的重构非常方便。因此，选择 M 应平衡这些因素之间的关系。对于延迟样本的数量（信道长度） K ， K 应大于多径信道中的最大时延，以帮助后续的均衡过程。

对于多普勒采样， L 应大于多普勒效应频移的最重要部分，对余下的部分进行采样会导致系统资源浪费，并在系统性能上带来较小的改善。根据文献的推导， $\Delta f > \frac{1.4}{\pi M \Delta t}$ 。对于 $M = 600$ 和采样频率 $f_s = 24,000\text{Hz}$ ，这对应于 $\Delta f > 17.83\text{Hz}$ 。其目的是使得矩阵 $\mathbf{A}$ 中列的相关性足够低。为了在 DDSF 表示 CIR 时避免时域和多普勒域中的混叠，有必要确保 $\Delta f \Delta t \leq \frac{1}{N}$ 且 $\Delta t \leq \frac{1}{2f_{\max}}$ ^[43]。因此，在选择参数时，必须确保上述参数条件得到满足，以达到最佳的估计效果。

4.3 基于 DDSF 系统的 T-MP 算法

原始的 OMP 算法在估计精度和收敛速度之间需要进行繁琐的平衡。通常，原始 OMP 算法的固定阈值可能会带来累积估计误差和大量的计算成本，因为迭代次数过多。与原始 OMP 算法相比，提出的 T-MP 算法通过使用自适应阈值 $T = \alpha e^{-\gamma * \text{SNR}} + \beta$ 在估计精度和收敛速度之间采取自适应的权衡。直观地看，SNR 将对阈值 T 产生重大影响，这导致在高 SNR 情况下有低阈值，在低 SNR 情况下有高阈值。因此，提出的 T-MP 算法可以在低 SNR 时降低计算成本，并且在 SNR 比时仍然保持准确的估计。

如表 4-1 所示，对于 T-MP 算法而言，适当配置算法参数是至关重要的。通常情况下，权重系数差 η 设为 0.0015，而参数 β 在调整算法迭代阈值中起着关键

作用，其设置基于具体情况决定。在高 SNR 的场景中， β 应该设置为小于 0.02 的值，相应的迭代阈值 T 也小于 0.02。在低 SNR 的情况下，系统的 BER 较高，需要使用更少的迭代次数来防止过高的 BER 影响估计精度。在这种情况下， T 表达式中的指数部分在调整 T 时发挥更重要的作用，通常设为大于 0.13 的值。通过使用较少的迭代次数，降低了由低 SNR 引起的误差，并改善了低 SNR 环境下的 MSE 性能。仿真结果显示，在低 SNR 时，T-MP 算法在 MSE 上优于其他算法。这是因为 T-MP 算法有更低的阈值，更少的系统迭代次数，以及更小的传输 BER。

表 4-1 DDSF 模型的 T-MP 算法表

T-MP 算法
1: 输入: - 字典矩阵 $\mathbf{A}$ - 接收符号 $\mathbf{y}$ - 物理稀疏度 $T = \alpha e^{-\gamma \cdot \text{SNR}} + \beta$ - 初始值 α, β, γ 2: 输出: 重构信号 $\hat{\mathbf{u}}$ 3: 初始化: - 残差向量 $\mathbf{r} = \mathbf{y}$ - 索引集 $\Omega = \emptyset$ 4: while $u_i \geq T$ do - 查找索引 $i^* = \arg \max_{j=1,2,\dots,L} \frac{ \left(\mathbf{a}_j^H \mathbf{r}_{i-1}\right) ^2}{\left\ \mathbf{a}_j\right\ ^2}$ - 更新索引集 $\Omega_i = \Omega_{i-1} \cup \{i^*\}$ - 计算系数 $u_i = \langle \mathbf{r}_{i-1}, \mathbf{a}_{s_i} \rangle$ - 选择停止阈值 - if $1.2T \geq \hat{u}_i > T$ then - if $\eta \geq \hat{u}_{i-1} - \hat{u}_i$ then $\hat{u}_{i+1} = 0$ - End if - Enf if - 更新剩余向量 $\mathbf{r}_i = \mathbf{r}_{i-1} - u_i \mathbf{a}_{i^*}$

在复杂的水下声音通信系统中，T-MP 算法基于原子贡献大小快速计算出字典矩阵 $\mathbf{A}$ 中贡献较大的元素，有效地平衡了估计的准确性和速度。与 OMP 算法不同，T-MP 算法不要求在先前迭代中生成的原子矩阵与当前迭代的原子正交，即矩阵的最小二乘运算。在复杂的水声通信系统中，这种方法将需要大量的计算，消耗大量的计算时间，并在快速变化的水下环境中限制估计的准确性。因此，T-MP 算法更适合于快速演变的水声通信系统。

然而，当信号的稀疏性过高时，需要重构的矩阵 $\hat{\mathbf{u}}$ 的大小可能会变得相当大。在字典矩阵中，系统在早期迭代中选择权重较高的列向量，使接收到的信号在迭代过程中快速收敛。经过多次迭代后，列向量的权重减小，它们的幅度变得相似。在这个阶段，满足算法的终止条件可能会很困难，剩余的列向量对估计的贡献最小。因此，继续计算将是对系统资源的浪费。为了解决这个问题，必须丢弃这些列向量并强制算法停止。终止决策是通过比较当前迭代和前一次迭代的权重系数 $\hat{u}_i$ 和 $\hat{u}_{i-1}$ 来做出的。当 $\hat{u}_i$ 和 $\hat{u}_{i-1}$ 的幅度相似时，将权重系数 $\hat{u}_{i+1}$ 设为 0，以满足终止条件并结束迭代。因此，当几次迭代后字典矩阵的权重变得过小时，系统可以维持正常运行。

4.3.1 T-MP 算法的复杂度分析

T-MP 算法流程图如 4-1 所示，主要操作包括以下步骤：

- (1) 寻找索引 s_i 。
- (2) 更新索引集合 Ω 。
- (3) 计算系数 $\hat{u}_i$ 。
- (4) 更新残差向量 $\mathbf{r}_i$ 。
- (5) 优化决策阈值。

首先，考虑步骤 1。对于每次迭代，算法需要计算 KL 个内积并找到最大值。计算内积需要 N 次乘法和 $N-1$ 次加法，因此计算 KL 个内积的时间复杂度是 $O(KLN)$ 。找到最大值需要 $KL-1$ 次比较，因此时间复杂度是 $O(KL)$ 。因此，步骤 1 的总时间复杂度是 $O(KLN)$ 。对于步骤 2 和步骤 3，时间复杂度分别是 $O(1)$

和 $O(N)$ 。步骤 4 涉及向量-矩阵乘法和减法。由于 $\mathbf{a}_{s_i}$ 是一个 N 维向量，因此这一步的时间复杂度是 $O(N)$ 。步骤 5 涉及条件判断和阈值更新，时间复杂度为 $O(1)$ 。总的来说，在单次迭代中，算法的主要时间复杂度来自步骤 1，为 $O(KLN)$ 。假设算法最多执行 I_{max} 次迭代，则 T-MP 算法的总时间复杂度为 $O(I_{max} KLN)$ 。

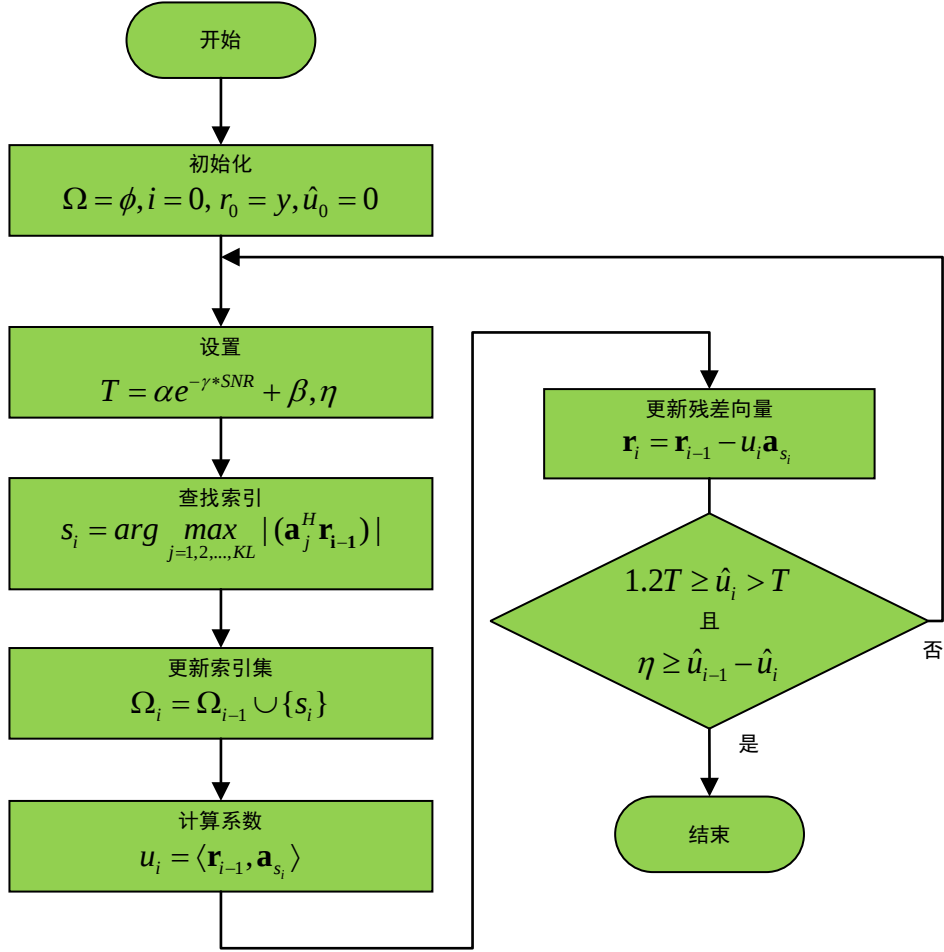


图 4-1 DDSF 模型的 T-MP 算法的流程图

4.3.2 T-MP 算法的收敛性分析

设 $\mathbf{y} \in \mathbb{R}^n$ 为输入信号， $\mathbf{A} = \{\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2, \dots, \mathbf{a}_e\}$ 为一个过完备字典，其中每个原子 $\mathbf{a}_i \in \mathbb{R}^n$ 都具有单位范数 ($\|\mathbf{a}_i\|_2 = 1$)。MP 算法的目标是使用 $\mathbf{A}$ 中少数原子的线性组合找到 $\mathbf{y}$ 的稀疏表示，如式(4.6)所示。

$$\mathbf{y} \approx \sum_{i=1}^I u_i \mathbf{a}_{s_i} \quad (4.6)$$

其中, $I \ll KL$, u_i 是系数, s_i 是所选原子的索引^[44]。

MP 算法通过迭代选择与当前残差内积最大的原子, 并相应地更新残差。该算法可以总结如下:

(1) 初始化残差 $\mathbf{r}_0 = \mathbf{y}$ 。

(2) 对于 $i = 1, 2, \dots, I$

(3) 选择与残差内积最大的原子: $s_i = \arg \max_{j=1,2,\dots,KL} |\langle \mathbf{r}_{i-1}, \mathbf{a}_j \rangle|$ 。

(4) 更新系数: $u_i = \langle \mathbf{r}_{i-1}, \mathbf{a}_{s_i} \rangle$ 。

(5) 更新残差: $\mathbf{r}_i = \mathbf{r}_{i-1} - u_i \mathbf{a}_{s_i}$ 。

(6) 输出稀疏表示 $\mathbf{y} \approx \sum_{i=1}^I u_i \mathbf{a}_{s_i}$ 。

为了分析 MP 算法的收敛性, 需要检查每次迭代时残差能量 (平方范数) 的减小量, 可以表示为

$$E_i = \|\mathbf{r}_i\|_2^2 = \|\mathbf{y} - \sum_{i=1}^I u_i \mathbf{a}_{s_i}\|_2^2 \quad (4.7)$$

对于任何输入信号 $\mathbf{y}$ 和字典 $\mathbf{A}$, 残差的能量在 MP 算法的每次迭代中单调减少, 减少量为

$$E_i \leq E_{i-1} - u_i^2 \quad (4.8)$$

设 $\mathbf{r}_i = \mathbf{r}_{i-1} - u_i \mathbf{a}_{s_i}$, 所以得到

$$E_i = \|\mathbf{r}_i\|_2^2 = \|\mathbf{r}_{i-1} - u_i \mathbf{a}_{s_i}\|_2^2 = \|\mathbf{r}_{i-1}\|_2^2 - 2u_i \langle \mathbf{r}_{i-1}, \mathbf{a}_{s_i} \rangle + u_i^2 \|\mathbf{a}_{s_i}\|_2^2 \quad (4.9)$$

由于 $\|\mathbf{a}_{s_i}\|_2 = 1$ 且 $u_i = \langle \mathbf{r}_{i-1}, \mathbf{a}_{s_i} \rangle$, 则得到

$$E_i = E_{i-1} - u_i^2 \quad (4.10)$$

因此, 残差的能量在每次迭代中单调减少。由于 T-MP 算法仅在迭代次数方面与 MP 有所不同, 因此 T-MP 算法和 MP 算法具有相似的收敛性质。

4.4 算法仿真和性能分析

在本节中，分别使用 T-MP 算法、OMP 算法、SaMP 算法（表 4-2）、ORLSMP 算法（表 4-3）和 AS-SaMP 算法（表 4-4）进行了 DDSF 模型水声信道仿真，仿真参数如表 4-5 所示。通过比较各种算法的 MSE 的模拟结果，推导了 T-MP 算法在低 SNR 环境中的优越性。然后，比较了上述算法的 CPU 计算时间，并推导了 T-MP 算法的低功耗。最后，对 T-MP 算法和 OMP 算法在不同导频长度下的 MSE 进行了仿真。

表 4-2 DDSF 模型的 SaMP 算法

SaMP 算法
1: 输入: ● 字典矩阵 $\mathbf{A}$ ● 接收符号 $\mathbf{y}$ ● 最大迭代次数 max_i ● 稀疏度 K 2: 输出: ● 重构信号 $\hat{\mathbf{h}}$ 3: 初始化: ● 残差向量 $\mathbf{r} = \mathbf{y}$ ● 索引集 $\Omega = \emptyset$ 4: for $n = 1$ to max_i do ● 查找索引 $i^* = \arg \max_{j=1,2,\dots,L} \frac{ \left(\mathbf{a}_j^H \mathbf{r}_{i-1}\right) ^2}{ \mathbf{a}_j ^2}$ ● 更新索引集 $\Omega_i = \Omega_{i-1} \cup \{i^*\}$ ● 更新信道估计 $\hat{\mathbf{h}} = \mathbf{A}\mathbf{x}_\Omega$ ● 计算系数向量 $\mathbf{x}_\Omega = \argmin_x \ \mathbf{y} - \mathbf{D}_\Omega \mathbf{x}\ _2$ ● 更新信道估计 $\hat{\mathbf{h}} = \mathbf{A}_\Omega \mathbf{x}_\Omega$

续表 4-2 DDSF 模型的 SaMP 算法

更新残差 $\mathbf{r} = \mathbf{y} - \hat{\mathbf{h}}$，若 $\mathbf{R}$ 的范数足够小或 $\Omega \subset K$，则终止循环
5: 返回 $\hat{\mathbf{h}}$

表 4-3 DDSF 模型的 ORLSMP 算法

ORLSMP 算法
1: 输入:
- 字典矩阵 $\mathbf{A}$ - 接收符号 $\mathbf{y}$ - 遗忘因子 λ - 稀疏度 K
2: 输出:
重构信号 $\hat{\mathbf{h}}$
3: 初始化:
- 残差向量 $\mathbf{r} = \mathbf{y}$ - 索引集 $\Omega = \emptyset$ - 权重矩阵 $\mathbf{P} = \mathbf{I}$ ($\mathbf{I}$ 为单位矩阵)
4: while $ \Omega < K$ do
- 查找索引 $i^* = \arg \max_{j=1,2,\dots,L} \frac{\left \left(\mathbf{a}_j^H \mathbf{r}_{i-1} \right) \right ^2}{\left \mathbf{a}_j \right ^2}$ - 更新索引集 $\Omega_i = \Omega_{i-1} \cup \{i^*\}$ - 使用 Ω 中的原子构建局部字典 $\mathbf{A}_\Omega$ - 更新权重矩阵 $\mathbf{P} = \lambda \mathbf{P} - \left(\lambda \mathbf{P} \mathbf{A}_\Omega \left(\mathbf{I} + \mathbf{A}_\Omega^T \lambda \mathbf{P} \mathbf{A}_\Omega \right)^{-1} \mathbf{A}_\Omega^T \lambda \mathbf{P} \right)$ - 计算系数向量 $\mathbf{x}_\Omega = \mathbf{P} \mathbf{A}_\Omega^T \mathbf{y}$ - 更新信道估计 $\hat{\mathbf{h}} = \mathbf{A}_\Omega \mathbf{x}_\Omega$ - 更新残差 $\mathbf{r} = \mathbf{y} - \hat{\mathbf{h}}$
5: 返回 $\hat{\mathbf{h}}$

表 4-4 DDSF 模型的 AS-SaMP 算法

AS-SaMP 算法
1: 输入: ● 字典矩阵 $\mathbf{A}$ ● 接收符号 $\mathbf{y}$ ● 稀疏度 K ● 子空间更新阈值 T 2: 输出: ● 重构信号 $\hat{\mathbf{h}}$ 3: 初始化: ● 残差向量 $\mathbf{r} = \mathbf{y}$ ● 索引集 $\Omega = \emptyset$ ● 子空间维度 $M = 0$ 4: while $\Omega < K$ do ● 如果需要, 基于阈值 L 更新子空间维度 M ● 在子空间中查找索引 $i^* = \min_i \arg\max \left \langle \mathbf{A}_i, \mathbf{r} \rangle \right$ ● 更新索引集 $\Omega_i = \Omega_{i-1} \cup \{i^*\}$ ● 使用 Ω 中的原子构建局部字典 $\mathbf{A}_\Omega$ ● 计算系数向量 $\mathbf{x}_\Omega = \min_x \arg\min \left\ \mathbf{y} - \mathbf{A}_\Omega \mathbf{x} \right\ _2$ ● 计算系数向量 $\mathbf{x}_\Omega = \mathbf{P} \mathbf{A}_\Omega^T \mathbf{y}$ ● 更新信道估计 $\hat{\mathbf{h}} = \mathbf{A}_\Omega \mathbf{x}_\Omega$ ● 更新残差 $\mathbf{r} = \mathbf{y} - \hat{\mathbf{h}}$ 5: 返回 $\hat{\mathbf{h}}$

表 4-5 系统仿真参数

参数	值
训练符号长度 M	600
帧长度 N	2800
总块数 N_b	11000
最大多普勒频移 [Hz]	30
多普勒频率分辨率 [Hz]	4.3
采样多普勒点数	4
中心载波频率 [kHz]	11
带宽 [kHz]	4
水深 [m]	100
发射机高度 [m]	8
接收机高度 [m]	90
发射机与接收机之间距离 [m]	700
发射机与接收机的相对速度[m/s]	0.5

4.4.1 T-MP 算法的信道估计误差

如图 4-2 所示，OMP 算法对噪声的敏感性较高，因此在低 SNR 环境下，其 MSE 性能往往较差。由于噪声干扰的影响，OMP 算法在低 SNR 下难以准确恢复原始信号，导致估计误差较大^[45]。此外，在高 SNR 环境下，由于 OMP 算法的迭代次数较少，其 MSE 性能也可能不如其他算法。这是因为较少的迭代次数限制了 OMP 算法对信号的精细估计能力。但是，OMP 算法也有其独特的优势。在迭代过程中，OMP 算法选择的向量是正交的，这有助于降低向量之间的相关性，从而减少迭代过程中的干扰。因此，在高 SNR 环境下，尽管迭代次数有限，OMP 算法仍能通过正交向量的选择实现对原始信号的快速恢复。这种特性使得 OMP 算法在某些特定场景下仍具有一定的应用价值。

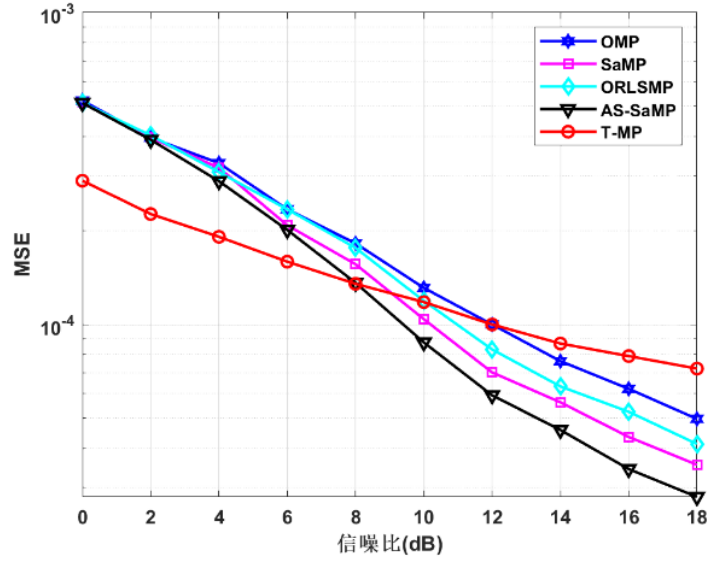


图 4-2 不同算法的 SNR 下的 MSE 比较

相比之下，SaMP 算法通过利用信道的稀疏性来适应迭代次数的变化，从而实现了较高的稳定性^[46]。在信号处理中，信道的稀疏性意味着信道系数中大部分为零或接近于零，只有少数非零系数对信号传输起到关键作用。SaMP 算法能够根据信道的稀疏性自适应地调整迭代次数，从而更准确地选择信道系数。这种自适应迭代机制有助于防止过多的非零系数导致估计误差的增加，从而提高了算法的估计性能。

AS-SaMP 算法在 SaMP 算法的基础上进行了改进，通过引入动态调整步长的机制，进一步提高了估计的鲁棒性和收敛速度^[47]。然而，这种改进也带来了算法复杂度的增加。在实际应用中，需要根据系统需求和计算资源来权衡算法的性能和复杂度。

ORLSMP 算法则是基于 LS 的迭代算法，它结合了 MP 算法的基函数和 RLS 的系数更新机制^[48]。在每次迭代中，ORLSMP 算法利用先前的历史数据递归地更新通道参数，从而提高了估计的准确性和稳定性。这种迭代更新机制使得 ORLSMP 算法能够适应信道的变化，并在一定程度上克服噪声的干扰。

总体来说，上述提及的算法，包括 OMP、SaMP、AS-SaMP 以及 ORLSMP，尽管在各自的适用范围内表现出了不错性能，但它们都未将 SNR 这一关键因素纳入算法的估计过程中。在信道估计的实际操作中，SNR 的大小对算法的准确性和效率具有显著的影响。低 SNR 环境往往伴随着强烈的噪声干扰，而高 SNR 环

境则相对干净，噪声水平较低。因此，算法需要能够根据不同 SNR 环境的特点自适应地调整其参数和策略。T-MP 算法正是基于这样的考虑，在估计过程中引入了 SNR 的影响^[49]。在低 SNR 环境下，噪声对信号的影响较大，过多的迭代可能导致算法引入更多的估计误差。因此，T-MP 算法通过减少迭代次数来降低噪声的影响，从而提高了估计性能。这种特性使得 T-MP 算法在低 SNR 环境中表现出色，优于其他未考虑 SNR 因素的算法。在需要低能耗和长周期的通信应用中，T-MP 算法的重要性尤为突出。例如，深海油井传感器、深海地震观测仪器以及海洋流气象观测仪器等，这些设备通常部署在难以接近的环境中，且运行周期长，因此低功耗通信至关重要^[50]。T-MP 算法通过减少迭代次数和降低计算复杂度，有效地降低了通信能耗，为这些应用提供了可靠的信道估计解决方案。

为了更加精确地模拟真实世界的通信环境，采用了 2010 年的太平洋风暴实验（PS'10）的数据（表 4-6）作为参考，这些数据在无线通信领域具有广泛的认可和应用，能够更加贴近实际地评估各种信道估计算法的性能。通过调整这些参数，能够模拟出不同 SNR 环境下的信道条件，从而全面评估各种算法的性能表现。

表 4-6 系统仿真参数

参数	值
训练符号长度 M	600
帧长度 N	2600
总块数 N_b	10000
采样延迟点数	126
最大多普勒频移 [Hz]	30
多普勒频率分辨率 [Hz]	4.3
采样多普勒点数	4
中心载波频率 [kHz]	10
带宽 [kHz]	4
载波频率[kHz]	10
水深 [m]	130

续表 4-6 系统仿真参数

发射机高度 [m]	3
接收机高度 [m]	127
发射机与接收机之间距离 [m]	500
发射机与接收机的相对速度[m/s]	3

模拟结果如图 4-3 所示，从中可以观察到不同算法在不同 SNR 环境下的性能差异。当 SNR 低于 12 时，T-MP 算法在性能上明显优于 OMP 算法。这是因为 T-MP 算法能够根据 SNR 的大小自适应地调整迭代次数，从而在低 SNR 环境下减少估计误差的引入。这种自适应机制使得 T-MP 算法在低 SNR 环境中具有更高的鲁棒性和准确性。此外，在 SNR 低于 6 的极端环境下，T-MP 算法的性能甚至优于其他所有算法。这进一步证明了 T-MP 算法在恶劣通信环境下的优越性能。这种性能优势使得 T-MP 算法在深海通信、远程医疗等需要高可靠性和稳定性的应用场景中具有广泛的应用前景。然而，图中可以看出 SaMP 和 ORLSMP 算法的性能与预期存在显著差异。这可能是由于实验中的稀疏度较低导致的。在稀疏度较低的情况下，SaMP 算法在迭代过程中传输的信息较少，这可能导致其估计性能较差。而 ORLSMP 算法虽然结合了 LS 和 MP 的优点，但在稀疏度较低时也可能受到一定影响^[51]。

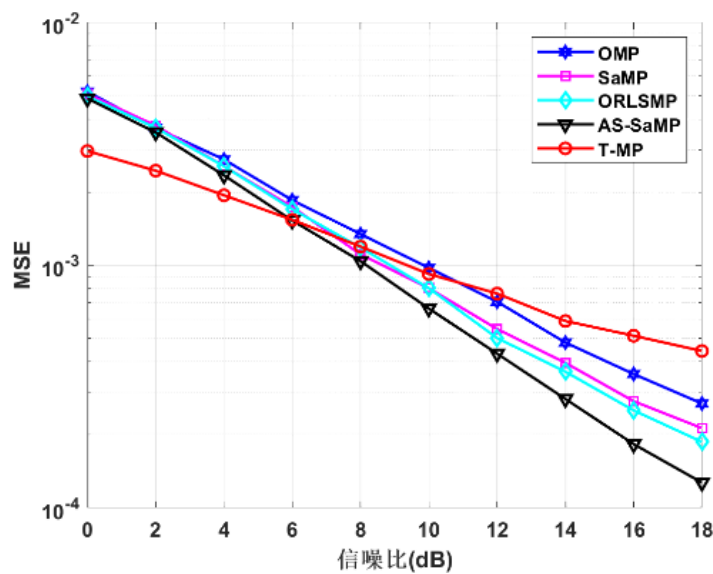


图 4-3 不同算法在 PS'10 环境下的 MSE 比较

4.4.2 T-MP 算法的 CPU 计算时长仿真

如图 4-4 所示,相较于其他算法, T-MP 算法在 CPU 运行时间方面表现出显著优势。OMP 算法在执行正交计算的同时,还需进行原子选择,这无疑增加了系统的计算负担。ORLSMP 算法由于引入了递归更新机制,使得其在计算过程中需要持续进行更新操作,从而导致计算量较大^[52]。而 SaMP 算法和 AS-SaMP 算法均涉及稀疏逼近操作,这在信道环境的稀疏度变化不大时,会造成系统功耗的浪费^[53]。而 T-MP 算法凭借其简单高效的特点,能够在保证性能的同时,极大地节省计算时间并降低系统功耗。

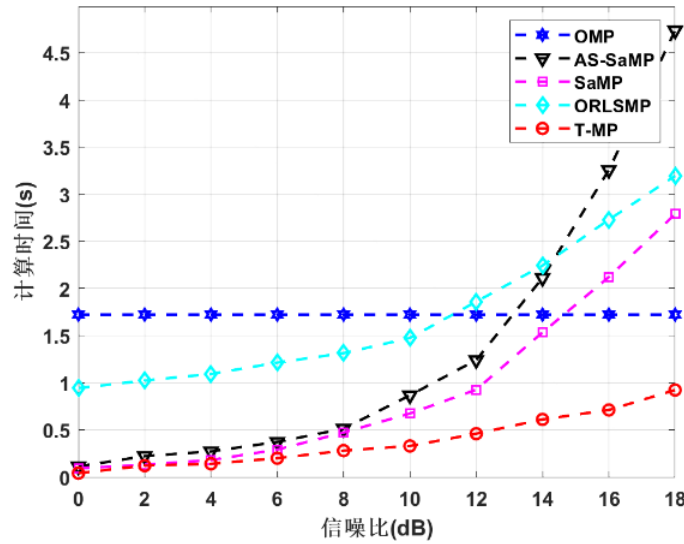


图 4-4 基于 DDSF 的 $M=600$ 的各种算法的 CPU 运行时间比较

OMP 算法的迭代次数通常与系统的稀疏性紧密相关,因此在稀疏性固定的情况下,迭代次数和所选原子数往往保持恒定。这意味着,对于 OMP 而言,LS 的计算成本是固定的,并不会因 SNR 的变化而受到影响。相较之下, T-MP 算法展现出更为灵活的特性。其迭代停止阈值 T 是动态调整的,能够根据 SNR 的变化自适应地改变。在低 SNR 环境下,由于噪声干扰较大, T-MP 算法会设定一个较高的阈值 T ,以减少不必要的迭代次数,从而减轻计算负担。而在高 SNR 环境下,噪声水平较低, T-MP 算法则会降低阈值 T ,增加迭代次数以追求更高的估计精度。这种动态调整机制使得 T-MP 算法能够在不同 SNR 环境下保持高效的性能,同时灵活应对各种通信场景的需求。

为了更贴近真实通信环境,参考表 4-6 的参数设置,进行了基于 PS'10 的实

验，旨在对比不同信道估计算法在 CPU 运行时间方面的性能^[54]。实验结果如图 4-5 所示，再次验证了 T-MP 算法在计算效率上的卓越表现。T-MP 算法之所以能够在众多算法中脱颖而出，关键在于其独特的策略：它专注于选择具有重要权重的原子。这种策略不仅保证了算法的估计精度，还显著减少了不必要的计算量，从而大大节省了 CPU 的计算时间。相比之下，其他算法在追求原子数量的过程中，往往忽视了原子权重的重要性，导致系统功耗和时间的浪费。因此，在追求高效通信和低能耗的应用场景中，T-MP 算法凭借其出色的计算效率和估计性能，成为了一种极具竞争力的信道估计算法。

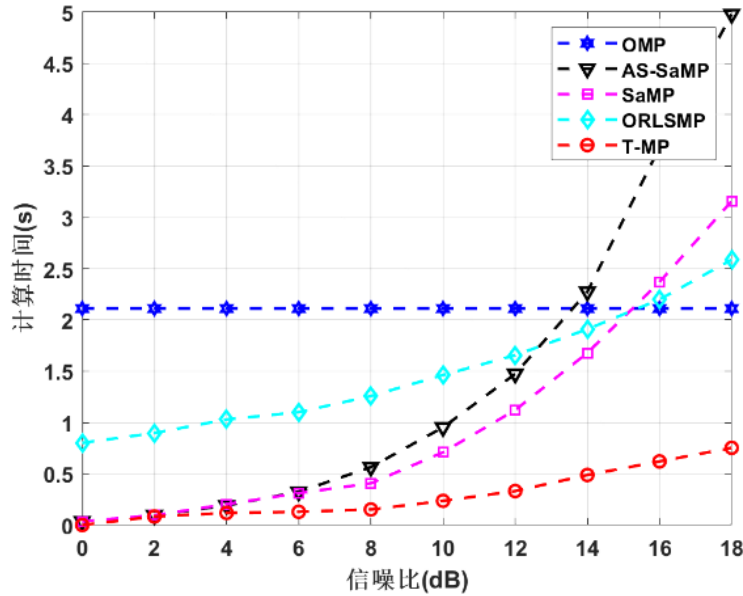


图 4-5 PS'10 实验中 $M=600$ 时 CPU 运行时间的比较。

4.4.3 T-MP 算法的不同导频的信道估计误差的仿真

在图 4-6 中，观察到 T-MP 算法与 OMP 算法在不同的导频长度下，其 MSE 曲线存在交点。具体而言，当导频长度为 $M=800$ 时，交点出现在接近 $\text{SNR}=5\text{dB}$ 的位置；导频长度为 $M=600$ 时，交点则接近 $\text{SNR}=8\text{dB}$ ；而在导频长度为 $M=400$ 时，交点位于接近 $\text{SNR}=14\text{dB}$ 的区域。这一发现表明，在特定条件下，导频长度的增加有助于 OMP 算法相对于 T-MP 算法更快地收敛。在低 SNR 环境下，OMP 算法由于过度迭代可能会引入更多错误，但这些错误在某种程度上恰好使得 OMP 算法的 MSE 低于 T-MP 算法。然而，随着导频长度的增加，OMP 算法在

低 SNR 环境中的错误率得到有效降低，从而加速了其收敛速度。换言之，导频长度越长，OMP 算法越能展现出其优势^[55]。对于 T-MP 算法可以通过减少迭代次数来降低错误率，它更倾向于选择权重较大的原子，而忽略权重较小的原子。这种策略使得 T-MP 算法在跟踪性能方面表现更佳。因此，在不同导频长度和 SNR 条件下，T-MP 算法和 OMP 算法各自展现出独特的优势，需要根据具体应用场景和需求进行选择。

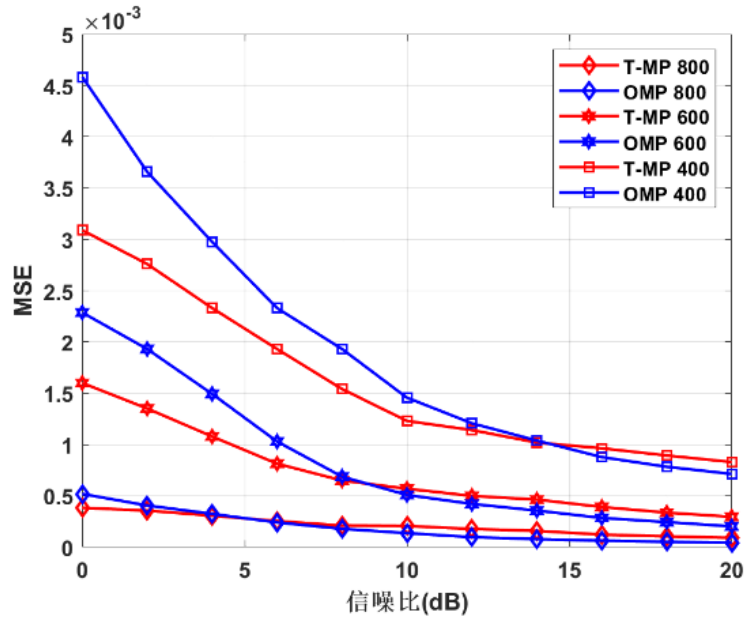
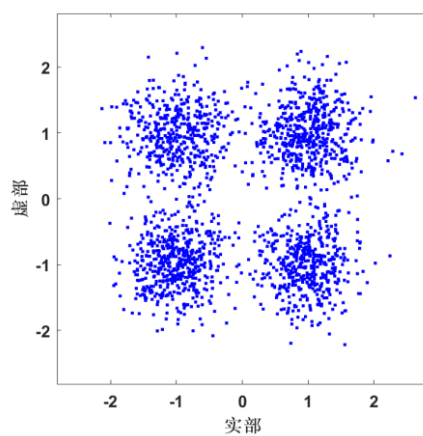


图 4-6 不同导频长度 T-MP 算法和 OMP 算法 MSE 比较

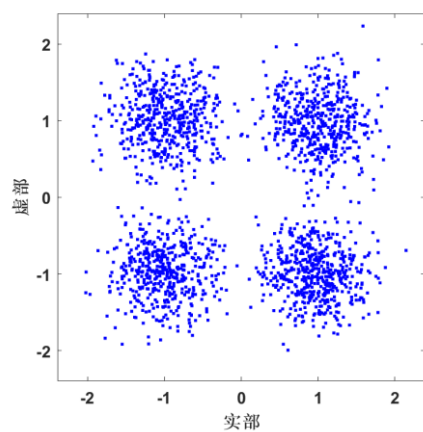
基于表 4-6 的实验条件，对 T-MP 算法在不同导频长度下的性能进行了星座图模拟，模拟结果如图 4-7 所示。观察发现，导频长度对信道估计结果具有显著影响。当导频长度为 $M=400$ 时，均衡器的输出星座图显得相当无序，这意味着信号点分布散乱，导致了较高的误比特率 (BER)。随着导频长度增加到 $M=600$ ，输出点的相位差异变得更为明显，星座图呈现出更有序的分布，因此 BER 相对较低。然而，当导频长度进一步增加到 $M=800$ 时，星座图中的点分布更加集中，仅有少数几个点不能被系统识别，此时的 BER 最低。

尽管增加导频长度可以提高信道估计的精度，但这也带来了一系列问题。首先，更长的导频意味着需要占用更多的信道资源来传输导频信号，从而增加了通信开销。其次，当导频长度超过一定阈值时，信号可能会受到多径效应的影响，导致信道稀疏估计中的错误增加。此外，过长的导频长度还会增加算法的计算复

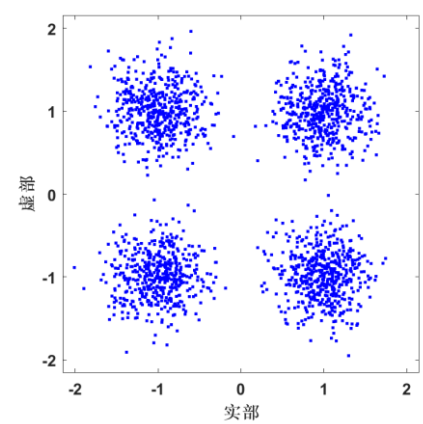
杂性，从而延长通信时长，降低通信效率。



(a) 导频长度 $M=400$ 的 T-MP 算法仿真



(b) 导频长度 $M=600$ 的 T-MP 算法仿真



(c) 导频长度 $M=800$ 的 T-MP 算法仿真

图 4-7 不同导频长度的 T-MP 算法的星座图

综上所述，在选择导频长度时，需要综合考虑信道估计精度、通信开销、多径效应以及计算复杂性等因素，以找到最佳平衡点。在实际应用中，可以根据具体场景和需求来调整导频长度，以实现高效、准确的信道估计。

4.5 本章小结

本章研究采用了 T-MP 算法对基于 DDSF 的水声信道进行估计。利用 DDSF 模型，比较了 OMP 算法、AS-SaMP 算法、SaMP 算法、ORLSMP 算法和 T-MP 算法的 MSE 在稀疏重建性能上的差异。T-MP 算法具有动态迭代阈值，能够在计算准确性和成本之间实现卓越的平衡。模拟结果表明，在低 SNR 情境下，T-MP 算法优于 OMP 算法、AS-SaMP 算法、SaMP 算法和 ORLSMP 算法的估计性能，在仿真中还显著减少了计算时间。在高 SNR 条件下，对比其他算法表现相当，而 T-MP 算法需要更少的计算时间。因此，T-MP 算法在低 SNR 环境中是 DDSF 模型的水声通信更为理想的选择，在具有较好的估计效果的条件下，也有较低功耗的需求。综上所述，本章的研究为水声信道估计算法的发展做出了贡献，并在各种水下通信场景中具有潜在的应用前景。

第 5 章 总结与展望

5.1 全文总结

水声通信是实现水下设备、潜艇、海洋探测器等之间通信的关键技术，对于深海探索、海洋资源开发、水下救援行动、以及军事应用等领域至关重要。它使得人类能够在水下环境中进行有效的数据传输和信息交换，极大地扩展了人类活动的范围和能力。水声信道估计在水声通信中扮演着至关重要的角色，它旨在准确地获取水声信道的特性和参数，为信号的有效传输提供支持。通过对水声信道进行精确的估计，可以设计出更加有效的信号处理和通信策略，从而提高水声通信系统的性能，降低 BER，增强通信的可靠性和稳定性。本文研究了 CS 技术的水声信道估计，将 CS 技术和两种系统进行结合，提高了信道估计的效果。本文主要完成了以下几个方面的工作：

(1) 对水声信道特性进行阐述，将水声传播速度、水声传播损失、水声环境噪声、多普勒双扩展和稀疏性进行了详细介绍。正是因为水声技术的特性，所以想要取得更好的信号处理，需要采用 CS 技术，并详细介绍了 CS 的理论。

(2) 对水声通信中的 OFDM 系统模型进行了阐述，提出了一种新的算法与 OFDM 系统进行结合，详细分析了该算法的复杂度和收敛性。并进行了信道估计误差、CPU 计算时长和不同导频的信道估计误差的仿真，仿真结果符合预期。

(3) 对多普勒效应明显的水声信道引入了 DDSF 模型，在时域和多普勒域的双重效应使得一般的 CS 算法估计效果很差，所以提出了一种新的 CS 算法。并对该算法进行了复杂度和收敛性分析。并对该算法和常用的 CS 算法的信道估计误差、CPU 计算时长和不同导频的信道估计误差进行了仿真。通过仿真结果分析，在低 SNR 环境中，该算法相对于其他 CS 算法有更好的估计效果。相对于其他 CS 算法，CPU 计算时长更短，具有更低的系统功耗。在多普勒效应明显的水声环境中，此算法和 DDSF 模型的使用能达到更好的通信效果。

5.2 工作展望

本文主要针对水声信道估计中的基于 OFDM 的水声信道估计和基于 DDSF

的水声信道估计进行了初步研究。尽管在这两方面取得了部分的研究成果，但是也有一些需要完善的地方，未来需要进一步研究：

（1）针对本文的基于 OFDM 的信道估计中，提出了一种新的算法进行使用，但是提出的算法只能适合本文的 OFDM 系统，在其他 OFDM 系统中没有进行进一步验证。未来还需要对其他 OFDM 系统进行验证，使该算法得好的推广和适用。

（2）针对本文的基于 DDSF 的水声信道中，对于多普勒效应明显的水声信道估计中，提出的算法能很好的进行适配，达到好的估计效果。但是，多普勒效应不明显的水声信道中，使用此算法的效果一般，需要针对此场景进行适当的改进。

参考文献

- [1] M. Rahmati, Qi Z, D. Pompili. Underwater adaptive video transmissions using MIMO-based software-defined acoustic modems[J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2023, 25: 473-485.
- [2] Li Q, Li J, Li T, Li Z, Zhang P. Spectral-spatial depth-based framework for hyperspectral underwater target detection[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2023, 61: 1-15.
- [3] Zhao Y, Guo P, Gao H, Chen X. Depth-Assisted ResiDualGAN for Cross-Domain Aerial Images Semantic Segmentation[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2023, 20: 1-5.
- [4] Mu S P, Gao W G, Li Y F, Jiang L, Pan M X, Xu H W. An Adaptive MP Algorithm for Underwater Acoustic Channel Estimation Based on Compressed sensing[J]. IEEE Access, 2023, 11: 109131-109141.
- [5] 周跃海, 童峰, 郑思远等.多频带水声信道的时频联合稀疏估计[J]. 声学学报, 2019, 44(4): 665-674.
- [6] Su Y S, Liu X, Jin Z G, Fu X M. Fast Estimation of Underwater Acoustic Multipath Channel Based on LFM Signal[C]. Global Oceans 2020: Singapore-U.S. Gulf Coast, 2020: 1-5.
- [7] Wang S, He Z, Niu K. New Results on Joint Channel and Impulsive Noise Estimation and Tracking in Underwater Acoustic OFDM Systems[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2020, 19(4): 2601-2612.
- [8] Zhou Y, Tong F, Song A, et al. Exploiting Spatial-Temporal Joint Sparsity for Underwater Acoustic Multiple-Input-Multiple-Output Communications[J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 2020: 1-18.
- [9] 赵慧, 王珂, 张伟等. 一种改进的稀疏度自适应弱选择匹配追踪算法[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2023, 21(01): 65-71.
- [10] Min X, Ma K, Gu K, Zhai G, Wang Z, Lin W. Unified blind quality assessment of compressed natural, graphic and screen content images[J]. IEEE Transactions on

- Image Processing, 2017, 26(11): 5462–5474.
- [11] 江伟华, 童峰, 张宏滔等. 混合稀疏水声信道的动态区分性压缩感知估计[J]. 声学学报, 2021, 46(06): 825-834.
- [12] Yousif, Bedir, Elsayed, Ebrahim Eldesoky. Performance Enhancement of an Orbital-Angular-Momentum-Multiplexed Free-Space Optical Link Under Atmospheric Turbulence Effects Using Spatial-Mode Multiplexing and Hybrid Diversity Based on Adaptive MIMO Equalization[J]. IEEE Access, 2019, 7: 84401-84412.
- [13] Li C G, Song K, and Yang L. Low computational complexity design over sparse channel estimator in underwater acoustic OFDM communication system[J]. IET Communications, 2017, 11(7): 1143-1151.
- [14] Zhang Y, Ramachandran Venkatesan, Octavia A. Dobre, and Cheng Li. Efficient Estimation and Prediction for Sparse Time-Varying Underwater Acoustic Channels[J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 2020, 45(3): 1112-1125.
- [15] Huang L, Zhang L, Wang Y, et al. A two-dimensional strategy of adaptive modulation and coding for underwater acoustic communication systems[C]. 2019 IEEE International Conference on Signal, Information and Data Processing, 2019: 1-5.
- [16] Qiao G, Ring S, Zhou F. A Multi-User Detection Scheme Based on Polar Code Construction in Downlink Underwater Acoustic OFDM Communication System[J]. IEEE Access, 2019, 7: 65973-65981.
- [17] Wang S, He Z, Niu K, et al. New Results on Joint Channel and Impulsive Noise Estimation and Tracking in Underwater Acoustic OFDM Systems[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2020, 19(4): 2601-2612.
- [18] Guars Q, Ji F, Liu Y, et al. Distance-Vector-Based Opportunistic Routing for Underwater Acoustic Sensor Networks[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2019, 6(2): 3831-3839.
- [19] 徐小卡, 桑恩方, 李娜, 等. 基于 DFT 的 OFDM 水声通信信道估计算法[J]. 数据采集与处理, 2009, 24(1): 5-7.

- [20] 尹艳玲, 乔钢, 刘淞佐. 基于虚拟时间反转镜的水声 OFDM 信道均衡[J]. 通信学报, 2015, 36(1): 10-12.
- [21] 孙静, 黄建国, 韩晶. 基于 OFDM 的中程水声通信系统分析[J]. 微处理机, 2006, 27(1): 4-5.
- [22] 何成兵, 黄建国, 阎振华, 等. M 元扩频 OFDM 水声通信新方法[J]. 西北工业大学学报, 2007, 35: 12-14.
- [23] Wang Z Z, Li Y Z, Wang C C, Yang D H, Huang Y L. A-OMP: An Adaptive OMP Algorithm for Underwater Acoustic OFDM Channel Estimation[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2021, 10(8): 1761-1765.
- [24] Jiang W H, Tong F, Zhu Z L. Exploiting Rapidly Time-Varying Sparsity for Underwater Acoustic Communication[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2022, 71(9): 9721-9734.
- [25] Qiao G, Song Q J, Ma L, Liu S Z, Sun Z X, Gan S W. Sparse Bayesian Learning for Channel Estimation in Time-Varying Underwater Acoustic OFDM Communication[J]. IEEE Access, 2018, 6: 56675-56684.
- [26] Thong T Do, Lu Gan, Nam Nguyen, Trac D Tran. Sparsity adaptive matching pursuit algorithm for practical compressed sensing[C]. In 2008 42nd Asilomar conference on signals, IEEE systems and computers, 2008: 581-587.
- [27] Chen Y, Jin X, Wan L. Selective Dynamic Coded Cooperative Communications for Multi-Hop Underwater Acoustic Sensor Networks[J]. IEEE Access, 2019, 7: 70552-70563.
- [28] Parastoo, Qarabaq. Statistical characterization and computationally efficient modeling of a class of underwater acoustic communication channels[J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 2013, 38(4):701-717.
- [29] Wang J, Yan Z, Shi W. Underwater acoustic sparse channel estimation based on DW-SACoSaMP reconstruction algorithm[J]. IEEE Communications Letters, 2019, 23(11): 1985-1988.
- [30] Li W C, James C, Preisig. Estimation of Rapidly Time-Varying Sparse Channels[J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 2007, 32(4): 927-939.

- [31] Wang J, Seokbeop Kwon, Byonghyo Shim. Generalized orthogonal matching pursuit[J]. IEEE Transactions on signal processing, 2012, 60(12): 6202-6216.
- [32] Yang Z, Zheng Y R. Iterative Channel Estimation and Turbo Equalization for Multiple-Input Multiple-Output Underwater Acoustic Communications[J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 2016, 41(1): 232-242.
- [33] Cheng D, Qi H, Xue A. A survey on semi-tensor product of matrices[J]. Journal of Systems Science and Complexity, 2007, 20(2):304-322.
- [34] Fang H, Vorobyov S A, Jiang H. Permutation meets parallel compressed sensing: How to relax restricted isometry property for 2D sparse signals [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2013, 62(1): 196-210.
- [35] Zhang Y, Ramachandran Venkatesan, Octavia A Dobre, Cheng Li. Novel compressed sensing-based channel estimation algorithm and near optimal pilot placement scheme[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2015, 15(4): 2590-2603.
- [36] Anand Kumar, Prashant Kumar. A New Adaptive OMP-MAP Algorithm-based Iterative Sparse Channel Estimation for OFDM Underwater Communication[J]. International Journal of Physics and Applied Physics, 2023, 61(01): 43-56.
- [37] Chen L, Gu Y. The Convergence Guarantees of a Non-Convex Approach for Sparse Recovery[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62(15): 3754-3767.
- [38] Wang Z H, Zhou S L. Factor-graph based joint IBI/ICI mitigation for OFDM in underwater acoustic multipath channels with long-separated clusters[J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 2012, 37(4): 680-694.
- [39] Anand Kumar and Prashant Kumar. Pilot-assisted maximum-likelihood estimation for underwater acoustic communication[J]. International Conference on Computer and Communication Systems, 2020: 1-6.
- [40] Shane F Cotter Bhaskar D Rao. Sparse channel estimation via matching pursuit with application to equalization[J]. IEEE Transactions on Communications, 2002, 50(3): 374-377.

- [41] Zou Z, Shi T, Qiu S, and Shi Z. Castle in the sky: Dynamic sky replacement and harmonization in videos[J]. IEEE Transaction on Image Process, 2022, 31: 5067-5078.
- [42] Yu F Y, Li D Z, Guo Q, Wang Z Y, Xiang W. Block-FFT based OMP for compressed channel estimation in underwater acoustic communications[J]. IEEE Communications Letters, 2015, 19(11): 1937-1940.
- [43] Deanna Needell, Joel A Tropp. Co-samp: Iterative signal recovery from incomplete and inaccurate samples[J]. Applied and computational harmonic analysis, 2009, 26(3): 301-321.
- [44] Pelekanakis K, Chitre M. New Sparse Adaptive Algorithms Based on the Natural and the LO-Norm[J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 2013, 38(2): 323-332.
- [45] Wang S Y, Li W, Guo R R. Underwater acoustic channel prediction in delay-doppler domain based on reinforcement learning[C]. IEEE Oceans Conference, 2022: 1-7.
- [46] Qiao G, Qiang X Z, Wan L, Xiao Y Z. Chirp z-transform based sparse channel estimation for underwater acoustic OFDM in clustered channels[C]. In OCEANS 2018 MTS/IEEE Charleston, 2018: 1-6.
- [47] Karseras E, Leung K, Dai W. Tracking dynamic sparse signals using hierarchical Bayesian Kalman filters[C]. 2013 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, 2013: 6546-6550.
- [48] Zhang Y, R. Venkatesan, O. A. Dobre, Li C. Novel compressed sensing-based channel estimation algorithm and near-optimal pilot placement scheme[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2016, 15(4): 2590- 2603.
- [49] Tropp J A, Gilbert A C. Signal Recovery From Random Measurements Via Orthogonal Matching Pursuit[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2007, 53(12): 4655-4666.
- [50] Jiang X, Zeng W J, Li X L. Time delay and Doppler estimation for wideband acoustic signals in multipath environments[J]. Journal of the Acoustical Society of America, 2011, 130(2): 850-857.

- [51] Gomes J O, Silva A N, Jesus S R. Adaptive spatial combining for passive time-reversed communications[J]. The Journal of the Acoustical Society of America, 2008, 124(2): 1038-1053.
- [52] Wang Z, Zhou S. Clustered Adaptation for Estimation of Time-Varying Underwater Acoustic Channels[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2012, 60(6): 3079-3091.
- [53] Xia M, Xu W, Pan X. Time reversal based channel tracking for underwater acoustic communications[C]. Proceedings of the Seventh ACM International Conference on Underwater Networks and Systems, 2012: 1-5.
- [54] Huang L, Zhang L, Wang Y, et al. A two-dimensional strategy of adaptive modulation and coding for underwater acoustic communication systems[C]. IEEE International Conference on Signal and Data Processing, 2019: 1-5.
- [55] Jiang W, Zheng S, Zhou Y, et al. Exploiting time varying sparsity for underwater acoustic communication via dynamic compressed sensing[J]. The Journal of the Acoustical Society of America, 2018, 143(6): 3997-007.

攻读硕士期间取得的学术成果

- [1] Mu S P, Gao W G, Li Y F, Jiang L, Pan M X, Xu H W. An Adaptive MP Algorithm for Underwater Acoustic Channel Estimation Based on Compressed sensing[J]. IEEE Access, 2023, 11:109131-109141.第一作者, 期刊论文 (SCI 检索, 中科院三区), 已发表
- [2] Mu S P, Gao W G, Li Y F, Jiang L, Pan M X, Hu P F. An Underwater Channel Estimation Algorithm Based on OFDM[C]. The China Automation Congress, 2023, 1942-1947. 第一作者, 会议论文 (EI 检索), 已发表

致谢

当我即将离开学校，踏入社会的时候，内心充满了感慨和不舍。回首三年的研究生生活，我收获了许多珍贵的经历和回忆，这段时光将成为我人生中一段难忘的旅程。

首先，我要衷心感谢我的导师高文根教授。在读研的三年里，高老师不仅在学术上给予我悉心指导，还在生活上给予我无微不至的关怀。高老师的教诲将使我终身受益，他的言传身教将成为我人生道路上的重要财富。高老师不仅在学业上给予我指导，还在生活中给与了我很多帮助，拓宽了我的视野。在他的引导下，我逐渐成长为一个更加优秀的人。

其次，我也要感谢李老师对我论文的指导和写作的帮助，如果没有李老师的指导，也许我也不会有机会接触国外的期刊文章。感谢李老师让我开阔了视野，在李老师的认真指导下，我完成了人生的第一篇论文，第一次有机会在国外的期刊发表了文章。

除此之外，我还要感谢 A 座 406 实验室的同学和师弟师妹们。在大家的陪伴和支持下，我度过了充实而愉快的研究生生活。在实验室里，我们共同探讨问题、解决难题，相互学习，相互进步，我感受到了团队的力量和温暖。大家相互鼓励，相互帮助，共同进步。在这个大家庭里，我不仅学到了专业知识，还结识了一群志同道合的朋友，这是我人生中最宝贵的财富之一。这段宝贵的经历将是我人生中永远的记忆。

最后，我要感谢我的父母。是他们在背后默默支持我，给予我无限的爱和鼓励。正是他们的支持和理解，让我能够顺利完成学业，迈向人生新的征程。他们是我坚强的后盾，是我人生道路上最坚实的支柱。

我想对所有曾经帮助过我的人表示诚挚的感谢。愿我们在未来的日子里继续携手前行，共同成长，共同进步！让我们怀着感恩的心情，勇敢面对未来的挑战，相信在坚持不懈的努力下，我们一定能够创造出更加美好的明天！在此，感谢论文的评审的各位老师，感谢在百忙之中抽出时间对我文章的指导和建议。