

密级:_____



中国科学院大学

University of Chinese Academy of Sciences

硕士学位论文

水声通信中 Turbo 均衡技术的研究

作者姓名: _____ 唐怀东

指导教师: 朱敏 研究员 中国科学院声学研究所

武岩波 副研究员 中国科学院声学研究所

学位类别: 工学硕士

学科专业: 信号与信息处理

研究所: 中国科学院声学研究所

2013 年 5 月

Research of Turbo Equalization for Underwater
Acoustic Communication System

By
Tang Huaidong

A Dissertation Submitted to
The University of Chinese Academy of Sciences
In partial fulfillment of the requirement
For the degree of
Master of Signal and Information Processing

Institute of Acoustics, Chinese Academy of Sciences

May, 2013

中国科学院声学研究所
学位论文原创性声明和使用授权说明

原创性声明

本人郑重声明:本论文的所有工作,是本人在导师的指导下,独立进行研究工作所取得的成果。除文中已经注明引用的内容外,本论文不含任何其他个人或集体已经发表或撰写过的作品或成果。对本文的研究做出重要贡献的个人和集体,均已在文中以明确方式标明。本声明的法律结果由本人承担。

论文作者签名:

日期: 年 月 日

学位论文使用授权说明

本人完全了解中国科学院研究生院关于收集、保存、使用学位论文的规定,即:

- 按照中国科学院研究生院要求提交学位论文的印刷本和电子版本;
- 中国科学院研究生院与中国科学院声学研究所有权保存学位论文的印刷本和电子版,并提供目录检索与阅览服务;
- 中国科学院研究生院与中国科学院声学研究所可以采用影印、缩印、数字化或其它复制手段保存论文;

(保密论文在解密后遵守此规定)

论文作者签名: 导师签名:
日期: 年 月 日

摘 要

由于声波可以在水声传播很远的距离,水声通信时水下无线信息传输的主要手段。随着人类在海洋中的活动越来越频繁,需要在水下传世信息的应用需求也越来越多,水声通信技术的应用月越来越广泛。在现在和将来的科学考察、海洋工程建设、海底矿产资源调查与开发以及军事领域等方面,水声通信技术都有着广泛的应用。这些应用也对水声通信的速率和可靠性提出了更高的要求。

在现代水声通信系统中,水声信道面临的主要任务就是客服多径效应产生的码间干扰。而克服多径效应,减少码间干扰的主要手段包括空间分集技术和均衡技术。

本文针对水声信道高速数据传输中的码间干扰抑制问题,研究了 Turbo 均衡技术以及与其相匹配的软迭代信道估计算法。基于先验信息 MMSE 准则的线性 Turbo 均衡技术利用译码器反馈的软信息,以最小化均方误差 (MMSE) 为准则,估计出发送符号的估计值并通过映射得到关于发送符号的软信息。该软信息作为 SISO 译码器的输入,通过译码器输出关于发送符号的软信息并反馈给均衡器,从而形成回路。通过迭代次数的增加,均衡器的性能会越来越好。

由于基于先验信息 MMSE 准则的线性 Turbo 均衡算法需要信道的信息,为了提高均衡效率,本文针对水声信道的特点,提出一种软迭代信道估计算法,该算法利用软的 FOLMS 算法估计横向滤波系数以及二阶锁相环估计相位,并通过迭代来提高估计性能。

通过理论分析和计算机仿真,研究了线性 Turbo 均衡和软迭代信道估计算法对水声信道均衡的性能。此外,还将本文提出的算法进行湖试数据验证,证明了所研究的基于先验信息 MMSE 准则的线性 Turbo 均衡算法具有很好的实用价值。

本文的主要研究工作如下:

1. 提出基于先验信息 MMSE 准则的线性 Turbo 均衡算法与 T-TCM 相结合,并应用于海试、湖试数据处理中。该算法在减少系统运算复杂度的同时,实现均衡器性能的提升。
2. 提出一种适用于水声 Turbo 均衡的软迭代信道估计算法,该算法利用软的

FOLMS 算法估计横向滤波系数及二阶锁相环估计相位,并通过迭代提高估计性能,从仿真分析以及海试数据处理可以看出,其性能远远高于硬迭代信道估计算法和不带相位估计器的软迭代信道估计算法。

关键词

水声相干通信 水声信道 快速自最优 LMS 自适应均衡 Turbo 均衡
二阶锁相环 比特交织 时间反转

ABSTRACT

In the low signal to noise ratio of acoustic communication system, convolutional code and RS code are adopted to improve the reliability of information transmission. For convolutional code, using sequential decoding method to simplify the decoding algorithm and to improve the efficiency. The fano algorithm is one of the sequential decoding methods which is small space spending, relatively simple to achieve and used widely in reality. So, finally taking it as the decoding algorithm. For RS code, BM algorithm is almost the most widely one among all deciding algorithms.

Determining the coding parameters by matlab simulation and test decoding efficiency in PC/104.

Through test data, several conclusions can be obtained. With sequential decoding algorithm, the error of convolutional code which constraint length is 24 can be very good to meet the requirements and be consistent with the theory of the book, also the running time is with delay. Therefore, the system needs to a buffer to store the decoding data; The $RS(15, 9, 7)$ with BM decoding algorithm, the error rate has been greatly improved and the running time is very short. So the system does not need to buffer the decoding data.

In the low signal to noise ratio of acoustic communication system, convolutional code and RS code are adopted to improve the reliability of information transmission. For convolutional code, using sequential decoding method to simplify the decoding algorithm and to improve the efficiency. The fano algorithm is one of the sequential decoding methods which is small space spending, relatively simple to achieve and used widely in reality. So, finally taking it as the decoding algorithm. For RS code, BM algorithm is almost the most widely one among all deciding algorithms.

Determining the coding parameters by matlab simulation and test decoding efficiency in PC/104.

Through test data, several conclusions can be obtained. With sequential decoding

algorithm, the error of convolutional code which constraint length is 24 can be very good to meet the requirements and be consistent with the theory of the book, also the running time is with delay. Therefore, the system needs to a buffer to store the decoding data; The $RS(15, 9, 7)$ with BM decoding algorithm, the error rate has been greatly improved and the running time is very short. So the system does not need to buffer the decoding data.

Keywords

Low SNR Underwater acoustic communication Convolutional code RS code

目录

摘要	I
ABSTRACT	III
目录	i
第一章 引言	1
1.1 论文研究的背景与意义	1
1.2 水声通信技术发展概况	2
1.3 水声通信中的均衡技术	3
1.3.1 水声通信中使用均衡器的必要性	4
1.3.2 均衡技术的发展	5
1.3.3 Turbo 均衡技术的发展	6
1.4 论文的研究内容及章节安排	7
第二章 水声信道特点与自适应均衡技术	9
2.1 水声信道的特点	9
2.1.1 水声信道模型	9
2.1.2 双扩散特征	10
2.1.3 有限带宽	11
2.1.4 声波传播损失	12
2.1.5 环境噪声	13
2.2 自适应均衡技术	14
2.2.1 自适应均衡技术综述	14
2.2.2 自适应均衡算法	15
2.3 Turbo 均衡	22
2.3.1 Turbo 均衡原理	23
2.3.2 Turbo 均衡算法	24
2.4 本章小节	26

第三章 基于先验信息 MMSE 准则的线性 Turbo 均衡算法	27
3.1 MMSE 均衡算法	27
3.1.1 MMSE 估计器	28
3.1.2 映射	31
3.1.3 算法优化与总结	33
3.2 低复杂度近似算法	37
3.3 仿真与分析	38
3.3.1 不同均衡算法之间的比较	38
3.3.2 不同调制方式之间的比较	40
3.3.3 不同编码方式之间的比较	41
3.3.4 不同删余方式之间的比较	43
3.3.5 不同交织长度之间的比较	44
3.4 分数间隔线性 SISO 均衡算法	46
3.5 Turbo 均衡与 Turbo 联合迭代	48
3.6 采用预编码的线性 SISO 均衡算法	49
3.7 本章小结	50
第四章 软迭代信道估计算法	51
4.1 系统模型	52
4.2 软迭代信道估计算法	54
4.2.1 软迭代横向滤波器系数估计算法	54
4.2.2 相位估计算法	56
4.2.3 方差估计	57
4.3 仿真分析	58
4.3.1 软硬迭代信道估计算法的比较	59
4.3.2 有无相位估计器的信道估计算法比较	61
4.4 海试数据处理	62
4.5 本章小结	64

第五章 湖试数据处理及分析	67
5.1 湖试的准备和过程	67
5.1.1 发射数据的准备	67
5.1.2 系统结构	67
5.1.3 试验布置	69
5.1.4 湖试内容及环境	69
5.2 数据处理与分析	70
5.2.1 信道特性分析	70
5.2.2 接收数据的处理	72
5.3 本章小结	81
第六章 结论与展望	83
6.1 研究工作总结	83
6.2 下一步工作展望	84
6.2.1 比特交织	84
6.2.2 与时间反转技术相结合	85
参考文献	87
个人简历及论文发表	97
致谢	99

第一章 引言

1.1 论文研究的背景与意义

海洋工程技术、宇航空间技术和核能科学技术并列作为当代技术革命中三大尖端技术。随着世界经济的飞速发展和人口的不断增加,人类今天正面临着人口、资源和环境三大难题。随着消耗,陆地上的资源正在不断减少,为了生存和发展,人们早已经开始向海洋寻找资源供给。

海洋占地球表面积的 71%,它拥有 14 亿立方千米的体积。在海底及海洋中,蕴藏着极其丰富的生物资源及矿产资源。仅大洋锰结核的储量就有约 3 万吨,其中锰 6233 亿吨、铜 110 亿吨、钴 94.5 亿吨、镍 233 亿吨、铁 4300 亿吨、铝 883 亿吨等。与陆地上已经探明的储量相比,钴是其 5250 倍,铁为 4.3 倍,其它都在 33 倍以上。海洋还是一个无比巨大的能源库,全世界海洋中储存着约 1350 亿吨石油,约 140 万亿立方米的天然气^[1]。因此,大洋海底的探索和开发具有极强的吸引力。

在过去的几十年中,随着人类海洋开发、海洋利用和海洋探索活动的日益增加,人类对水下数据获取和数据传输技术的需求也越来越大。水下的数据由传感器传送到海洋表面,从那里可以将数据经由卫星传发给远处的数据处理中心。

除极低频率外,电磁波在水中的衰减很快,因此不能长距离传播。穿透力较强的长波能力也极为有限,同时还需要体积庞大的天线和大功率发射机来支持,传输速率也非常低^[2]。此外,中微子和蓝绿激光也可以用于水下通信^[3],但是中微子目前还不能方便、可靠的得到,蓝绿激光的传播距离有限^[4]。声波可以在水中传播很远的距离,是海洋中的主要信息载体。水下声波是目前最可行的水下探测和通信手段。海洋声学技术在海洋中用于探测、通信、导航和定位等领域,近年来随着海上军事活动及海洋开发的迅速增加,海洋声学技术获得了迅速的发展^[5,6]。

水声通信是一门综合学科,数字信号处理、无线电通信、移动通信、卫星通信,扩频通信以及软件无线电技术和声纳技术的成果都可以借鉴,计算机技术、微电子技术以及高速数字信号处理器 (DSP) 技术的发展也为水声通信的不断进步提供了坚实的硬件支持。因此,水声通信技术本身可以通过吸收借鉴以及综合各相关学科的优秀成果得到发展。同时水声技术又有着自己的特色,在水声通信发展

的初期,由于要求传递的信息量往往不是很大,人们对于水声通信系统的性能要求通常并不是很高。随着人类海洋研究活动的不断深入,对于水声通信系统的效率和可靠性也提出了更高地要求,这使得仅使用传统的通信技术已经不能达到相应地技术要求。因此,许多新方法、新技术引入到了水声通信领域^[7-14]。

近年来,在水声通信领域中均衡技术应用得越来越广泛。均衡技术最初应用于无线电通信领域,尤其是电话系统中。之后,随着计算机和网络的发展和普及,在调制解调器中也广泛采用了均衡技术。由于水声通信系统工作于复杂的湖泊、海洋等水声信道之中,因此,在水声通信系统中采用均衡技术消除或减弱信道对信号传输的负面影响是提高系统有效性和可靠性的必要途径。从另一角度看,也正是由于水声通信信道的多样性以及复杂性进一步促进了均衡技术的快速发展。因而,对于水声通信系统中均衡器的应用及其实现的研究已成为近年来水声通信领域的另一研究热点。

1.2 水声通信技术发展概况

人类关于水下发送、接收信息的想法可以追溯到几百年前。早在 1490 年,意大利的达·芬奇在他的摘记中就有“将长管的一段插入水中,将管的开口放在耳旁就听到远处的航船”的记载。而最具现代意义的真正的水声通信出现在第二次世界大战中,主要用于军事上。例如 45 年美国开发的用于潜艇间通信的水声电话,采用单边带¹调制技术。水声电话技术比较成熟,目前仍广泛应用于潜艇间以及潜水员与母船间的通信。但其明显的缺点是功能单一,只能传输语音。

由于客观的需求增加,从二十世纪七十年代开始,军事领域和民用领域都对水声通信技术产生了大量的需求,如在军事领域中,舰艇间的通信,对水下航行器实施监测和导航,水雷的远程声遥控等使得水下通信技术的研究得到人们的高度重视,水声通信技术的重要性也日益突出;在民用领域,渔业资源的开发利用,海上钻井平台和船只的应急维护,水下机器人的研制,水下资源勘探等的发展,对水声通信技术也提出了新的要求。这使得水声通信进入了一个发展相对迅速的阶段。

在水声通信技术快速发展的同时,其它领域的技术,尤其是电信、电子和计算

¹SSB,single sideban

机技术以更为迅猛的速度日新月异地前进。这极大地促进和支持了水声通信技术的发展,水声通信技术发生了深刻地变化,水声通信的面貌焕然一新。

首先发展起来的数字式水声通信系统采用的是非相干水声通信技术。非相干水声通信技术采用多进制频移键控信号(MFSK)加编码的技术克服多径引起的干扰,其带宽利用率较低,传输速率一般为数百 bits/s,但其具有好的鲁棒性,因此得到了广泛应用。相干水声通信技术采用多进制相移键控信号(MPSK)、空间分集、自适应均衡器、编码和多普勒补偿等技术,带宽利用率比非相干技术提高了一个数量级,一般传输速率为数千至上万 bits/s。相干水声通信技术仍处于迅速发展和完善之中,是当前水声通信技术的发展主流。由于水声信道具有时变-空变特性,任何单一的通信技术都很难满足水声通信系统高可靠传输数据的要求。因此,在一个水声通信系统中往往是数种通信技术的联合,共同发挥效用,以期达到优良的系统通信性能。在水声通信领域,空间分集技术与自适应均衡技术的结合逐渐成为研究热点。采用这种方式可以同时利用均衡以及分集处理在时间域和空间域获益,从而更为有效地消除水声信道的多径效应。目前水声通信技术仍在不断发展,各国都在研究把各种新技术应用到水声通信中,如包括采用正交频分复用调制(OFDM)的多载波通信技术、采用码分多址(CDMA)的水下组网技术等^[15--17]。我国是在八十年代中期开展水声通信技术研究的,中科院声学所、厦门大学、哈尔滨工程大学等都在开展高速水声通信研究,其中中科院声学所在“七五”期间研制了频移键控水声通信样机,在“八五”、“九五”期间开展了相移键控水声通信机的研究^[17],并被列为国家“863”计划智能机器人主题的预研课题。在“十五”期间声学所承担了某潜水器声学系统的研制任务,在已有技术基础上进一步发展完善,研制一套实用的中程高速水声通信机。厦门大学在厦门湾进行了相干通信的试验^[9]。哈尔滨工程大学在松花湖进行了相干通信和 OFDM 通信的试验。

1.3 水声通信中的均衡技术

水声信道是一多径、色散、时变和深度衰落的信道,声波在其中的传播行为十分复杂。由于水声信道十分恶劣,信道的噪声干扰、时变特性、严重的多径效应和复杂多变的传播环境使水声通信系统中存在着十分严重的码间干扰 (ISI) 和噪声;界面和介质的起伏也导致了信号的相位变化较剧烈。均衡技术可以补偿信道多

径效应和多普勒扩散引起的信道畸变从而减少码间干扰;分集技术则用来补偿信道衰落损耗,而信道编码是通过在发射信息中加入冗余数据来改善数据的纠错性能,从而提高通信系统的接收性能。本文研究了水声相干通信系统的 Turbo 均衡技术,与信道编码相联合迭代,以达到提高通信系统性能的目的。

1.3.1 水声通信中使用均衡器的必要性

在水声通信系统中,信道的多径效应会产生码间干扰,使发射信号发生畸变,从而在接收端产生误码。

设任一基带信号为:

$$s(t) = \sum_{n=0}^{\infty} a_n g(t - nT) \quad (1-1)$$

其中, $g(t)$ 是要选择的基本脉冲形状,用于控制传输信号的频谱特性。 a_n 是由 M 个点组成的信号星座图中选取的传输信息符号的序列, T 是符号区间 ($1/T$ 就是符号率)。

该基带信号经过频率响应为 $C(f)$ 的信道后,接收的信号可以表示为:

$$r(t) = \sum_{n=0}^{\infty} a_n h(t - nT) + n(t) \quad (1-2)$$

其中, $h(t) = g(t) * c(t)$, $c(t)$ 是信道冲激响应, $n(t)$ 代表信道中加入的高斯白噪声。为了表示码间干扰,假设接收信号通过一个接收滤波器,然后以每秒 $1/T$ 的采样率进行采样。一般来说,在接收端最佳滤波器是与接收信号脉冲 $h(t)$ 相匹配的匹配滤波器,所以这个滤波器的频率响应为 $H^*(f)$ 。滤波器的输出可以表示为:

$$y(t) = \sum_{n=0}^{\infty} a_n x(t - nT) + v(t) \quad (1-3)$$

其中, $x(t)$ 是接收滤波器的信号脉冲响应,即 $X(f) = H(f)H^*(f)$, $v(t)$ 是接收滤波器对噪声 $n(t)$ 的响应。如果对 $y(t)$ 在时刻 $t = kT, k = 0, 1, 2, \dots$ 进行采样,则有:

$$y(kT) = \sum_{n=0}^{\infty} a_n x(kT - nT) + v(kT) \quad (1-4)$$

记为:

$$y_k = \sum_{n=0}^{\infty} a_n x_{k-n} + v_k, \quad k = 0, 1, 2, \dots \quad (1-5)$$

样本值 y_k 可以表示为:

$$y_k = x_0 \left(a_k + \frac{1}{x_0} \sum_{\substack{n=0 \\ n \neq k}}^{\infty} a_n x_{k-n} \right) + v_k, \quad k = 0, 1, 2, \dots \quad (1-6)$$

x_0 是任意加权因子,为了方便,将其置为 1,那么式 (1-6) 可改写为:

$$y_k = a_k + \sum_{n=0}^{\infty} a_n x_{k-n} + v_k, \quad k = 0, 1, 2, \dots \quad (1-7)$$

其中, a_k 代表了在第 k 个采样时刻所期望的符号,而 $\sum_{n=0}^{\infty} a_n x_{k-n}$ 项代表了码间干扰。

由 (1-7) 可见,水声通信系统为了获得高可靠地数据通信,必须克服由信道产生的码间干扰,而均衡技术是克服信道多径效应、减少码间干扰的有效手段。因此,在水声通信系统中使用均衡器是非常必要的。

1.3.2 均衡技术的发展

均衡技术最早应用于无线电通信领域,主要用于消除由信道响应引起的码间干扰。均衡技术大致分为两大类:线性均衡及非线性均衡器。常用的最大似然序列估计器 (MLSE)、判决反馈均衡器 (DFE) 和 Turbo 均衡器都属于非线性均衡器。基于最小均方 (LMS) 算法的线性均衡器算法成熟且简单,但是由于其适用于多种码间干扰不很严重的场合,而对于复杂的水声信道并不适用。非线性均衡器中的最大似然序列估计器由于计算量过大,实际中也难以应用。目前,水声通信系统中应用最广泛的是判决反馈均衡器 (DFE)。

由于水声信道是时延和多普勒双扩散信道,上世纪九十年代,在自适应判决反馈均衡器中加入了信号相位补偿器,使均衡器的性能有了长足的进步。

从现代水声通信技术的发展过程来看,自适应均衡技术在其中扮演着重要的角色。利用自适应均衡技术来提高水声通信系统的传输速率和频带利用率,已经成为现代水声通信系统的重要特征。

由于水声信道具有时变 - 空变及衰落特性,因此,单一的均衡技术已经不能满足现代水声通信系统的要求。如今,自适应均衡技术已经发展到了各种类型的均衡器互相借鉴、融合,以及与通信系统中的其他环节相互联合的阶段。例如,将判决反馈均衡器与最大似然序列估计器相结合^[18]、联合判决反馈均衡器与线性预

测方法跟踪衰落信道特性^[19]、最大似然序列估计器与 FIR 滤波器联合工作^[20],以及与分集技术相结合的方法^[21] 等等。而另外一种常见的方式则是自适应均衡方法联合各种编码以及调制技术,例如:极大似然序列估计器与编码调制技术相结合^{[22][23]},判决反馈均衡器结合编码技术以及编码调制技术^[24-26],Turbo 均衡器与译码器联合迭代^[27-39] 等新方法,新理论。而其中的 Turbo 均衡技术是最近几年研究的比较广泛的一种均衡技术,该均衡技术能够通过迭代有效的利用译码器反馈的软信息,从而提高均衡性能。下面对这个均衡算法作简要说明。

1.3.3 Turbo 均衡技术的发展

Turbo 码由法国的 C.Berrou^[40] 等提出,已经被广泛用于无线和水声通信系统中。Turbo 码具有反馈迭代的译码结构和对软信息的利用能力,因此具有极为优越的性能,也能够与其它技术相结合。

利用了 Turbo 码的译码原理,在接收端,均衡器与译码器的联合处理,即一种迭代算法在对同一组接收到的数据进行重复地均衡和译码,这种处理就是 Turbo 均衡^[37,41]。在 Turbo 均衡算法中,性能最好的是最大后验概率 (MAP) 算法^[42],但是其计算复杂度极高,难以在实际应用中使用。因此,人们更倾向于寻找一些降低复杂度而性能次优的算法。Ariyavitsakul 和 Li^[43] 提出了一种联合编码和均衡的方案,和以往的接收机不同,这种接收机采用了卷积码和一个判决反馈均衡器 (DFE),在 DFE 中,DFE 的前向滤波器中输出的软信息作为维特比译码器的输入,而维特比译码器输出的硬判决信息作为 DFE 中反馈滤波器的输入,从而形成一个回路,通过不断的迭代来提高均衡和译码的性能。相比于上述算法中 DFE 利用维特比译码器^[44] 输出的硬判决信息,Marandian 等人^[45] 于 2001 年提出一种利用译码器软信息的基于 DFE 的 Turbo 均衡算法。该算法能够避免硬判决导致的信息损失,从而更有效的提高均衡性能。Wang 和 Proor^[46] 提出一种类似 Turbo 均衡的系统,作为 CDMA 多用户检测器的一部分。其中基于 Turbo 均衡的迭代结构采用了一个线性均衡器 (LE) 和 MAP 译码器来减少码间干扰。用 LE 均衡器代替 MAP 均衡器大大减少了计算量。而 Glavieux^[47] 等人提出了用基于线性滤波器的软干扰抵消器 (SIC) 代替 MAP 均衡器,以达到减少计算量的目的。这个 SIC 的系数由基于最小均方误差 (LMS) 的更新算法给出。后来有人对这种方法进行了改

进,为了使 LMS 算法的结果趋近于 MAP 均衡的结果,在各种比特信噪比 (SNR) 下,将 MAP 均衡的结果进行线性估计,然后存入表中供接收机使用^[48,49] 的近似方法类似于[47]中的方法,只是该近似方法适用于已知部分信道响应的磁记录应用中。均衡滤波器的输出被认为是可靠地度量,接收机通过该度量来决定是否使用线性均衡算法代替 MAP 算法。另外一种降低 MAP 均衡器复杂度的通用方法是减少状态转移图中的状态个数,具体参考[50]。本文提到的这些近似算法都存在一个巨大缺陷²,那就是均衡器的运算复杂度随着信道冲激响应的长度以及符号映射的大小呈指数型增长。Tüchler^[32,33,51] 等人提出基于先验信息 MMSE 准则的线性 Turbo 均衡算法。与传统 MMSE 均衡算法相比,此时的符号分布已经不是独立同分布的了,因此该算法不仅考虑噪声的分布情况同时也考虑了符号的分布。通过利用此中的软信息可以很大程度地提高均衡性能。

目前为止,Turbo 均衡性能的好坏,还不能从理论上加以解释,而是从实验中证明其优异的性能。对 Turbo 均衡算法进行研究,不仅要考虑到其性能的好坏,也要考虑到其算法的复杂度以及计算量的问题。同时也要考虑其在实际工程中能否适用。

1.4 论文的研究内容及章节安排

本论文在分析了基于先验信息 MMSE 准则的线性 Turbo 均衡算法的基础上,将 Turbo 编码与该均衡算法相结合,进行理论研究及仿真分析。为了应用于水声通信系统,针对水声信道的特点,提出一种软迭代信道估计算法,并与上述的 Turbo 均衡方案联合,最终用于水声相干通信中。

论文由六章组成,各章内容安排如下:

- **第一章 引言** 首先介绍了水声通信的发展概况,接着结合水声信道的特征,说明水声通信系统中使用均衡技术的必要性,以及均衡技术的研究及发展情况。
- **第二章 水声信道特点与自适应均衡技术** 介绍水声信道的特点以及当前水声相干通信中的自适应均衡技术。

²这个缺陷在经典的 Turbo 均衡方案中就存在

- **第三章 基于先验信息 MMSE 准则的线性 Turbo 均衡算法** 介绍 Turbo 均衡的系统模型及原理,并与传统均衡方案的比较,且详细介绍基于先验信息 MMSE 准则的线性 Turbo 均衡算法并仿真分析其性能。
- **第四章 软迭代信道估计算法** 介绍了一种针对水声信道特点的软迭代信道估计算法,并仿真分析其性能。
- **第五章 水声通信系统 Turbo 均衡算法湖试数据分析** 介绍湖试试验的概括,对采集的数据后处理并对结果进行分析。
- **第六章 结论与展望** 介绍论文的研究结论和未来的研究工作。

第二章 水声信道特点与自适应均衡技术

2.1 水声信道的特点

根据通信系统的使用环境,通信信道可分为:无限带宽信道,限带信道和多径衰落信道^[2]。这三类信道均受到噪声的干扰。无限带宽信道具有固定的信道衰减和相移,限带信道具有确定的或随时间缓慢变化的信道冲激响应,多径衰落信道具有随机时变冲激响应特性。水声信道的传播速度低,可用带宽窄、时变、多径衰落信道。温度、盐度、深度、风、浪、流以及航运、海底工程等人类活动都对水声信道产生直接而显著的影响,与无线电波信道相比,水声信道要恶劣得多。深刻了解水声信道的传播特点,以及这些特点对水声信号产生了什么影响,是研究水下声通信技术的主要切入点之一。

2.1.1 水声信道模型

对于水声信道这样的物理信道,会导致发送信号的时变、多径传播,在数学上我们可以将其表征为时变线性滤波器。该滤波器可以表征为时变信道冲激响应 $c(\tau, t)$,它是信道在 $t - \tau$ 时刻加入冲激而在 t 时刻的响应。对于输入信号 $s(t)$,信道输出为:

$$\begin{aligned} r(t) &= s(t) * c(\tau, t) + n(t) \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} c(\tau, t)s(t - \tau)d\tau + n(t) \end{aligned} \quad (2-1)$$

用来表征通过物理信道的多径信道传播的模型是式 (2-1) 的一个特例,该特例中的时变冲激响应为:

$$c(\tau, t) = \sum_{k=1}^L a_k(t)\delta(\tau - \tau_k) \quad (2-2)$$

式中, a_k 表示 L 条多径传播路径上可能的时变衰落因子, τ_k 表示相应地时间延迟。

将式 (2-2) 代入式 (2-1) 中,则接收信号可以表示为:

$$r(t) = \sum_{k=1}^L a_k(t)s(t - \tau_k) + n(t) \quad (2-3)$$

因此,接收信号由 L 个路径分量组成,其中每一个分量的衰减因子为 a_k ,延迟为

τ_k 。

水声信道是一种典型的时延 - 多普勒双扩散信道, 因此, 简单地将水声信道表示成抽头延迟线模型是不合适的。在第四章介绍信道估计算法时将给出水声信道的双扩散模型。

2.1.2 双扩散特征

多径效应

在水声通信系统中, 水声信道的多径效应被认为是水声通信中遇到的最大困难。由于海水介质的非均匀性、声传播信道中的海底海面反射、海洋中的各种各样的反射体和散射体的存在以及声波在水声较慢的传播速度, 水声信道必然存在多径现象, 也就是说在一定波束宽度内发出的声波可沿几种不同的路径到达接收点。由于声波在不同路径中传播时路径长度的差异, 到达接收点的声波能量和时间也不相同, 从而引起信号的衰落及波形的畸变。

多径效应的形成于海洋环境和信号频率有关, 其形成主要机理是声线弯曲和海底、海面的反射, 海曙中内部结构如内波、紊流、潮汐等的影响, 以及声源和接收机平台的运动等。当声波在不同的层、海底和海面间传播会造成多次的反射和折射, 从而形成各个不同的传播路径。水下声信道在相干时间长度内, 可简化为相干多径信道, 仅仅存在多径效应。

多径传播时影响水声通信系统性能的重要因素之一。多径传播引起信号的时延扩展。在频域上表现为信号的频率选择性衰落。时延扩展又被称为多径扩展, 会引起信号的码间干扰。由于海水中内部结构(如内波、水团、湍流等)的影响, 多径结构通常是时变的, 多径的时变性引起传输信号的频率扩散, 导致传输信号产生时间选择性衰落, 实际中这两种衰落经常伴随在一起的。

在数字通信系统中, 多径传播会造成码间干扰。在无线电信道中, 码间干扰通常为几个码元宽度, 而在水平传播的水声信道中, 对中、高数据率的浅海信道码间干扰将由几十和几百个码元宽度。多径传播造成的码间干扰是影响水声信道系数数据率的主要因素。目前, 人们常用均衡等技术来对抗多径引起的码间干扰。

多普勒频移

由于发射机和接收机之间的相对运动以及海水流动和湍流的作用,声波在浅海信道传播过程中会产生一定的频率漂移,即为多普勒频移。当收、发机之间有相对运动的情况下,假定发射端和接收端的运动速度分别为 ν_s 和 ν_r ,信号的发送频率为 f_s ,则当信号到达接收端时,接收信号的频率 f_r 可以表示为:

$$f_r = f_s \frac{c - \nu_r}{c - \nu_s} \quad (2-4)$$

上式中, ν_s 和 ν_r 分别是发射机和接收机的速度,单位为米/秒 (m/s), c 为海水中的声速,一般理论值为 $1500m/s$, f_s 和 f_r 的单位是赫兹 (Hz)。

在发射机和接收机没有相对运动的情况下,接收信号的多普勒频移主要受到两个方面的影响:海平面上的波浪影响和海洋内部的湍流作用。我们对这种情况进行了简化:将海绵视为动态的正弦曲线,由于海面波浪的前向散射作用,声信号在传播过程中被调制,在到达接收端时发生了频率偏移,根据 Carson 定理,我们可以计算出此时接收信号的多普勒频移:

$$f_d = 2f_b \left(1 + \frac{2b \cos \theta}{c} h_b \right) \quad (2-5)$$

其中, f_b 为海面波浪运动的频率, h_b 为波浪高度的均方根值, b 为海上风速,单位为 m/s , c 为海水中的声速,一般可认为是 $1500m/s$, θ 为声波到达接收端的入射角。

多普勒扩展时一种由多普勒频移引起的声信号的衰落,即时间选择性衰落。假设有一单频正弦信号的频率为 f_c ,其频谱特性表现为频率 f_c 处的一条频谱轨迹,当这个单频信号被发射后,由于水深信道的多普勒效应对单频信号的影响,致使接收信号的频谱发生了展宽,即从频率为 f_c 的谱线扩展到从 $f_c - f_D$ 至 $f_c + f_D$ 的有限带宽范围内。

2.1.3 有限带宽

水声信道带宽主要由海洋中水声信号的传播损耗所决定,同时还受到水声换能器带宽限制的影响。海洋介质的弛豫吸收^[52],界面对声信号的反射、散射以及波阵面几何扩展等因素都造成了水声信号在传输过程中的衰减,严重影响了接收机的工作效率。其中海洋介质对声信号的吸收与水声信号的工作频率有关,频率

越高的信号,能量损失的就越多。其平均传播损失为:

$$TL = 20 \lg r + \alpha r \times 10^{-3} \quad (2-6)$$

上式中传播距离 r 的单位为米, α 为吸收系数 (dB/m), 与深度、温度特别是声波频率密切相关。它随着频率的增加而增加, 从而大大增加了传播损失。水下数字通信中一般的工作载波频率在 10~1500kHz 以内, 带宽为 200~4300Hz, 而声波频率在 4000Hz 左右为远距离传输的最佳频率。其中低于 15kHz 为低频带, 15kHz~150kHz 范围内位中频带, 150kHz~1500kHz 范围内为高频带。传输距离为 1~10km 的浅海水通信系统工作频率主要在 10~100kHz 频率范围内; 而远距离通信中的工作频段主要在 0~20kHz。由此可见, 低频段的声波将在远距离水声通信中有着广泛的应用。

2.1.4 声波传播损失

由于海水中以硫酸镁和硼酸镁为主要成分的不均匀介质对信号的弛豫吸收作用、海洋环境的多变性以及声传播过程中的波阵面几何扩散, 使得声音信号在传播过程汇总损耗严重, 严重影响了接收机的接收效率。

传输损耗是指声波在海水中传播时, 由于扩散和衰减引起声波发生延迟、失真和衰落。传输损耗有两种: 衰减损失和扩散损失。

声波的衰减损失包括吸收、散射和声能漏出声道的效应。当声波频率在 1kHz 以上时, 海水对声波的吸收是造成声波衰减的主要因素, 与声波频率的平方成正比, Thorp 等人在综合了大量的测量结果之后, 给出了海水 (含盐度 3.5%, $MgSO_4$ 在海水溶解盐中比重为 4.7%) 对声波的吸收系数经验公式:

$$\alpha = \frac{0.11f^2}{1 + f^2} + \frac{44f^2}{4100 + f^2} \quad (2-7)$$

其中, f 为以千赫兹计的频率, α 单位: 分贝/公里。从式 (2-7) 可以看出, 海水中的声吸收系数主要取决于工作频率。从曲线变化可以看出: 随着工作频率的增加, 吸收系数是单调上升的。所以海水对声波的吸收衰落是限制水声通信工作频率的主要因素。对于中远距离来说, 一般的工作载波频率在 20kHz 以下。

声波的扩散损失是表示当声信号从声源向外扩展时有规则减弱的几何效应。

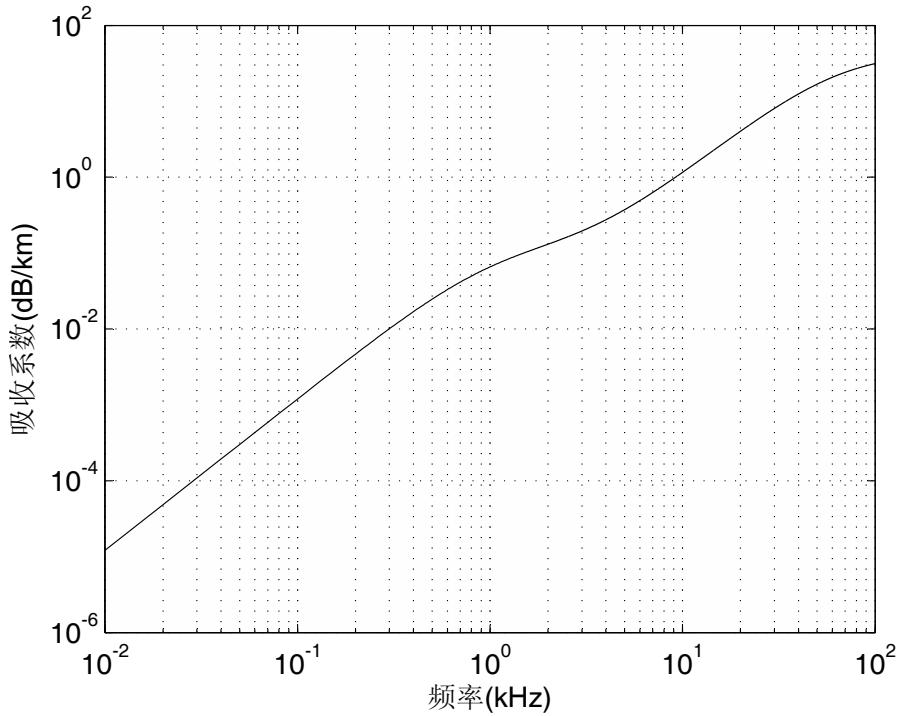


图 2-1 海水对声波的低频吸收系数

在中远距离上, 随距离 R 的增加, 声能量按 $\frac{1}{R^{\frac{3}{2}}}$ 衰减, 这就是著名的反二分之三次方衰减规律。水声信道对声波的扩散损失决定了水声通信设备的最大作用距离。

2.1.5 环境噪声

在海洋中有许多噪声源, 包括潮汐、湍流、海面波浪、风成噪声、生物噪声、航船以及工业噪声等, 噪声的性质与噪声源有密切的关系, 在不同的时间、深度和频段有不同的噪声源。在水声学中, 通常用环境噪声级来描述环境噪声。

水声信道的噪声是非高斯分布的。不同的声源有着不同的带宽和噪声级, 且随时间和空间变化。因此, 要给出噪声的统计表达式是很困难的。实验观察可以发现, 在 10Hz 以下的噪声主要来源于海洋的扰动, 频率在 10Hz 到 500Hz 之间的噪声主要来源于航船和地理位置, 对于较高频率噪声, 即频率在 500Hz 到 50kHz 的噪声, 主要来源于海面的不平整, 而对于超过 50kHz 的噪声, 则主要来源于海水中的分子移动。

在浅海信道, 生物活动和沿岸工业也是信道噪声的来源。而且, 噪声随着时

间、日期、季节、地理位置、航船密度和天气的变化将产生一个很大的变化范围。所有的这些,将使浅海信道成为一个严重的时变、空变噪声信道。

2.2 自适应均衡技术

2.2.1 自适应均衡技术综述

信道均衡是通信技术和信号处理的基本问题之一,其目的在于克服传送符号间的码间干扰,这种干扰是因为信道的非理想特性造成的,由于水声信道的特性具有时变性,因此需要自适应的调整均衡器,使得整个传输系统传输的符号间干扰被消除,这种均衡器被称为自适应均衡器。

自适应均衡过程一般包括训练和跟踪两种模式。首先,由发射机发射一系列已知的固定长度的训练序列,均衡器抽头根据训练序列作一定的调整。通常的训练序列是一串预先指定的数据或一组伪随机信号,发射机在发送训练序列后发送用户数据,经过训练的均衡器在判决引导模式完成对抽头系数的调整,对信道做出跟踪补偿。

训练序列的设计必须能够在最恶劣的信道条件下,当训练序列结束以后,能使得均衡器系数接近最优。这样,当接收用户数据时,自适应均衡器就能够跟踪信道的变化。为了保证始终有效的 ISI,需要周期的重复不断的训练均衡器。因为在数字通信中用户数据是被分为若干段放在相应地时间段中传送的,所以均衡器被大量用于数字通信中。

第一个自适应滤波器(或者自学习滤波器)通常归功于 Lucky,他曾在 1966 年为了补偿数据传输系统产生的畸变而设计了一种迫零均衡器。然而,早在 1960 年,Jakowatz 等人在自适应波形识别研究中已经报告了类似的工作。有关自适应滤波器方面的理论研究由 Giaser 和英国的 Gabor 等人在 1961 年报道,他们将它用于模拟磁带传输机构中以调整非线性“学习滤波器”的权系数。

自适应滤波器的这些早期成果许多是在各个研究机构独立的取得的。除了上面提到的,另外一些有价值的早期工作是由德国的卡尔斯卢埃技术学院和斯坦福大学完成的,他们从 1959 年起就开始研究自适应模型识别系统。1964 年,这两个单位之间的合作交流使得双方都有机会评论对方的技术,取长补短,这样就促

进了用途最广泛的调整处理器权系数的算法和研究。其相关的研究同时也在莫斯科的自动化和遥控机械研究所内展开。在 60 年代中,Rudian 发表了有关自适应滤波器进展现状的书面综述及其在自动均衡应用方面的早期参考资料。更晚些时候,Weinstein 在电话回波抵消,Qureshi 在自适应均衡方面发表了简要评述。

有许多方法可以用来调整滤波器的权系数值,以获得最优解,下面就对自适应均衡算法作简单介绍。

2.2.2 自适应均衡算法

自适应均衡器要采用自适应信号处理算法来调整可调参数滤波器的系数。广泛采用的算法主要有两大类^[53],即最小均方 (LMS) 类算法和递归最小二乘 (RLS) 类算法。LMS 算法以其计算复杂度低,结构简单而得到广泛应用。但它的收敛速度慢,针对这个问题又研究出许多自适应 LMS 类算法,如归一化 LMS 算法、变换域 LMS 算法、快随自优化 LMS 算法等。RLS 类算法有运算复杂度、计算量大的缺点,但其收敛性能较好。尽管自适应算法类型很多,但最终都源于 LMS 和 RLS 这两类算法。

LMS 算法

最小均方算法是基于最小均方误差准则的自适应算法。其基本思想是通过调整滤波器系数使均方误差最小。它由最陡下降算法推导出来。最陡下降算法是基于统计的观点(集平均),通过递推法得到最优权值,但是它的主要限制是需要准确测得每次迭代的梯度矢量的方法^[53],故只在统计平均的意义下才与最陡下降梯度下降法等效,其解与后者相比也呈现不同程度的波动。尽管如此,LMS 算法仍以其简洁的原理和算法受到重视,在自适应领域中占有非常重要的地位。

设输入信号为 $\mathbf{Z}_N(n) = [z(n), z(n-1), \dots, z(n-N+1)]^T$, 延迟抽头(权系数)为 $\mathbf{W}_N(n) = [w_0(n), w_1(n), \dots, w_{N-1}(n)]^T$, 信号的真实值为 $x(n)$, 输出 $\hat{x}(n)$ 是输入的加权值, 则:

$$\hat{x}(n) = \mathbf{W}_N^H(n) \mathbf{Z}_N(n) \quad (2-8)$$

$$e(n) = x(n) - \hat{x}(n) \quad (2-9)$$

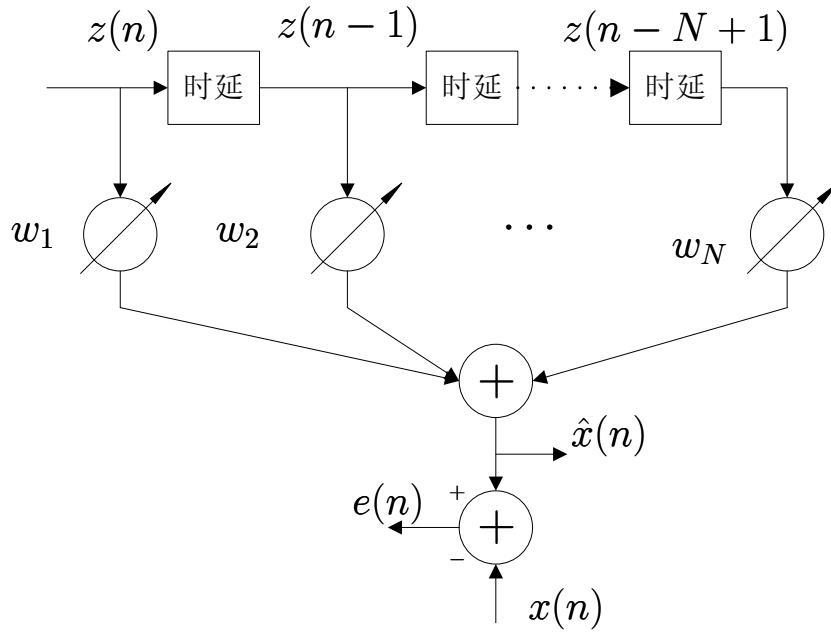


图 2-2 基本 LMS 算法框图

$$J(n) = E(|e(n)|^2) \quad (2-10)$$

$$\mathbf{W}_N(n+1) = \mathbf{W}_N(n) - \mu \nabla(J(n)) \quad (2-11)$$

其中,上标 H 表示共轭转置。

由式 (2-11) 可见,要得到 LMS 算法的更新公式,须确定 $\nabla(J(n))$ 及合适选择步长因子 μ 。

我们可以按照下面的方法得到 $\nabla(J(n))$ 的估计值:

$$\nabla(J(n)) = \nabla(|e(n)|^2) = -2e^*(n)\mathbf{Z}_N(n) \quad (2-12)$$

可以证明梯度的估计值是无偏估计,即:

$$E(\nabla(J(n))) = \nabla(J(n)) \quad (2-13)$$

将式 (2-12) 代入式 (2-11) 得:

$$\mathbf{W}_N(n+1) = \mathbf{W}_N(n) - \mu \mathbf{Z}_N(n)e^*(n) \quad (2-14)$$

式 (2-8)、(2-9) 和 (2-14) 共同构成了 LMS 算法。对于 μ 的选择,须满足:

$$0 < \mu < \frac{2}{\lambda_{\max}} \quad (2-15)$$

λ_{\max} 是输入信号自相关矩阵 R_x 的最大特征值。步长因子 μ 对算法收敛过程有很大的影响,过大或过小都是不合适的。

当信道特征稳定时,存在一个最优的 μ 值使 $\mathbf{W}_N(n)$ 经过有限次迭代后达到最优。但是,对于起伏较大的信道,固定 μ 值的 LMS 算法就不能取得好的结果。若 μ 值能够随信道特性自适应变化,便可改善 LMS 算法的信道跟踪性能,于是便有了快速自优化 LMS(FOLMS) 算法。

快速自优化 LMS 算法 (FOLMS)

LMS 算法仅有一个控制因子 μ ,LMS 算法的特性主要取决于 μ 值的选取,为了保证算法收敛,通常需要把 μ 取得较小,但是有时要求快速收敛,又需要将 μ 值取的尽量大一点。因此实际应用汇总 μ 的选取往往很困难,其取值直接影响了算法的收敛及跟踪速度和稳定性。

考虑到在每步更新过程中,肯定存在一个最优的 μ ,使权系数 $\mathbf{W}_N(n)$ 在更新时能达到瞬时最优,如果 μ 已经固定,LMS 算法就不可能有非常好的效果。此时应当考虑使 μ 能够随系统的变化而自适应地变化的方法,快速自优化 LMS 算法 (Fast Self-Optimized LMS),简称 FOLMS 算法,就是一种快速的自优化 LMS 算法^[54-56]。

正如前面所说,对于 LMS 算法来说,算法每次更新自适应滤波器权系数 $\mathbf{W}_N(n)$ 时一定存在一个最优的 μ ,使得 MSE 最小。因此,推导 FOLMS 算法的基本思想是通过 MSE 对 μ 求导数,写出 μ 的递推更新公式,使之随着 MSE 的变化自适应调节,逐步地最小化均方误差。这样就可以肯定取得比 LMS 算法更好的跟踪时变的能力。

由前面可知 MSE 的代价函数为:

$$J(n) = E(|e(n)|^2) \quad (2-16)$$

式中:

$$e(n) = x(n) - \mathbf{W}_N(n)^H \mathbf{Z}(n) \quad (2-17)$$

将式 (2-16) 对 μ 求导,得到 $J(n)$ 对 μ 的梯度 $\nabla_\mu(n)$:

$$\nabla_\mu(n) = \frac{\partial J(n)}{\partial \mu} = E \left(\frac{\partial e(n)}{\partial \mu} e^*(n) + \frac{\partial e^*(n)}{\partial \mu} e(n) \right) \quad (2-18)$$

由式 (2-17) 可得:

$$\frac{\partial e(n)}{\partial \mu} = -\Psi^H \mathbf{Z}(n) \quad (2-19)$$

上式中, $\Psi(n)$ 表示权向量 $\mathbf{W}_N(n)$ 对 μ 的梯度:

$$\Psi(n) = \frac{\partial \mathbf{W}(n)}{\partial \mu} \quad (2-20)$$

因此式 (2-18) 可以改写为:

$$\begin{aligned} \nabla_\mu(n) &= -E(\Psi^H(n)\mathbf{Z}(n)e^*(n) + \mathbf{Z}^H(n)\Psi(n)e(n)) \\ &= 2\text{Re}[\Psi^H(n)\mathbf{Z}(n)e^*(n)] \end{aligned} \quad (2-21)$$

其中的 $\text{Re}[\cdot]$ 表示对复数取实部。

借助于 LMS 算法中用瞬时梯度代替平均梯度的思想, 我们也可以得出 μ 值的更新递推算法:

$$\mu(n+1) = \mu(n) - \alpha \nabla_\mu(n) \quad (2-22)$$

其中的 α 是一个很小的常数。

整个 FOLMS 算法可以归纳如下:

$$\begin{aligned} \hat{x}(n) &= \mathbf{W}_N(n)^H \mathbf{Z}(n) \\ e(n) &= x(n) - \hat{x}(n) \\ \mathbf{W}_N(n+1) &= \mathbf{W}_N(n) + \mu(n) \mathbf{Z}(n) e^*(n) \\ \mu(n+1) &= [\mu(n) - \alpha \text{Re}[\Psi^H(n)\mathbf{Z}(n)e^*(n)]]_{\mu_{\min}}^{\mu_{\max}} \\ \Psi(n+1) &= [\mathbf{I} - \mu(n) \mathbf{Z}(n) \mathbf{Z}^H(n)] \Psi(n) + \mathbf{Z}(n) e^*(n) \end{aligned} \quad (2-23)$$

从上式可以看出, FOLMS 算法和 LMS 算法类似, 只是多了更新 μ 这个环节, 该算法在每次更新时大约需要 $4N$ 次的乘法运算, 其中 N 为滤波器的阶数。

需要特别指出的是, 为了保证算法的稳定性, 在实际应用中, 更新 μ 的步骤中需要对其设定门限值 μ_{\max} 和 μ_{\min} 。 μ_{\min} 取一接近于零的正值即可, 而 μ_{\max} 的选取对算法的性能至关重要, 需要仔细选取^[57]。

RLS 算法

LMS 算法尽管简单易懂, 但由于其中只有一个可调量 μ , 性能在一定程度上受到限制, 收敛速度慢, 收敛所需码元数较多, 用以各时刻的抽头参量(即权值)等

作该时刻数据块估计时平方误差为最小的准则,而未用现时刻的抽头参量来对以往各时刻的数据块作重新估计后的累计平均误差为最小的准则,故对非平稳信号的适应性差,只有在稳态时才能达到最优解。为了克服上述缺点,我们采用新的准则:在每一时刻对所有已输入信号进行重估的平方误差和最小的准则,即最小二乘准则。这一准则在现有的约束条件下,利用了最多可利用的信息,是更为有效的,对信号的非平稳性适应能力也较 LMS 准则好。下面,我们还是先简单地推导其算法,推导过程中与前面意义相同或相似的量不再重复加以说明。

递归最小二乘 (Recursive Least Square, RLS) 法所遵循的准则是确定 \mathbf{W}_N , 使 $e(i|n) = x(i) - \mathbf{Z}'_N(i)\mathbf{W}_N(n)$ 的加权平方和为最小。

$$\varepsilon(n) = \sum_{i=1}^N \lambda^{n-i} e^2(i|n) \quad (2-24)$$

其中, λ 被称为遗忘因子, 略小于 1, 通常的取值在 0.95~0.9995 之间, λ^{n-i} 因子的物理含义有: 在该准则内所用到的各输入信号中添加指数权, 即对靠近当前时刻的数据加以较大的权来考虑, 而时间靠前的数据, 其权按指数规律逐渐减少, 这样可使算法更能反映当前情况, 从而加强对非平稳信号的适应性。

满足 $\frac{\partial}{\partial \mathbf{W}_N(n)} = 0$ 的 $\mathbf{W}_N(n)$ 值为

$$\mathbf{W}_N(n) = \mathbf{R}_{NN}^{-1}(n) \mathbf{p}_N(n) \quad (2-25)$$

式中,

$$\mathbf{R}_{NN}^{-1}(n) = \sum_{i=1}^N \lambda^{n-i} \mathbf{Z}_N(i) \mathbf{Z}_N'(i) \quad (2-26)$$

$$\mathbf{p}_N(n) = \sum_{i=1}^N \lambda^{n-i} x(i) \mathbf{Z}_N(i) \quad (2-27)$$

我们最终要导出的是一个由 $n-1$ 时刻的各量及现时刻 n 的输入数据 $z(n)$ 和 $x(n)$ 表示的便于求解的迭代式, 由于在推导过程中要用到矩阵论中的定理, 可以参考 [53], 在此为节省篇幅, 以突出重点, 只给出推导结果。

$$\mathbf{W}_N(n+1) = \mathbf{W}_N(n) + \mathbf{g}_N(n)e(n) \quad (2-28)$$

式中, $\mathbf{g}_N(n)$ 为增益向量,

$$\mathbf{g}_N(n) = \frac{\mathbf{C}_{NN}(n-1)\mathbf{z}_N(n)}{\lambda + \mu(n)} \quad (2-29)$$

$$\mathbf{C}_{NN}(n) = \mathbf{R}_{NN}^{-1}(n) = \frac{1}{\lambda} [\mathbf{C}_{NN}(n-1) - \mathbf{g}_N(n) \mathbf{Z}'(n) \mathbf{C}_{NN}(n-1)] \quad (2-30)$$

$$\mu(n) = \mathbf{Z}'(n) \mathbf{C}_{NN}(n-1) \mathbf{z}_N(n) \quad (2-31)$$

我们注意到, RLS 算法中 $\mathbf{g}_N(n)$ 的因子 $\frac{\mathbf{C}_{NN}(n-1)}{\lambda + \mu(n)}$ 与 LMS 算法中的 μ 作用相似, 但 μ 是一个标量, 而该因子则是随时刻 n 而调整的矩阵, 这说明在不同时刻, $\mathbf{W}_N(n)$ 的各元素均随更新的输入数据以不同的步长做调整, 而不是统一地以同一个因子来调整, 表征了调整的精细性及新信息数据利用的充分性。另外, 该算法的准则综合考虑了该时刻以前的全部信息, 使得在收敛过程的每一点得到的都是最优解。但从 RLS 算法的迭代式可以看出, 其码元间的计算量 $\propto N^2$, 而 LMS 算法 $\propto N$, 可见, RLS 法是以增加计算量为代价换取好的收敛性能的。

式 (2-30) 给出的 $\mathbf{C}_{NN}(n)$ 的递归更新方程数值稳定性不好, 因此人们研究出数值稳定性好的平方根 RLS 算法, 它是基于 $\mathbf{C}_{NN}(n)$ 的平方根因式分解, 即 $\mathbf{C}_{NN}(n) = \mathbf{U}(n) \mathbf{D}(n) \mathbf{U}'(n)$, 其中 $\mathbf{U}(n)$ 是上三角矩阵, $\mathbf{D}(n)$ 是对角矩阵, 这些算法直接更新 $\mathbf{U}(n)$ 而不计算 $\mathbf{C}_{NN}(n)$, 但是它的复杂度仍然正比与 N^2 。

RLS 算法也有快速算法, 1991 年 T. Kailath, D. Slock^[58--62] 等人提出了 RLS 快速算法, 即快速横向滤波器 (SFTF) 算法。SFTF 的运算量为 $8N$, 与 RLS 算法相比有大幅的减少。

分集合并自最优自适应多通道判决反馈均衡算法

消除由于水声信道多径产生的码间干扰 (ISI), 是建立可靠、高速水声通信系统面临的一个主要问题。目前, 解决该问题的主要手段是结合空间分集技术的自适应判决反馈均衡器 (DFE), 即多通道判决反馈均衡器 (MC-DFE)^[57,63--71]。自适应判决反馈均衡器按照最小化均方误差 (MMSE) 准则自适应调节前向和反馈滤波器的权系数, 消除码间干扰。因此, 随着信道多径的扩展, 均衡器的权系数的个数也要相应增加, 从而更好地消除码间干扰, 保证数据的可靠传输, 但这同时增加了运算复杂性。此外, 多通道处理的运算复杂性明显高于单通道处理。

文献[72,73]提出了一种基于 RLS 算法的自适应分集合并器(RLSDC),优化多通道判决反馈均衡器的性能。由于 RLS 算法使用输入信号的自相关矩阵的逆(该逆矩阵在每次迭代的时候自适应更新)对输入信号进行解相关运算,因此运算也很复杂。此外,接收结构中的载波相位估计器,文献[72]使用的是锁相环(PLL),该方法中的相位跟踪因子为两个固定常数,不能自适应更新。

为了进一步优化算法,提高系统性能,文献[74]在[75]的基础上,对接收算法进行了优化,提出了一种运算量更小,但性能更优的接收算法。和文献[72]算法相比,本文的均衡算法有以下三个特点:

1. 采用快速自优化 LMS 分集合并(FOLMSDC)算法对合并器系数进行更新。
LMS 算法不计算相关函数,也不用矩阵求逆,具有较低的运算复杂性;
2. FOLMSDC 算法采用变步长因子算法,该算法一方面可以改善传统 LMS 算法的收敛速度,另一方面具有更好的信道跟踪性能;
3. 载波相位估计采用快速自优化 LMS 相位补偿(FOLMSPC)算法。该算法中的相位跟踪因子可以按照最小化均方误差(MMSE)准则自适应地更新,从而更好地校正相位失调,性能明显优于锁相环(PLL)技术。

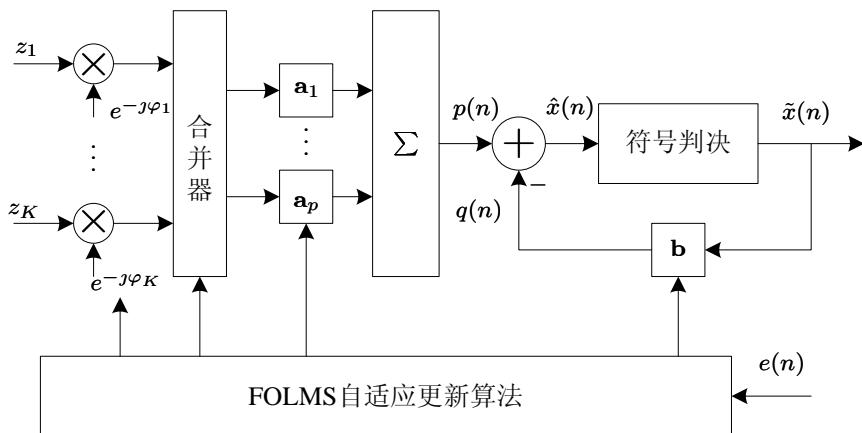


图 2-3 分集合并自最佳自适应多通道判决反馈均衡器框图

文献[74]中详细推导了该算法的各个步骤,这里不再赘述,仅给出该算法与[72]中算法的两个比较:

- 在算法性能方面,无论是低信噪比还是高信噪比,文献[74]提出的均衡算法(FOLMSDC+FOLMSPC+FOLMS)的性能都要优于文献[72]的算法(RLSDC+SFTF+PLL)。文献[74]提出的优化分集合并器能够对输入的 K 路信号优化加权,变成最优的 P 路信号,一方面减少了处理复杂性,另一方面优化了系统的接收性能。与此同时,FOLMSDC 算法一方面改善了传统 LMS 算法的收敛性能,另一方面它的信道跟踪性能优于 LMS 算法和 RLS 算法。FOLMSPC 算法的相位跟踪因子可以自适应的更新,其相位校正能力比常数因子的 PLL 算法有明显提高。
- 在运算量方面,文献[74]中提出的均衡算法(FOLMSDC+FOLMSPC+FOLMS)的运算量小于文献[72]的算法(RLSDC+SFTF+PLL)。未使用合并器算法的 K 通道判决反馈均衡器在单个符号均衡时需要更新 $K \times N$ 个权系数,而使用合并器算法 $K \sim P$ 通道判决反馈均衡器需要更新的权系数个数为 $K \times P + P \times N = (K + P) \times N$ 。此外,RLS 的运算量为 $2N^2 + 6N$,其快速算法(SFTF)的运算量也要 $8N$,而 LMS 的运算量为 $2N$,FOLMSDC 算法的运算量也仅为 $4N$ 。一般来讲, N 的取值都在十阶以上。在 $K = 8, P = 4, N = 16$ 的情况下,FOLMSDC+FOLMSPC+FOLMS 算法的运算量最小,FOMSPC+FOLMS 算法的运算量次之,RLSDC+SFTF+PLL 算法的运算量最大。由此可见,文献[74]中的均衡算法的运算量与不使用 FOLMSDC 算法的均衡算法(FOLMSPC+FOLMS) 和文献[72](RLSDC+SFTF+PLL)的算法相比,运算复杂度是最小的。

2.3 Turbo 均衡

传统的均衡方式有线性均衡、判决反馈均衡、最大似然序列估计等。这些均衡方式在一定程度上克服了符号间干扰带来的影响,但是这些均衡方式中,均衡与解码时独立进行的,解码器对接收来的均衡器的信息进行解码。由于这种结构本身特性,使得它对均衡器判决后的突发错误无法很好地纠正,也无法利用译码可靠信息,因而均衡的效果不太理想。而 Turbo 均衡利用了 Turbo 码译码算法中提出的迭代思想,将均衡和译码很好地结合起来,在均衡器和译码器之间反复迭

代可靠性信息,提高了均衡译码的整体性能,是一种联合均衡和译码技术。把这种联合均衡和译码技术引入到实际通信系统中可以提高系统传输的可靠性。

2.3.1 Turbo 均衡原理

二进制数据 a_n 经过卷积编码器并经过符号映射,则 $c_n = [c_{n,1}, c_{n,2}, \dots, c_{n,Q}]$, $c_{n,j} \in \{-1, +1\}$, $n = 1, 2, \dots, K_c$, 经过交织结合训练序列 t_n 之后, $x_n = \prod(c_n)$, 其中 $\prod(\cdot)$ 表示交织, $\prod^{-1}(\cdot)$ 表示解交织。

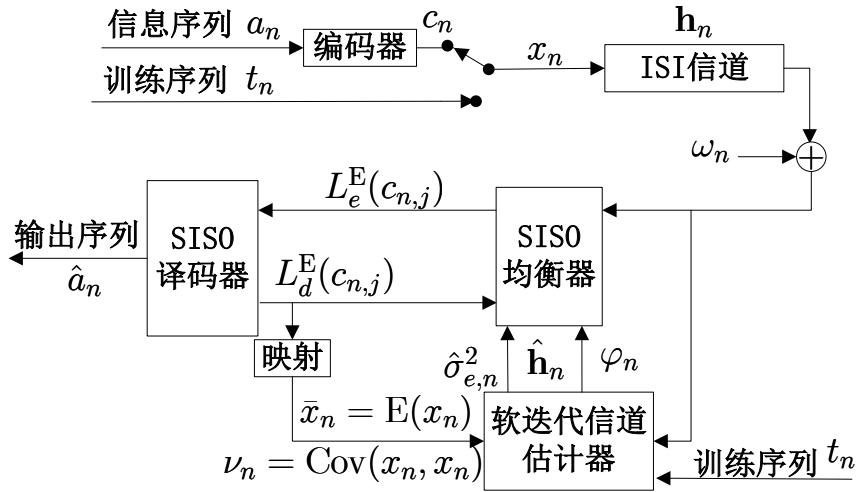


图 2-4 Turbo 均衡水声相干通信系统传输模型

设信道噪声是零均值的加性高斯白噪声 (AWGN), 则噪声抽样 ω_n 是满足独立同分布 (i.i.d.):

$$f_\omega(x) = N(0, \sigma_\omega^2) \quad (2-32)$$

其中 $N(\mu, \sigma_\omega^2) \triangleq \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_\omega} \exp\left(-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma_\omega^2}\right)$, μ 表示随机变量的均值, σ_ω^2 表示方差。

设接收到的符号序列为 $\mathbf{z} = [z_1, z_2, \dots, z_{K_c}]^\top$, 则

$$z_n = \sum_{k=-M_1}^{M_2} h_k x_{n-k} + \omega_n \quad (2-33)$$

对于 SISO 均衡器计算的是:

$$L_e^E(c_{n,j}) = \ln \frac{p(c_{n,j} = +1 | \mathbf{z})}{p(c_{n,j} = -1 | \mathbf{z})} - \ln \frac{p(c_{n,j} = +1)}{p(c_{n,j} = -1)} = L_e^E(c_{n,j}) - L_a^E(c_{n,j}) \quad (2-34)$$

在均衡器输出的 $L_e^E(c_{n,j})$ 是外部信息,是由接收序列 \mathbf{z} 与其它时刻的先验信息获取的,并不受现时刻先验信息 $L_a^E(c_{n,j})$ (有 SISO 解码器输出)的影响,因而经解交织后可用作解码器的先验信息。

对于 MAP 译码器,在给定的输入序列为 $\mathbf{r} = L_1(c_{n,j})$ 时,计算的是

$$\begin{aligned} L^D(c_n) &= \ln \frac{p(c_{n,j} = +1|\mathbf{r})}{p(c_{n,j} = -1|\mathbf{r})} \\ &= \ln \frac{p(\mathbf{r}|c_{n,j} = +1)}{p(\mathbf{r}|c_{n,j} = -1)} + \ln \frac{p(c_{n,j} = +1)}{p(c_{n,j} = -1)} \\ &= L_e^D(c_{n,j}) + L_a^D(c_{n,j}) \end{aligned} \quad (2-35)$$

其中 $L_a^D(c_{n,j})$ 为先验信息, $L_e^D(c_{n,j})$ 为外部信息,解码器的外部信息 $L_e^D(c_{n,j})$ 经过交织后可以作为先验信息反馈给 SISO 均衡器,SISO 均衡器利用此信息再次运算,输出比前一次更准确的似然比,经过几次迭代运算,输出的误码率大为减少。

2.3.2 Turbo 均衡算法

现在较为常用的 Turbo 均衡算法由 MAP 均衡算法、基于 MMSE 准则的判决反馈均衡算法 (MMSE-DFE) 以及基于 MMSE 准则的线性均衡算法 (MMSE-LE)。MAP 均衡算法的性能最好,因为它是基于使码元误码率最小的算法,但是复杂度随着信道长度 M 呈指数增长,所以算法的复杂度极高,不利于实现。然后就研究了基于 MMSE 准则的均衡算法来降低复杂度。下面从两个方面对这三种算法进行比较。

算法复杂度

以下给出了不同均衡算法的复杂度比较,其中, N 为均衡滤波器的长度, M 为信道响应的长度, 2^m 为发送信号星座图中字符集大小。

表 2-1 算法复杂度比较

算法	MAP	MMSE-LE	MMSE-DFE
复杂度	$O(2^{mM})$	$O(M^2 + N^2)$	$O(M^2 + N^2)$

从表2-1可以看出,MAP 算法的复杂度最高,呈指数型增长,因此在实际应用

中很难实现。而 MMSE-DFE 算法和 MMSE-LE 算法的复杂度一样,因此需要根据其均衡性能来决定哪种算法更优。

算法的性能

选择 Proakis'B 信道作为仿真信道,其信道冲激响应为:

$$h_B(n) = 0.407\delta(n+1) + 0.815\delta(n) + 0.407\delta(n-1) \quad (2-36)$$

信道编码采用码率 $R = 1/2$ 的递归系统卷积码,生成多项式为 [7,5],交织器采用 $S = 16$ 的随机交织器,译码器均采用 MAP 译码,帧长为 640,迭代次数为 6 次。基于 MMSE-LE 和 MMSE-DFE 的滤波器参数为: $N_1 = 10, N_2 = 10$ 和 $N = 21, N_b = 2$ 。信噪比 SNR 的定义为:

$$SNR = 10 \log(E_z/N_0 R) = 10 \log(1/2\sigma_\omega^2 R) dB \quad (2-37)$$

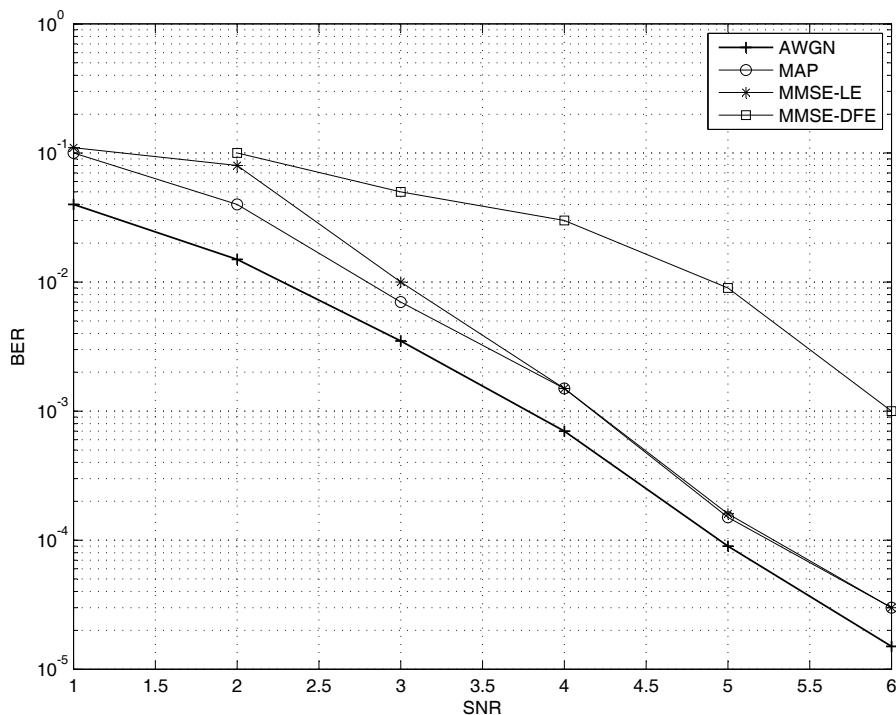


图 2-5 不同 Turbo 均衡算法的性能比较

图 2-5 是几种算法的性能比较,因为 MAP 均衡性能采用的是最优准则,在高信噪比下,经过迭代可以达到 AWGN 下的性能,所以性能最好,但同时复杂度也最

高,不适合在实际系统中应用。MMSE-LE 均衡器性能仅次于 MAP 均衡器,尽管传统的 DFE 比 LE 好,但是 Turbo 均衡应用中,基于先验信息的 DFE 均衡器的性能比线性 MMSE 均衡器差,而运算复杂度方面,二者是一样的。因此,在水声通信系统中,本文采用基于先验信息 MMSE 准则的线性 Turbo 均衡算法,并在下一章详细介绍。

2.4 本章小节

本章对海洋声学信道传输特性及其对水声通信的影响、水声信道的衰落特性及其水声多径信道模型进行了介绍和简单的分析,为水声通信系统的设计、技术参数的选取提供了重要依据。本章介绍了 LMS 算法及其快速自优化算法 (FOLMS) 和 RLS 算法及其快速算法 (SFTF),并给出了这两类算法的优缺点。在此基础上文献[74]提出了一种适用于水声相干通信系统的“分集合并自最佳自适应多通道判决反馈均衡算法”,即 FOLMSDC+FOLMSPC+FOLMS 算法,最后并与[72]作比较,在性能和运算量上都有很大的优势。

另外介绍了与传统均衡算法结构不同的 Turbo 均衡技术,并对其中的几种均衡算法的运算复杂度以及性能加以比较,得出适用于水声通信系统的基于先验信息 MMSE 准则的线性 Turbo 均衡算法。

第三章 基于先验信息 MMSE 准则的线性 Turbo 均衡算法

3.1 MMSE 均衡算法

如图3-1为水声相干通信系统的传输模型,包括发射部分,传输部分以及接收部分。在接收部分中又包含了均衡器、译码器以及信道估计器。本章的重点在于均衡算法,因此主要关注 SISO 均衡器。

现在把图2-4中的接收部分单独拿出来,并采用基于先验信息 MMSE 准则的线性 Turbo 均衡器 (MMSE-LE) 代替图2-4中的 SISO 均衡器。如图3-1

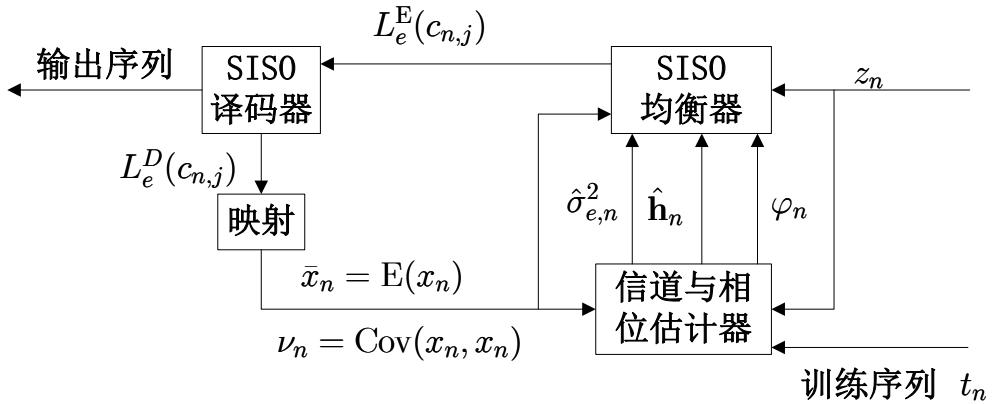


图 3-1 基于 MMSE-LE 的接收端

从图3-1中可以看出,接收符号 z_n 以及 SISO 译码器的软输出作为 MMSE-LE 的输入,并给 SISO 译码器提供软信息,从而构成一个回路,通过不断的迭代来提高均衡和译码的性能。为了专注于均衡算法部分,将图3-1中与均衡无关的部分暂且去除,从而得到图3-2

从图3-2中可以看出,MMSE-LE 包括两个部分,

1. MMSE 估计器
2. 映射

下面就从这两个方面对 MMSE-LE 算法进行详细介绍。

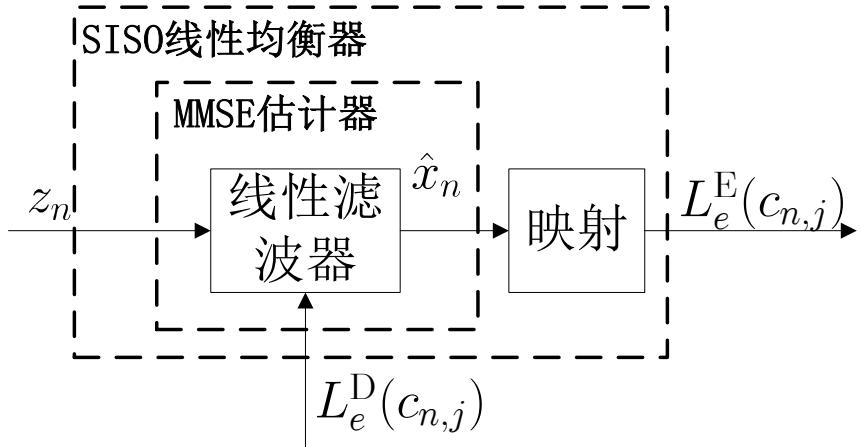


图 3-2 MMSE-LE 内部结构框图

3.1.1 MMSE 估计器

利用长度为 $N = N_1 + N_2 + 1$ 的接收符号序列 $\mathbf{z}_n = [z_{n-N_2}, z_{n-N_2+1}, \dots, z_{n+N_1}]$ 来计算发送符号 x_n 的线性估计值 \hat{x}_n :

$$\hat{x}_n = \mathbf{a}_n^H \mathbf{z}_n + b_n \quad (3-1)$$

其中 $\mathbf{a}_n \triangleq [a_{n,N_2}^*, a_{n,N_2-1}^*, \dots, a_{n,-N_1}^*]^T$, $a_{n,k} \in \mathbb{C}$ 为线性滤波器的系数, $b_n \in \mathbb{C}$ 是在给定先验信息的情况下, 随机变量 x_n 的非零均衡的时变偏移补偿。 N_1 和 N_2 为线性滤波器的非因果和因果长度。 N 为滤波器的总长度。

当允许 \mathbf{a}_n 和 b_n 都随 n 变化时, 通过最小均方误差准则 (MMSE), 选择

$$\begin{aligned} \mathbf{a}_n &= \text{Cov}(\mathbf{z}_n, \mathbf{z}_n)^{-1} \text{Cov}(\mathbf{z}_n, x_n) \\ b_n &= E(x_n) - \mathbf{a}_n^H E(\mathbf{z}_n) \end{aligned} \quad (3-2)$$

来最小化 $E(|x_n - \hat{x}_n|^2)$, 从而得出:

$$\hat{x}_n = E(x_n) + \text{Cov}(x_n, \mathbf{z}_n) \text{Cov}(\mathbf{z}_n, \mathbf{z}_n)^{-1} (\mathbf{z}_n - E(\mathbf{z}_n)) \quad (3-3)$$

这种算法称作为最小均方误差算法 (MMSE)。

上式中, \mathbf{z}_n 为接收符号序列:

$$\mathbf{z}_n = \mathbf{H}_n \mathbf{x}_n + \boldsymbol{\omega}_n \quad (3-4)$$

其中, $\mathbf{x}_n \triangleq [x_{n-N_2-M+1}, x_{n-N_2-M+2}, \dots, x_{n+N_1}]^T$ 为发送符号序列, H 为 $N \times (N + M - 1)$ 的信道矩阵, M 为信道冲激响应长度:

$$\mathbf{H}_n \triangleq \begin{bmatrix} h_{M-1} & h_{M-2} & \cdots & h_0 & 0 & \cdots & 0 \\ & h_{M-1} & h_{M-2} & \cdots & h_0 & 0 & \cdots & 0 \\ & & & \ddots & & & & \\ 0 & & \cdots & 0 & h_{M-1} & h_{M-2} & \cdots & h_0 \end{bmatrix} \quad (3-5)$$

ω_n 为均值为 0, 方差为 $\sigma_{\omega,n}^2$ 的高斯白噪声。

假设噪声 ω_n 是独立同分布的 (i.i.d), 可以得到:

$$\begin{aligned} \mathbf{E}(\mathbf{z}_n) &= \mathbf{H}_n \mathbf{E}(\mathbf{x}_n) \\ \text{Cov}(x_n, \mathbf{z}_n) &= \text{Cov}(x_n, x_n) [\mathbf{0}_{1 \times (N_2+M-1)} \ 1 \ \mathbf{0}_{1 \times N_1}] \mathbf{H}_n^H \\ \text{Cov}(\mathbf{z}_n, \mathbf{z}_n) &= \sigma_{\omega,n}^2 \mathbf{I}_N + \mathbf{H}_n \text{Cov}(\mathbf{x}_n, \mathbf{x}_n) \mathbf{H}_n^H \end{aligned} \quad (3-6)$$

由于比特 $c_{n,j}$ 是独立同分布的, 进而 x_n 也是独立的, 从而可以得出, 对于 $n, m, n \neq m$ 的情况下, $\text{Cov}(x_n, x_m) = 0$ 。所以协方差矩阵 $\text{Cov}(\mathbf{x}_n, \mathbf{x}_n)$ 只有在主对角线上式非零值。

如图3-1, 为了计算法 \mathbf{a}_n, b_n , 利用译码器反馈软信息 $L_e^D(c_{n,j})$ 可得随机变量 x_n 的先验信息和方差为:

$$\begin{aligned} \bar{x}_n &\triangleq \mathbf{E}(x_n) = \sum_{\alpha_i \in \mathcal{S}} \alpha_i \cdot P(x_n = \alpha_i) \\ v_n &\triangleq \text{Cov}(x_n, x_n) = \left(\sum_{\alpha_i \in \mathcal{S}} |\alpha_i|^2 \cdot P(x_n = \alpha_i) \right) - |\bar{x}_n|^2 \end{aligned} \quad (3-7)$$

式 (3-5) 中概率 $P(c_{n,j})$ 是对数似然比 $L_e^D(c_{n,j})$ 的函数,

$$\begin{aligned} P(x_n = \alpha_i) &= \prod_{j=1}^Q P(c_{n,j} = s_{i,j}) \\ &= \prod_{j=1}^Q 1/2 \cdot (1 + \tilde{s}_{i,j} \cdot \tanh(L_e^D(c_{n,j}/2))) \end{aligned} \quad (3-8)$$

其中

$$\tilde{s}_{i,j} \triangleq \begin{cases} +1 & s_{i,j} = 0 \\ -1 & s_{i,j} = 1 \end{cases} \quad (3-9)$$

表 3-1 QPSK 映射方式

i	1	2	3	4
$s_{i,1} s_{i,2}$	00	10	01	11
α_i	$(+1 + i)/\sqrt{2}$	$(-1 + i)/\sqrt{2}$	$(+1 - i)/\sqrt{2}$	$(-1 - i)/\sqrt{2}$

表 3-2 从 $L_e^D(c_{n,j})$ 求解 \bar{x}_n 和 v_n

QPSK:
$\bar{x}_n = 1/\sqrt{2} \cdot (\tanh(L_e^D(c_{n,1})/2) + \tanh(L_e^D(c_{n,2})/2)i)$
$v_n = 1 - \bar{x}_n ^2$

如果采用表3-1的映射方式,那么, \bar{x}_n 和 v_n 的求解可以简化为表3-2
利用 \bar{x}_n 和 v_n 给出以下定义:

$$\begin{aligned}\bar{z}_n &\triangleq E(z_n) = \sum_{k=0}^{M-1} h_k \bar{x}_{n-k} \\ \bar{\mathbf{z}}_n &\triangleq E(\mathbf{z}_n) = [\bar{z}_{n-N_2}, \bar{z}_{n-N_2+1}, \dots, \bar{z}_{n+N_1}]^T \\ \mathbf{V}_n &\triangleq \text{Cov}(x_n, x_n) = \text{diag}(v_{n-M-N_2+1}, \dots, v_{n+N_1}) \\ \mathbf{s}_n &\triangleq \mathbf{H}_n [\mathbf{0}_{1 \times (N_2+M-1)} \ 1 \ \mathbf{0}_{1 \times N_1}]^T \\ \Sigma_n &\triangleq \text{Cov}(\mathbf{z}_n, \mathbf{z}_n) = (\sigma_{\omega,n}^2 \mathbf{I}_N + \mathbf{H}_n \mathbf{V}_n \mathbf{H}_n^H)\end{aligned}\tag{3-10}$$

因此,估计值 \hat{x}_n 如下:

$$\hat{x}_n = \bar{x}_n + \mathbf{a}_n^H (\mathbf{z}_n - \bar{\mathbf{z}}_n) = \bar{x}_n + \sum_{k=-N_1}^{N_2} a_{n,k} \cdot (z_{n-k} - \bar{z}_{n-k})\tag{3-11}$$

其中 $\mathbf{a}_n = v_n \Sigma^{-1} \mathbf{s}_n$,这个方程等价于 $\mathbf{z}_n - \bar{\mathbf{z}}_n$ 经过一个线性滤波器,其滤波系数 $f_{n,k}$, $k = -N_1, 1 - N_1, \dots, N_2$,具体如下:

$$\mathbf{f}_n = [f_{n,N_2}^*, f_{n,N_2-1}^*, \dots, f_{n,-N_1}^*]^T \triangleq \Sigma_n^{-1} \mathbf{s}_n\tag{3-12}$$

乘以 v_n 并加上 \bar{x}_n 可以得到估计符号如下:

$$\hat{x}_n = \bar{x}_n + v_n \cdot \mathbf{f}_n^H (\mathbf{z}_n - \bar{\mathbf{z}}_n)\tag{3-13}$$

然而, \hat{x}_n 通过 \bar{x}_n 和 v_n 依赖 $L_e^D(c_{n,j})$, 这违背了求解外部信息时不能依赖先验信息的原则。为了使 \hat{x}_n 独立于 $L_e^D(c_{n,j})$, 在计算 \hat{x}_n 的时候, 将 $L_e^D(c_{n,j})$, $j = 1, \dots, Q$ 都设置为 0, 从而 $\bar{x}_n = 0$ 且 $v_n = 1$ 。式3-13可以改写如下:

$$\begin{aligned}\mathbf{f}'_n &\triangleq \mathbf{f}_n|_{v_n=1} = (\Sigma_n + (1 - v_n)\mathbf{s}_n\mathbf{s}_n^H)^{-1}\mathbf{s}_n \\ \hat{x}_n &= 0 + 1 \cdot \mathbf{f}_n^H(\mathbf{z}_n - \bar{\mathbf{z}}_n + (\bar{x}_n - 0)\mathbf{s}_n)\end{aligned}\quad (3-14)$$

利用逆矩阵定理, 可以得知 \mathbf{f}'_n 是 \mathbf{f}_n 的伸展版, 可以表示如下:

$$\begin{aligned}\mathbf{f}'_n &= (\Sigma_n^{-1} - \Sigma_n^{-1}\mathbf{s}_n((1 - v_n)^{-1} + \mathbf{s}_n\Sigma_n^{-1}\mathbf{s}_n)^{-1}\mathbf{s}_n^H\Sigma_n^{-1})\mathbf{s}_n \\ &= \mathbf{f}_n - \mathbf{f}_n((1 - v_n)^{-1} + \mathbf{f}_n^H\mathbf{s}_n)^{-1}\mathbf{f}_n^H\mathbf{s}_n \\ &= (1 + (1 - v_n)^{-1} + \mathbf{f}_n^H\mathbf{s}_n)^{-1}\mathbf{f}_n\end{aligned}\quad (3-15)$$

因此, 估计符号 \hat{x}_n 可以改写如下:

$$\hat{x}_n = K_n \cdot \mathbf{f}_n^H(\mathbf{z}_n - \bar{\mathbf{z}}_n + \bar{x}_n\mathbf{s}_n) \quad (3-16)$$

其中, $K_n \triangleq (1 + (1 - v_n)\mathbf{f}_n^H\mathbf{s}_n)^{-1}$

3.1.2 映射

上一节已经得到了发送符号的估计值 \hat{x}_n , 对于传统线性均衡器来说, 其结果可以直接给译码器, 最后得到译码结果。但是, 由于采用的是 Turbo 均衡算法, 所以译码器采用软输入软输出算法, 因此, 需要关于发送符号的软信息。具体可以参考图3-2。

基于 MMSE 准则的线性 Turbo 均衡器计算其后验对数似然比 LLR 值:

$$\begin{aligned}L(c_{n,j}|\hat{x}_n) &\triangleq \ln \frac{P(c_{n,j}=0|\hat{x}_n)}{P(c_{n,j}=1|\hat{x}_n)} \\ &\triangleq \ln \frac{\sum_{\forall \mathbf{c}_n: c_{n,j}=0} p(\hat{x}_n|\mathbf{c}_n)P(\mathbf{c}_n)}{\sum_{\forall \mathbf{c}_n: c_{n,j}=1} p(\hat{x}_n|\mathbf{c}_n)P(\mathbf{c}_n)}\end{aligned}\quad (3-17)$$

上式可以分解如下:

$$\ln \frac{\sum_{\forall \mathbf{c}_n: c_{n,j}=0} p(\hat{x}_n|\mathbf{c}_n) \prod_{\forall j' \neq j} P(c_n, j')}{\sum_{\forall \mathbf{c}_n: c_{n,j}=1} p(\hat{x}_n|\mathbf{c}_n) \prod_{\forall j' \neq j} P(c_n, j')} + L_a(c_{n,j}) \underbrace{\sum_{\forall \mathbf{c}_n: c_{n,j}=1} p(\hat{x}_n|\mathbf{c}_n) \prod_{\forall j' \neq j} P(c_n, j')}$$

$$L_e^E(c_{n,j}) \quad (3-18)$$

其中, $L_a(c_{n,j})$ 为上一次译码器反馈的外部信息 $L_e^D(c_{n,j})$, 作为均衡器的先验信息。 $L_e^E(c_{n,j})$ 是均衡器输出的软信息, 也是要通过 \hat{x}_n 映射得到的。

假设 PDF $p(\hat{x}_n | \mathbf{c}_n = \mathbf{s}_i) = p(\hat{x}_n | x_n = \alpha_i)$, $i = 1, 2, \dots, 2^Q$ 是均值为 $\mu_{n,i} \triangleq E(\hat{x}_n | x_n = \alpha_i)$, 方差为 $\sigma_{n,i}^2 = \text{Cov}(\hat{x}_n, \mathbf{x}_n | x_n = \alpha_i)$ 的高斯分布:

$$p(\hat{x}_n | \mathbf{c}_n = \mathbf{s}_i) \approx \phi_{\mu_{n,i}, \sigma_{n,i}^2}(\hat{x}_n) \quad (3-19)$$

这个假设可以简化 $L_e^E(c_{n,j})$ 的计算, 而且只应用于 \hat{x}_n 到 $L_e^E(c_{n,j})$ 的映射, 因此性能损失是可以忽略不计的。而且发现 $L_e^E(c_{n,j})$ 或 $L(c_{n,j} | \hat{x}_n)$ 对于小范围的性能损失的鲁棒性非常好。

\hat{x}_n 的统计量 $\mu_{n,i}$ 和 $\sigma_{n,i}^2$ 如下:

$$\begin{aligned} \mu_{n,j} &= \mathbf{f}_n^H(E(\mathbf{z}_n | x_n = \alpha_i) - \bar{\mathbf{z}}_n + \bar{x}_n \mathbf{s}_n) \\ &= \mathbf{f}_n^H(\mathbf{H}_n E(\mathbf{x}_n | x_n = \alpha_i) - \bar{\mathbf{z}}_n + \bar{x}_n \mathbf{s}_n) \\ &= \alpha_i \cdot \mathbf{f}_n^H \mathbf{s}_n \\ \sigma_{n,i}^2 &= \mathbf{f}_n^H \text{Cov}(\mathbf{z}_n, \mathbf{z}_n | x_n = \alpha_i) \mathbf{f}_n \\ &= \mathbf{f}_n^H (\Sigma_n - v_n \mathbf{s}_n \mathbf{s}_n^H) \mathbf{f}_n \\ &= \mathbf{f}_n^H \mathbf{s}_n - v_n \mathbf{f}_n^H \mathbf{s}_n \mathbf{s}_n^H \mathbf{f}_n \end{aligned} \quad (3-20)$$

从而得到:

$$\begin{aligned} L_e^E(c_{n,j}) &= \ln \frac{\sum_{\forall s_i: s_{i,j}=0} p(\hat{x}_n | \mathbf{c}_n = \mathbf{s}_i) \prod_{\forall j': j' \neq j} P(c_{n,j'} = s_{i,j'})}{\sum_{\forall s_i: s_{i,j}=1} p(\hat{x}_n | \mathbf{c}_n = \mathbf{s}_i) \prod_{\forall j': j' \neq j} P(c_{n,j'} = s_{i,j'})} \\ &= \ln \frac{\sum_{\forall s_i: s_{i,j}=0} \exp \left(-\rho_{n,j} + \sum_{\forall j': j' \neq j} \tilde{s}_{i,j'} L(c_{n,j'}) / 2 \right)}{\sum_{\forall s_i: s_{i,j}=1} \exp \left(-\rho_{n,j} + \sum_{\forall j': j' \neq j} \tilde{s}_{i,j'} L(c_{n,j'}) / 2 \right)} \end{aligned} \quad (3-21)$$

其中,

$$\begin{aligned} \rho_{n,j} &= \frac{|\bar{x}_n - \mu_{n,i}|^2}{\sigma_{n,i}^2} \\ &= \frac{|\mathbf{f}_n^H(\mathbf{z}_n - \bar{\mathbf{z}}_n + \bar{x}_n \mathbf{s}_n) - \alpha_i \mathbf{f}_n^H \mathbf{s}_n|^2}{\mathbf{f}_n^H \mathbf{s}_n - v_n \mathbf{f}_n^H \mathbf{s}_n \mathbf{s}_n^H \mathbf{f}_n} \end{aligned} \quad (3-22)$$

对于3-1的映射方式, 则外部信息 $L_e^E(c_{n,j})$ 可以简化为:

表 3-3 $L_e^E(c_{n,j})$ 的计算公式

QPSK
$L_e^E(c_{n,1}) = \sqrt{8}/(1 - v_n \mathbf{s}_n^H \mathbf{f}_n) \cdot \operatorname{Re}(\mathbf{f}_n^H (\mathbf{z}_n - \bar{\mathbf{z}}_n + \bar{x}_n \mathbf{s}_n))$
$L_e^E(c_{n,2}) = \sqrt{8}/(1 - v_n \mathbf{s}_n^H \mathbf{f}_n) \cdot \operatorname{Im}(\mathbf{f}_n^H (\mathbf{z}_n - \bar{\mathbf{z}}_n + \bar{x}_n \mathbf{s}_n))$

如果先验信息不存在,也即是 $L_e^D(c_{n,j}) = 0$ 对所有的 n, j ,那么 \mathbf{f}_n 是固定的,不随时间而改变。在此条件下, $\bar{x}_n = 0, v_n = 1$,那么 \mathbf{f}_n 可以改写如下:

$$\mathbf{f}_{NA} \triangleq \Sigma_n^{-1}|_{v_n=1, \forall n} = (\sigma_\omega^2 \mathbf{I}_N + \mathbf{H}_n \mathbf{H}_n^H)^{-1} \mathbf{s}_n \quad (3-23)$$

此式与传统的 MMSE 均衡器一样,NA 代表的是“没有先验信息”。对于传统线性均衡器,可以采用最陡下降法来降低运算复杂度,然而本文采用的基于先验信息 MMSE 准则的线性 Turbo 均衡算法中, \mathbf{f}_n 依赖于 \mathbf{H}_n 和 \mathbf{V}_n , 最陡下降法不能适用,因此必须计算矩阵的逆,直接实现此操作需要 N^3 的计算量。

3.1.3 算法优化与总结

分析 Σ_n 的结构从而发展出一个快速递归求解 \mathbf{f}_n 的算法,此算法只需要 N^2 的计算量。很多关于自适应滤波器的文献^[53,76] 都有相关的快速算法。本文主要参考文献[33]中的快速算法。时间递归更新算法如下:

$$\Sigma_n \triangleq \begin{bmatrix} \sigma_P & \boldsymbol{\sigma}_P^H \\ \boldsymbol{\sigma}_P & \Sigma_P \end{bmatrix}, \quad \Sigma_{n+1} \triangleq \begin{bmatrix} \Sigma_N & \boldsymbol{\sigma}_N \\ \boldsymbol{\sigma}_N^H & \sigma_N \end{bmatrix} \quad (3-24)$$

其中, $\Sigma_i, i \in \{P, N\}$ 是 $(N-1) \times (N-1)$ 的矩阵, $\boldsymbol{\sigma}_i$ 是长度为 $N-1$ 的列向量, σ_i 则是标量。下标 P 代表当前“Present”时间 n 。而 N 代表下一“next”时间 $n+1$ 。相似的,对于 Σ_n, Σ_{n+1} 的逆的划分如下:

$$\begin{aligned} \Sigma_n^{-1} &\triangleq \mathbf{U}_n \triangleq \begin{bmatrix} u_P & \mathbf{u}_P^H \\ \mathbf{u}_P & \mathbf{U}_P \end{bmatrix} \\ \Sigma_{n+1}^{-1} &\triangleq \mathbf{U}_{n+1} \triangleq \begin{bmatrix} \mathbf{U}_N & \mathbf{u}_N \\ \mathbf{u}_N^H & u_N \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (3-25)$$

其中,用到了 Hermitian 矩阵的逆依然是 Hermitian 矩阵这一性质。从上式可以发现, Σ_P 和 Σ_N 是一致的:

$$\Sigma_P = \Sigma_N = \sigma_{\omega,n}^2 \mathbf{I}_N + \mathbf{H}'_n \text{diag}[v_{n-M+N_2+2}, \dots, v_{n+N_1}] \mathbf{H}'_n^H \quad (3-26)$$

其中, \mathbf{H}' 是 $(N - 1) \times (N + M - 2)$ 的信道卷积矩阵。基于这个事实, 递归算法从 \mathbf{U}_n 计算 Σ_n^{-1} , 并令 $\Sigma_P^{-1} = \Sigma_N^{-1}$, 进而从 Σ_N^{-1} 计算得到 \mathbf{U}_{n+1} 。

Σ_n 的子矩阵 Σ_P 的逆 Σ_P^{-1} 可以通过解 $\Sigma_n \mathbf{U}_n = \mathbf{I}_N$ 方程得到:

$$\begin{aligned} \Sigma_P \mathbf{U}_P + \boldsymbol{\sigma}_P \mathbf{u}_P^H &= \mathbf{I}_{N-1} \\ \Sigma_P \mathbf{u}_P + \boldsymbol{\sigma}_P u_P^H &= \mathbf{0}_{N-1} \\ \rightarrow \Sigma_P^{-1} &= \mathbf{U}_P - \mathbf{u}_P \mathbf{u}_P^H / u_P \end{aligned} \quad (3-27)$$

通过求解方程 $\Sigma_{n+1} \mathbf{U}_{n+1} = \mathbf{I}_N$, 可以用 $\Sigma_N, \boldsymbol{\sigma}_N$ 以及 σ_N 来表示 \mathbf{U}_N 和 \mathbf{u}_N :

$$\begin{aligned} \boldsymbol{\sigma}'_N^{-1} &\triangleq \Sigma_N^{-1} \boldsymbol{\sigma}_N \\ u_N &= 1 / (\sigma_N - \boldsymbol{\sigma}_N^H \boldsymbol{\sigma}'_N) \\ \mathbf{u}_N &= -u_N \boldsymbol{\sigma}'_N \\ \mathbf{U}_N &= \Sigma_N^{-1} + u_N \boldsymbol{\sigma}'_N \boldsymbol{\sigma}'_N^H \end{aligned} \quad (3-28)$$

其中, 利用中间向量 $\boldsymbol{\sigma}'_N$ 来简化算法。矩阵 Σ_N^{-1} 和矩阵 Σ_P^{-1} 是相等的, 而且 $\boldsymbol{\sigma}_N$ 和 σ_N 可以利用式 (3-12) 和 (3-27) 得到:

$$\begin{bmatrix} \boldsymbol{\sigma}_N \\ \sigma_N \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{0}_{N-1} \\ \sigma_\omega^2 \end{bmatrix} + \mathbf{H}_n \mathbf{V}_{n-1} \mathbf{H}_n^H \begin{bmatrix} \mathbf{0}_{N-1} \\ 1 \end{bmatrix} \quad (3-29)$$

此时, 可以利用 $\mathbf{U}_N, \mathbf{u}_N$ 和 u_N 计算出 \mathbf{U}_n , 从而形成完整的递归算法。当 $\mathbf{f}_{n+1} = \Sigma_{n+1}^{-1} \mathbf{s}_{n+1}$ 得到之后, 就可以利用式 (3-21) 求解出外部信息 $L_e^E(c_{n+1,j})$ 。

为了利用这种时间递归算法, \mathbf{U}_n 在 $n = 1$ 的初始化值 $\mathbf{U}_1 = (\sigma_\omega \mathbf{I}_N + \mathbf{H}_1 \mathbf{V}_1 \mathbf{H}_1^H)^{-1}$ 需要给出。由于算法在训练序列的时候就开始递归计算, 因此 $\mathbf{V}_1 = 0$, 从而得到 $\mathbf{U}_1 = \sigma_\omega^{-2} \mathbf{I}_N$ 。算法步骤总结如表3-4

表 3-4 MMSE-LE 递归算法总结

输入:

- 星座图映射 $\mathcal{S} = \alpha_1, \dots, \alpha_{2^Q}$,
- 滤波器长度 N_1 和 N_2 ,
- 信道特征 $h_k, k = 0, \dots, M - 1$ 和 $\sigma_{\omega,n}^2$,
- 接收符号 $z_n, n = 1 - N_2, \dots, L + N_1$,
- 先验信息 $L_e^D(c_{n,j}), n = 1 - N_2 + M + 1, \dots, L + N_1, j = 1, \dots, Q$,

初始化:

- 定义变量 $\mathbf{f} = \mathbf{0}_N, \tilde{\mathbf{U}} = \mathbf{0}_{N \times (N-1)}$,
- $\mathbf{u} = \mathbf{u}' = \mathbf{0}_{N-1}, x = u = \mu = \rho_i = 0, i = 1, \dots, 2^Q$,
- 计算 \bar{x}_n 和 $v_n, n = 1 - N_2 - M + 1, \dots, L + N_1$,
- 计算 $\bar{z}_n, n = 1 - N_2, \dots, L + N_1$,
- 计算 $\tilde{\mathbf{U}} = (\sigma_{\omega,n}^2 \mathbf{I}_N + \mathbf{H}_1 \mathbf{V}_1 \mathbf{H}_1^H)^{-1}$,

续下页

续表 3-4 MMSE-LE 递归算法总结

均衡算法:

FOR $n = 1$ TO L DO

$$\mathbf{f} = \tilde{\mathbf{U}}\mathbf{s},$$

$$\mu = \mathbf{f}^H \mathbf{s},$$

$$x = \mathbf{f}^H (\mathbf{z}_n - \bar{\mathbf{z}}_n) + \bar{x}_n \mu,$$

FOR $i = 1$ TO 2^Q DO

$$\rho_i = |x - \alpha_i \mu|^2 / (\mu - \mu^2),$$

END

FOR $j = 1$ TO Q DO

$$L_e^E(c_{n,j}) = \ln \frac{\sum_{\forall s_i: s_{i,j}=0} \exp \left(-\rho_{n,j} + \sum_{\forall j': j' \neq j} \tilde{s}_{i,j'} L(c_{n,j'}) / 2 \right)}{\sum_{\forall s_i: s_{i,j}=1} \exp \left(-\rho_{n,j} + \sum_{\forall j': j' \neq j} \tilde{s}_{i,j'} L(c_{n,j'}) / 2 \right)}$$

END

IF $n < L$ THEN

$$\begin{bmatrix} \mathbf{U} & \mathbf{u} \\ \mathbf{u}^H & u \end{bmatrix} = \tilde{\mathbf{U}},$$

$$\mathbf{U} = \mathbf{U} - \mathbf{u}\mathbf{u}^H/u,$$

$$\begin{bmatrix} \mathbf{u} & u \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{0}_{N-1} \\ \sigma_{\omega,n}^2 \end{bmatrix} = \mathbf{H}_{n+1} \mathbf{V}_{n+1} \mathbf{H}_{n+1}^H,$$

$$\mathbf{u}' = \mathbf{U}\mathbf{u},$$

$$u = 1/(u - \mathbf{u}^H \mathbf{u}'),$$

$$\mathbf{u} = -u\mathbf{u}',$$

$$\mathbf{U} = \mathbf{U} + u\mathbf{u}'\mathbf{u}'^H,$$

$$\tilde{\mathbf{U}} = \begin{bmatrix} u & \mathbf{u}^H \\ \mathbf{u} & \mathbf{U} \end{bmatrix},$$

END

END

3.2 低复杂度近似算法

为了进一步减少计算量,寻找不随 n 变化的滤波器系数 $\mathbf{f} \triangleq [f_{N_2}^*, f_{N_2-1}^*, \dots, f_{-N_1}^*]$, 提出 MMSE 均衡算法的低复杂度近似解决方案来代替式 (3-13) 获取 \hat{x}_n 。其中, 利用 $\Sigma_n + (1 - v_n)\mathbf{s}\mathbf{s}^H$ 的时间平均值来代替变化值:

$$\begin{aligned}\mathbf{f}' &\triangleq \left(\frac{1}{L} \sum_{n=1}^L \Sigma_n + (1 - v_n)\mathbf{s}\mathbf{s}^H\gamma \right) \\ &= (\sigma_{\omega,n}^2 \mathbf{I}_N + \bar{\mathbf{V}}\mathbf{H}^H\gamma\gamma + (1 - \bar{v})\mathbf{s}\mathbf{s}^H)^{-1}\mathbf{s}\end{aligned}\quad (3-30)$$

其中 $\bar{\mathbf{V}} \triangleq \frac{1}{L} \sum_{n=1}^L \mathbf{V}_n$ 和 $\bar{v} = \frac{1}{L} = \sum_{n=1}^L v_n$ 。发送符号估计值 \hat{x}_n 可以改写成:

$$\hat{x}_n = \mathbf{f}'^H(\mathbf{z}_n - \bar{\mathbf{z}}_n + \bar{x}_n\mathbf{s}) \quad (3-31)$$

定义向量:

$$\mathbf{f} \triangleq (\sigma_{\omega,n}^2 \mathbf{I}_N + \bar{\mathbf{V}}\mathbf{H}^H)^{-1}\mathbf{s} \quad (3-32)$$

与上面算法相类似, \mathbf{f}' 也是 \mathbf{f} 的伸展:

$$\mathbf{f}' = (1 + (1 - \bar{v})\mathbf{f}^H)^{-1}\mathbf{f} \quad (3-33)$$

\hat{x}_n 的均值和方差可以计算如下:

$$\begin{aligned}\mu_{n,i} &= K \cdot \mathbf{f}^H(E(\mathbf{z}_n | x_n = \alpha_i) - \bar{\mathbf{z}}_n + \bar{x}_n\mathbf{s}) \\ &= K \cdot \alpha_i \cdot \mathbf{f}^H\mathbf{s} \\ \sigma_{n,i}^2 &= K^2 \cdot \mathbf{f}^H \text{Cov}(\mathbf{z}_n, \mathbf{z}_n | x_n = \alpha_i) \mathbf{f} \\ &= K^2 \cdot \mathbf{f}^H(\Sigma_n - v_n\mathbf{s}\mathbf{s}^H)\mathbf{f}\end{aligned}\quad (3-34)$$

其中 $K \triangleq (1 + (1 - \bar{v})\mathbf{s}^H\mathbf{f})^{-1}$, 从而得到:

$$\rho_{n,i} = \frac{|\mathbf{f}^H(\mathbf{z}_n - \bar{\mathbf{z}}_n + \bar{x}_n\mathbf{s}) - \alpha_i\mathbf{f}^H\mathbf{s}|^2}{\mathbf{f}^H(\sigma_{\omega,n}^2 \mathbf{I}_H + \bar{\mathbf{V}}\mathbf{H}^H\mathbf{H}^H - v_n\mathbf{s}\mathbf{s}^H)\mathbf{f}} \quad (3-35)$$

利用式 (3-17) 可以求出均衡器输出的外部软信息 $L_e^E(c_{n,j})$ 。

对于 L 很长的情况下, $\bar{\mathbf{V}}$ 可以用 $\bar{v}\mathbf{I}_{N+M-1}$ 代替, 而此中替换对于 SISO 均衡器的性能影响很小, 因此可以简化 \mathbf{f} 为:

$$\hat{\mathbf{f}} \triangleq (\sigma_{\omega,n}^2 \mathbf{I}_N + \bar{v}\mathbf{H}\mathbf{H}^H)^{-1}\mathbf{s} \quad (3-36)$$

$\rho_{n,i}$ 可以简化如下：

$$\begin{aligned}
 & \frac{|\mathbf{f}^H(\mathbf{z}_n - \bar{\mathbf{z}}_n + \bar{x}_n \mathbf{s}) - \alpha_i \mathbf{f}^H \mathbf{s}|^2}{\mathbf{f}^H(\sigma_{\omega,n}^2 \mathbf{I}_N + \mathbf{H} \mathbf{V}_n \mathbf{H}^H - v_n \mathbf{s} \mathbf{s}^H) \mathbf{f}} \\
 & \approx \frac{|\hat{\mathbf{f}}^H(\mathbf{z}_n - \bar{\mathbf{z}}_n + \bar{x}_n \mathbf{s}) - \alpha_i \hat{\mathbf{f}}^H \mathbf{s}|^2}{\hat{\mathbf{f}}^H(\sigma_{\omega,n}^2 \mathbf{I}_N + \bar{v}(\mathbf{H} \mathbf{H}^H - \mathbf{s} \mathbf{s}^H)) \hat{\mathbf{f}}} \\
 & = \frac{|\hat{\mathbf{f}}^H(\mathbf{z}_n - \bar{\mathbf{z}}_n + \bar{x}_n \mathbf{s}) - \alpha_i \hat{\mathbf{f}}^H \mathbf{s}|^2}{\hat{\mathbf{f}}^H \mathbf{s} (1 - \mathbf{s}^H \hat{\mathbf{f}})}
 \end{aligned} \tag{3-37}$$

对于 QPSK, 且映射方式按照表3-1, 那么外部信息可以简化为表3-5

表 3-5 $L_e^E(c_{n,j})$ 的简化计算公式

QPSK
$\mu = \hat{\mathbf{f}}^H \mathbf{s}, \mathbf{p} = \mathbf{H}^H \hat{\mathbf{f}}, K_f = \hat{\mathbf{f}}^H \hat{\mathbf{f}}, x = \hat{\mathbf{f}}^H(\mathbf{z}_n - \bar{\mathbf{z}}_n + \bar{x}_n \mathbf{s}),$
$L_e^E(c_{n,1}) = \sqrt{8} \cdot \mu \operatorname{Re}(x) / (\sigma_{\omega,n}^2 K_f + \mathbf{p}^H \mathbf{V}_n \mathbf{p} - v_n \mu ^2),$
$L_e^E(c_{n,2}) = \sqrt{8} \cdot \mu \operatorname{Im}(x) / (\sigma_{\omega,n}^2 K_f + \mathbf{p}^H \mathbf{V}_n \mathbf{p} - v_n \mu ^2),$

3.3 仿真与分析

下面从几个方面对上面介绍的 Turbo 均衡算法进行仿真分析：

3.3.1 不同均衡算法之间的比较

表 3-6 不同均衡算法比较的参数设置

参数项		参数值
信道类型	ch_none	无码间干扰
	CHA	[0.407 0.815 0.407]
均衡器类型	eq_map_det	MAP 均衡算法
	eq_exact_lin	MMSE 精确线性均衡算法
	eq_approx_lin	MMSE 近似线性均衡器
调制方式	mo_bpsk	BPSK

续下页

续表 3-6 不同均衡算法比较的参数设置

交织长度	bl_1024	1024
编码长度	co_r2_m2	[5 7]
删余方式	pu_1	无删余
编码类型	RSC	递归系统卷积码

参数如表3-6,仿真结果如图3-3。

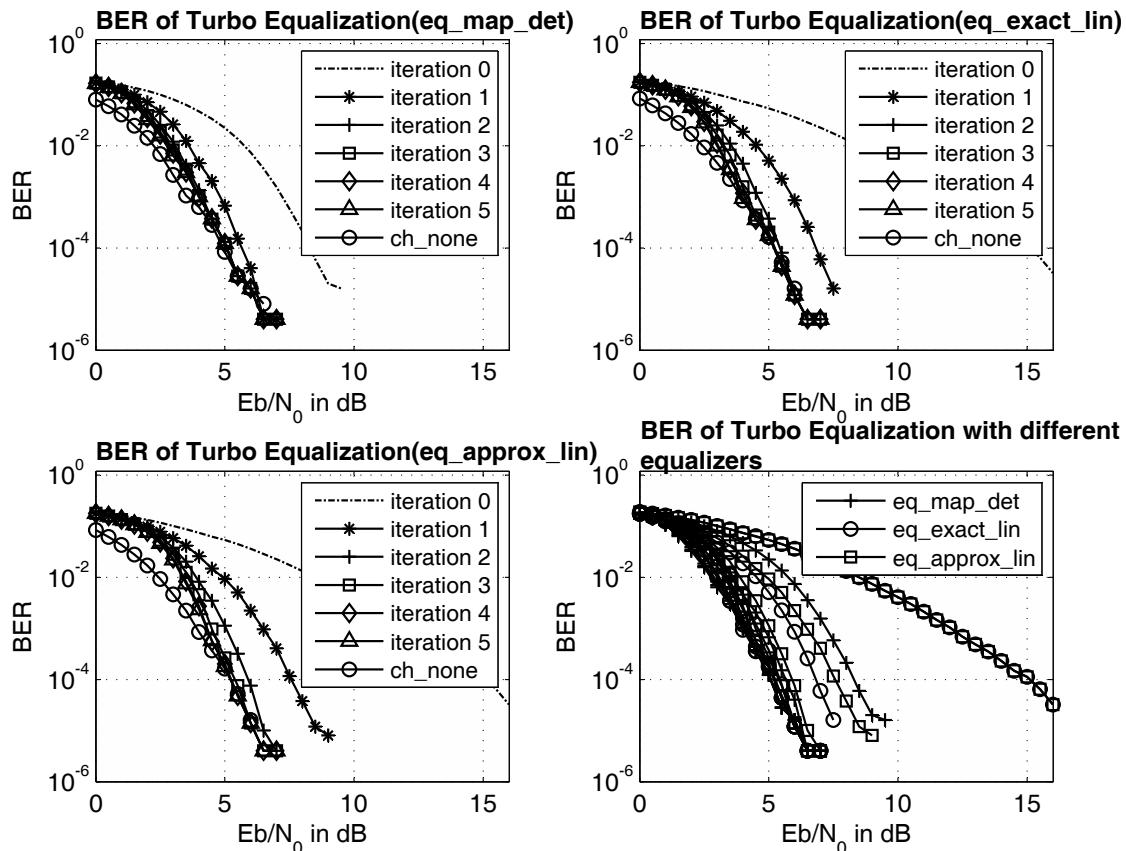


图 3-3 不同均衡算法的性能比较

可以从两方面分析图3-3:

1. 单独分析每一个图,可以看出,随着迭代次数的增加,所有均衡算法的误码率曲线都越来越接近 AWGN 下的误码率曲线。这说明,随着迭代次数的增加,外部信息被利用的越来越充分。
2. 分析图3-3中最后一个图,可以看出,MAP 均衡算法是最好的,但是随着迭

代次数的增加,MMSE 算法以及其近似算法越来越接近 MAP 均衡性能。因此,用基于先验信息 MMSE 准则的线性 Turbo 均衡算法代替 MAP 算法对性能的损失很小。

3.3.2 不同调制方式之间的比较

表 3-7 不同调制方式均衡性能比较的参数设置

参数项		参数值
信道类型	ch_none	无码间干扰
	CHA	[0.407 0.815 0.407]
均衡类型	eq_exact_lin	MMSE 精确线性均衡算法
调制方式	mo_bpsk	BPSK
	mo_qpsk	QPSK
	mo_8psk	8PSK
交织长度	bl_1024	1024
编码长度	co_r2_m2	[5 7]
删余方式	pu_1	无删余
编码类型	RSC	递归系统卷积码

参数如表3-7,仿真结果如图3-4。

可以从两方面分析图3-4:

1. 单独分析每一个图,可以看出,随着迭代次数的增加,所有调制方式下的误码率曲线都越来越接近 AWGN 下的误码率曲线。这说明,随着迭代次数的增加,外部信息被利用的越来越充分。
2. 分析图3-4中最后一个图,可以看出,BPSK 的性能最好,QPSK 的性能次之,最差的是 8PSK,究其原因,8PSK 调制下的码字之间的欧式距离最小,最容易出错,因此性能最差,但是 8PSK 的码率最高,在实际应用中要综合考虑性能

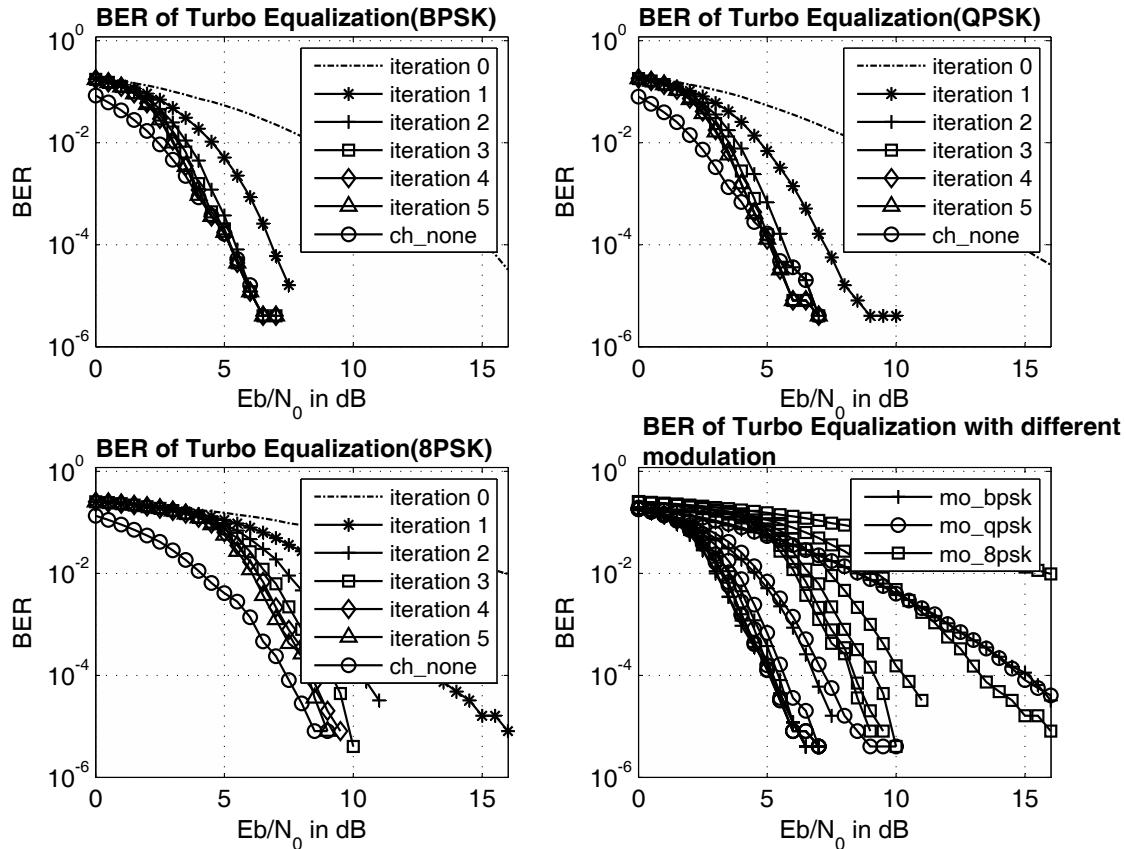


图 3-4 不同调制方式下均衡性能的比较

和码率之间的平衡。本文所在的水声相干通信系统中综合考虑这两方面,采用的是 QPSK 调制方式。

3.3.3 不同编码方式之间的比较

表 3-8 不同编码方式均衡性能比较的参数设置

参数项		参数值
信道类型	ch_none	无码间干扰
	CHA	[0.407 0.815 0.407]
均衡类型	eq_exact_lin	MMSE 精确线性均衡算法
调制方式	mo_bpsk	BPSK

续下页

续表 3-8 不同编码方式均衡性能比较的参数设置

交织长度	bl_1024	1024
编码方式	co_r2_m2	[5 7]
	co_r2_m4	[19 29]
删余方式	pu_1	无删余
编码类型	RSC	递归系统卷积码

参数如表3-8,仿真结果如图3-5。

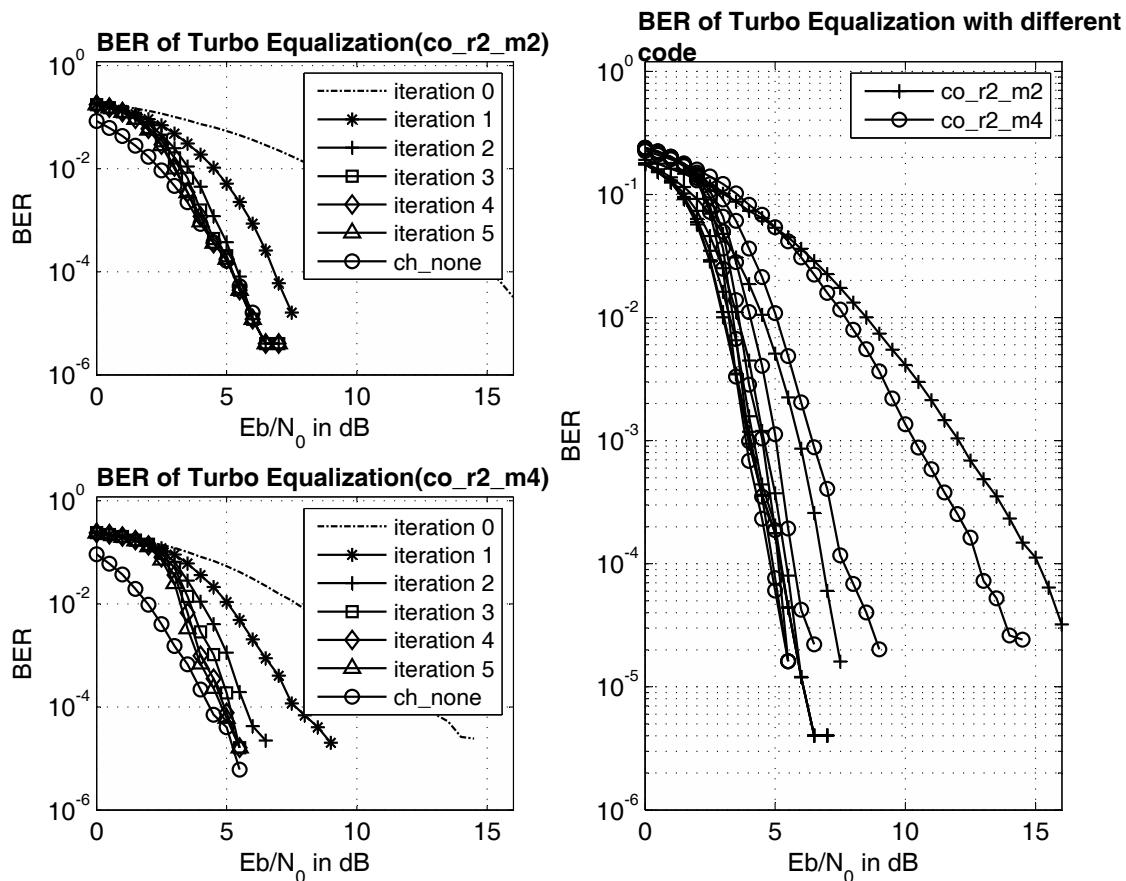


图 3-5 不同调制方式下均衡性能的比较

可以从两方面分析图3-5:

1. 单独分析每一个图,可以看出,随着迭代次数的增加,所有编码方式下的误码率曲线都越来越接近 AWGN 下的误码率曲线。这说明,随着迭代次数的增加,外部信息被利用的越来越充分。

2. 分析图3-5中最后一个图,可以看出,约束长度越大的编码方式,其性能越好(每一次迭代的比较结果,都是约束长度大的编码方式更优)。因为约束长度越大的编码方式,其译码性能越好,反馈给均衡器的外部信息越准确,因此,总体的译码性能会越好。考虑到这个问题,本文在湖试数据处理部分采用的是纠错性能极强的 Turbo 码。

3.3.4 不同删余方式之间的比较

表 3-9 不同删余方式均衡性能比较的参数设置

参数项		参数值
信道类型	ch_none	无码间干扰
	CHA	[0.407 0.815 0.407]
均衡类型	eq_exact_lin	MMSE 精确线性均衡算法
调制方式	mo_bpsk	BPSK
交织长度	bl_1024	1024
编码方式	co_r2_m2	[5 7]
删余方式	pu_1	无删余
	pu_100	3/4
编码类型	RSC	递归系统卷积码

参数如表3-9,仿真结果如图3-6。

可以从两方面分析图3-6:

- 单独分析每一个图,可以看出,随着迭代次数的增加,所有删余方式下的误码率曲线都越来越接近 AWGN 下的误码率曲线。这说明,随着迭代次数的增加,外部信息被利用的越来越充分。
- 分析图3-6中最后一个图,可以看出,删余越小,其性能越好(每一次迭代的比较结果,都是删余小的均衡性能更优)。因为删余越小,损失的信息越少,其译码性能越好,反馈给均衡器的外部信息越准确,因此,总体的译码性能会越

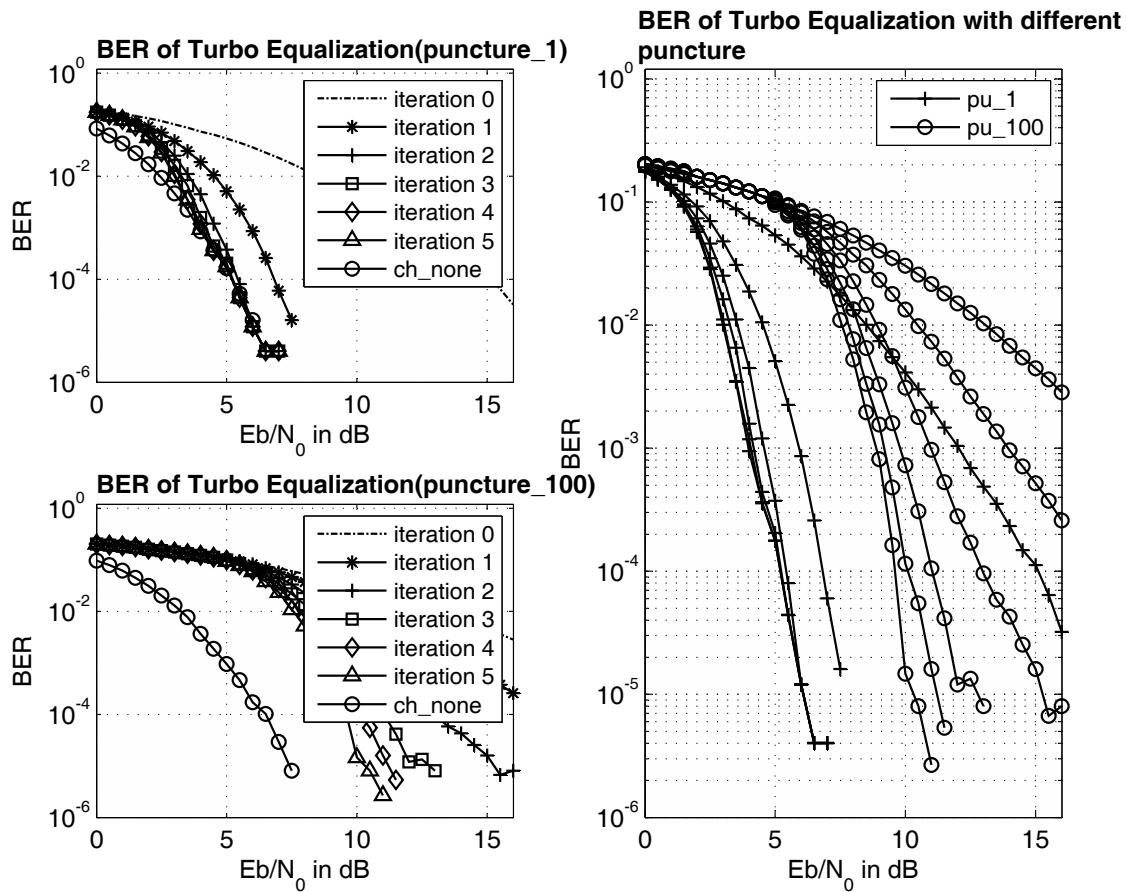


图 3-6 不同删余方式下均衡性能的比较

好。但是删余越少,其码率越低,考虑到这个问题,本文在湖试数据处理部分采用的删余方式为 pu_100。

3.3.5 不同交织长度之间的比较

表 3-10 不同交织长度均衡性能比较的参数设置

参数项		参数值
信道类型	ch_none	无码间干扰
	CHA	[0.407 0.815 0.407]
均衡类型	eq_exact_lin	MMSE 精确线性均衡算法

续下页

续表 3-10 不同交织长度均衡性能比较的参数设置

调制方式	mo_bpsk	BPSK
交织长度	bl_1024	1024
	bl_65535	65535
编码方式	co_r2_m2	[5 7]
删余方式	pu_1	无删余
编码类型	RSC	递归系统卷积码

参数如表3-10,仿真结果如图3-7。

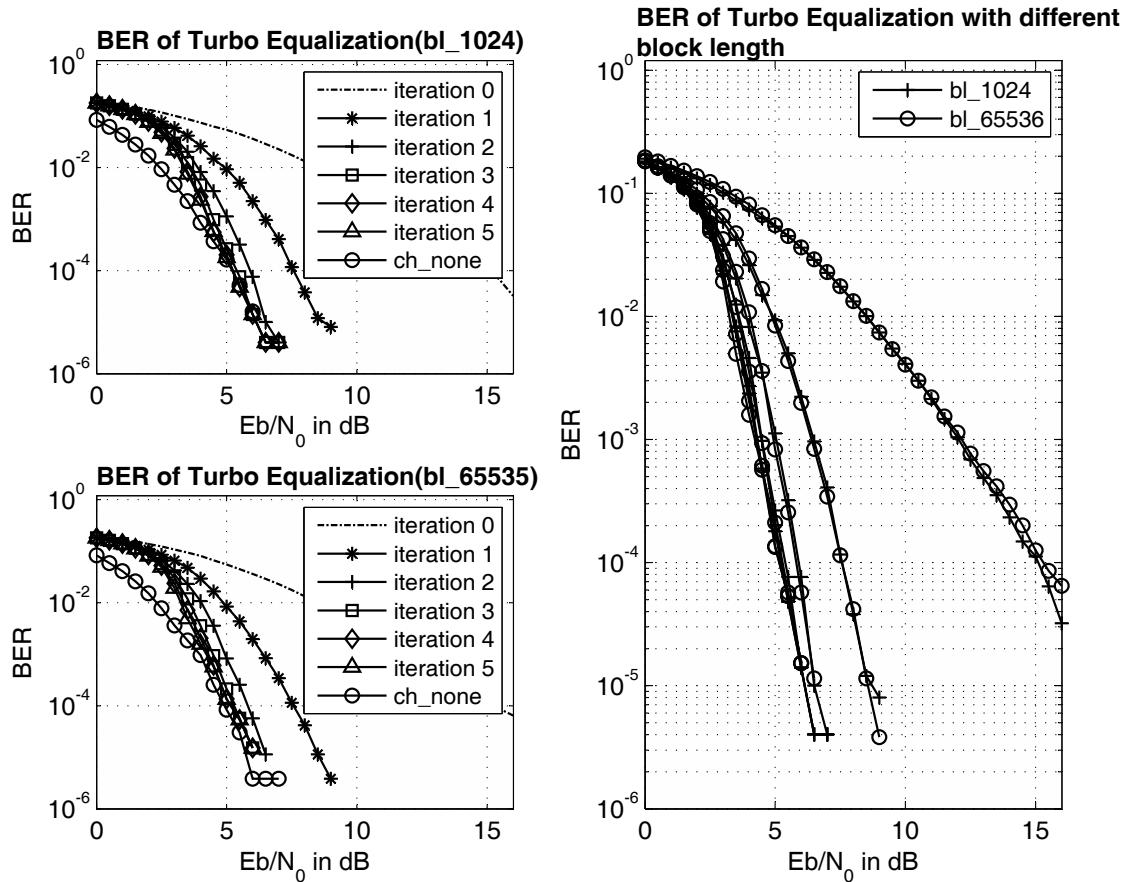


图 3-7 不同调制方式下均衡性能的比较

可以从两方面分析图3-7:

1. 单独分析每一个图,可以看出,随着迭代次数的增加,所有交织长度下的误码

率曲线都越来越接近 AWGN 下的误码率曲线。这说明,随着迭代次数的增加,外部信息被利用的越来越充分。

2. 分析图3-7中最后一个图,两种交织长度下的均衡性能基本一致,这是因为,在交织长度很小的情况下,随着交织长度的增加,均衡和译码的性能都会有所提升,但是当交织长度增大到一定值之后,再增加交织长度并不会提高均衡和译码性能,而相反会增加均衡和译码的计算量。综合考虑这个问题,本文在湖试数据处理部分采用的交织长度为 1936。

3.4 分数间隔线性 SISO 均衡算法

上面介绍的都是采用符号采样率的均衡器,这在多普勒比较严重的水声信道中容易产生相位翻转的现象。为了解决这个问题,通常采用分数间隔均衡器,下面将介绍采样率为二倍符号率的线性 SISO 均衡算法。

当接收信号采用二倍符号速率采样时,接收符号可以改写为:

$$z_{n,i} = \sum_{l=0}^{M-1} h_{n,l,i} x_{n-l} + \omega_{n,i}, \quad i \in \{0, 1\} \quad (3-38)$$

其中 $\mathbf{h}_{n,i} = [h_{n,0,i}, \dots, h_{n,M-1,i}]^T$ 为分数间隔时变信道冲激响应。依然假设 N 为符号速率均衡器长度,那么真实的均衡器(分数间隔均衡器)长度为 $2N$,因此,为了计算此时的发送符号的估计值 \hat{x}_n ,需要知道 $2N$ 个长度的接收符号 $z_{n,i}$ 以及 $N+M-1$ 个长度的关于发送符号 x_n 的先验信息。重新定义向量 \mathbf{z}_n 和 $\boldsymbol{\omega}_n$,使其长度为 $2N$ 。

$$\begin{aligned} \mathbf{z}_n &= [z_{n+N_1,1}, z_{n+N_1,0}, z_{n+N_1-1,1}, \dots, z_{n-N_2,1}, z_{n-N_2,0}]^T \\ \boldsymbol{\omega}_n &= [\omega_{n+N_1,1}, \omega_{n+N_1,0}, \omega_{n+N_1-1,1}, \dots, \omega_{n-N_2,1}, \omega_{n-N_2,0}]^T \end{aligned} \quad (3-39)$$

此时的信道卷积矩阵的大小为 $2N \times (N + M - 1)$:

$$\begin{aligned}
 \mathbf{H}_n &= \begin{bmatrix} \mathbf{h}_{n+N_1,1}^T & 0 & \cdots & 0 \\ \mathbf{h}_{n+N_1,0}^T & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \mathbf{h}_{n+N_1,1}^T & \cdots & 0 \\ 0 & \mathbf{h}_{n+N_1,0}^T & \cdots & 0 \\ \cdots & & & \\ 0 & \cdots & \mathbf{h}_{n+N_1,1}^T & \\ 0 & \cdots & \mathbf{h}_{n+N_1,0}^T & \end{bmatrix} \\
 &= \begin{bmatrix} h_{n+N_1,0,1} & h_{n+N_1,1,1} & \cdots & h_{n+N_1,M-1,1} & 0 & \cdots & 0 \\ h_{n+N_1,0,0} & h_{n+N_1,1,0} & \cdots & h_{n+N_1,M-1,0} & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & h_{n+N_1-1,0,1} & \cdots & h_{n+N_1-1,M-1,1} & 0 & \vdots & \\ 0 & h_{n+N_1-1,0,0} & \cdots & h_{n+N_1-1,M-1,0} & 0 & \vdots & \\ \vdots & & \ddots & & 0 & & \\ 0 & \cdots & 0 & h_{n-N_2,0,1} & h_{n-N_2,1,1} & \cdots & h_{n-N_2,M-1,1} \\ 0 & \cdots & 0 & h_{n-N_2,0,0} & h_{n-N_2,1,0} & \cdots & h_{n-N_2,M-1,0} \end{bmatrix} \tag{3-40}
 \end{aligned}$$

假设噪声的方差 $\sigma_{\omega,n,i}^2 = E(\omega_{n,i}, \omega_{n,i}^*)$ 在每一个符号都是不同的,而且是独立的,因此噪声的协方差矩阵 $\Omega_n = \text{Cov}(\boldsymbol{\omega}_n, \boldsymbol{\omega}_n)$ 为:

$$\Omega_n = \text{diag}[\sigma_{\omega,n+N_1,1}^2, \sigma_{\omega,n+N_1,0}^2, \cdots, \sigma_{\omega,n-N_2,1}^2, \sigma_{\omega,n-N_2,0}^2] \tag{3-41}$$

有了以上的改写,接收符号序列为:

$$\mathbf{z}_n = \mathbf{H}_n \mathbf{x}_n + \boldsymbol{\omega}_n \tag{3-42}$$

此时,接收符号的表达式与非分数间隔 SISO 均衡器的接收符号表达式是一致的,因此,可以利用非分数间隔均衡器的算法来求解分数间隔均衡器,只是矩阵的维数为 $2N \times 2N$ 而不是原来的 $N \times N$ 。

为了避免计算矩阵的逆,依然采用类似与 3.1.1 节中的时间递归更新算法。定义 $\Sigma_n = \mathbf{H}_n \mathbf{V}_n \mathbf{H}_n^H + \Omega_n$ 和 $\mathbf{U}_n = \Sigma_n^{-1}$,其维度为 $2N \times 2N$ 。与 3.1.1 节不同,此时对 Σ_n 和 \mathbf{U}_n 划分的四个部分都是矢量,为了方便区分,这里采用与 3.1.1 节不同的

符号表示:

$$\begin{aligned}\Sigma_{n-1} &= \begin{bmatrix} \mathbf{A}_n & \mathbf{G}_n \\ \mathbf{G}_n^H & \mathbf{B}_n \end{bmatrix}, \quad \Sigma_n = \begin{bmatrix} \mathbf{E}_n & \mathbf{F}_n^H \\ \mathbf{F}_n & \mathbf{A}_n \end{bmatrix} \\ \mathbf{U}_{n-1} &= \begin{bmatrix} \mathbf{D}_n & \mathbf{N}_n \\ \mathbf{N}_n^H & \mathbf{M}_n \end{bmatrix}, \quad \mathbf{U}_n = \begin{bmatrix} \mathbf{K}_n & \mathbf{L}_n^H \\ \mathbf{L}_n & \mathbf{C}_n \end{bmatrix}\end{aligned}\tag{3-43}$$

其中, $\mathbf{B}_n, \mathbf{E}_n$ 和 \mathbf{M}_n 都是 2×2 的矩阵, $\mathbf{F}_n, \mathbf{G}_n, \mathbf{L}_n$ 和 \mathbf{N}_n 都是 $(2N - 2) \times 2$ 的矩阵, $\mathbf{A}_n, \mathbf{C}_n$ 和 \mathbf{D}_n 都是 $(2N - 2) \times (2N - 2)$ 的矩阵。整体思路与 3.1.1 节一样, 通过求解 $\Sigma_n \mathbf{U}_n = \Sigma_{n-1} \mathbf{U}_{n-1} = \mathbf{I}_{2N}$, 也就是

$$\begin{aligned}\mathbf{A}_n \mathbf{D}_n + \mathbf{G}_n \mathbf{N}_n^H &= \mathbf{I}_{2N-2} \\ \mathbf{A}_n \mathbf{D}_n + \mathbf{G}_n \mathbf{M}_n &= \mathbf{0}_{2N-2} \\ \mathbf{E}_n \mathbf{K}_n + \mathbf{F}_n^H \mathbf{L}_n &= \mathbf{I}_2 \\ \mathbf{F}_n \mathbf{K}_n + \mathbf{A}_n \mathbf{L}_n &= \mathbf{0}_{2N-2} \\ \mathbf{F}_n \mathbf{L}_n^H + \mathbf{A}_n \mathbf{C}_n &= \mathbf{I}_{2N-2}\end{aligned}\tag{3-44}$$

可以得到 $\mathbf{C}_n, \mathbf{K}_n$ 和 \mathbf{L}_n , 然后结合 $\mathbf{U}_{n-1}, \mathbf{E}_n$ 和 \mathbf{F}_n 可以得到 \mathbf{U}_n :

$$\begin{aligned}\mathbf{A}_n^{-1} &= \mathbf{D}_n - \mathbf{N}_n \mathbf{M}_n^{-1} \mathbf{N}_n^H \\ \Psi_n &= \mathbf{A}_n^{-1} \mathbf{F}_n \\ \mathbf{K}_n &= (\mathbf{E}_n - \mathbf{F}_n^H \Psi_n)^{-1} \\ \mathbf{L}_n &= -\Psi_n \mathbf{K}_n \\ \mathbf{C}_n &= \mathbf{A}_n^{-1} + \Psi_n \mathbf{K}_n \Psi_n^H\end{aligned}\tag{3-45}$$

此算法与上文中的符号间隔更新算法是一致的, 当利用式 (3-45) 求解出 \mathbf{U}_n 之后, 就可以用同样的方法求解 \mathbf{f}_n 和 \mathbf{f}'_n 。

需要说明一下, 本文在仿真的时候并没有实现分数间隔 MMSE 均衡算法, 而是在湖试数据处理部分直接应用此算法。

3.5 Turbo 均衡与 Turbo 联合迭代

从上面的仿真分析可以看出, 不论采用何种均衡算法 (MAP, MMSE-optimal, MMSE-LC) 都不能达到 AWGN 信道下的性能。而上文中的仿真采用的是卷积码, 因此为了获得更好的均衡性能, 可以采用纠错性能极好的 Turbo 码来代替卷积码。

当 Turbo 均衡中引用 turbo 码作为系统的差错控制编码时,发送端需要两个交织器,一个交织器是用于两个分量编码器之间,另一个交织器是用于编码器与符号映射器/信道之间。在接收端,不考虑软迭代信道估计算法,总共有两处迭代回路,一处是两个 SISO 分量译码器之间的迭代,一处是 SISO 译码器与 SISO 均衡器的迭代。具体可以参考[28,38? ?]。

传统的结合 Turbo 码的 Turbo 均衡算法是在一次均衡迭代之中,Turbo 码本身进行了多次迭代,但文献[77]中提出一种新的关于均衡与译码之间迭代调度算法。在每一次均衡迭代中,只和 Turbo 译码器中的一个分量译码器进行迭代,而分量译码器之间交互信息是通过均衡器的迭代,相当于传统的算法是均衡器迭代为外部迭代,而译码器迭代为内部迭代,而文献[77]中将译码器迭代作为外部迭代而均衡器迭代作为内部迭代。此算法的优点是降低了复杂度。

3.6 采用预编码的线性 SISO 均衡算法

在前面介绍的迭代均衡和译码的主要思想是在均衡器和译码器之间通过传递软信息以迭代的方式进行联合译码检测。如果把卷积码和 ISI 信道看作是一个串行级联的卷积码 (SCCC)^[78],则卷积码就是外码,而把 ISI 信道看做是内码。在文献[78]中显示,对于串行级联码仅作为内码是递归卷积码,级联码才有交织增益,而 ISI 信道是典型的有限脉冲响应 (FIR) 等效于一个非递归的卷积码,因此,不会获得交织增益,只能通过提高外码编码器的性能改善。

在本节研究通过采用二进制预编码技术,可以使得信道“表现”出递归特性,获得良好的交织增益。作为外码的卷积码编码器就可以使用小的约束长度实现高的编码增益,同时也降低了译码复杂度(与卷积码约束长度相关)。

预编码的记忆长度要小于信道的记忆长度,这样通过二进制预编码后不改变网格状态数,因而并不增加线性均衡器复杂度,而最常用的是查分结构的预编码。

文献[79]指出,采用预编码后,在低信噪比下,比没采用预编码的线性均衡器性能下降,是由于差错传播的原因。但是随着信噪比的增加,从误码率的下降斜率可以看出,由于获得了交织增益,性能取得了非常明显的改善,甚至比 AWGN 下的性能有 $1 - 2\text{dB}$ 的增益。

但是考虑到水声通信系统的实际情况,需要保证低信噪比下的信息传输的有

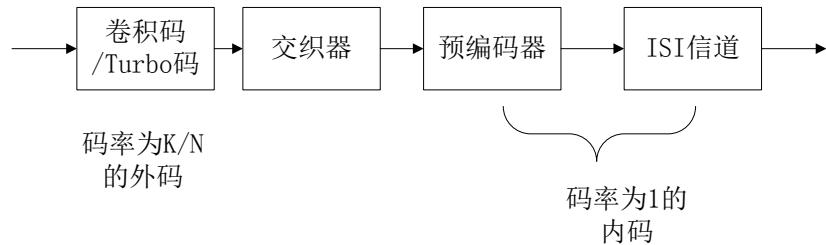


图 3-8 采用预编码的串行级联模型

效性,而预编码方案在低信噪比下性能反而会更差一些,不满足需求,综合考虑,本文在湖试数据处理的时候采用的 Turbo 码与 MMSE-LE 级联的均衡迭代方案。

3.7 本章小结

本章详细介绍了基于先验信息 MMSE 准则的线性 Turbo 均衡算法以及其近似算法,并为了避免矩阵求逆的操作,介绍了一种递归更新算法,使得运算复杂度大大减少。文中对介绍算法进行仿真,并分析该算法的优劣之处。

简单介绍了基于先验信息 MMSE 准则的线性 Turbo 均衡算法与 Turbo 码联合迭代,并给出几个参考。介于水声通信系统中相位变化的情况,介绍了该算法的分数间隔实现方式,用以解决相位翻转问题。

本章最后介绍了在发送端可以加入预编码来提高均衡性能,但是针对水声相干通信的特点,本文并没有采用这种方案。

第四章 软迭代信道估计算法

在 Turbo 均衡接收机种,均衡器和译码器之间迭代处理,可以获得更好的性能。实际使用中,需要对时变、多径信道参数进行良好的估计。为了提高信道估计的效果,信道估计的计算参与上述迭代过程,称为迭代信道估计。根据译码器对信道估计器的反馈信息不同,迭代信道估计可以分为硬迭代信道估计算法^[80]以及软迭代信道估计算法^[81--83],后者的性能优于前者。

相对于无线电通信,水声通信信道的多普勒效应非常严重。在水声通信中需要对信道相位的变化单独考虑,有效的做法是把水声信道建模成时变横向滤波器和相位旋转的组合,基于此模型的自适应判决反馈均衡器在水声信道中有较好的效果^[57]。目前应用于 Turbo 均衡的迭代信道估计算法^[80]以及软迭代信道估计算法^[81--83],均没有考虑到信道相位快速变化的情况,因而不能直接应用于水声信道中。本章提出一种基于时变横向滤波器和相位旋转信道模型的软迭代信道估计算法,特点是

1. 在迭代过程中利用译码器输出的软信息和接收到的符号序列,采用快速自优化最小均方算法,得到各数据符号处的横向滤波器系数矢量。
2. 对于信道的相位旋转,采用二阶锁相环进行跟踪,横向滤波器系数和信道相位的估计联合优化计算。
3. 迭代信道估计的结果为软输出的形式,即给出时变信道参数期望值的同时,还给出各符号位置处信道参数的方差,作为均衡器信道参数的软输入。

文中仿真分析部分给出基于时变横向滤波和相位旋转信道模型的软迭代信道估计与硬迭代信道估计的性能比较,同时,也给出了与传统无线电通信中的不带相位估计器的软迭代信道估计算法的性能比较,从仿真结果来看,本文提出的软迭代信道估计算法明显优于同等条件下的其他两种信道估计算法。

本章中海试数据处理部分,均衡算法采用基于先验信息 MMSE 准则的线性 Turbo 均衡算法,而信道估计采用基于时变横向滤波和相位旋转信道模型的软迭代信道估计。最后的均衡效果进一步验证了本文提出的软迭代信道估计算法很好地适用于水声 Turbo 均衡中。

4.1 系统模型

依然定义发送符号为:

$$\mathbf{x}_n = [x_n, \dots, x_{n-M+1}]^T \quad (4-1)$$

接收符号为:

$$z_n = \sum_{i=0}^{M-1} h_{n,i} x_{n-i} + \omega_n = \mathbf{h}_n^T \mathbf{x}_n + \omega_n \quad (4-2)$$

其中, ω_n 是均值为零方差为 $E(\omega_n, \omega_n^*)$ 的复高斯过程。

在图2-4的接收机中, 软迭代信道估计器的输入是上一次迭代译码器反馈的关于 c_n 的软信息。这个软信息通常用对数似然比 (LLRs) 表示 $L_e^D(c_{n,j}) = \ln[P(c_n = +1)/P(c_n = -1)]$ 。为了专注于研究软迭代信道估计算法以及以后的仿真简单, 简化模型如图4-1。该模型省去了译码器和均衡器部分, 并将译码器反馈

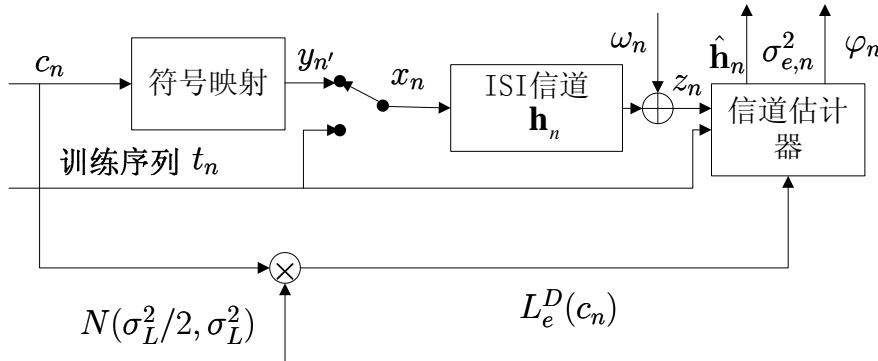
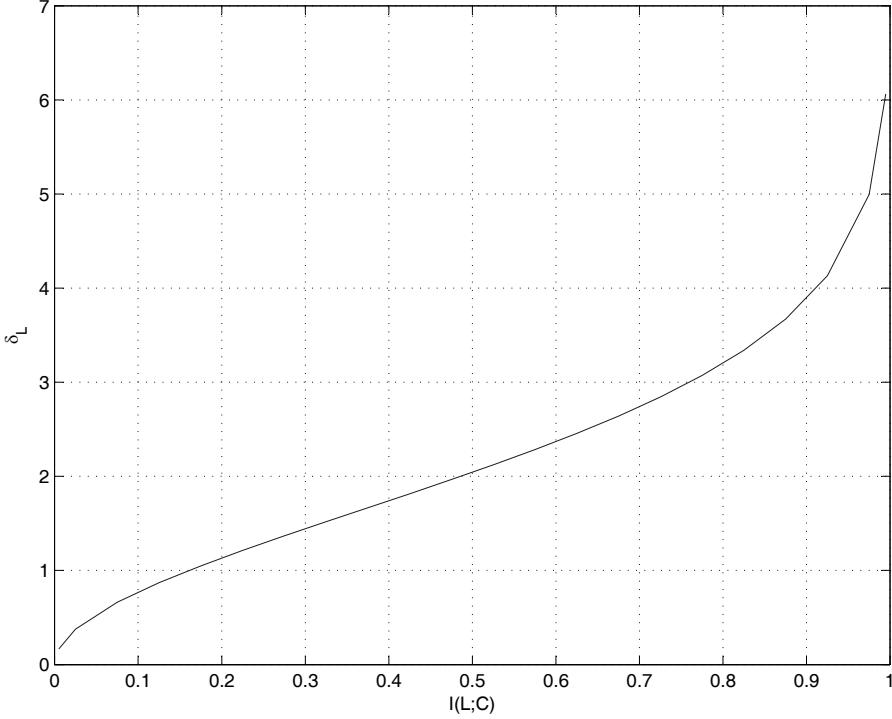


图 4-1 简化的软迭代信道估计系统模型

的软信息建模成均值为 $c_n \cdot \sigma_L^2/2$ 和方差为 σ_L^2 高斯过程。具体可以参考文献[84]。如图4-2, 当 $\sigma_L = 0$ 时, 译码器反馈的软信息 $L_e^D(c_{n,j}) = 0$, 非常差, 因为基本不提供任何的可靠性, 而随着 σ_L 的增大, 译码器反馈的软信息越来越可靠。

根据式 (3-7)-(3-9), 利用译码器反馈的关于比特的 $L_e^D(c_{n,j})$, 可以得到每个符号的 $y_{n'}$ 的均值 $\bar{y}_{n'}$ 和方差 $v_{y_{n'}} = E(y_{n'} y_{n'}^*)$ 。利用统计量 $\bar{y}_{n'}$ 和 $v_{y_{n'}}$, 发送符号 x_n 可以表示为:

$$x_n = \bar{x}_n + \chi_n \quad (4-3)$$

图 4-2 互信息与 σ_L 的关系图

其中 χ_n 为均值为零方差为 $E(\chi_n \chi_n^*) = v_n$ 的离散噪声。当传输的是数据符号时, 可知, $\bar{x} = \bar{y}_{n'}$ 和 $v_n = v_{y_{n'}}$ 。当传输的是训练序列的时候, $\bar{x}_n = t_n$ 和 $v_n = 0$ 。假设当 $k \neq n$ 的时候, $E(\chi_n \chi_k^*) = 0$ (由于在 Turbo 均衡中引入了交织器, 因此上述假设是可以成立的), 那么利用译码器反馈的软信息 $L_e^D(c_{n,j})$ 得到的关于发送符号 x_n 协方差矩阵就是对角矩阵 $\mathbf{V}_n = \text{diag}[v_n, \dots, v_{n-M+1}]$ 。由式 (4-3) 可知:

$$E(\chi_n \chi_n^H) = \mathbf{V}_n \quad (4-4)$$

为了后文的仿真部分的比较, 本章将考虑硬迭代信道估计算法。该算法利用通过硬判决符号 \tilde{x}_n 参与均衡器的迭代过程。

相较于文献[80--84]中的信道估计算法, 本文提出的软迭代信道估计算法不仅提供每个时刻的时变信道冲激响应的估计值 $\hat{\mathbf{h}}_n$, 而且还给出每个时候的相位估计值 $\hat{\varphi}_n$ 。下面给出真实误差, 软迭代误差以及硬迭代误差:

$$\begin{aligned} e_{m,n} &= z_m - \hat{\mathbf{h}}_n^T \mathbf{x}_m e^{i\varphi_n} \\ d_{m,n} &= z_m - \hat{\mathbf{h}}_n^T \bar{\mathbf{x}}_m e^{i\hat{\varphi}_n} \\ d'_{m,n} &= z_m - \hat{\mathbf{h}}_n^T \tilde{\mathbf{x}}_m e^{i\tilde{\varphi}_n} \end{aligned} \quad (4-5)$$

其中 m 为误差信号所在时刻, n 为估计的信道冲激响应所在时刻, $\mathbf{x}_n = [x_n, \dots, x_{n-M+1}]^T$ 为期望发送符号序列, $\bar{\mathbf{x}}_n = [\bar{x}_n, \dots, \bar{x}_{n-M+1}]^T$ 为软符号序列而 $\tilde{\mathbf{x}}_n = [\tilde{x}_n, \dots, \tilde{x}_{n-M+1}]$ 为硬判决符号序列。下文中采用如下的简记方式 $e_n = e_{n,n-1}, d_n = d_{n,n-1}, d'_n = d'_{n,n-1}$ 。

4.2 软迭代信道估计算法

本文提出的软迭代信道估计算法包括两部分:软迭代横向滤波器系数估计算法和相位估计算法。由于采用此种幅度与相位分别估计的算法,因此各个部分可以针对水声信道的特点采用不同的算法。下面就对这两方面算法给出详细介绍。

4.2.1 软迭代横向滤波器系数估计算法

软迭代 LMS 横向滤波器系数估计算法

最简单的信道估计算法为 LMS, 此时信道冲激响应估计值 $\hat{\mathbf{h}}_n$ 按如下方式更新:

$$\hat{\mathbf{h}}_n = \hat{\mathbf{h}}_{n-1} + \beta e_n \mathbf{x}_n^* \quad (4-6)$$

其中参数 β 为步长因子, 它的大小决定了算法的收敛速度和稳定性。一般来说, β 越大收敛速度越快, 但是稳定性越差, 反之亦然。因此, 在实际应用 LMS 算法时, 步长因子 β 的选择至关重要。

但是 LMS 有个致命的问题: 收敛速度慢。为了解决这个问题, 有两种代替方案: 1) 最小二乘算法 (RLS) 算法。2) 快速最优化算法 (FOLMS)^[57] 算法。FOLMS 算法相比较与 RLS 算法由两个优点:(1) 运算量小, 与 LMS 算法的运算量基本一致。(2) 稳定, RLS 存在不稳定现象, 影响系统的鲁棒性。基于以上分析, 本文采用软迭代 FOLMS 信道估计算法。

软迭代 FOLMS 横向滤波器系数估计算法 (SIFOLMS)

文献[57]给出了 FOLMS 信道均衡算法, 本文在此基础上, 将此算法应用到信道估计上并引入软迭代处理方式来提高算法的性能。

估计的接收信号为:

$$\bar{z}_n = \bar{\mathbf{x}}_n^T \hat{\mathbf{h}}_{n-1} e^{i\hat{\varphi}_{n-1}} \quad (4-7)$$

其中 $\bar{\mathbf{x}}_n = [\bar{x}_k, \dots, \bar{x}_{n-M+1}]^T$ 为利用式 (3-7) 得到的软符号序列 (n 时刻)。 $\hat{\mathbf{h}}_{n-1}$ 为 $n-1$ 时刻信道冲激响应的估计值 (也即是横向滤波器系数估计值), $\hat{\varphi}_{n-1}$ 为信道的相位估计值。

均方误差定义如下:

$$J(\hat{\mathbf{h}}, \hat{\varphi}) = E(|e_n|^2) \quad (4-8)$$

其中 $e_n = z_n - \bar{z}_n$, \bar{z}_n 为利用式 (4-7) 得到的信道估计器输出, z_n 为接收到的符号。

LMS 算法中一般采用最陡下降法来减少计算量, 而 FOLMS 本质上是基于 LMS 算法, 因此, 也可以利用最陡下降法。 J 针对于 $\hat{\mathbf{h}}$ 的梯度为:

$$\nabla_{\hat{\mathbf{h}}} |e_n|^2 = -2\bar{\mathbf{x}}_n^* e^{-i\hat{\varphi}} e_n \quad (4-9)$$

因此 $\hat{\mathbf{h}}_n$ 的更新方程为:

$$\hat{\mathbf{h}}_n = \bar{\mathbf{h}}_{n-1} + \mu \bar{\mathbf{x}}_n^* e^{-i\hat{\varphi}_{n-1}} e_n \quad (4-10)$$

其中 $e_n = z_n - \bar{\mathbf{x}}_n^T \hat{\mathbf{h}}_{n-1} e^{i\hat{\varphi}_{n-1}}$ 。

在信道未知的情况下, 合理的步长因子 μ 的选取非常困难, 为了减少算法对于步长因子选择的依赖性, 采用步长因子自适应调整方案。

稳态均方误差 J 依赖于步长因子 μ , 因此可以改写为:

$$J(\mu) = \lim_{n \rightarrow \infty} E(|z_n - \bar{\mathbf{x}}_n^T \hat{\mathbf{h}}_{n-1} e^{i\hat{\varphi}_{n-1}}|^2) \quad (4-11)$$

现在的目标是在式 (4-10) 的约束条件下, 通过调整 μ 来最小化式 (4-10)。将式 (4-10) 和 (4-11) 联合, 可以改写均方误差 J 如下:

$$J(\bar{\mathbf{x}}_n, z_n, \hat{\mathbf{h}}_{n-1}, \hat{\varphi}_{n-1}, \mu) = |z_n - \bar{\mathbf{x}}_n^T \hat{\mathbf{h}}_{n-1} e^{i\hat{\varphi}_{n-1}}|^2 \quad (4-12)$$

并令:

$$\mathbf{G}_n = \frac{\partial \hat{\mathbf{h}}_n}{\partial \mu} \quad (4-13)$$

根据最陡下降法可以得出步长因子 μ 的更新方程:

$$\begin{aligned}\mu_n &= \mu_{n-1} - \beta \frac{\partial J}{\partial \mu} \\ &= \mu_{n-1} - \beta \operatorname{Re}(\bar{\mathbf{x}}_n^H \exp(i\hat{\varphi}_{n-1}) \mathbf{G}_{n-1} e_n)\end{aligned}\quad (4-14)$$

引入关于步长因子 $\mu(\mu_{\max}, \mu_{\min})$ 的最大值和最小值这一约束条件之后,步长因子 μ 的更新方程如下:

$$\mu_n = [\mu_{n-1} - \beta \operatorname{Re}(\bar{\mathbf{x}}_n^H \mathbf{G}_{n-1} e^{i\hat{\varphi}_{n-1}} e_n)]_{\mu_{\min}}^{\mu_{\max}} \quad (4-15)$$

其中, β 为 μ 的步长因子且

$$\mathbf{G}_n = (\mathbf{I} - \mu_n \bar{\mathbf{x}}_n^* \bar{\mathbf{x}}_n^T) \mathbf{G}_{n-1} + \bar{\mathbf{x}}_n^* e_n \quad (4-16)$$

文献[57]指出,步长因子 β 可以选择的范围非常大且性能基本没有损失。在实际应用中,为了系统的稳定性, μ_n 一般限定在其最大值和最小值之间。式(4-7), 式(4-10), 式(4-15)以及式(4-16)构成软迭代横向滤波器抽头系数估计算法。

4.2.2 相位估计算法

针对水声信道多普勒效应严重的现象,采用单独的相位估计算法,目前实际应用与水声系统中的估计算法常用的为二阶锁相环相位估计算法。下面就对这两种算法进行介绍。

二阶锁相环相位估计算法 (PLLPC)

文献[14]给出二阶锁相环在水声通信系统的鉴相器方程以及相位更新方程:

$$\begin{aligned}\Psi_n &= \operatorname{Im}(\bar{z}_n z_n^*) \\ \hat{\varphi}_{n+1} &= \hat{\varphi}_n + K_1 \Psi_n + K_2 \sum_{i=0}^n \Psi_i =\end{aligned}\quad (4-17)$$

其中 $\bar{z}_n = \bar{\mathbf{x}}_n^T \hat{\mathbf{h}}_{n-1} e^{i\hat{\varphi}_{n-1}}$, K_1 和 K_2 为二阶锁相环的两个参数。 $K_1 = 2\xi w_c$, $K_2 = w_c^2$, ξ 为环路阻尼系数, $\xi > 1$ 比 $\xi < 1$ 的系统更稳定,但是对输入变化的响应更迟缓,为了平衡稳定性和响应速度,二阶锁相环通常取 $\xi \approx 1/\sqrt{2}$ 。而 w_c 为归一化自然角频率,例如 $w_c = 0.001$,则: $K_1 = 1.4 \times 10^{-3}$, $K_2 = 1 \times 10^{-6}$ 。

表4-1是 SIFLOMS-PLLPC 算法的总结。

从表4-1中可以看出,FOLMS 算法和二阶锁相环算法均没有增加信道估计的运算复杂度,因此复杂度与 LMS 算法基本一致。

表 4-1 软迭代信道估计算法总结

SIFOLMS-PLP	
$\bar{z}_n = \bar{\mathbf{x}}_n^T \hat{\mathbf{h}}_{n-1} e^{i\hat{\varphi}_{n-1}}$	
$e_n = z_n - \bar{z}_n$	
$\hat{\varphi} = \hat{\varphi}_{n-1} + K_1 \Psi_{n-1} + K_2 \sum_{i=0}^{n-1} \Psi_i$	
$\Psi_n = \text{Im}(\bar{z}_n z_n^*)$	
$\hat{\mathbf{h}}_n = \hat{\mathbf{h}}_{n-1} + \mu_{n-1} \bar{\mathbf{x}}_n^* e^{-i\hat{\varphi}_{n-1}}$	
$\mu_n = [\mu_{n-1} - \beta \text{Re}(\bar{\mathbf{x}}_n^H \mathbf{G}_{n-1} e^{i\hat{\varphi}_{n-1}} e_n)]_{\mu_{\min}}^{\mu_{\max}}$	
$\mathbf{G}_n = (\mathbf{I} - \mu_n \bar{\mathbf{x}}_n^* \bar{\mathbf{x}}_n^T) \mathbf{G}_{n-1} + \bar{\mathbf{x}}_n^* e^{-i\hat{\varphi}_n} e_n$	

4.2.3 方差估计

在第三章中为了推导已知信道条件下的 SISO 均衡算法,采用的信道模型是:

$$z_n = \mathbf{h}_n^T \mathbf{x}_n + \omega_n \quad (4-18)$$

其中 ω_n 是均值为零方差为 $\sigma_{\omega,n}^2$ ¹ 的复高斯变量。当信道为时变未知的时候,式 (4-18) 将会被下式所替代:

$$z_n = \hat{\mathbf{h}}_{n-1}^T \mathbf{x}_n + e_n \quad (4-19)$$

从上式可以发现,信道冲激响应 \mathbf{h}_n 被估计的信道冲激响应值 $\hat{\mathbf{h}}_{n-1}$ 所替代,而噪声信道 ω_n 被误差信号 e_n 所替代,当然噪声的方差 $\sigma_{\omega,n}$ 也相应的被 e_n 的方差 $\sigma_{e,n}$ 所替代。但问题的关键在于方差 $\sigma_{e,n}$ 是未知的,因此需要对该方差进行估计:

$$\hat{\sigma}_{e,n}^2 \approx \sigma_{e,n}^2 = E(e_n e_n^*) \quad (4-20)$$

如果发送符号 x_n 都是已知的,那么此时就可以很容易的得到方差 $\hat{\sigma}_{e,n}^2$,但是在软迭代信道估计算法中,已知的只有关于发送符号的先验均值 \bar{x}_n 和方差 v_n ,因此信道模型可以改写如下:

$$z_n = \hat{\mathbf{h}}_{n-1}^T \bar{\mathbf{x}}_n + d_n \quad (4-21)$$

¹方差是时变的,且在求解 SISO 均衡器系数时要求知道该值

此时,可以利用误差信号 d_n 来估计 $\sigma_{e,n}^2$ 。

目前,对于如何从误差信号 d_n 来估计方差并没有一种很好的方法,文献[81]给出一种递归求解方式,本文与其算法不同之处在于需要加入估计的相位值。

- 初始化:

$$\hat{\sigma}_{e,0}^2 = \hat{\sigma}_{\text{init}}^2 \quad (4-22)$$

- 在训练符号 ($\mathbf{V}_n = \mathbf{0}_M$) 时:

$$\begin{aligned}\hat{\sigma}_{e,n}^2 &= \mu_n d_n d_n^* + (1 - \mu_n) \hat{\sigma}_{e,n-1}^2 \\ \hat{\sigma}_{\text{low}}^2 &= \hat{\sigma}_{e,n}^2\end{aligned} \quad (4-23)$$

- 在数据符号 ($\mathbf{V}_n \neq \mathbf{0}_M$) 时:

$$\begin{aligned}\hat{\sigma}_{\text{new}}^2 &= \mu_n (d_n d_n^* - \hat{\mathbf{h}}_{n-1}^\top e^{i\hat{\psi}_{n-1}} \mathbf{V}_n \hat{\mathbf{h}}_{n-1}^* e^{-i\hat{\psi}_{n-1}}) + (1 - \mu_n) \hat{\sigma}_{e,n-1}^2 \\ \hat{\sigma}_{e,n}^2 &= \max(\hat{\sigma}_{\text{new}}^2, \hat{\sigma}_{\text{low}}^2)\end{aligned} \quad (4-24)$$

其中, \mathbf{V}_n 为数据符号的协方差矩阵。

4.3 仿真分析

本文软迭代信道估计算法的仿真信道基于时变横向滤波和相位旋转信道模型。时变横向滤波的阶数为 5,各抽头系数为独立的高斯随机过程,每阶系数采用白噪声作为激励的一阶自回归模型产生。生成公式为:

$$\mathbf{h}_n = (\rho \mathbf{h}_{n-1} + \sqrt{1 - \rho^2} [q_{n,0}, \dots, q_{n,4}]^\top) \quad (4-25)$$

其中, $\rho = \sqrt{0.999}$ 为衰落因子。 $q_{n,i}$ 是均值为零方差为 $1/5$ 的高斯随机变量,因此可以保证信道冲激响应的平均能量为一。信道冲激响应初始化为 $\mathbf{h}_0 = [1, 1, \dots, 1]/\sqrt{5}$ 。对于相位旋转部分,通过对以往海试数据处理分析可知,由于船体随着波浪作类似简谐运动,因此相位也呈现出类似的变化规律:

$$\varphi = \frac{2\pi A}{\lambda} \sin\left(\frac{2\pi t}{T}\right) \quad (4-26)$$

其中, A 为船体运动的最大振幅, λ 为波长, T 为周期。对于 7000m 载人潜水器的通信系统以及 20110730002719 海试数据的海况来说, $A = 5m$, $\lambda = c/f_c =$

$1500/10000 = 0.15m$, 其中, c 为声速, f_c 为载波频率, $T = 10s$ 。海试数据在进入均衡器之前通常需要对其进行线性多普勒补偿, 图4-3为经过线性多普勒补偿之后残留的相位变化曲线。本文选取变化幅度最大的一个相位变化曲线作为本文信道相位仿真模型, 并建模成正弦函数来简化仿真。

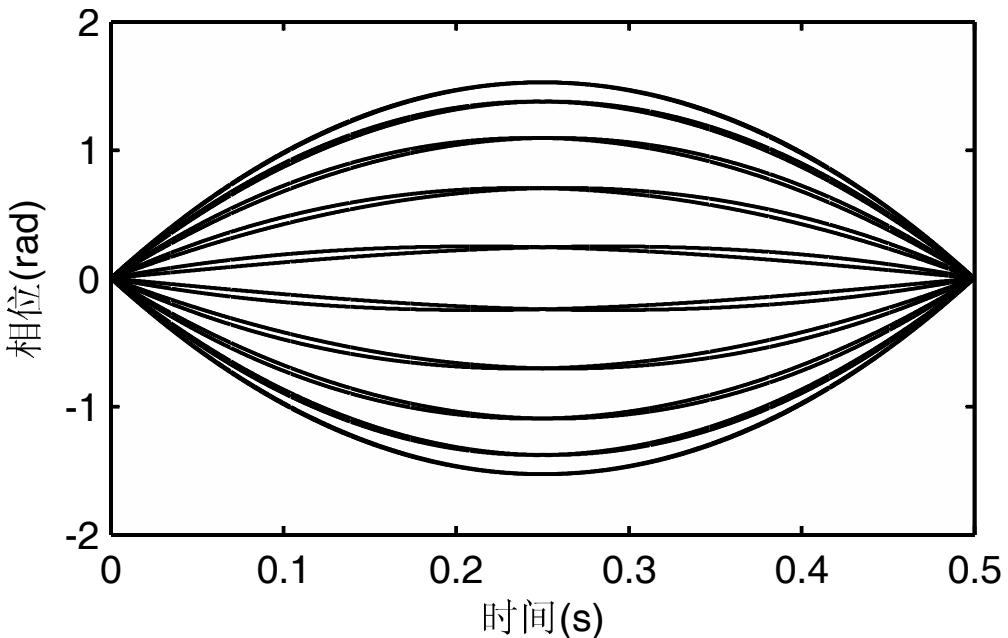
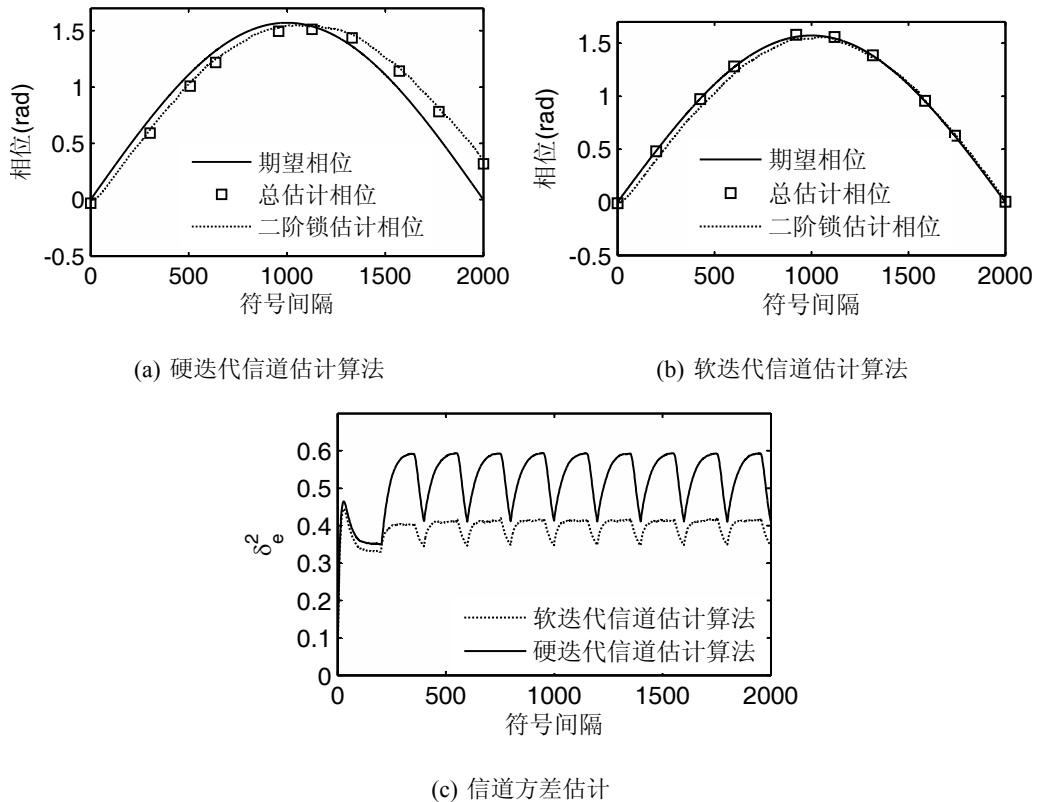


图 4-3 线性多普勒补偿后相位变化曲线

仿真参数设置如下: 训练符号序列 \mathbf{t}_n 和通过 $(23, 35)$ Turbo 码生成的数据符号序列一起构成发送符号序列 \mathbf{x}_n 。一帧数据包含长度为 200 个符号的初始化训练序列, 以及 9 个长度为 150 的数据符号和长度为 50 的内插训练符号。每一个传输符号 x_n 的能量 E_s 都被归一化。每一个信道估计算法都产生长度为 $M = M' + 2 = 7$ 的时变信道冲激响应的估计值 $\hat{\mathbf{h}}_n$ (因为在信道估计的时候并不知道信道冲激响应 M' 的确切值), 方差的估计值 $\hat{\sigma}_e^2$ 以及相位的估计值 $\hat{\varphi}_n$ 。本文的仿真在信噪比为 $E_b/N_0 = 10\text{dB}$ 的条件下, 执行 1000 帧。

4.3.1 软硬迭代信道估计算法的比较

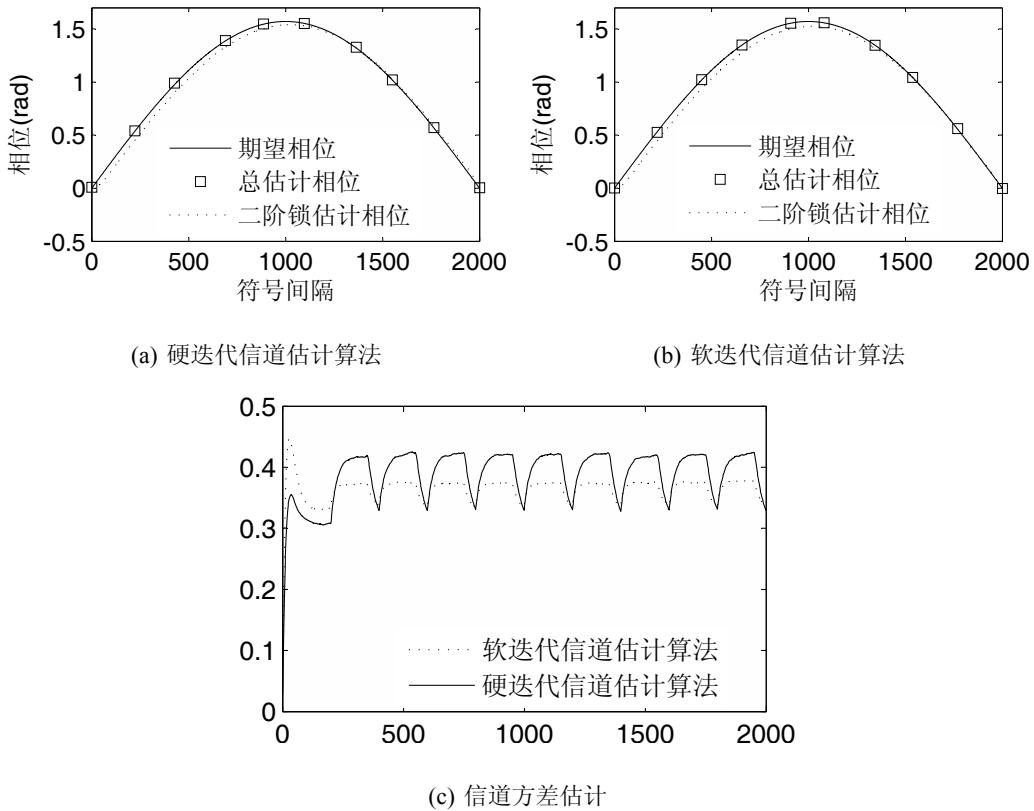
传统信道估计算法引入迭代并将译码器判决的符号作为信道估计的期望符号, 从而形成硬迭代信道估计算法。为了对比软迭代与硬迭代信道估计算法的性

图 4-4 $\sigma_L = 1$ 时硬迭代与软迭代信道估计算法比较

能,图4-4给出了在 $\sigma_L = 1$ 时硬迭代信道估计算法与软迭代信道估计算法的比较结果,下面从两个方面对图4-4所示的仿真结果加以分析。

在相位估计方面,不论是单独的二阶锁相环的相位估计值还是总的相位估计值(二阶锁相环相位估计值+横向滤波器抽头系数中的相位值),软迭代信道估计算法都优于同等条件下的硬迭代信道估计算法。在信道方差 σ_e^2 估计方面,不论是软迭代信道估计算法还是硬迭代信道估计算法,当使用训练序列进行信道与相位估计时, σ_e^2 值随着训练序列长度的增加而下降,而当使用数据符号时, σ_e^2 随之增大。但是通过对整帧数据的观察可知,除去初始化训练序列外,在数据符号序列时,软迭代信道估计算法的方差 σ_e^2 要明显小于硬迭代信道估计算法的方差估计值。

图4-5给出了 $\sigma_L^2 = 3$ 时软迭代信道估计算法与硬迭代信道估计算法的比较。与图4-4的分析方法一样,这里也分两部分进行分析,在相位估计方面,硬迭代信道估计算法的相位估计值(不论是二阶锁相环的相位估计值还是总的相位估计值)与软迭代信道估计算法的相位估计值基本一致,这是因为 $\sigma_L = 3$ 时,外部软信息已经非常可靠,因此硬判决的符号基本与期望符号一致。而在信道方差方面,软迭

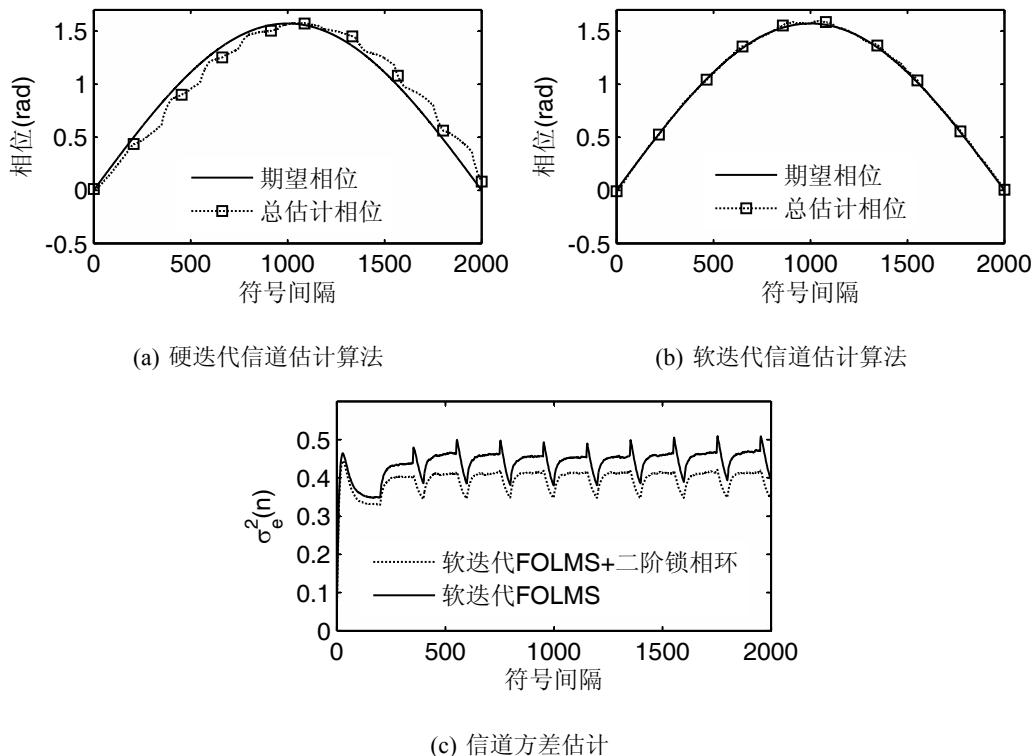
图 4-5 $\sigma_L = 3$ 时硬迭代与软迭代信道估计算法比较

代信道估计算法的方差依然小于硬迭代信道估计算法的方差,只是随着 σ_L 的增大,它们之间的差距越来越小。

4.3.2 有无相位估计器的信道估计算法比较

在无线电通信中,信道估计算法相比于本文基于的时变横向滤波和相位旋转信道模型没有对信道相位的变化单独考虑。图4-6给出了基于这两中信道模型的信道估计算法的比较。比较图4-6(a) 和图4-6(b),带相位估计器的软迭代信道估计算法的相位跟踪与估计能力要明显好于不带相位估计器的软迭代信道估计算法。而图4-6(c) 从估计信道方差估计的角度可以看出,带相位估计器的软迭代信道估计算法比不带相位估计器的软迭代信道估计算法的方差小。

图4-7给出了 $\sigma_L = 3$ 时有无相位估计器的信道估计算法比较。从图中可以看出,虽然 σ_L 增加了,外部信息变得更可靠了,但是没有相位估计器的信道估计算法的相位估计的能力依然差于带有相位估计器的信道估计算法。单从这一点出发,

图 4-6 $\sigma_L = 1$ 时有无相位估计器的信道估计算法比较

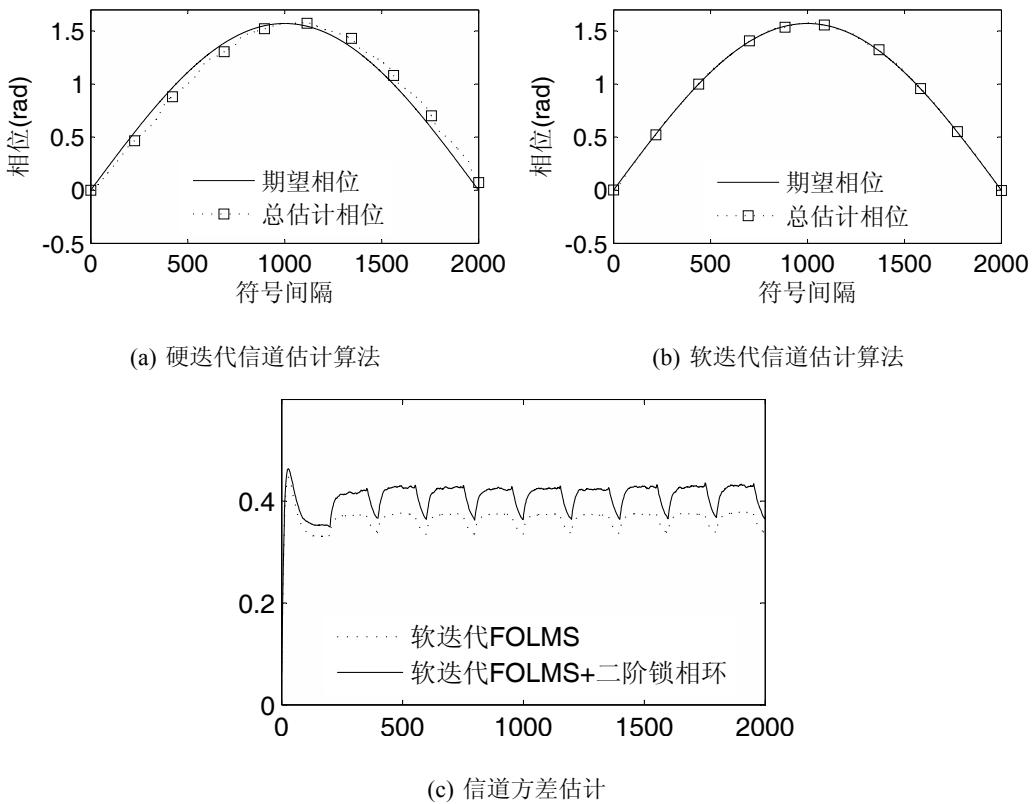
就应该选择带有相位估计器的信道估计算法作为水声通信系统中信道估计算法，而信道方差的估计性能更坚定了这一选择。

4.4 海试数据处理

为了验证本章提出的软迭代信道估计与相位估计联合算法对水声信道的估计性能,本文对 7000m 载人潜水器 20110730002719 海试数据进行处理并分析。此数据的产生条件为:通信距离为 5570m,潜水器在海底附近,潜水器深度为 5180m,声呐阵入水深度为 150m,潜器与声呐的水平距离为 2393m,垂直距离为 5030m,对数据处理时,均衡以及信道估计算法参数设定如表4-2

表 4-2 参数设定

编码方式	调制方式	均衡算法	信道估计与相位估计算法
Turbo	QPSK	基于先验信息 MMSE 的线性均衡 (N=20)	软迭代 FOLMS+ 二阶锁相环 (M=20)

图 4-7 $\sigma_L = 3$ 时有无相位估计器的信道估计算法比较

7000m 载人潜水器传输一幅图像需要多帧数据,每一帧数据中包含 200 个训练符号以及 1936 个数据符号。本文采用对每一帧单独处理方式。图4-8(a) 和图4-8(c) 为每一帧数据的估计信道方差以及估计相位。从图4-8(a) 中可以看出,在迭代一次的情况下, σ_e^2 处于 0.1 附近,并且很稳定,之所以 σ_e^2 没有趋于零,是因为 σ_e^2 还包含传输信道本身噪声的方差。

图4-8(b) 为第 1-14 帧数据的估计信道方差,由于每一帧都做单独处理,因此变化规律和第一帧基本一致。图4-8(d) 给出了第 1-14 帧数据的估计相位,其变化规律与图4-3基本一致,但是有一点不同,图4-8(d) 的相位最终没有回归到零,分析原因有两个:

- 在对水声信道进行估计时,本文基于时变横向滤波和相位旋转模型,因此,时变横向滤波器的抽头系数也带有一定的相位信息。
- 图4-3的模型假定的是帧与帧之间是没有空隙的,但是在 7000m 载人潜水

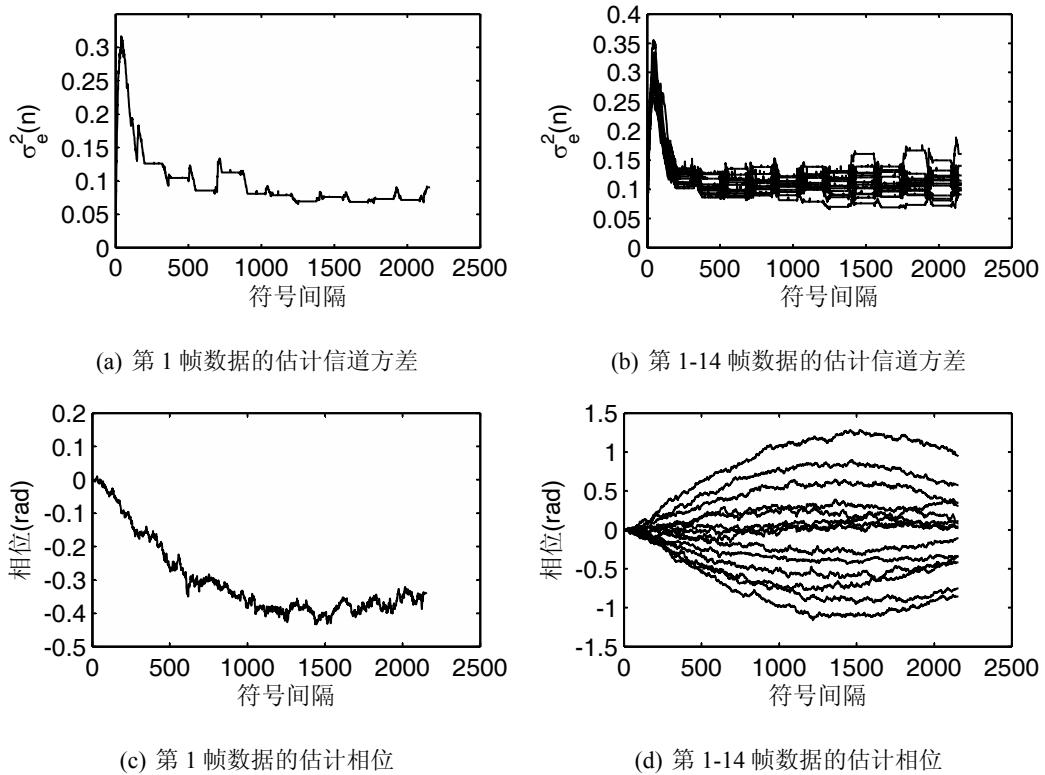


图 4-8 迭代一次时信道估计误差的方差与估计相位

器通信系统中,帧与帧之间是有固定的时间空隙。这也一定程度上导致了图4-8(d)中相位最终没有回归到零。

通过图4-9(a),图4.9(b)以及图4-9(c) 的基于本文信道估计与相位估计算法的 MMSE-TE 的均衡输出星座图比较可以看出,随着迭代次数的增加,均衡器的性能越好,当迭代一次时,均衡器输出信息经过 Turbo 译码器可以实现无差错译码。

4.5 本章小结

针对水声通信信道相位时变的特性,本文在文献[81]的基础上提出一种 Turbo 均衡中的软迭代信道估计算法。该算法采用软迭代快速自优化 LMS 跟踪和更新信道冲激响应,以及二阶锁相环跟踪和估计相位变化,软迭代信道估计算法相比于本文介绍的其他算法,在不增加运算量的前提下,改善了信道估计的收敛速度并提供良好的相位估计能力。由仿真结果可知,本文提出的软迭代信道估计算法的信道估计与相位估计的性能明显优于硬迭代信道估计与相位估计联合算法,在相位估计方面,本文提出的软迭代信道估计算法的性能远远优于不带相位估计

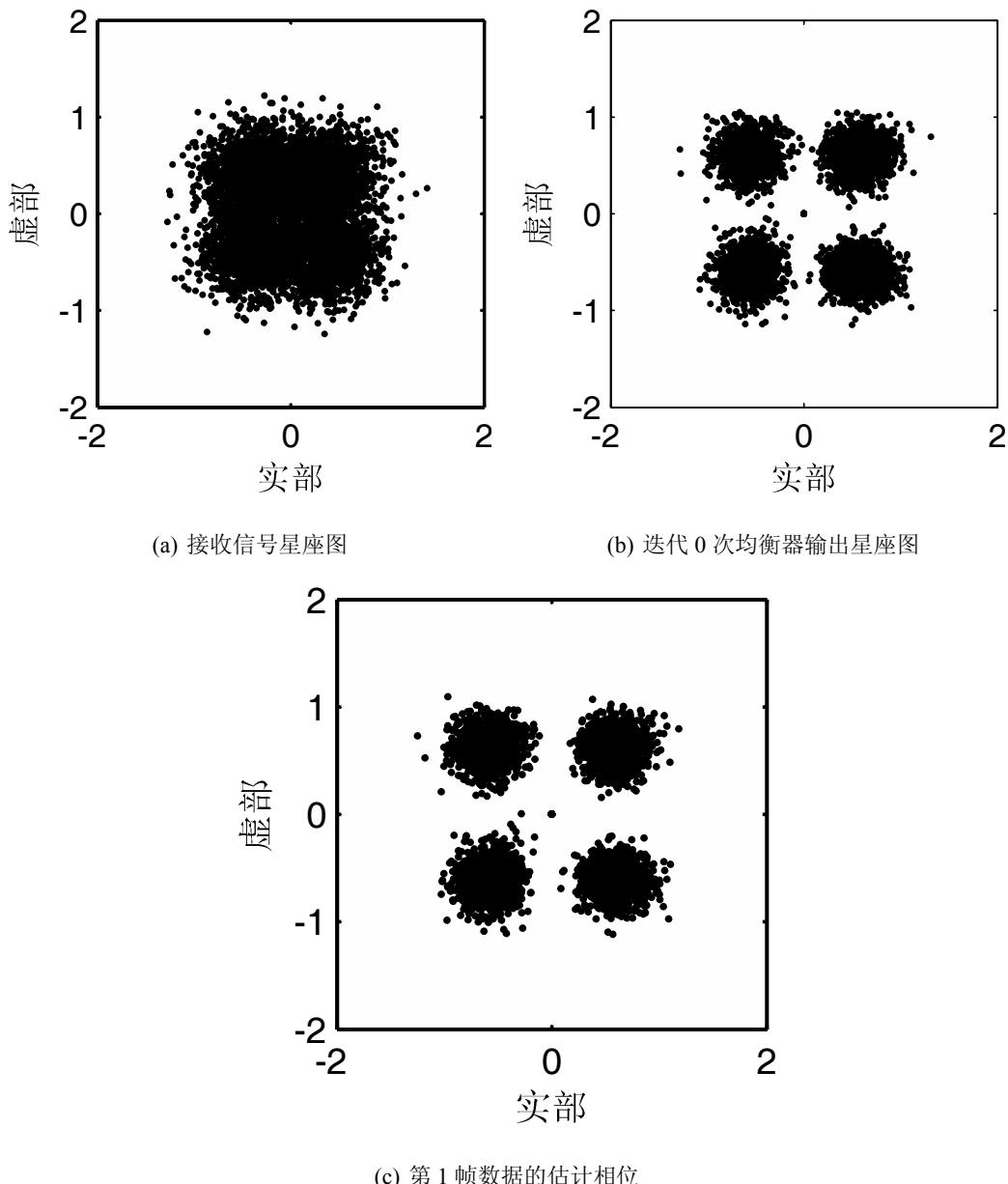


图 4-9 基于本文信道估计与相位估计算法的 MMSE-TE 的均衡输出星座图比较

器的软迭代信道估计算法。从海试数据处理中可以看出,本文提出的算法能够为 Turbo 均衡器提供可靠地时变横向滤波器系数矢量、各个符号处的相位以及信道方差,从而大大提高 Turbo 均衡器的性能。

第五章 湖试数据处理及分析

本文研究水声相干通信的信号处理,重点研究了克服码间干扰的 Turbo 均衡技术和软迭代信道估计两项关键的核心技术。为了充分地检验前面所做的工作,验证水声相干通信 Turbo 均衡的性能,于 2012 年 12 月份在千岛湖组织了湖泊试验,获得了大量的湖试原始数据,并且对试验的数据进行了处理和分析。

5.1 湖试的准备和过程

5.1.1 发射数据的准备

待发射的信源数据位随机生成的高斯白噪声二进制数据,经 Turbo 编码后再进行符号映射成 QPSK 调制符号,最后进行交织之后送到发射机。系统的参数如表 5-1 一组数据包含 14 帧,每一帧数据的内容都是一样的。为了获取充足的数据,

表 5-1 T-TCM 基本参数

参数名称	参数值
分量编码器	[23, 35]
编码方式	Turbo 码
映射方式	QPSK
交织器算法	伪随机交织器
交织长度	1936

在每一个测试地点,总共进行了 10 组数据的传输。图 5-1 为映射之后的 QPSK 符号的星座图,将生成的 QPSK 符号结合发送符号序列,并通过采样和升余弦滚降之后,通过发射机发送出去。

5.1.2 系统结构

用于湖试的水声相干通信系统硬件框图如图 5-2 所示,从图中可以看出,系统

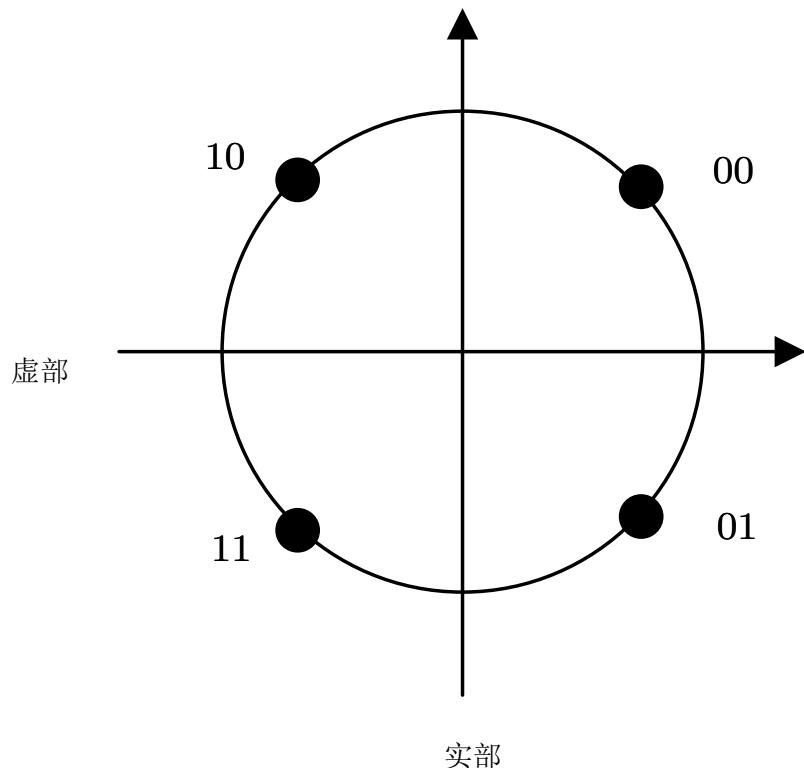


图 5-1 QPSK 符号映射星座图

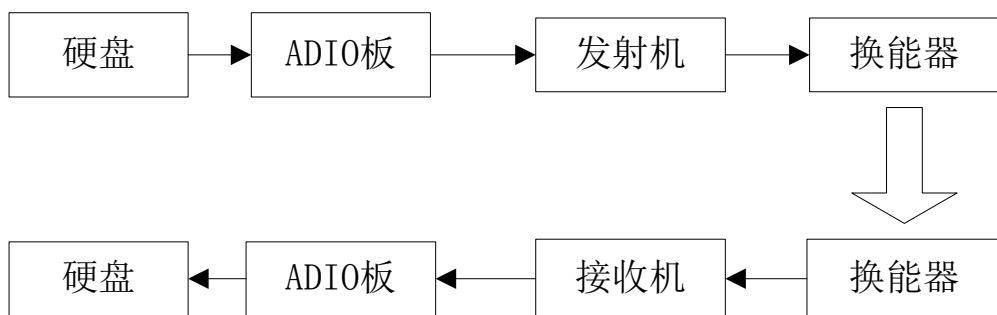


图 5-2 水声相干通信系统的结构框图

利用实验室研发的水声相干通信机进行数据的发射和接收,数据的生成和处理由 PC 机完成。

5.1.3 试验布置

试验的布置图见图5-3。试验使用新安江实验场的“实验1号”船作为接收母船(图5-3左上角),整个接收母船固定在距岸边150米左右的位置,水深51米。吊放换能器阵从接收母船的甲板吊放到水中,换能器阵上端距水面10米,下端距水面21米。拖轮拖带“实验2号”船作为移动发射船(图5-3右上角),发射换能器拖曳在5~10米深度。在试验过程中移动发射船在距离接收母船1000米到2600米的范围内沿不同路线、以不同航速运动,发射不同类型的信号,来测试水声通信机的性能。

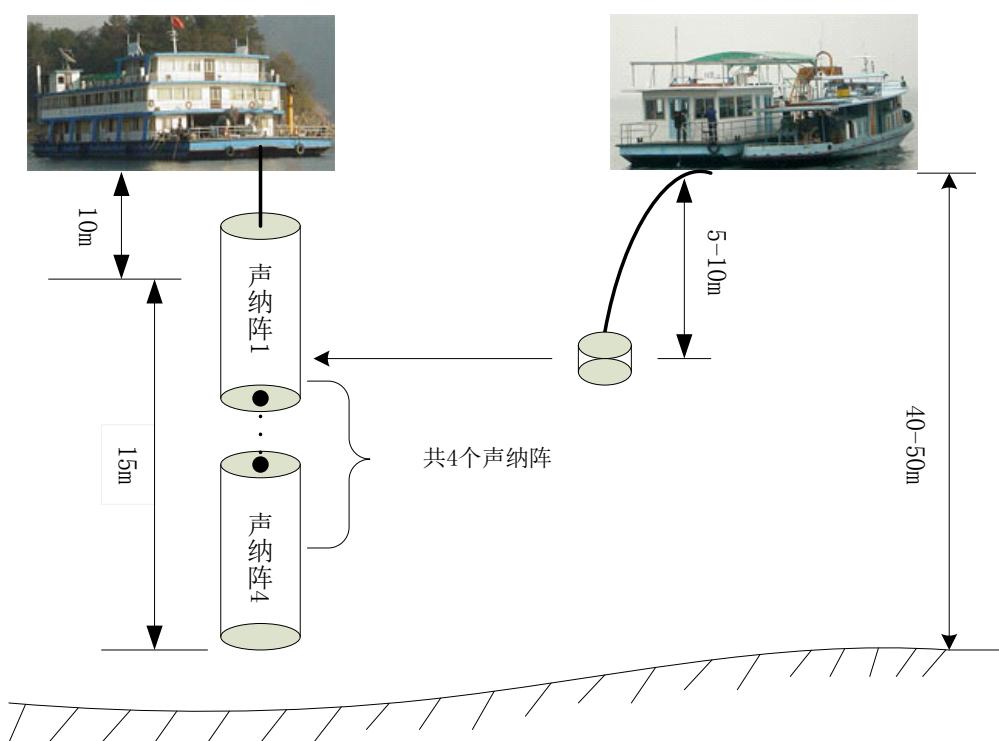


图 5-3 湖试场地布置图

5.1.4 湖试内容及环境

湖试于2012年12月在千岛湖的中科院声学所新安江试验场进行,如图5-1。图中白色标记处为接收试验船抛锚位置,水深约50米,四个节点是移动发射船的三条航线,其中西南航线的最大距离为2617米,其他三条航线的距离从小到大依

次为 1052 米、1645 米和 1736 米。由于航线的目的是寻找通信网节点的合适位置，因此深度都在 40~50 米左右。从图 5-4 可以看出，航线的距离并不是有规律的设定



图 5-4 千岛湖试验场示意图

的，原因有两点：1) 此次试验主要是为了水声通信网的联网试验而准备的，因此，航线的距离并不是考虑的主要问题。2) 当时风浪很大，船只到达指定节点投放位置之后并没有抛锚停下，而是随波逐流，此时，为了测试节点与母船通信畅通，耽搁了很长时间，这段时间可能导致了船只偏离指定位置。不过从图中可以看出，只有第三次和第四次发送数据时位置比较接近，其他的位置还是能够说明问题的。

与相对复杂的浅海相对比，湖试的信道情况更为复杂。由于通信水域是狭长的水道，两侧的山体和水下大量被淹没的小山的反射会产生比浅海更加复杂的多径结构。如果水声通信系统在这样信道条件下能够良好工作，那么其在浅海信道也能良好工作，在相对简单的深海信道中会有更好的性能。

5.2 数据处理与分析

5.2.1 信道特性分析

在此，利用声速剖面仪和温盐深测量仪在湖试现场采集的数据，并结合试验数据对声信道特性进行分析。

水温和声速

图5-5是在湖试中测得的12月份千岛湖的温度剖面图和声速剖面图。千岛湖水体总体上来看,温差在5摄氏度左右,温度的变化对声速的影响还是非常明显的,但是仔细观察图5-5(a)中的温度剖面图可以发现,在深度0~30米范围之内,温度的变化非常小,可以近似看做恒温的,而30~40米深度范围时,温度变化比较大,而40米水深之后,温度又开始缓慢变化,基本可以看做是恒温的。

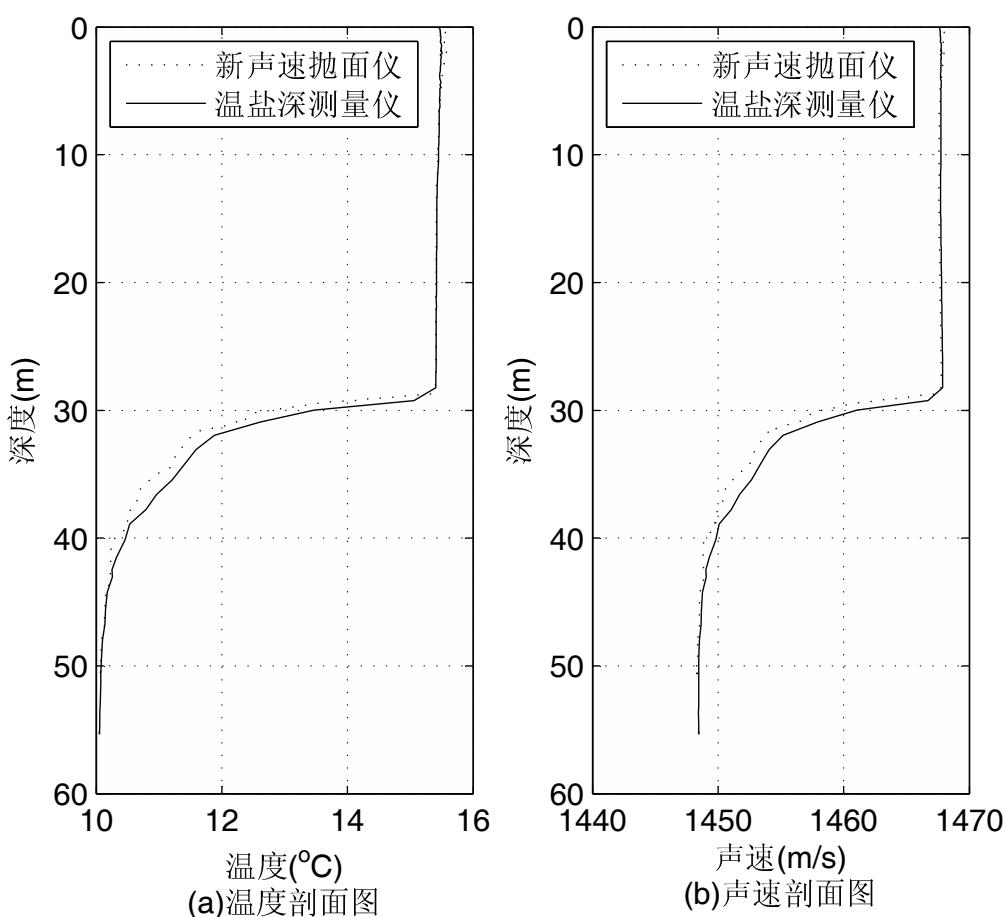


图 5-5 12月份千岛湖温度与声速剖面

现在观察图5-5(b)中的声速剖面,从图中可以看出,声速剖面和温度剖面是一一对应的,而本次试验时,接收机节点和发射机节点的位置都在10~30之间。

信道冲激响应分析

在水声通信机发射的信号中含有线性调频脉冲信号,见图5-6。线性调频脉冲信号的自相关函数具有窄的主瓣和低的旁瓣,可以近似看作一个冲激信号,则接收到额线性调频信号与线性调频信号的本地拷贝的互相关函数可以近似看成信道的冲激响应。信道的冲激响应特性决定了水声通信系统接收机的结构以及自适应均衡算法的选择。湖试验验的最远距离为 2617 米,总共进行了四次数据发送的过程,图5-7给出了各个数据发送过程中 12 个通道的信道冲激响应。



图 5-6 发射信号数据帧组成结构

应均衡算法的选择。湖试验验的最远距离为 2617 米,总共进行了四次数据发送的过程,图5-7给出了各个数据发送过程中 12 个通道的信道冲激响应。

下面来分析图5-7所示的信道冲激响应。在近距离时,各多径信号的时延较大,在所分析的时间窗口内仅有个别的强多径信号。随着距离的增大,多径信号的时延减小,越来越多的多次反射波进入时间窗,但其强度也越来越小。在所有的多径信号中,影响最大的是水面的一次反射波,其强度最大,与直达波在时间上最接近,容易造成同步脉冲检测不准。从图中看出第二组的时候,信道的特性最好,多径效应影响最小。

可以看出信道冲激响应随通信距离的不同而产生非常大的差异,相同距离不同时间的信道冲激响应也有明显差异,也就是说信道具有明显的时变特性。图5-8给出了 1052 米左右的距离上不同时间信道的冲激响应。图中 X 轴为不同数据帧(不同数据帧的发射时间是连连续的,因此可以表示时间的不同),Y 轴是归一化符号,Z 轴是相关函数的归一化模值。从图中可以看出,水声信道明显的多径结构和时变特性。

5.2.2 接收数据的处理

结合前面对湖试地点信道特性的分析,本节将给出 Matlab 实现的软迭代信道估计联合基于先验信息 MMSE 准则的线性 Turbo 均衡算法的湖试数据处理结果。

本文提出的线性 Turbo 均衡算法是单通道算法,而且为了处理数据的方便,湖

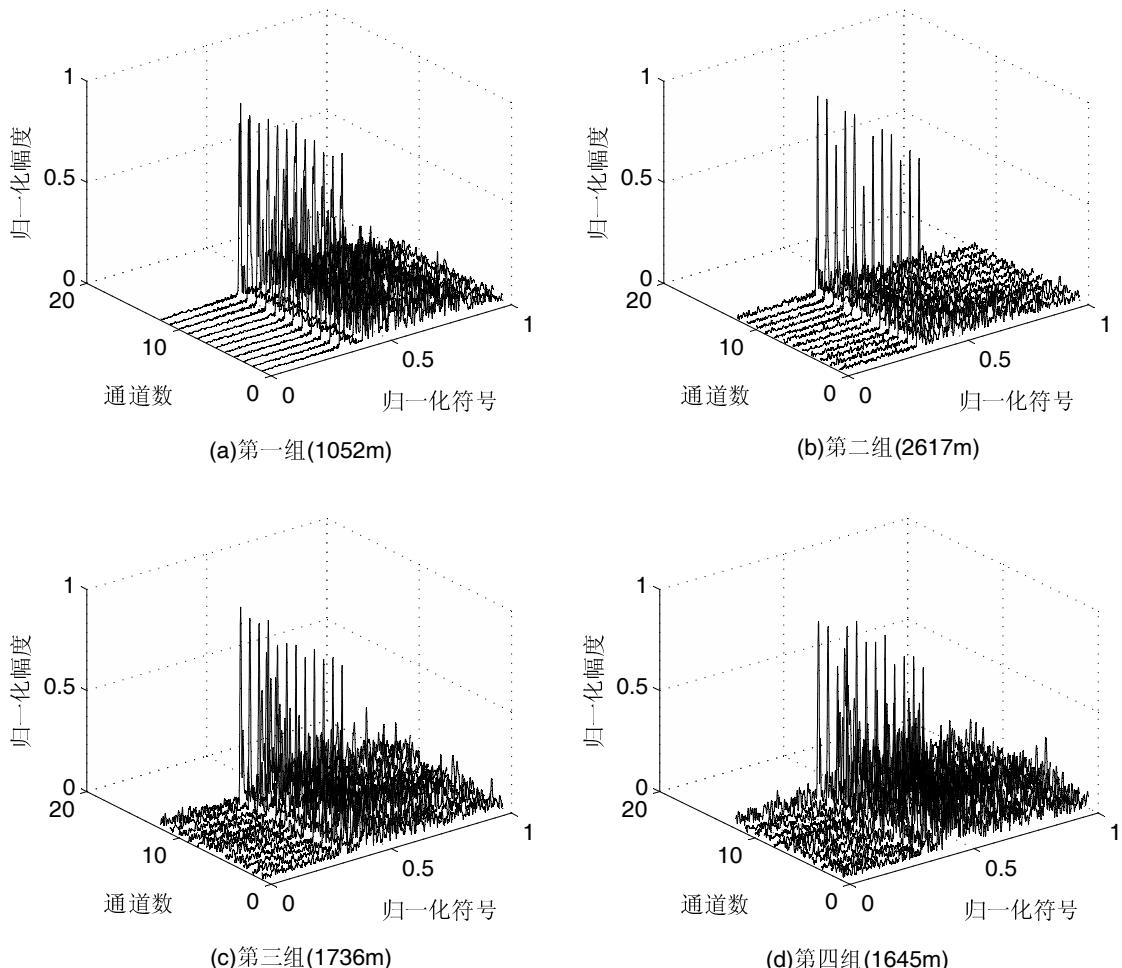


图 5-7 不同距离水声信道冲激响应

试过程中,发送的每一组数据包中的每一帧数据都是一样的,因此处理的方式都是类似的。为了避免重复,只选取每个位置处两组数据包进行分析并给出其中一帧的处理结果。

2012年12月15日09:15:41 数据第一组

如图5-9为位置一(1052m)第一组第一帧的信道冲激响应以及误码率曲线,观察图5-9(a),信道冲激响应的多径比较严重,此处符号长度是归一化的结果,而归一化的长度为3073个符号,因此可以看出,多径的长度很长。此时,虽然本文提出的均衡算法在此种信道条件下实现无差错的译码,但是要求均衡器长度以及信道冲激响应的估计长度都很长,当均衡器长度为90,信道冲激响应的估计长度为86时,

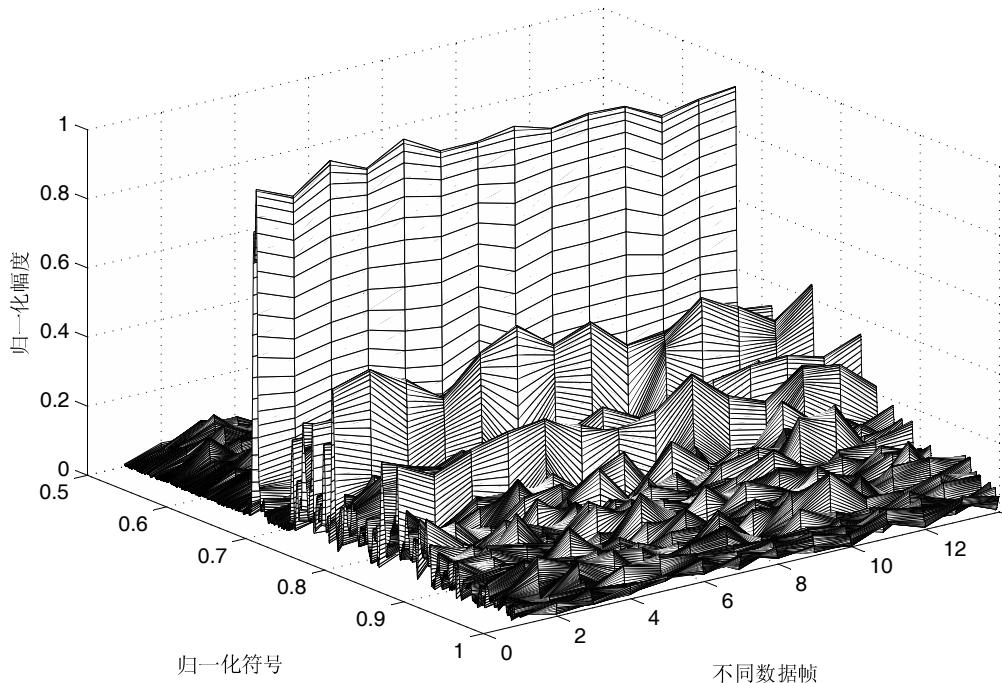


图 5-8 1052m 左右的距离上不同时间信道冲激响应

在均衡器迭代 3 次,译码器迭代 1 次时,可以实现无差错译码。但此时计算量非常大,在实际应用中很难满足要求。

在结合 T-TCM 码的 Turbo 均衡中,有两个迭代:一处为均衡器与译码器之间的迭代,此处成为外迭代,一处为译码器两个分量译码器之间的迭代,此处成为内迭代。从图 5-9(b)可以得出两种迭代对误码率曲线的影响。横坐标表示的是均衡器的迭代次数,随着次数的增加,误码率曲线呈下降趋势。分析其原因在于,随着均衡器与译码器之间迭代次数的增加,外部信息越来越可靠,因此均衡和译码的性能越来越高。图中三条曲线代表着 Turbo 码的不同迭代次数的误码率性能,从图中可以看出,Turbo 码内部的迭代次数的增加也能够提高均衡和译码性能,原因在于,Turbo 内部迭代次数的增加能够使得译码器输出更可靠的外部信息,从而提高均衡性能。从图中还可以看出,相应的增加内迭代的次数可以降低外迭代次数而实现无差错译码,因此,为了获得最小的运算复杂度,需要平衡考虑两种迭代次数。

为了减少均衡器和相位估计器的长度,从而降低计算量,可以考虑将时间反转技术引入到 Turbo 均衡中,将多通道的数据时间反转并合并之后再通过本文提出的均衡算法,此时均衡和相位估计的长度大大降低,从而降低计算量。

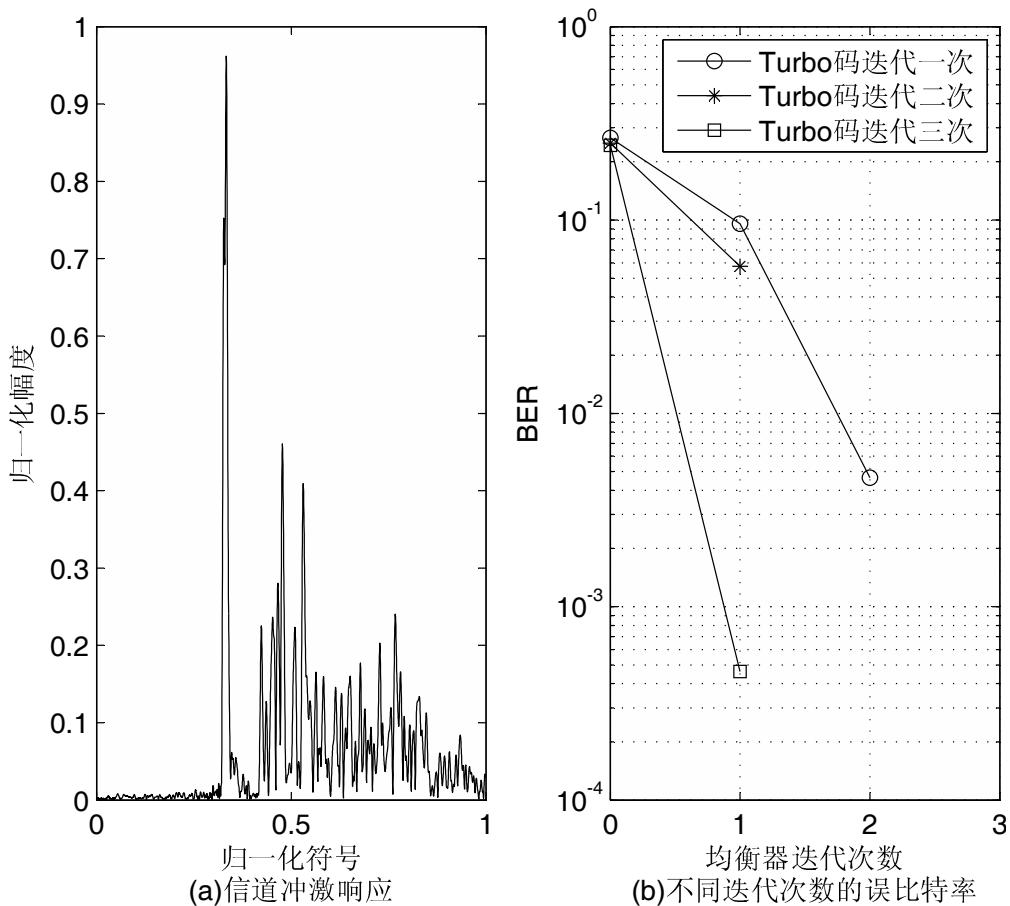


图 5-9 1052 米处第一组数据包第一帧数据处理结果

2012 年 12 月 15 日 09:15:41 数据第二组

如图5-10为位置一(1052m)第二组第一帧数据的信道冲激响应和误码率曲线图,相较于图5-9中的信道冲激响应,此组数据的信道冲激响应的多径没有第一组数据的多,但是有一个多径的幅度较大。此组数据要实现无差错译码的最小均衡器长度为33,信道估计器的长度为31,因此可以得出,多径的长度是影响本文算法的主要因素,而多径某一幅值较大并不会对算法带来太大的影响。

虽然此组数据的均衡器长度和相位估计器的长度相较于上组数据有明显的减少,但是依然不能满足水声相干通信实时传输数据的要求。

联系图5-9和图5-10可以知道,虽然此两组数据在同一位置处发送,但是信道特性依然不一样,图5-8可以说明这个问题。从而需要的均衡器长度和信道估计器长度也不一样。

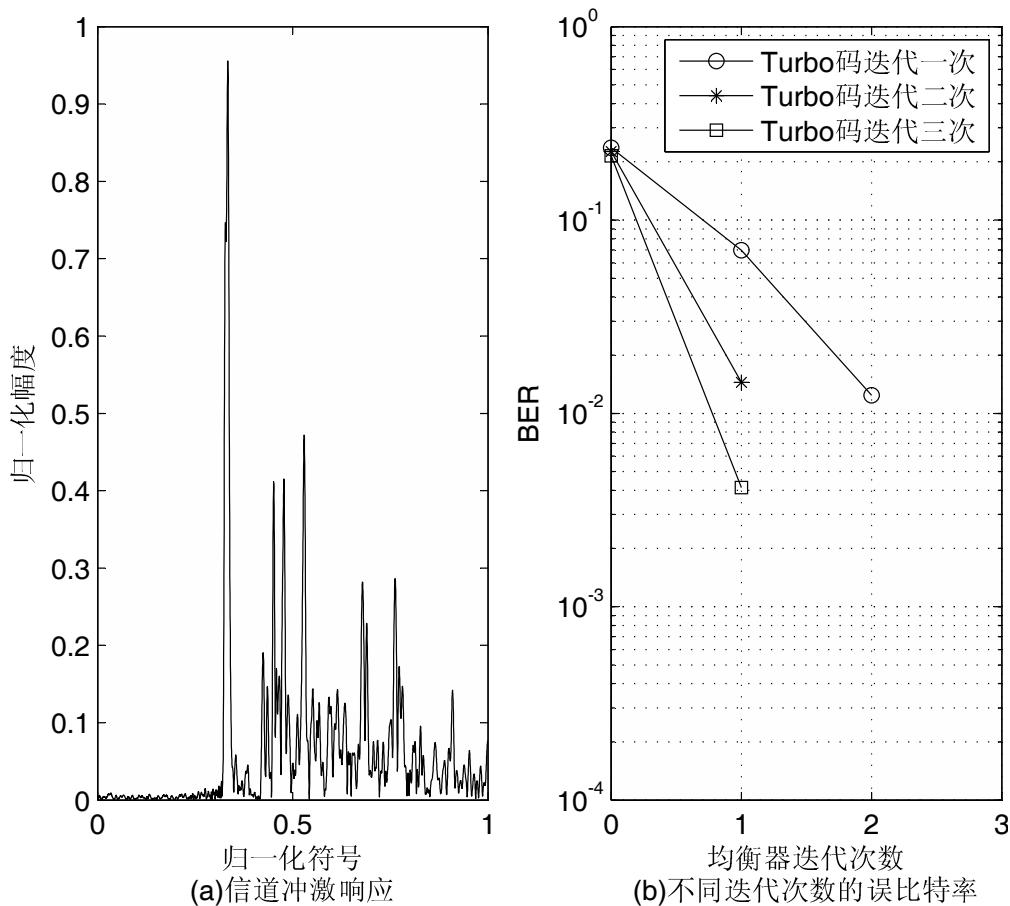


图 5-10 1052 米处第二组数据包第一帧数据处理结果

2012 年 12 月 15 日 10:06:18 数据第一组

如图5-11为位置二 (2617m) 第一组第一帧数据的信道冲激响应和误码率曲线图,从图5-11(a)可以看出,此时的信道冲激响应的多径非常小,因此可以实现均衡器长度为 2,相位估计器长度为 2,且在均衡器迭代两次,而译码器迭代一次的情况下实现无差错译码。

联系位置一处两组数据的信道特征及误码率曲线图,可以知道,距离越远多径效应越小,从而需要的均衡器长度和信道估计器长度越小。

对图5-11(b)需要说明一下,Turbo 码迭代三次的曲线在图中没有显示,是因为,均衡器迭代 0 次时,就可以实现无差错译码。

2012 年 12 月 15 日 10:06:18 数据第二组

如图5-12为位置二 (2617m) 第二组第一帧数据的信道冲激响应和误码率曲

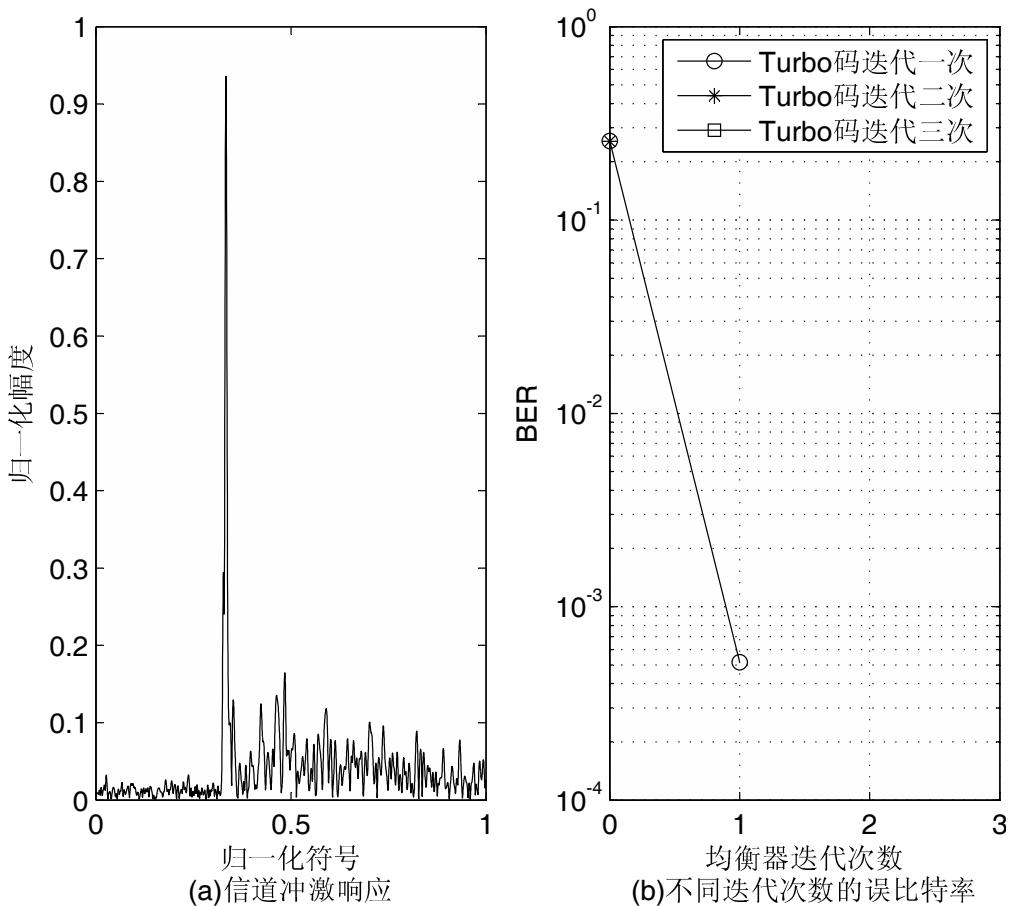


图 5-11 2617 米处第一组数据包第一帧数据处理结果

线图,从图5-11(a)可以看出,此时的信道冲激响应的多径非常小,因此可以实现均衡器长度为2,相位估计器长度为2,且在均衡器迭代一次,而译码器迭代一次的情况下实现无差错译码。

相较于第一组数据中信道冲激响应,图5-12中的冲激响应多径的长度明显要小一些,但是多径的幅度要比第一组的大,从图5-12(b)的结果可以看出,多径的幅值并没有多均衡算法的性能产生影响,而多径的长度对性能的影响比较明显,这一结论与位置一处的两组数据所得出的结论一致。

此组数据的计算复杂度很低,可以实现无差错译码,一般深海信道多类似于图5-11(a)和5-12(a)中的信道冲激响应,有时比上述信道特性还要好,因此本文中的算法可以直接应用与深海通信中,但是浅海以及大部分湖试中,信道条件都比

较差,信道的多径长度不可能很小,而时间反转技术的优点就是可以使信道聚焦,降低多径长度。

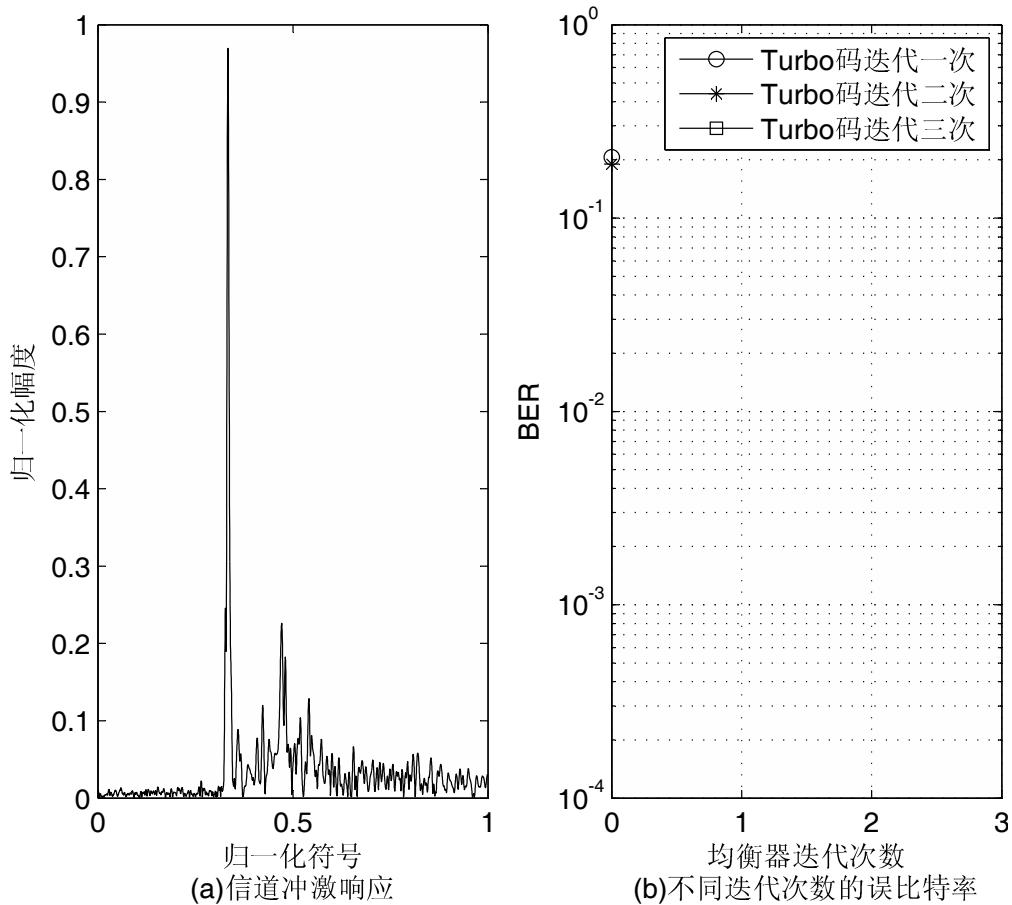


图 5-12 2617 米处第二组数据包第一帧数据处理结果

2012 年 12 月 15 日 11:09:57 数据第一组

如图5-13为位置三(1763m)处第一组第一帧数据的信道冲激响应和误码率曲线图,图5-13(a)的信道冲激响应特性比位置一处要好,但是差于位置二处,因此,为了实现无差错译码,本组数据需要的均衡器长度为 26,信道估计器长度为 25,且需要均衡器迭代三次,译码器迭代一次。

2012 年 12 月 15 日 11:09:57 数据第二组

如图5-14为位置三(1763m)处第二组第一帧数据的信道冲激响应和误码率曲线图,图5-14(a)中的信道冲激响应的多径长度要大于图5-13(a),因此,为了实现无差错译码,本组数据需要的均衡器长度为 35,信道估计器长度为 32,且需要均衡

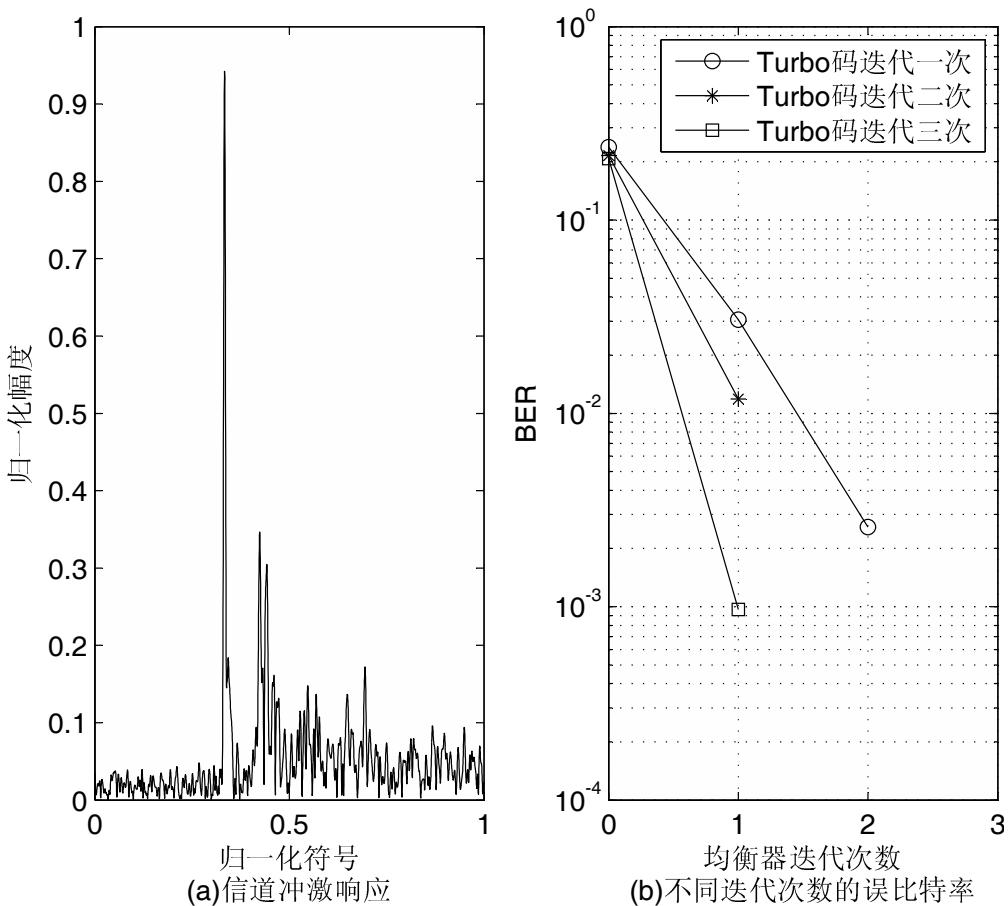


图 5-13 1736 米处第一组数据包第一帧数据处理结果

器迭代三次,译码器迭代一次。这两组数据进一步验证位置一和位置二两组数据得出的结论,也即是:信道冲激响应的多径长度是影响均衡器性能的主要因素。

2012 年 12 月 15 日 11:14:50 数据第一组

如图5-15为位置四 (1645m) 处第一组第一帧数据的信道冲激响应和误码率曲线图,图5-15(a) 中的信道冲激响应比位置三处差,从各个位置处发送数据的环境分析,此时风浪较大,且船并没有抛锚固定而是随着风浪而运动,因此导致信道冲激响应较差。

此组数据为了实现无差错译码,需要的均衡器长度为 45,信道估计器长度为 44,且需要均衡器迭代三次,译码器迭代一次。

2012 年 12 月 15 日 11:14:50 数据第二组

如图5-16为位置四 (1645m) 处第一组第一帧数据的信道冲激响应和误码率

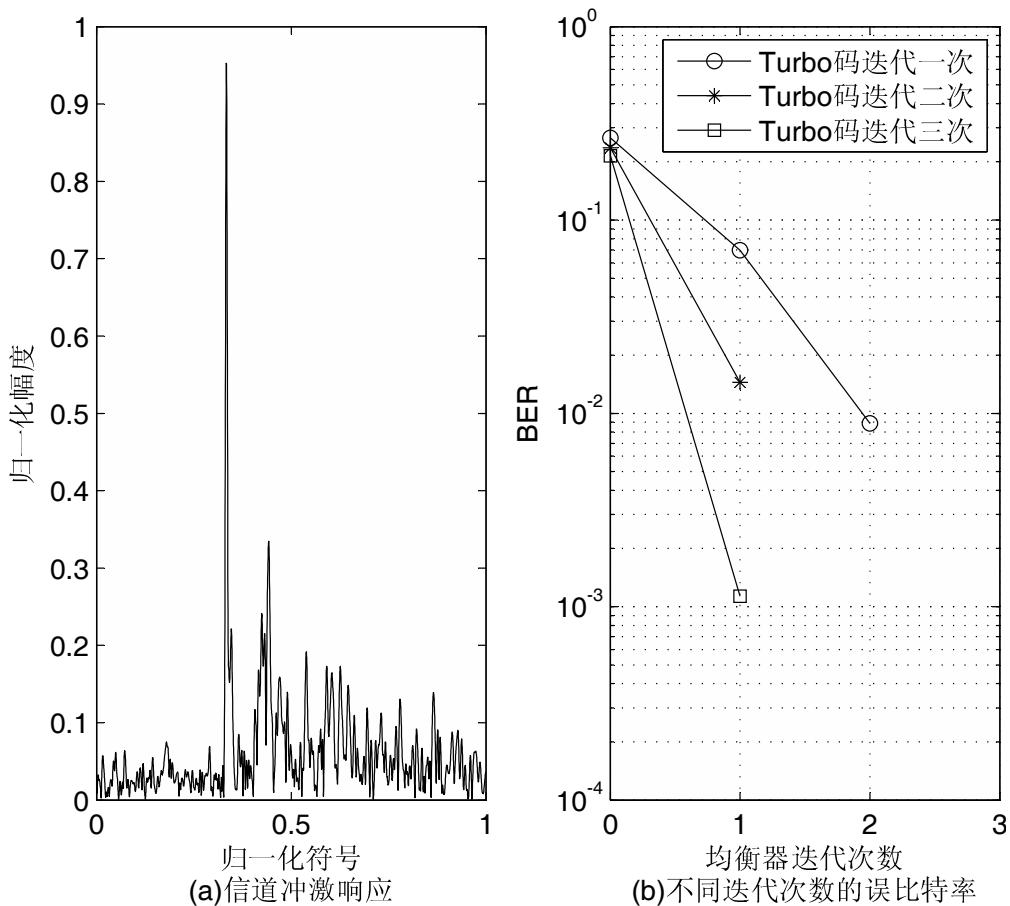


图 5-14 1736 米处第二组数据包第一帧数据处理结果

曲线图,比较图5-13(a)和5-14(a),可以发现,两者的信道多径长度基本一致,而图5-14(a)的多径幅值要比5-13(a)中的信道多径幅度大的多。比较5-13(b)和5-14(b),两者的误码率曲线基本一致。因此位置四处的两组数据进一步验证了多径长度是影响均衡器性能的主要因素这一结论。

虽然本文提出的基于先验信息 MMSE 准则的线性 Turbo 均衡算法能够无差错译码几乎所有位置所有组的所有帧数据,但是除了位置二之外,其他位置都要求均衡器和信道估计器的长度过长,从而引起运算复杂度过高,不能实现实时数据传输。

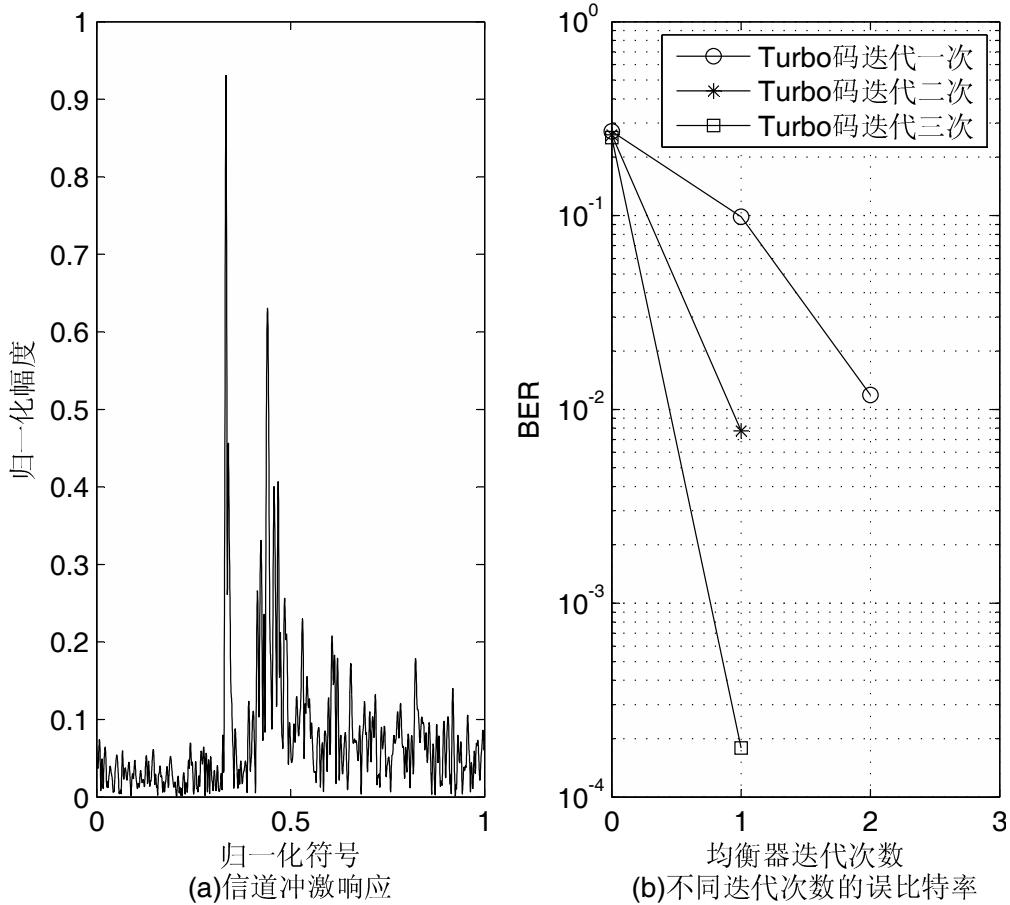


图 5-15 1645 米处第一组数据包第一帧数据处理结果

5.3 本章小结

本章首先介绍了湖试的试验环境及试验布置情况,而后对湖试地点的水声信道特性进行了分析,包括声速梯度和信道冲激响应。

在信道冲激响应分析的基础上,通过对湖试数据的 Matlab 处理,对算法性能作了进一步的分析、研究。数据处理针对水声相干通信系统的 QPSK 信号。湖试数据处理结果表明,本文研究的用于水声相干通信系统的软迭代信道估计算法及基于先验信息 MMSE 准则的线性 Turbo 均衡算法能够有效的处理多径信号并实现无差错传输。

通过湖试,我们验证了水声相干通信系统的原理和方案、信号处理系统的正确性、可行性以及系统硬件的可靠性,为下一步的海试和实际系统的交付使用做好了充分的准备。

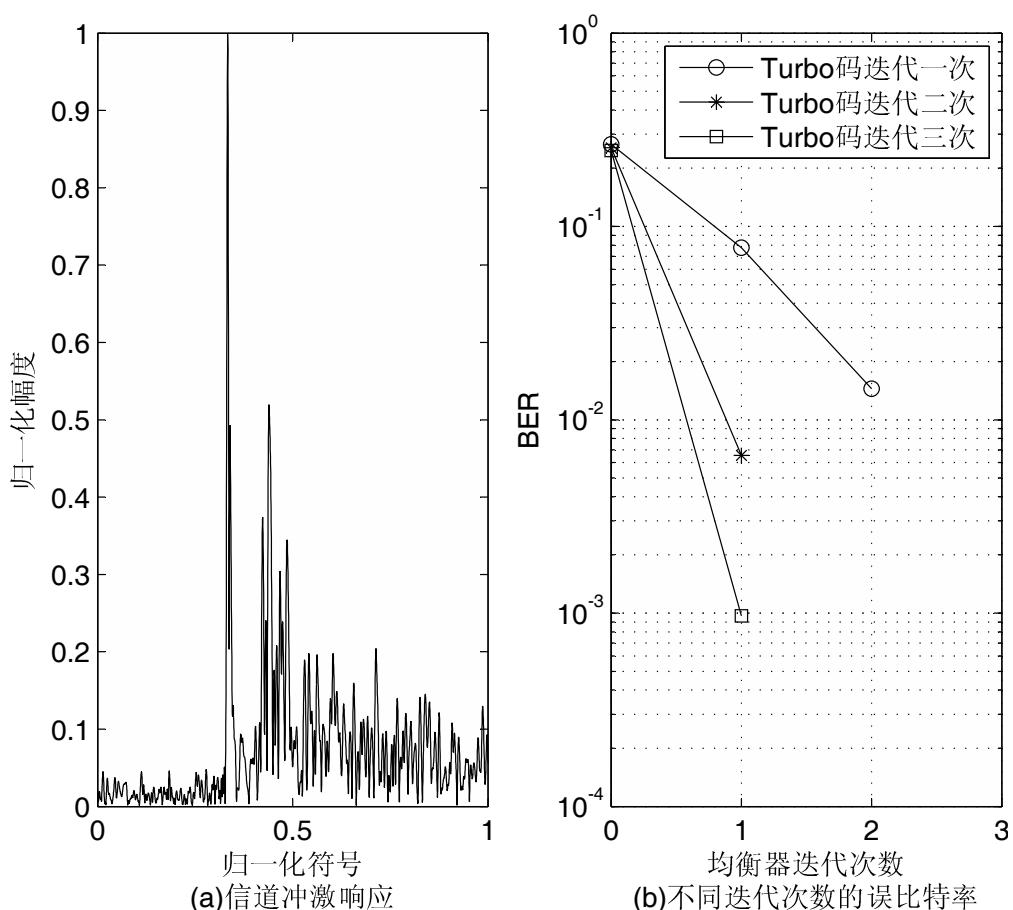


图 5-16 1645 米处第二组数据包第一帧数据处理结果

第六章 结论与展望

由于声波可以在水声传播很远的距离,水声通信时水下无线信息传输的主要手段。随着人类在海洋中的活动越来越频繁,需要在水下传世信息的应用需求也越来越多,水声通信技术的应用月越来越广泛。在现在和将来的科学考察、海洋工程建设、海底矿产资源调查与开发以及军事领域等方面,水声通信技术都有着广泛的应用。这些应用也对水声通信的速率和可靠性提出了更高的要求。

在现代水声通信系统中,水声信道面临的主要任务就是客服多径效应产生的码间干扰。而克服多径效应,减少码间干扰的主要手段包括空间分集技术和均衡技术。

本文针对水声信道高速数据传输中的码间干扰抑制问题,研究了 Turbo 均衡技术以及与其相匹配的软迭代信道估计算法。基于先验信息 MMSE 准则的线性 Turbo 均衡技术利用译码器反馈的软信息,以最小化均方误差 (MMSE) 为准则,估计出发送符号的估计值并通过映射得到关于发送符号的软信息。该软信息作为 SISO 译码器的输入,通过译码器输出关于发送符号的软信息并反馈给均衡器,从而形成回路。通过迭代次数的增加,均衡器的性能会越来越好。

由于基于先验信息 MMSE 准则的线性 Turbo 均衡算法需要信道的信息,为了提高均衡效率,本文针对水声信道的特点,提出一种软迭代信道估计算法,该算法利用软的 FOLMS 算法估计横向滤波系数以及二阶锁相环估计相位,并通过迭代来提高估计性能。

通过理论分析和计算机仿真,研究了线性 Turbo 均衡和软迭代信道估计算法对水声信道均衡的性能。此外,还将本文提出的算法进行湖试数据验证,证明了所研究的基于先验信息 MMSE 准则的线性 Turbo 均衡算法具有很好的实用价值。

6.1 研究工作总结

本文首先介绍了水声通信技术的发展概况,接着阐述了水声通信系统使用信道均衡技术的必要性及水声均衡技术研究现状。第二章分析了水声信道的特性及其对水声通信的影响。水声信道是多径信道,不同传输距离多径不同,而且信号存在时延扩散;水声信道传输的信号有多普勒频移,而且存在多普勒扩散。因此水声

信道是时变的时延—多普勒双扩散信道,并介绍了自适应均衡技术的基本状况以及应用范围,并说明本文研究基于先验信息 MMSE 准则的线性 Turbo 均衡算法的原因。

第三章介绍了基于先验信息 MMSE 准则的线性 Turbo 均衡算法的基本原理以及简化算法,第四章介绍了由于水声 Turbo 均衡中的一种软迭代信道估计算法并给出其优越性的验证。湖试数据的处理结果(第五章)验证了本文提出算法的正确性以及可用性。

本文的主要研究工作如下:

1. 提出基于先验信息 MMSE 准则的线性 Turbo 均衡算法与 T-TCM 相结合,并应用于海试、湖试数据处理中。该算法在减少系统运算复杂度的同时,实现均衡器性能的提升。
2. 提出一种适用于水声 Turbo 均衡的软迭代信道估计算法,该算法利用软的 FOLMS 算法估计横向滤波系数及二阶锁相环估计相位,并通过迭代提高估计性能,从仿真分析以及海试数据处理可以看出,其性能远远高于硬迭代信道估计算法和不带相位估计器的软迭代信道估计算法。
- 3.

6.2 下一步工作展望

6.2.1 比特交织

TCM^[85--87] 把编码和调制作为一个整体考虑,通过最大化编码信号序列间的最小欧氏距离,使其在 AWGN 信道下取得了非常好的性能。但是,TCM 通常体现较低的分集级数,而分集级数是衰落信道下传输的主要设计准则,这使得 TCM 在 Rayleigh 衰落信道下性能下降。而比特交织编码方案^[88--92] 通过把传统的二进制纠错码和一组独立的比特交织器连接起来以增加分集级数,是一种带宽有效的编码技术,在复杂度相当的情况下,BICM 在衰落信道上的性能要优于 TCM,但在 AWGN 信道下的性能要差。可以使用基于迭代译码的比特交织调制(BICM-ID)。BICM 以及其迭代译码(BICM-ID)^[93] 可以适用于瑞利信道及高斯信道,性能优

于 BICM 及 TCM 方案。因此,将 Turbo 均衡技术与 BICM-ID 相结合,可以进一步提高系统性能^[94]。

6.2.2 与时间反转技术相结合

虽然本文提出的算法能够用于水声相干通信系统之中,但是在水声信道特性比较差的情况下,需要均衡器和信道估计器的长度很长,从而会导致运算复杂度的增加,不能实现实时通信,为了改变这一状况,可以采用时间反转技术与本文提出的均衡技术相结合。时间反转技术可以利用多通道信道信息并使得信道的码间干扰大大减少,一般来说均衡器长度为 5,信道估计器的长度为 4 就可以无差错译码。

参 考 文 献

- [1] 栾维新. 中国海洋产业高技术化研究. 海洋出版社, 北京.
- [2] G.Proakis. *Digital Communication*. McGraw-Hill, New York.
- [3] 林宇航. 中微子通信: 通信技术史上的一场新技术革命. *数字通信*, 13(1):8--9, January 1996.
- [4] 路轶群. 蓝绿激光通信及探潜. *光电子技术与信息*, 13(2):1--7, February 1991.
- [5] 李启虎. 水声学研究进展. *声学学报*, 26(4):295--301, 2001.
- [6] 李启虎. 进入 21 世纪的声纳技术. *应用声学*, 21(1):13--18, January 2002.
- [7] WA Kuperman, William S Hodgkiss, Hee Chun Song, T Akal, C Ferla, and Darrell R Jackson. Phase conjugation in the ocean: Experimental demonstration of an acoustic time-reversal mirror. *The journal of the Acoustical Society of America*, 103:25, 1998.
- [8] M. Stojanovic and L. Freitag. Wideband underwater acoustic cdma: adaptive multichannel receiver design. In *OCEANS, 2005. Proceedings of MTS/IEEE*, pages 1508--1513, sept. 2005.
- [9] T Xu and K. Xu. Research on high data rate transmission in shallow water acoustic channel. In *International Conference on Shallow-Water Acoustics*, April. 1997.
- [10] M. Stojanovic. Recent advances in high-speed underwater acoustic communications. *Oceanic Engineering, IEEE Journal of*, 21(2):125--136, apr 1996.
- [11] J.A. Catipovic. Performance limitations in underwater acoustic telemetry. *Oceanic Engineering, IEEE Journal of*, 15(3), jul 1990.
- [12] B. Woodward and H. Sari. Digital underwater acoustic voice communications. *Oceanic Engineering, IEEE Journal of*, 21(2):181--192, apr 1996.
- [13] M. Stojanovic and Z. Zvonar. Multichannel processing of broad-band multiuser communication signals in shallow water acoustic channels. *Oceanic Engineering, IEEE Journal of*, 21(2):156--166, apr 1996.
- [14] M. Stojanovic, J.A. Catipovic, and J.G. Proakis. Phase-coherent digital communi-

- cations for underwater acoustic channels. *Oceanic Engineering, IEEE Journal of*, 19(1):100--111, jan 1994.
- [15] E.M. Sozer, M. Stojanovic, and J.G. Proakis. Underwater acoustic networks. *Oceanic Engineering, IEEE Journal of*, 25(1):72--83, jan. 2000.
- [16] J. Rice, B. Creber, C. Fletcher, P. Baxley, K. Rogers, K. McDonald, D. Rees, M. Wolf, S. Merriam, R. Mehio, J. Proakis, K. Scussel, D. Porta, J. Baker, J. Hardiman, and D. Green. Evolution of seaweb underwater acoustic networking. In *OCEANS 2000 MTS/IEEE Conference and Exhibition*, volume 3, pages 2007--2017, 2000.
- [17] Zhu Wei-Qing, Wang Chang-hong, Pan Feng, Zhu Min, Wang Rui, Zhang Xiang-Jun, and Dai Yong-Mei. Underwater acoustic communication system of auv. In *OCEANS '98 Conference Proceedings*, volume 1, pages 477--481, sep-1 oct 1998.
- [18] Y. Gu and T. Le-Ngoc. Adaptive combined DFE/MLSE techniques for ISI channels. *IEEE Trans. Commun.*, 44(7):846--847, 1996.
- [19] Y. Liu and S.D. Blostein. Identification of frequency non-selective channels using decision feedback and adaptive linear prediction. *IEEE Trans. Commun.*, 42(2):1484--1492, 1995.
- [20] X.Y. Yu and S. Pasupathy. Innovations-based MLSE for rayleigh fading channels. *IEEE Trans. Commun.*, 43(2):1534--1544, 1995.
- [21] B. Hart and D.P. Taylor. Extended MLSE Diversity Receiver for the Time and Frequency Selective Channel. In *Communications, 1996. ICC '96, Conference Record, Converging Technologies for Tomorrow's Applications. 1996 IEEE International Conference on*, 1996.
- [22] L. Yin and G.L. Stuber. MLSE and Soft-Output Equalization for Trellis-Coded Continuous Phase Modulation. *IEEE Trans. Commun.*, 45(6):651--658, 1997.
- [23] W. Younis and N. Al-Dhahir. joint prefiltering and MLSE equalization of space-time coded transmissions over frequency-selective channels. *IEEE Trans. Veh. Technol.*, pages 144--154, 2002.

- [24] T. Wang and C.W. ng. On Adaptive Decision-Feedback Equalization of Inter symbol Interference Channels in Coded Modulation Systems. *IEEE Trans. Commun.*, 44(11):1404--1412, 1996.
- [25] Proakis J.G. Zhou, K. and L. Ling. Decision-Feedback Equalization of Time-Dispersive Channels with Coded Modulation. *IEEE Trans. Commun.*, 38(1):18--24, 1990.
- [26] T.C. Yang. Differences Between Passive-Phase Conjugation and Decision-Feedback Equalizer for Underwater Acoustic Communications. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 29(2):472--487, April 2004.
- [27] P Magniez and Cergy-pontoise Cedex. Turbo-Equalization applied to Trellis-Coded-Modulations. pages 2556--2560, 1999.
- [28] Dan Raphaeli and Zarai Yoram. Combined Turbo Equalization And Turbo Decoding. In *Global Telecommunications Conference, 1997. GLOBECOM '97., IEEE*, volume 2, pages 0--4, 1997.
- [29] S Vlahogiannatos, S X Ng, and L Hanzo. Combineed Trellis-Coded Modulation and Blind Turbo Equalisation. In *EUROCON'2001, Trends in Communications, International Conference on.*, pages 508--512, 2001.
- [30] Equalization Combined, With Trellis, Turbo Trellis, Coded Modulation, and Satellite Channel. EQUALIZATION COMBINED WITH TRELLIS CODED AND TURBO TRELLIS CODED MODULATION IN THE NONLINEAR Sk FtJT. 00(C):0--4, 2000.
- [31] Michael Tüchler, Ralf Koetter, and Andrew C Singer. Turbo Equalization : Principles and New Results. *Communications, IEEE Transactions on*, 50(5):754--767, 2002.
- [32] Michael Tüchler and Andrew C Singer. Turbo Equalization : An Overview. *IEEE Transactions on Information Theory*, 57(2):920--952, 2011.
- [33] Michael Tüchler, Andrew C Singer, and Ralf Koetter. Minimum Mean Squared Error Equalization Using A Priori Information. *IEEE Transactions on Signal Pro-*

- cessing, 50(3):673--683, 2002.
- [34] Cheng Xiang, Yuan Dongfeng S, and Y U Xiangming. The Improvement of Turbo Equalization through Using Turbo Codes. In *Communications, Circuits and Systems, 2005. Proceedings. 2005 International Conference on*, number 60372030, pages 124--127, 2003.
- [35] P Yang and J Ge. Combination of turbo equalisation and Turbo Trellis-coded modulation with low complexity. (4):772--775, 2007.
- [36] Peng Yang and Jian-hua Ge. Combination of turbo equalization and turbo TCM for mobile communication system. *IEEE International Symposium on Communications and Information Technology, 2005. ISCIT 2005.*, 1(1):370--373, 2005.
- [37] A Anastopoulos and KM Chugg. Iterative equalization/decoding of TCM for frequency-selective fading channels. In *Signals, Systems & Computers, 1997. Conference Record of the Thirty-First Asilomar Conference on*, pages 177--181, 1997.
- [38] L. Hanzo, T.H. Liew, and B.L. Yeap. *Turbo Coding, Turbo Equalisation and Space-Time Coding for Transmission over Fading Channel*. John Wiley & Sons, Ltd, England, 2002.
- [39] Koetter Ralf, C. Singer Andrew, and Tuchler Michael. Turbo Equalizaiton An iterative equalization and decoding technique for coded data transmission. *IEEE SIGNAL PROCESSING MAGAZINE*, (January 2004):67--80, 2004.
- [40] C. Berrou, A. Glavieux, and P. Thitimajshima. Near Shannon limit error-correctiong coding and decoding: Turbo-codes. In *Communications, 1993. ICC '93 Geneva. Technical Program, Conference Record, IEEE International Conference on*, pages 1064--1070, may 1993.
- [41] Catherine Douillard, Michel Jézéquel, Claude Berror, Snnie Picart, Pierre Didier, Alain Gavieux, et al. Iterative correction of intersymbol interference: Turbo Equalization. *European Transactions on Telecommunications*, 6(5):507--511, January 1995.
- [42] Linda M Davis, Iain B Collings, Peter Hoeher, and Senior Member. Joint MAP

- Equalization and Channel Estimation for Frequency-Selective and Frequency-Flat Fast-Fading Channels. 49(12):2106--2114, 2001.
- [43] Sirikit Ariyavasitakul and Ye Li. Joint coding and decision feedback equalization for broadband wireless channels. In *Vehicular Technology Conference, 1998. VTC 98. 48th IEEE*, volume 3, pages 2256--2261. IEEE, 1998.
- [44] Hangenauer Joachim and Hoher Peter. A Viterbi Algorithm with SOft-Decision Outputs and its Applications. In *IEEE Global Telecommunications Conference*, pages 1680--1686, Dallas, Texas, 1989.
- [45] M. Marandian and M. Salehi. Low complexity iterative decision feedback equalizer for 8PSK modulation in time dispersive channels. *12th IEEE International Symposium on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications. PIMRC 2001. Proceedings (Cat. No.01TH8598)*, 1:A--102--A--106.
- [46] Xiaodong Wang and H Vincent Poor. Iterative (Turbo) soft interference cancellation and decoding for coded CDMA. *IEEE Transactions on Communications*, pages 1046--1061, 1999.
- [47] Alain Glavieux, Christophe Laot, and Joël Labat. Turbo equalization over a frequency selective channel. In *Proc. Int. Symp. Turbo Codes*, pages 96--102, 1997.
- [48] D Raphaeli and A Saguy. Linear equalizers for Turbo equalization: A new optimization criterion for determining the equalizer taps. In *Proc. 2nd Intern. Symp. on Turbo Codes, Brest, France*, pages 371--374, 2000.
- [49] Zining Eu. Turbo decision aided equalization for magnetic recording channels. *Coding and Iterative Detection for Magnetic Recording Channels*, 0:71--102, 2000.
- [50] A. Berthet, R. Visoz, and P. Tortelier. Sub-optimal turbo-detection for coded 8-PSK signals over ISI channels with application to EDGE advanced mobile system. In *Personal, Indoor and Mobile Radio Communications, 2000. PIMRC 2000. The 11the IEEE International Symposium*, volume 1, pages 151--157, 2000.
- [51] Michael Tuchler and Joachim Hagenauer. "Turbo Equalization" using frequecny

domain equalizers.

- [52] A. Essebbar and G. Loubet. Underwater Acoustic Channel Simulations for Communication. *IEEE Proceedings of Oceans 94*, 8(3):495--500, 1994.
- [53] Simon Haykin. *Adaptive Filter Theory(Fourth Edition)*. Prentice Hall, New Jersey.
- [54] P. Bragard and G. Jourdain. A fast self-optimized lms algorithm for non-stationary identification: application to underwater equalization. In *Acoustics, Speech, and Signal Processing, 1990. 1990 International Conference on*, volume 3, pages 1425-1428, apr. 1990.
- [55] Kostas Berberidis George-Othon Glentis and Sergios Theodoridis. Efficient Least Squares Adaptive Algorithms for Fir Transversal Filtering. In *IEEE Signal Processing Magzine*, Jul 1999.
- [56] A. Benveniste, M. Metivier, and P. Priouret. *Adaptive Algorithms and Stochastic Approximations*. Springer Verlag, Berlin, 1990.
- [57] B. Geller, V. Capellano, J.-M. Brossier, A. Essebbar, and G. Jourdain. Equalizer for video rate transmission in multipath underwater communications. *Oceanic Engineering, IEEE Journal of*, 21(2):150--155, 1996.
- [58] J Cioffi and T Kailath. Fast, recursive-least-squares transversal filters for adaptive filtering. *IEEE Tran. on ASSP*, 32:304--337, 1984.
- [59] D. Slock and T. Kailath. Numerically stable fast transversal filters for recursive least squares adaptive filtering. *IEEE Tran. on Sig. Proc.*, 39:92--114, 1991.
- [60] D. Slock and T. Kailath. Fast transversal filters with data sequence weighting. *IEEE Tran. on ASSP*, 37(3):346--359, 1989.
- [61] D. Slock, L. Chisci, H. Lev-Ari, and T. Kailath. Modular and numerically stable fast transversal filters for multichannel and multiexperiment RLS. *IEEE Tran. on Sig. Proc.*, 40(4):784--802, 1992.
- [62] A. Benallal and A. Gilloire. Improvement of the tracking capability of the numerically stable fast RLS algorithms for adaptive filtering. *IEEE on ICASSP'89*, 2:1031--1034, 1989.

- [63] V. Capellano and G. Jourdain. Comparison of adaptive algorithms for multichannel adaptive equalizers: Application to underwater acoustic communications. In *Oceans'98 Conference Proceedings*, number 2, pages 1178--1182, 1998.
- [64] B. Geller, V. Capellano, and G. Jourdain. Equalizer for real time high rate transmission in underwater communications. *IEEE on ICASSP*, (9):3179--3182, 1995.
- [65] Stojanovic, Milica, J Captipovic, and John G Proakis. Adaptive multi-channel combining and equalization for underwater acoustic communications. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 94:1621--1632, 1993.
- [66] Catipovic, A. Josko, and Lee E Freitag. Spatial diversity processing for underwater acoustic telemetry, sep 1996. US Patent 5,559,757.
- [67] Q. Wen and J.A. Ritcey. Spatial diversity equalization for underwater acoustic communications. In *Signals, Systems and Computers, 1992. Conference Record of The Twenty-Sixth Asilomar Conference on*, volume 2, pages 1132--1136, 1992.
- [68] R. Gooch and B. Sublett. Joint spatial and temporal equalization in a decision-directed adaptive antenna system. In *Signals, Systems and Computers, 1988. Conference Record of The Twenty-Sixth Asilomar Conference on*, pages 255--259, 1988.
- [69] P. Monsen. Theoretical and measured performance of a DFE modem on a fading multipath channel. *IEEE Trans. on Commun.*, 25(10):1144--1153, 1977.
- [70] P. Balaban and J. Salz. Optimum diversity combining and equalization in digital data transmission with applications to cellular mobile radio. *IEEE Trans. on Commun.*, 40(5):895--907, 1977.
- [71] M. Stojanovic, J. Catipovic, and J. Proakis. Adaptive receivers for underwater acoustic communications: their realation to beamforming and diversity combining. In *in Proc. COMCON 4, Rhodes, Greece*, 1993.
- [72] M Stojanovic, J. Catipovic, and J. Proakis. Reduced-complexity multichannel processing of underwater acoustic communication signals. *J. Acoust. Soc. Am.*, 98(2):961--972, 1995.

- [73] M. Kocic, D. Brady, and S. Merriam. Reduced-complexity RLS estimation for shallow-water channels. In *Proceedings of the 1994 Symposium on Autonomous Underwater Vehicle Technology*, pages 165--170, 1994.
- [74] Z. Liang, Z. Weiqing, and Z. Min. An Adaptive Equalization Algorithm for Underwater Acoustic Coherent Communication System. *Journal of Electronics and Information Technology*, 30(3):473--484, 2008.
- [75] Z. Weiqing, W. Changhong, and P. Feng. Underwater acoustic communication system of AUV. In *in Oceans'98 Conference Proceedings Nice*, number 1, pages 477--481, 1998.
- [76] P. Strobach. Pure order recursive least-squares ladder algorithms. In *IEEE Trans. Acoust., Speech, Signal Processing*, volume 36, pages 880--897, Aug. 1986.
- [77] Andre Fonseca dos Santos, Wolfgang Rave, and Gerhard Fettweis. *A Low-Complexity Scheduling for Turbo Equalization with Turbo Decoding*. IEEE, 2007.
- [78] S. Benedetto, D. Disalar, and F. Montorsi, G. adn Pollara. Serial Concatenation of Interleaved Codes: Performance Analysis, Design, and Iterative Decoding. *IEEE Trans. Commun.*, 44(3), 1998.
- [79] Erica L. Daly, Andrew C. Singer, Jun Won Choi, and James C. Preisig. Linear turbo equalization with precoding for underwater acoustic communications. In *2010 Conference Record of the Forty Fourth Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers*, pages 1319--1323. Ieee, November 2010.
- [80] N. Nefedov, M. Pukkila, R Visoz, and etc.al. Iterative data detection and channel estimation for advanced TDMA systems. *IEEE Trans. Commun.*, 51(2):141--144, 2003.
- [81] R. Otnes and M. Tuchler. Iterative Channel Estimation for Turbo Equalization of Time-Varying Frequency-Selective Channels. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 3(6):1918--1923, November 2004.
- [82] M. Sandell, C. Luschi, P. Strauch, and etc. al. Iterative channel estimation using soft decision feedback. In *IEEE Global Telecommunications Conference*, 1998.

- [83] Qi Chen-hao, Wang xiao dong, and Wu Le-nan. Underwater acoustic channel estimation based on sparse recovery algorithms. *IET Signal Processing*, 8(8):739-747, 2011.
- [84] S. ten Brink. Convergence behaviou of iteratively decoded parallel concatenated codes. *IEEE Trans. Communications*, 49(10):1727--1737, 2011.
- [85] G. Ungerboeck. Channel coding with multilevel/phase signals. *IEEE Trans. Inform. Theory*, 28(4):56--57, 1982.
- [86] Trellis Coded, Modulation Tutorial, and Euclidean Distance. Trellis Coded Modulation (TCM). pages 1--35, 2004.
- [87] Christian B. Schlegel and Lance C. Perez. *Trellis and Turbo Coding*. IEEE Press, Schlegel, 2004.
- [88] E. Zehavi. 8-PSK trellis codes for a Rayleigh fading channel. *IEEE Trans. Commun*, 40:873--883, 1992.
- [89] Enis Akay and Ender Ayanoglu. Low Complexity Decoding of Bit-Interleaved Coded Modulation for M -ary QAM. In *Communications, 2004 IEEE International Conference on*, pages 901 -- 905, 2004.
- [90] Alex Alvarado. On Bit-interleaved Coded Modulation with QAM Constellations.
- [91] Giuseppe Caire. Bit-Interleaved Coded Modulation. pages 1--144.
- [92] Vignesh Sethuraman and Bruce Hajek. Bit-Interleaved Coded Modulation (BICM).
- [93] S.Y. Le Goff, B.S. Sharif, and C.C. Tsimenidis. Bit-interleaved coded modulation with iterative decoding using constellation shaping. *IEEE Transactions on Communications*, 54(9):1517--1520, September 2006.
- [94] D. Antoine and V. Luc. In *Communications, 2003,ICC'03. IEEE International Conference on*.

个人简历及论文发表

唐怀东,男,1988 年生于江苏省徐州市。2006-2010 年就读于北京邮电大学信息与通信工程学院,获得学士学位;2010-2013 期间就读于中国科学院声学研究所海洋声学技术实验室,获得信号与信息处理硕士学位。

硕士期间的主要工作是水声通信中 Turbo 均衡的研究。研究工作基于国家 863“水声通信网络节点及组网关键技术”课题,目的是设计适用于深海通信的信道估计与均衡算法。在整个研究过程中对已有的水声通信信道估计,相位补偿以及信道均衡算法进行了对比分析,结合课题背景选取适合的算法进行深入的研究,并提出一定的改进方法,最终形成本篇论文。

硕士生期间发表的学术文章:

1. Huaidong Tang, Min Zhu, Yanbo Wu, Lijun Xu, Zeping Xing. Inter-frame Inter-leaved Bi-SOVA Algorithm for Underwater Acoustic Communication, The second International Conference on Consumer Electronics, Communications and Networks, 2012, 3:1865-1869
2. 唐怀东,朱敏,武岩波. 一种水声通信 Turbo 均衡中的软迭代信道估计算法,电子与信息学报,2013,35(3):677-682

致谢

本论文的研究工作是在我的导师朱敏研究员的悉心指导下完成的。朱老师做事严谨、知识丰富且待人和善。作为科研工作者,朱老师有渊博的知识和丰富的经验;作为项目负责人,大到总体框架,小到一个小小的电路板的设计都了然于胸;作为一名导师,更是谆谆善诱、诲人不倦。正是在这样的导师的指导下,我才能在技术上和做事上有了较大的提高。在此,对朱老师衷心的说一声“谢谢”!

感谢朱维庆教授。朱维庆教授是实验室的创始人,正是有了老先生的指导,实验室多年来蒸蒸日上,为我们研究生的成长提供了优越的环境。当日选择来中科院读研究生,也是希望能目睹中科院老前辈们的工作风采,以受熏陶,如今愿望成真,老先生的工作热情鼓舞了我追求自己梦想的勇气。

感谢武岩波老师。初到实验室,不知所措,是他,让我慢慢适应环境,他的细心指点、自己的学习体会、学习规划以及未来研究方向,都热情地给我讲述,让我感慨自己知识的狭窄,惊喜于未来知识的广阔。在毕设开始以致结束整个过程,武岩波老师总是为我解开各种疑惑和问题,并对设计提出非常有意义的建议,在论文撰写的时候,他也给我提出很多结构上的问题,让论文条理清晰。再次感谢武岩波老师。

感谢水声通信网项目组的徐立军、傅翔、李欣国、魏振坤、孙兴涛、邢泽平等,感谢他们对我学习和生活上的指导和照顾,感谢他们陪伴我度过千岛湖实验那段美好的时光。

感谢王季煜师兄和李海莲师姐。他们对学业认真的态度,对问题冷静的分析方法,都是值得我学习的。他们不仅在学习上给予我诸多指点,在生活上也对我颇多照顾。

感谢我的同学崔兴隆、赵二亮、马驰、陈若婷,感谢我的师弟师妹许浩、张威、李丹丹、曹松军、樊艳强,陪伴我度过研究生时光。

最后,我要感谢的是我最亲爱的父母。在我二十多年的成长过程中,你们无时无刻无私地关怀和奉献,是我独在异乡求学的最大精神支柱,也是我可以依偎的最温馨港湾。你们是我永远的牵挂和眷念!谨以此文献给我挚爱的双亲。

