



水声通信物理层技术综述：从模型驱动到数据驱动

赵昊^{1,2}, 季飞^{2,3}, 李杰^{2,3}, 梁耀坤⁴, 余华^{2,3}, 温淼文³

- (1. 广州航海学院低空装备与智能控制学院, 广东 广州 510725;
2. 自然资源部海洋环境探测技术与应用重点实验室, 广东 广州 510300;
3. 华南理工大学电子与信息学院, 广东 广州 510641;
4. 广东金融学院大数据与人工智能学院, 广东 清远 511510)

摘要: 水声通信是目前唯一的中远程水下无线数据传输技术。水下声信道窄带宽、高时延扩展、强多径、高动态、大噪声等固有的水声物理特性使得水声信道成为复杂的信道之一。水声通信物理层关键技术包括信道建模、调制技术、信道估计、信道均衡等。随着数据驱动技术的发展, 基于数据驱动的深度学习算法在水声场景取得良好效果。对水声通信物理层关键技术研究进展进行了概述, 并针对数据驱动接收机方法进行归纳, 最后总结水声通信的国内外主要研究方向, 并对水声通信技术进行展望。

关键词: 水声通信; 信道估计; 信道均衡; 深度学习

中图分类号: TN911.5

文献标志码: A

doi: 10.11959/j.issn.1000-0801.2025234

A review of physical layer technologies in underwater acoustic communications: from model-driven to data-driven

ZHAO Hao^{1,2}, JI Fei^{2,3}, LI Jie^{2,3}, LIANG Yaokun⁴, YU Hua^{2,3}, WEN Miaowen³

1. Department of Electronic Engineering, Guangzhou Maritime University, Guangzhou 510725, China
2. The Key Laboratory of Marine Environmental Survey Technology and Application, Ministry of Natural Resources, Guangzhou 510300, China
3. School of Electronic and Information Engineering, South China University of Technology, Guangzhou 510641, China
4. School of Data Science and Artificial Intelligence, Guangdong University of Finance, Qingyuan 511510, China

Abstract: Underwater acoustic (UWA) communication is currently the only medium and long-range underwater wireless data transmission technology. The inherent physical characteristics of UWA channels, such as narrow bandwidth, high delay extension, harsh multipath, high dynamism, and loud noise, make UWA channels one of the complex channels. The key technologies of the physical layer in UWA communication include channel modeling, modulation techniques, channel estimation, and channel equalization. With the development of the data-driven approach, data-driven

收稿日期: 2025-06-30; 修回日期: 2025-09-07

通信作者: 季飞, eefei@scut.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No.62401167, No.62192712)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (No.62401167, No.62192712)



enhanced deep learning algorithms have achieved excellent results in UWA scenarios. An overview of the research progress in key technologies of the physical layer for UWA communication was provided. The data-driven receiver methods were summarized. Finally, the main domestic and foreign research directions of underwater acoustic communication were concluded, and the prospects of UWA communication technology were discussed.

Key words: underwater acoustic communication, channel estimation, channel equalization, deep learning

0 引言

国家安全与国民经济发展对水下信息的获取、传输和处理有着显著的需求^[1]。一方面,海洋数据是深入了解海洋环境的重要基础,有效且可靠的海洋探测数据对于水下资源勘探、海底工程、灾害预警和国家安全等领域至关重要;另一方面,水下信息的获取将在未来的网络中扮演重要角色,6G无线系统被广泛视为集空中、太空、地面和海洋于一体的综合网络架构^[2]。作为当前唯一的中远程水下无线数据传输技术,水声通信技术具有重要的研究价值和意义^[3]。水声通信环境具有高复杂性与时变性的特点,不同水域因地理、水文条件差异往往呈现不同的信道状态,即便在同一水域,不同时间段的信道冲击响应也可能发生显著变化。为应对这种复杂的信道条件,单载波、多载波、扩频等调制方式以及与之适配的通信系统应运而生。然而,水声信道窄带宽、高时延、强多径、大起伏、大动态化、高噪声等固有的水声物理特性,给水下通信节点带来了困难^[4]。不同水下环境导致的通信问题见表1。

表1 不同水下环境导致的通信问题

水下环境特点	通信问题
多径、多普勒	误码率高
带宽有限	传输速率低
环境的高动态特性	单一链路稳定性差
水下噪声种类丰富	噪声干扰严重
供电困难	设备生命周期短

为了提升水声通信系统性能,国内外各研究机构开展了大量中程水声通信机研究工作^[5]。然而,由于水声信道固有的物理性质及水声环境的

高度动态特性,传统依赖模型的通信信号处理技术应用遭遇瓶颈。总体来看,资源受限的基于传统数学模型的水声通信物理层技术仍然面临以下问题。

(1) 标准信道模型缺失问题。迄今为止,水声信道尚无统一的标准模型。一方面,水下环境的动态变化特性导致水声信道呈现复杂的时-空-频变机制,该机制目前尚不明确,也缺乏合理的模型进行描述;另一方面,传统信号处理方法所基于的信号模型假设,很难与非平稳时变场景匹配,进而导致信道特性难以被准确刻画。

(2) 信道的欠定估计问题。水声通信系统的信号带宽占中心频率的比例较小,虽可称为“宽带”系统,但该系统可用绝对带宽较小,频带资源十分有限。为确保系统的传输效率,用于信道估计的导频或训练序列数量极为有限,而使用有限数量导频对时变信道进行估计,本质上是一个欠定问题的求解过程,特别是在收发机产生相对高速移动时,水声信道表现的过扩展性使该欠定问题更为突出。

(3) 算法近似误差问题。在实际的均衡译码算法中,通常会采用近似替代的方式。例如,在软判决解码过程中,理论上可以采用最大后验概率(maximum a posteriori, MAP)算法进行计算,但原始的MAP算法存在计算复杂度高、数值稳定性差的问题。因此,在实际系统中,通常采用Log-MAP和Max-Log-MAP等近似算法。然而,这种近似处理会导致误差的产生,进而使系统性能下降。

为了克服上述问题,学者逐渐将目光投向数

据驱动的人工智能 (artificial intelligence, AI) 技术, 力求通过建立智能通信系统来寻求更优的解决方案。其中, 基于神经网络的深度学习方法作为 AI 的典型代表, 近年来成为研究的热点。神经网络可以通过有监督学习、无监督学习和强化学习等多种方式进行设计与构建。深度学习在处理复杂模型问题时展现强大的学习能力, 已在机器人、计算机视觉和自然语言处理等诸多领域取得了显著成果^[6], 且由于其具备适应复杂场景的独特优势, 在理论和建模难度较大的场景中得到了广泛应用。在无线通信领域, 尽管从信息论到信道建模的相关理论和模型已有较为深入的研究, 但理论模型与实际数据之间存在的差异, 推动了数据驱动通信系统的发展^[7]。同时, 数据驱动方法在水声通信技术领域也已取得了初步的研究成果^[8-9]。

本文的主要贡献体现在 3 个方面: 首先, 梳理了资源受限环境下传统水声通信物理层技术的核心问题, 并分析了水声信道固有特性给传统基于数学模型的方法带来的挑战; 其次, 对水声信道模型与信道仿真器、调制技术、信道估计、信号均衡技术展开综述, 并阐述了帧间学习与帧内学习机制的异同; 最后, 从标准化数据集构建、模型可解释性增强、水声通信大模型技术发展和智能化硬件需求 4 个关键方向, 对水声通信智能化发展的未来趋势进行了前瞻性展望。

1 水声通信物理层关键技术研究进展

本节综述水声通信物理层关键技术研究进展, 围绕水声信道模型与信道仿真器、调制技术、信道估计及信道均衡 4 个方面展开, 阐述其从传统模型驱动向数据驱动范式转变的发展历程: 首先, 介绍近年来的水声信道建模和模拟方法, 并总结水声信道模型与仿真器的演进趋势; 其次, 针对流行的多载波调制技术进行比较与分析, 探讨其在水声通信中的抗多径与抗多普勒性

能; 再次, 详细介绍信道估计方法进展, 涵盖凸优化、贪婪算法以及数据驱动等主流技术, 并分析其在不同信噪比和稀疏性条件下的性能表现; 最后, 系统梳理信道线性均衡器与非线性均衡器技术的发展。

1.1 信道模型与信道仿真器

水声通信领域目前仍缺乏统一且标准化的信道模型。尽管已有多种模型与仿真工具被提出, 但这些模型在真实性、完整性和通用性方面差异显著, 且大多针对特定环境或平台配置设计, 适用范围有限。Bellhop 作为经典的水声信道模拟方法, 为该领域奠定了重要基础^[10]。然而, 随着水声通信技术的发展和动态场景建模需求的提升, 基于静态环境假设的标准 Bellhop 仿真器逐渐显现出局限性, 已难以满足高精度、时变信道建模的要求。为提升信道建模的准确性与实用性, 相关研究主要从以下两个方向推进。一方面, 部分研究聚焦于水声信道的物理机理建模, 如文献[11]结合声传播的衰减、反射等物理定律, 提出了一种统计信道模型, 该模型既考虑了声线位移导致的大尺度变化, 也考虑了散射声场中随机幅度、相位的变化, 以及平台运动导致的小尺度变化; 文献[12]基于实验数据对浅海水声信道进行了建模, 分析了两种不同条件下的信道特征, 阐述了水底散射效应对信道冲激响应的影响; 文献[13]针对收发端相对移动通信场景, 提出能够模拟双扩展效应的信道建模方法。在此基础上, 文献[14]提出了改进版本 Waymark v3.0, 该模型可满足不同深度、距离、频率的水声通信信道建模需求。另一方面, 部分研究侧重于提升信道仿真器的实用性与可重复性, 如文献[15]开发的 Watermark 开源仿真器, 集成了多地区实测数据, 可实现长达数十分钟的信道回放功能。此外, 文献[16]引入生成对抗网络, 构建了数据驱动的随机信道模拟器, 为信道建模提供了新思路。总体来看, 水声信道建模与仿真技术正逐步从传统的数学模型驱



动向数据驱动方向演进, 呈现出多种方案并行、精度不断提升的发展趋势。

1.2 调制技术

水声通信在载波体制上主要分为单载波与多载波两类^[17]。单载波具有峰均比低的优点, 但水声信道具有高时延特性, 单载波系统间存在严重的符号间干扰 (inter-symbol interference, ISI), 导致接收端所需均衡器长度增大, 均衡器复杂度升高^[18]。随后, 单载波系统引入频域均衡方案, 其在信道估计、均衡算法设计上与正交频分复用 (orthogonal frequency division multiplexing, OFDM) 具有极高的相似性。多载波资源配置方案相对更为灵活, 以 OFDM 技术为代表的多载波方案获得了更多的关注。针对水声信号宽带多普勒问题, 文献[19]提出了经典的两步多普勒补偿方法, 采用宽带粗估计和窄带细估计相结合的方式, 将非一致频偏转化为近似一致性频偏。在 OFDM 基础上, 学者们不断探索新的调制方式。文献[20]首次提出了预编码 OFDM 的概念, 并指出向量 OFDM 是预编码 OFDM 的特殊情况, 即编码矩阵是单位阵。文献[21]提出了利用克罗内克积和离散傅里叶变换 (discrete Fourier transform, DFT) 矩阵行向量进行信号调制的新方法, 提高了传输速率, 该团队将此方法称为正交信号分割复用 (orthogonal signal division multiplexing, OSDM) 调制^[22]; 向量 OFDM 和 OSDM 是独立发展的, 但两者却有着相似的发射信号结构^[23], 两者的不同之处在于, OSDM 采用了克罗内克积和 DFT 矩阵行向量的方式表达了数据调制的过程, 具有更完备的数学表示。随后, 文献[24]在此基础上, 详细阐述了 OSDM 调制技术, 将 OSDM 技术应用于双扩展水声信道, 提出了抗多普勒频移的 OSDM 方案, 并通过海试实验证明了 OSDM 系统性能优于经典的 OFDM 和单载波频域均衡系统。然而, 上述预编码类方法在时频域难以清晰分辨多尺度双扩展信道。2017 年, 文献[25]提出了二

维正交时频空 (orthogonal time frequency space, OTFS) 调制技术, 通过辛有限傅里叶变换在时延-多普勒域处理信道畸变, 凭借该域的信道稀疏性与稳定性, 其误码率性能显著优于 OFDM。值得注意的是, 向量 OFDM、OSDM 与 OTFS 具有结构相似性, 文献[26]更证明了 OSDM 与 OTFS 的等价性。鉴于此, OTFS 的研究者们将目光聚焦于具有可分辨能力的时延-多普勒域对信号进行处理。众多学者围绕水声通信 OTFS 系统, 在信道估计算法、接收机设计、大规模多输入多输出 (multiple-input multiple-output, MIMO) 系统 etc 方向展开了研究。尽管 OTFS 能获得多径满分集增益, 但其二维变换机制也带来了导频与保护间隔的开销较大、算法复杂度较高的问题。与上述方法不同的是, 文献[27]提出基于离散菲涅尔变换 (discrete Fresnel transform, DFNT) 的正交线性调频波分复用 (orthogonal chirp division multiplexing, OCDM) 系统, 并证明了系统在双扩展信道下误码率优于 OFDM。2021 年, 文献[28]提出了基于仿射傅里叶变换的仿射频分复用 (affine frequency division multiplexing, AFDM) 技术。该变换作为傅里叶变换与菲涅尔变换的广义形式, 通过参数控制可以转化为傅里叶变换、菲涅尔变换等^[29]。AFDM 作为一维调制方案, 在获得多径满分集增益的同时, 具有更低的导频开销, 且误码率性能优于 OTFS, 后续研究将其应用于水声扩频通信^[30]与多尺度多延迟信道场景^[31], 展现出在双扩展水声信道下的优势。此外, 部分学者尝试将上述调制方式与信号反射方式结合, 如反射智能表面 (reflective intelligent surface, RIS)^[32]、水下反向散射通信 (backscatter communication, BC)^[33], 旨在进一步拓展水声通信系统的性能边界。

1.3 信道估计

信道估计算法可以分为凸优化算法和贪婪算法两类^[34]。凸优化算法包括最小二乘、最小均方

误差 (minimum mean square error, MMSE) 等算法; 贪婪算法的典型代表为压缩感知类方法, 包括匹配追踪算法、正交匹配追踪算法、压缩采样匹配追踪以及子空间追踪算法等。其中, 最小二乘和 MMSE 作为经典算法, 虽具备低复杂度优势, 但未考虑水声信道固有的稀疏特性。在实际水声信道中, 多数能量集中于低时延或多普勒区域, 呈现出明显的稀疏结构。传统非稀疏算法因忽略该特性, 信道重构性能受限。为利用信道的稀疏性, 研究者引入了稀疏约束方法。其中, 匹配追踪算法和 1 范数类算法通过约束信号中非零元素的数量来实现稀疏优化, 已广泛应用于水声通信领域^[35]。然而, 该类算法会产生结构误差和收敛误差, 且需要根据实际信道条件选择合适的正则化参数^[36]。近似消息传递类算法为了降低压缩感知问题的复杂度, 基于大系统极限模型的假设, 在消息传递算法的推导中采用泰勒展开进行近似处理, 进而推导出了相应的稀疏重构算法。例如, 文献[37]将一种双线性近似消息传递算法用于水声通信领域, 以降低接收端的计算量, 在短发送数据包通信系统中成功降低了误码率, 但该类方法所使用的字典在不满足零均值和次高斯分布的条件时, 基于近似消息传递的方法可能无法收敛。由于在实际系统中难以获取先验信息, 稀疏贝叶斯学习方法通过参数化先验建模与期望最大化算法实现稀疏向量估计, 展现出更优的适应性与性能^[38-39]。例如, 文献[40]在稀疏贝叶斯算法中考虑水声信道的空间相关性, 加快了估计算法中信道参数收敛的速度。文献[41]考虑利用不同子块之间信道估计的相关性, 在叠加训练序列中将基于消息传递的双向信道估计算法引入水声通信系统, 所提算法通过它们的均值和方差传递不同子块的信道信息, 以利用信道的时延相关性, 在胶州湾的海试数据中表现出良好的性能。文献[42]借助多任务稀疏贝叶斯方法, 挖掘并利用了信道的时延相关性, 推导出了一种联合信道

估计和均衡的算法, 提高了信道和符号重构的精度, 通过湖试实验, 验证了该算法的有效性。值得注意的是, 实际水声信道受多径散射、多普勒频移与噪声影响常呈现弱稀疏特性, 导致传统稀疏算法性能下降。为此, 文献[43]提出采用加窗、滤波与去噪等预处理手段以增强稀疏性。近年来, 有研究者逐渐发现, 使用数据驱动的方式在弱稀疏信道表示与恢复方面有着卓越的表现^[44], 且基于数据驱动的接收机在数学模型失配的水声场景中可以发挥优势^[45]。因此, 结合稀疏表示与数据驱动的混合估计框架, 被认为是提升水声通信系统性能的重要发展方向。

1.4 均衡技术

均衡方式可以分为线性均衡和非线性均衡两类。其中, 线性均衡包括迫零均衡器、MMSE 均衡器; 非线性均衡则涵盖判决反馈均衡器、最大似然均衡器、近似消息传递均衡器及 Turbo 均衡器等。其中, Turbo 均衡作为一种迭代接收结构, 能够与多种均衡器结合, 显著提升系统抗码间干扰和载波间干扰的能力, 被公认为水声通信中有效的均衡技术之一。进一步地, 根据所使用的均衡器类型进行分类, Turbo 均衡主要包括基于信道估计的 Turbo 均衡 (channel estimation turbo equalization, CE-TEQ) 和直接自适应 Turbo 均衡 (direct adaptive turbo equalization, DA-TEQ)^[42]。CE-TEQ 需要通过信道估计计算滤波器系数, 通常涉及矩阵求逆, 计算复杂度较高, 但在训练序列较短时误码性能优于 DA-TEQ^[40]。DA-TEQ 则是利用自适应算法滤波器, 具有较低的复杂度, 但通常在训练序列较长的情况下才能达到较好的收敛性能, 且存在误差传播的问题。文献[46]为了减少误差传播的出现, 提出了一种双向 DA-TEQ, 该算法利用双向均衡带来的增益提高均衡器的输出信噪比, 双向 DA-TEQ 的性能已通过不同的湖试和海试数据验证。文献[47]提出双层的迭代处理方案, 有效利用更准确的后验软符号提



高迭代性能。传统自适应均衡算法多基于MMSE准则设计,然而,在通信系统中,误码率才是直接需要优化的目标。为使均衡算法更贴合通信系统的实际需求,文献[48]提出了基于最小误码率准则的均衡算法,但其通常假设信道信息已知,而在实际的水声通信场景下,这一条件往往难以满足。文献[49]提出了一种不需要信道冲激响应的滤波器更新算法,该算法通过求解带约束的误码率优化问题,已在不少水声实验数据中进行了验证。随后,该团队基于上述思想进一步提出一种基于最小误码率的双向自适应均衡算法,湖试实验证明,该算法能有效地降低误码率^[50]。为了利用水声信道的稀疏性,文献[51]提出一种基于成比例更新的最小误码率准则,在马里亚纳海沟的深海实验中让更多数据包实现无误码传输。CE-TEQ虽计算复杂度高,但可通过显式信道估计获得更优的解调性能。最早的Turbo均衡器采用最大后验概率算法来实现,然而,最大后验概率算法的计算量随着信道的长度呈指数增长,难以在实际的高时延水声信道中得到应用。为了降低复杂度,可以考虑采用如MMSE判决反馈均衡器或MMSE线性均衡器等算法。其中,判决反馈均衡器算法使用符号硬判决作为均衡器输入,然而,当判决出错时,可能会导致误差传播的问题^[52]。为此,文献[53]提出了各种改进的均衡器算法,如块判决反馈均衡器、软判决反馈均衡器等,但复杂度有所升高。为了减少Turbo均衡器中矩阵求逆导致的复杂度变高,文献[54]提出频域Turbo均衡器方式,在均衡器首次迭代后,通过多次近似以降低复杂度。文献[55]使用单输入多输出通信系统以利用空间分集增益,提高了Turbo均衡器的输出信噪比。为了降低多径干扰

的影响,文献[56]基于被动时间反转原理合并多个通道的数据,当阵元足够多时,能把合并后的数据近似为发送信号与冲激响应的卷积,从而减小多径效应的影响。当前,Turbo均衡凭借其强大的迭代解调能力,已成为水声通信物理层的研究热点。随着深度学习技术的发展,将数据驱动方法与Turbo均衡结构相结合,正成为提升均衡性能的新兴研究方向。

2 基于深度学习的水声关键技术发展

尽管经典方案在调制、估计、均衡上取得了众多成果,但强多普勒、高时延的非平稳水声信道建模难度系数大,且实际场景的信道与现有模型存在较大差异,这给传统的基于数学模型的物理层接收算法在算法精度、复杂度等方面带来了极大的挑战。经典方法与深度学习方法比较见表2。其中,每秒浮点操作数(floating-point operations per second, FLOPS)是衡量算法复杂度的一个重要指标。

近年来,深度学习方法在无线通信场景下逐渐展现出强大的性能优势,且已经从刚开始的基于黑盒式的1.0方案逐渐过渡,与通信系统的先验知识相结合,形成了数据-模型双驱动2.0模型。1.0时期黑盒内部决策逻辑不透明,2.0时期将数据驱动与模型驱动相结合,融入专家知识,提升了方法的可解释性,但如何提高方法的鲁棒性,降低模型复杂度,减少训练、微调数据量是数据驱动类方式亟待解决的问题。

本节介绍基于深度学习的水声通信物理层技术前沿进展,以经典的水声OFDM系统为例,对水声通信系统中基于深度学习技术的信道估计、信道均衡等关键技术进行讨论,首先阐述了一般

表2 经典方法与深度学习方法比较

方法	方法精度	鲁棒性	FLOPS	参数量	存储需求	实时性
经典方法	较高	强	低	极少	低	高
深度学习方法	高	较弱	高	数千至数百万	高	取决于模型复杂度

化问题建模与深度学习算法框架,接着对基于深度学习的 OFDM 信道估计均衡一体化接收机方案、基于深度学习的信道估计技术及基于深度学习的信道均衡技术进行了详细综述。

2.1 数据驱动的帧间学习与基于导频的帧内学习对比

传统算法和深度学习算法本质上都是基于数据学习的方式。传统的水声信道估计均衡表现为帧内学习,即采用一帧数据中的导频信息、训练序列信息等数据对信道进行估计,然后采用估计后的结果实现信道均衡;深度学习算法则是基于多帧数据产生的大量接收信号离线训练模型,然后线上部署模型用于均衡估计。帧间学习方式与帧内学习方式比较如图1所示。经典的“帧内学习”均衡算法一般采用单层线性或者非线性结构;基于深度学习的“帧间学习”算法采用多层非线性结构,能够更好地抵抗信道对信号的干扰。

2.2 深度学习信道估计技术

深度学习算法可用于替代经典的信道估计模块。一般地,信道估计可以按经典的回归问题处

理,也可以按类似图像处理的方法对信道进行高精度恢复。一方面,部分学者采用回归处理方式进行信道估计,如文献[57]基于数据驱动方式提出了快时变信道下的信道估计,仿真结果表明,该算法可以较好地实现时变信道跟踪,尤其是当信道统计数据随时间变化时,在效率和鲁棒性方面优于线性 MMSE 估计器;文献[58]基于数模双驱动方法提出了基于正交近似消息传递(orthogonal approximate message passing, OAMP)的深度学习信道估计器,可以在无循环前缀 OFDM 系统中实现高精度的信道估计。受射频通信技术启发,文献[59]将基于全连接深度神经网络(fully connected deep neural network, FC-DNN)结构的深度学习信道估计器应用于准静态水声 OFDM 通信系统,仿真结果表明,该类方法可以逼近 MMSE 信道估计器精度。考虑实际通信场景下,水声真实信道数据标签获取困难,文献[60]提出了一种无标签的深度学习水声信道估计器训练方法。文献[61]提出了一种基于深度学习的信道估计器,适用于基于索引调制的 OFDM 系统,其在包含真实信道与模拟信道的混合数据库中进行

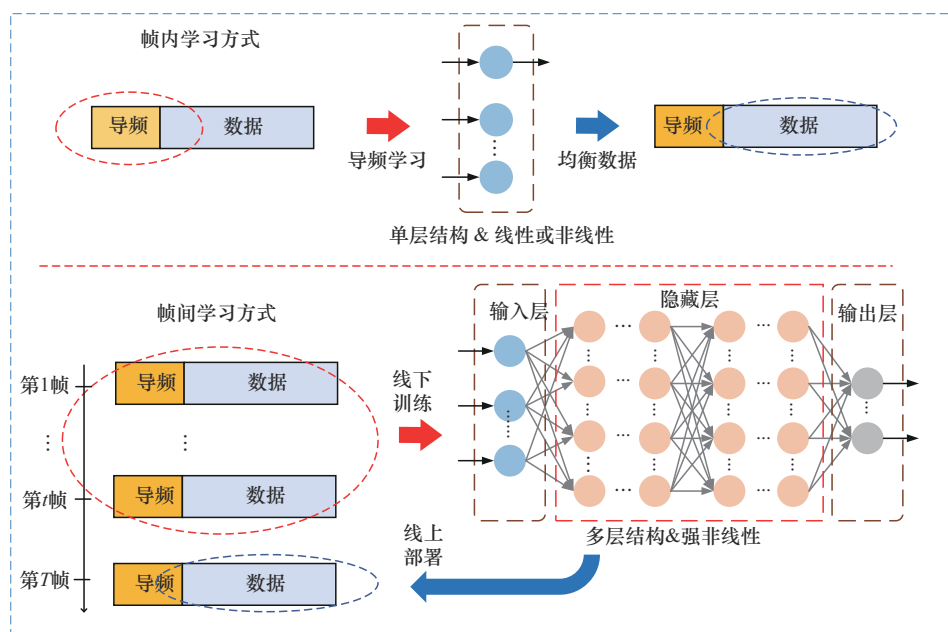


图1 帧间学习方式与帧内学习方式比较



训练, 实验结果表明, 在可靠性方面, 该估计器优于现有的最小二乘估计器。此外, 也有研究者将压缩感知算法与深度学习方法相结合, 用于水声信道的估计^[62], 该方案利用了水声信道的稀疏特性, 有效降低了信道估计器的复杂度。文献[63]基于数模双驱动提出了一种利用稀疏感知的深层展开网络进行水声信道估计的方法, 仿真结果表明, 该方法相较现有的水声信道估计方法, 即使是在低信噪比或导频不足条件下, 也具有更高的估计精度。另一方面, 基于图像处理的信道估计方法展现出独特优势。该方法最早由文献[64]提出, 并应用于OFDM无线通信中, 其将衰落信道的时频响应视为二维图像, 并利用图像超分辨率(super resolution, SR)算法与图像恢复算法来恢复整个信道状态信息, 仿真结果表明, 该算法较MMSE算法具有更优的性能。类似的, 在水声通信领域, 文献[65]将超分辨率神经网络应用于OFDM水声通信系统的信道估计问题中, 提出了一种超分辨率信道估计网络, 仿真结果表明, 该方法在均方误差与误码率方面优于现有的最小二乘算法与深度学习算法。此外, 其相较于传统的最小二乘算法, 在减少50%导频的情况下, 误码率仍可降低44.74%。上述研究表明, 深度学习技术可以在复杂水声通信场景下实现更高精度的信道估计。

2.3 信道均衡

深度学习算法也可用于替代经典的信道均衡模块。水声OFDM系统所经历的信道存在带宽受限及双重选择性衰落的问题, 通常很难获取完美的信道估计信息。对于使用有限数量导频的OFDM接收机而言, 其面临的关键考验在于接收机在不完美信道估计信息下的译码能力。在射频通信领域, 文献[66]基于现有的最大似然算法模型和深层展开网络方法, 构建了适用于MIMO系统的符号检测网络DetNet。文献[67]进一步设计了一种适用于大多普勒频移信道的滑动级联网络

(sliding cascaded network, SCN), 采用均方误差损失函数优化参数, 仿真结果表明, SCN在大多普勒场景下, 误码率性能优于DetNet。针对水声通信的特殊性, 文献[68]融合深度展开结构与最小Kullback-Leibler散度, 提出一种数模双驱动的均衡器架构, 根据经典的MMSE均衡器设计各层连接方式, 采用独热编码将正交相移键控(quadrature phase shift keying, QPSK)解调视为四分类任务, 通过优化均衡器网络参数, 使均衡器逼近最小误码率结果, 仿真结果表明, 该方案优于DetNet均衡器及SCN均衡器, 误码率较MMSE均衡器低一个数量级, 且在相同高性能硬件条件下, 消耗更短的计算时间。模型与数据双驱动均衡器示意图如图2所示。

基于模数双驱动的均衡网络包含 Q 个级联模块, 每个模块由信道估计与信道均衡两个子模块构成。各子模块均采用“固定子层+可学习子层”的混合设计, 前端基于经典算法模型构建固定子层, 后端则引入基于领域知识的非线性激活单元, 通过数据驱动方式实现对信号的估计。其中, s 表示发送符号序列, y 表示接收符号序列, h 和 H 分别表示时域和频域信道响应, G_s 和 G_h 分别表示信道估计器与均衡器, $\hat{s}_0 = Gy$ 表示传统均衡方法得到的初始结果; $\text{Tanh}()$ 和 $\text{Softmax}()$ 为激活函数, $W_{q,1}^h$ 、 $W_{q,1}^s$ 、 $b_{q,1}^h$ 、 $b_{q,1}^s$ 表示权重矩阵和偏置向量, $\lambda_{q,1}^h$ 和 $\lambda_{q,1}^s$ 表示步长参数, 映射函数 Π 表示将译码信息 $\hat{e}_q$ 映射成调制符号 $\hat{s}_q$ 。这一设计在保持模型可解释性的同时, 有效提升了系统对复杂信道环境的适应能力。

2.4 一体化接收机

除能替代接收机中的信道估计、均衡模块外, 基于深度学习的模型还可以作为端到端的接收机模型。经典的OFDM通信接收机是采用了模块化设计假设, 即接收机是按照信道估计模块、信道均衡模块设计的。然而, 这种分模块的接收

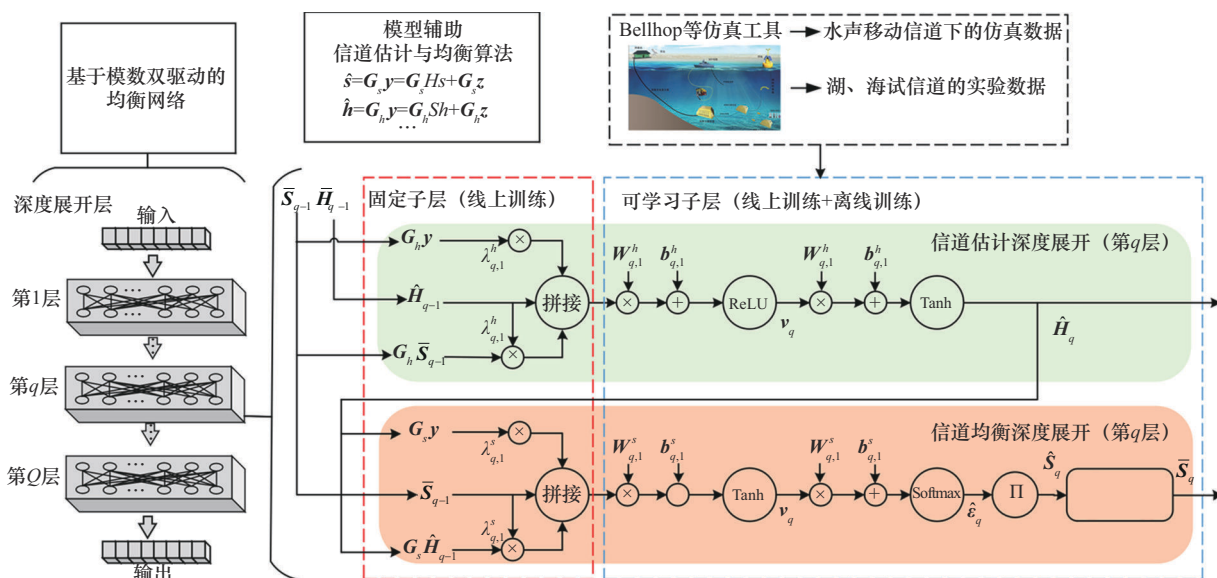


图2 模型与数据双驱动均衡器示意图

机设计方案，虽然对于各模块而言遵循了最优设计准则，但对于整个接收机而言，局部性能达到最优，并不意味着接收机全局性能也能达到最优。深度学习辅助的水声OFDM接收机示意图如图3所示。基于深度学习辅助的OFDM系统，通常先进行线下训练，再开展线上部署。模型参数的最优权重通常是在一个已知期望输出的训练集

上学习获得的。在线下训练阶段，一般采用发射信号及信道数据生成仿真数据，或采用真实场景下的实测信号来训练神经网络，从而获得较为合适的神经网络模型。目前，线下训练一般借助信道仿真器生成海量数据，如利用概率模型、Bellhop模型等方式。仿真器可以生成数万甚至数十万条符合预期的信道数据，通过训练可以初步获

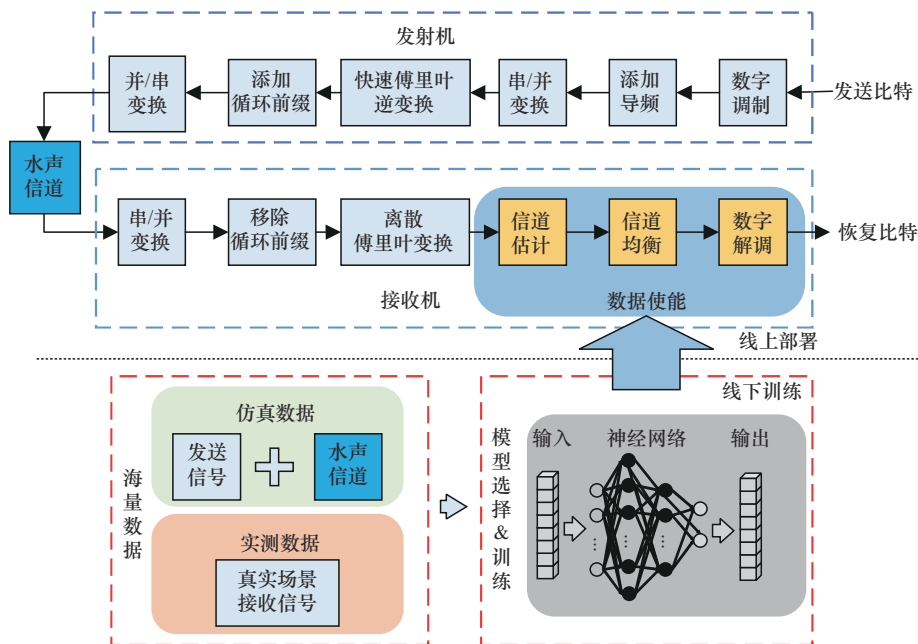


图3 深度学习辅助的水声OFDM接收机示意图



得深度学习模型。进入线上部部署阶段后,再结合少量实测的湖试、海试数据进行模型微调和性能验证。水声通信深度学习接收机的性能受到所需数据量、信道难易度、接收机模型复杂度及信道冲激响应多样性等因素的影响。

深度学习接收机模型可以直接以端到端的形式作为接收机信号处理方法。一体化深度学习接收机率先应用于射频无线通信场景,文献[69]使用端到端 OFDM 接收机,利用 FC-DNN 来替代基于深度神经网络 (deep neural network, DNN) 的信道估计、信号检测和解调模块,仿真验证了 FC-DNN 接收机在少量导频、无循环前缀及削峰失真的情况下具有更低的误码率性能。然而,FC-DNN 作为一种黑盒模型,其可解释性较差。针对这一问题,文献[70]提出了一种基于数据的模型驱动的接收机 ComNet,通过引入通信领域专家知识,在保持低误码率的同时,显著提升了模型的收敛速度与可解释性。上述两类典型的一体化接收机设计思路随后被引入水声通信场景。文献[71]将 FC-DNN 应用于水声 OFDM 通信系统,并通过仿真实验验证了在水声信道下,FC-DNN 接收机误码率性能优于经典 OFDM 接收机。文献[72]进一步分析了 FC-DNN 结构接收机在不同长度循环前缀、不同数字调制方法下的系统性能。为了获得更为优异的误码率性能,后续研究对 FC-DNN 结构进行了优化,如采用卷积神经网络与多层感知机混合架构,并引入跳跃连接机制,有效降低了误码率^[73]。文献[74]通过设计高性能子网络,进一步增强了深度学习 OFDM (deep learning OFDM, DL-OFDM) 接收机的整体处理能力。针对水声通信中模型泛化能力与快时变信道适应性两大挑战,研究者提出了多种改进方案。为缓解数据失配问题,文献[75]引入元学习算法,通过少量真实场景数据对 FC-DNN 模型进行在线微调,有效提升了基于深度学习接收机的泛化能力。文献[76]提出了基于多任务学习

的 OFDM 一体化接收机,通过共享子任务参数与设计多任务正则损失函数,提升了基于深度学习接收机的泛化能力。在实际水声信道环境下的仿真结果证明,所提出的接收机在信道失配的场景中,误码率性能优于 MMSE 接收机、FC-DNN 接收机及 ComNet 接收机。在应对快时变信道问题方面,文献[77]利用一维卷积神经网络构建 DL-OFDM 接收机,通过自编码器特征提取与滑动卷积核结构有效抑制载波间干扰,在保证性能的同时,降低了计算复杂度,更利于实际部署。

3 未来研究方向

本节从标准化数据集构建、模型可解释性增强、水声通信大模型技术发展和智能化硬件需求 4 个关键方向,对水声通信智能化发展的未来趋势进行了前瞻性展望,并探讨了数据驱动方式与物理层技术的潜在研究方向。数据驱动的水声通信物理层技术未来研究方向如图 4 所示。

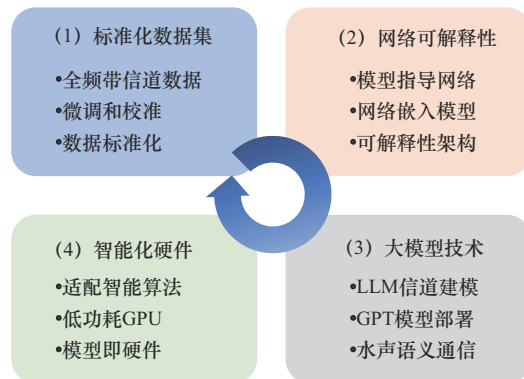


图4 数据驱动的水声通信物理层技术未来研究方向

3.1 标准化数据集建立

水声场景下获取海量数据成本高,现有数据规模有限。尽管已有研究提供了部分开源水声信道数据^[13,78-80],但仍难以满足深度学习对海量数据的需求。此外,为支持不同网络结构与算法的性能对比,构建统一、标准化的水声数据集已成为亟待解决的基础性问题。当前研究需要致力于将不同场景的信道特性整合为全场景通用模型,

并建立相应的通用评价标准。全场景、全频带的水声信道数据采集不仅可用于高精度信道建模或经典模型修正,还能以明确的数学表达揭示水下声传播的物理规律,准确描述信道的时变与多径衰落特性。这类数据也为深度学习水声通信系统提供了训练基础,尤其在标准化数据集建立后,需要探索如何利用少量数据对预训练模型进行微调与校准,以抑制过拟合、提升泛化性能。基于记录数据的水声信道重放技术可更真实地模拟实际信道,为传统算法与深度学习算法提供可靠的性能验证平台。由于水声信道具有时变性且不同的通信环境拥有不同的信道响应,最优化的发射端到接收端的端到端通信系统性能因通信环境而异。因此,提升系统泛化能力,使其能够适应基于不同信道特性训练得到的模型,是实现智能水声通信实用化的关键挑战。

3.2 网络可解释性增强

深度学习存在同“黑盒子”一样难以理解内部机制的现状,这给问题的可解释性带来了极大的困难。目前,学者们尝试采用深度展开算法和使用可解释性网络架构,对接收机算法的物理含义进行解读。基于深度展开算法可分为两类^[81]:一类是将传统的数学算法嵌入网络层中进行替代,即模型指导网络,实现基于数学方法的深度学习接收机设计;另一类是采用网络嵌入算法模型的方式,使用神经网络替代算法中的子步骤,从而优化该算法的整体性能,通过数学原理指导网络构建,从而实现网络的可解释性。上述两种方法虽然均增强了网络的可解释性,但仍不能提供闭式解描述。近期,有学者提出了科尔莫戈洛夫-阿诺尔德网络(Kolmogorov-Arnold network, KAN)^[82],该网络凭借独特的网络结构与函数分解特性,构建了Kolmogorov-Arnold表示定理的可解释架构,使KAN能够将复杂的非线性映射关系表示为一系列单变量激活函数的和,从而揭示网络如何逐步处理输入数据并执行复杂任务。

特别值得一提的是,KAN还支持将学习到的激活函数符号化,即将其转化为已知的数学表达式,这一特性为水声场景下的系统闭式解求解、算法性能分析提供了新的思路。

3.3 水声通信大模型技术发展

随着大模型技术的飞速发展,其在无线通信领域也逐渐展现出应用潜力。例如,在射频通信领域,有学者已经采用大语言模型(large language model, LLM)方法,实现了少量开销下MIMO系统的信道预测任务^[83]。该方法有效缓解了传统深度学习模型结构失配或泛化能力不足导致的精度限制,展现出更强的建模能力和一定的泛化优势。大模型的核心价值不仅在于其规模,更在于其智能涌现能力,通过基于生成式预训练Transformer(generative pre-trained transformer, GPT)方法进行进一步训练和调整,可使其更好地适应和理解水声通信场景下的环境信息、信号传输内容、水声数据等特点,从而有效地执行专业性更强的任务。在部署层面,海洋智能网络的云-洋计算、边-云结合的方式为大模型的部署提供了可行路径。此外,新兴的语义通信与LLM的结合,也有望在水声通信物理层突破传统传输瓶颈,开辟新的技术方向。

3.4 智能化硬件需求

目前,市场上已有商用水声调制解调器,如Teledyne Benthos、WHOI Micro-Modem、Link-Quest公司的水声通信设备等^[84],然而,尚未出现专为数据驱动方法设计的专用设备。随着水声通信算法日益复杂、神经网络模型迭代加速,传统固定架构的硬件面临严峻挑战。数据驱动的水声通信技术对硬件算力提出了更高要求,如何使智能化调制解调器有效适配数据驱动算法,成为亟待解决的关键问题。在提升计算能力的方案中,图形处理单元(graphic processing unit, GPU)与现场可编程门阵列(field programmable gate array, FPGA)是两种主流选择。其中,



GPU在开发周期和易用性方面虽具备一定优势,但由于水声通信系统通常能量受限,因此,需要专门设计低功耗的GPU硬件方案,以使其适用于实际场景。相比之下,FPGA具有功耗低的优势,尽管开发难度较大,但其能够将算法模型直接映射为高度并行的定制化电路架构,实现“模型即硬件”,从而显著提升水声通信设备的计算效率。随着技术的不断进步,水声通信系统设计正逐步向智能化方向演进。未来,结合水文传感器参数实现自适应通信、认知水声通信以及跨层优化设计等方向,具备广阔的发展潜力。

4 结束语

数据驱动方式作为解决水声通信中现有问题的新方法,具有重要的研究价值。本文系统梳理了水声通信技术的发展脉络,综述了深度学习在物理层关键技术中的研究进展,并对智能水声通信系统的未来发展方向进行了展望。当前,以深度学习为代表的AI技术应被视为传统水声信号处理方法的有效补充,而非简单替代。随着水声学、信号处理与数据科学等多学科的深度融合,基于智能信号处理的水声通信技术研究将不断深化。研究表明,深度学习技术已在水声通信系统中展现出显著潜力,能够在减少导频与循环前缀开销、降低误码率、抑制多普勒频移与符号定时偏移等方面发挥积极作用,并取得了一系列具有指导意义的研究成果。然而,作为新兴的信号处理范式,数据驱动方法在水声通信的理论完善与工程应用方面仍存在广阔的探索空间,值得进一步深入研究。

参考文献:

- [1] 徐文, 鄢社锋, 季飞, 等. 海洋信息获取、传输、处理及融合前沿研究评述[J]. 中国科学: 信息科学, 2016, 46(8): 1053-1085.
- [2] YANG P, XIAO Y, XIAO M, et al. 6G wireless communications: vision and potential techniques[J]. IEEE Network, 2019, 33(4): 70-75.
- [3] Editorial underwater acoustic communications: where we stand and what is next? [J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 2019, 44(1): 1-6.
- [4] 杨健敏, 王佳惠, 乔钢, 等. 水声通信及网络技术综述[J]. 电子与信息学报, 2024, 46(1): 1-21.
- [5] YANG J M, WANG J H, QIAO G, et al. Review of underwater acoustic communication and network technology[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2024, 46(1): 1-21.
- [6] 瞿逢重, 付雁冰, 杨劭坚, 等. 应用于海洋物联网的水声通信技术发展综述[J]. 哈尔滨工程大学学报, 2023, 44(11): 1937-1949.
- [7] QU F Z, FU Y B, YANG S J, et al. An overview of the development status of underwater acoustic communication technology applied to ocean Internet-of-things[J]. Journal of Harbin Engineering University, 2023, 44(11): 1937-1949.
- [8] PITTS W. The linear theory of neuron networks: the dynamic problem[J]. The Bulletin of Mathematical Biophysics, 1943, 5(1): 23-31.
- [9] QIN Z J, YE H, LI G Y, et al. Deep learning in physical layer communications[J]. IEEE Wireless Communications, 2019, 26(2): 93-99.
- [10] 陈友淦, 许肖梅. 人工智能技术在水声通信中的研究进展[J]. 哈尔滨工程大学学报, 2020, 41(10): 1536-1544.
- [11] CHEN Y G, XU X M. Research progress in artificial intelligence technology for underwater acoustic communications[J]. Journal of Harbin Engineering University, 2020, 41(10): 1536-1544.
- [12] 张永霖, 王海斌, 李超, 等. 水声通信中的信道估计与机器学习交叉研究进展[J]. 声学技术, 2022, 41(3): 334-345.
- [13] ZHANG Y L, WANG H B, LI C, et al. Advances in the intersection of channel estimation and machine learning in underwater acoustic communications[J]. Technical Acoustics, 2022, 41(3): 334-345.
- [14] PORTER M B. The Bellhop manual and user's guide: preliminary draft[R]. 2011.
- [15] QARABAQI P, STOJANOVIC M. Statistical characterization and computationally efficient modeling of a class of underwater acoustic communication channels[J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 2013, 38(4): 701-717.
- [16] YUAN Z Q, YAN S F, QIN Y, et al. An experiment-based time-varying underwater acoustic communication channel model regarding bottom scattering[C]//Proceedings of the 2016 IEEE In-

- ternational Conference on Signal Processing, Communications and Computing (ICSPCC). Piscataway: IEEE Press, 2016: 1-5.
- [13] LIU C S, ZAKHAROV Y V, CHEN T Y. Doubly selective underwater acoustic channel model for a moving transmitter/receiver[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2012, 61(3): 938-950.
- [14] 李姜辉, 王欣然, 黄思越. Waymark 水声通信多径信道仿真模型软件使用说明[R]. 2025.
- LI J H, WANG X R, HUANG S Y. The Waymark v3.0 manual and user's guide[R]. 2025.
- [15] VAN WALREE P A, SOCHELEAU F X, OTNES R, et al. The watermark benchmark for underwater acoustic modulation schemes[J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 2017, 42(4): 1007-1018.
- [16] LIU S Z, YAN H L, MA L, et al. UACC-GAN: a stochastic channel simulator for underwater acoustic communication[J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 2024, 49(4): 1605-1621.
- [17] 张友文, 黄福朋, 兰华林, 等. 水声单载波调制技术综述[J]. 哈尔滨工程大学学报, 2019, 40(11): 1809-1815.
- ZHANG Y W, HUANG F P, LAN H L, et al. Review of underwater acoustic single-carrier modulation technology[J]. Journal of Harbin Engineering University, 2019, 40(11): 1809-1815.
- [18] XIA M L, ROUSEFF D, RITCEY J A, et al. Underwater acoustic communication in a highly refractive environment using SC-FDE[J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 2014, 39(3): 491-499.
- [19] LI B S, ZHOU S L, STOJANOVIC M, et al. Multicarrier communication over underwater acoustic channels with nonuniform Doppler shifts[J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 2008, 33(2): 198-209.
- [20] XIA X G. Precoded and vector OFDM robust to channel spectral nulls and with reduced cyclic prefix length in single transmit antenna systems[J]. IEEE Transactions on Communications, 2001, 49(8): 1363-1374.
- [21] SUEHIRO N, JIN R Z, HAN C G, et al. Performance of very efficient wireless frequency usage system using Kronecker product with rows of DFT matrix[C]//Proceedings of the 2006 IEEE Information Theory Workshop-ITW'06 Chengdu. Piscataway: IEEE Press, 2006: 526-529.
- [22] JIN R Z, SUEHIRO N, HAN C G. Receiver design for OSDM communication system[C]//Proceedings of the 2007 3rd International Workshop on Signal Design and Its Applications in Communications. Piscataway: IEEE Press, 2007: 292-294.
- [23] HAN J, CHEPURI S P, ZHANG Q F, et al. Iterative per-vector equalization for orthogonal signal-division multiplexing over time-varying underwater acoustic channels[J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 2019, 44(1): 240-255.
- [24] EBIHARA T, LEUS G. Doppler-resilient orthogonal signal-division multiplexing for underwater acoustic communication[J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 2016, 41(2): 408-427.
- [25] HADANI R, RAKIB S, TSATSANIS M, et al. Orthogonal time frequency space modulation[C]//Proceedings of the 2017 IEEE Wireless Communications and Networking Conference (WCNC). Piscataway: IEEE Press, 2017: 1-6.
- [26] VAN DER WERF I, DOL H, BLOM K, et al. On the equivalence of OSDM and OTFS[J]. Signal Processing, 2024, 214: 109254.
- [27] OUYANG X, JIAN Z. Orthogonal chirp division multiplexing[J]. IEEE Transactions on Communications, 2016, 64(9): 3946-3957.
- [28] BEMANI A, KSAIRI N, KOUNTOURIS M. AFDM: a full diversity next generation waveform for high mobility communications[C]//Proceedings of the 2021 IEEE International Conference on Communications Workshops (ICC Workshops). Piscataway: IEEE Press, 2021: 1-6.
- [29] ZHAO J, TAO R, LI Y L, et al. Uncertainty principles for linear canonical transform[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2009, 57(7): 2856-2858.
- [30] ZHAO H, JI F, WEN M W, et al. Spread spectrum based AFDM communications over underwater acoustic channels[C]//Proceedings of the 18th International Conference on Underwater Networks & Systems. New York: ACM Press, 2024: 1-2.
- [31] CAO R Y, ZHONG Y H, LYU J B, et al. AFDM channel estimation in multi-scale multi-lag channels[C]//Proceedings of the GLOBECOM 2024-2024 IEEE Global Communications Conference. Piscataway: IEEE Press, 2024: 1569-1574.
- [32] SUN Z, GUO H Z, AKYILDIZ I F. High-data-rate long-range underwater communications via acoustic reconfigurable intelligent surfaces[J]. IEEE Communications Magazine, 2022, 60(10): 96-102.
- [33] TANG N, LIU Y, CHU X L, et al. Design, modelling and analysis of underwater acoustic backscatter communications[C]//Proceedings of the ICC 2024-IEEE International Conference on Communications. Piscataway: IEEE Press, 2024: 4227-4232.
- [34] KHAN M R, DAS B, PATI B B. Channel estimation strategies for underwater acoustic (UWA) communication: an overview[J]. Journal of the Franklin Institute, 2020, 357(11): 7229-7265.
- [35] HUANG J Z, BERGER C R, ZHOU S L, et al. Comparison of basis pursuit algorithms for sparse channel estimation in underwater acoustic OFDM[C]//Proceedings of the OCEANS'10 IEEE SYDNEY. Piscataway: IEEE Press, 2010: 1-6.
- [36] WIPF D P, RAO B D. Sparse Bayesian learning for basis selec-

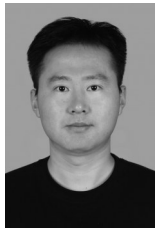


- tion[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2004, 52(8): 2153-2164.
- [37] QIN X Z, DIAMANT R. Joint channel estimation and decoding for underwater acoustic communication with a short pilot sequence[J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 2023, 48(2): 526-541.
- [38] LIANG Y K, YU H, JI F, et al. Multitask sparse Bayesian channel estimation for turbo equalization in underwater acoustic communications[J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 2023, 48(3): 946-962.
- [39] WANG Q S, YU H, LI J, et al. Sparse Bayesian learning using generalized double Pareto prior for DOA estimation[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2021, 28: 1744-1748.
- [40] QIN X Z, QU F Z, ZHENG Y R. Bayesian iterative channel estimation and turbo equalization for multiple-input multiple-output underwater acoustic communications[J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 2021, 46(1): 326-337.
- [41] YANG G, GUO Q H, DING H X, et al. Joint message-passing-based bidirectional channel estimation and equalization with superimposed training for underwater acoustic communications[J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 2021, 46(4): 1463-1476.
- [42] LIANG Y K, YU H, XU L J, et al. Joint Bayesian channel estimation and data detection for underwater acoustic communications[J]. IEEE Transactions on Communications, 2024, 72(9): 5868-5883.
- [43] CHEN P, QI C H, WU L N, et al. Estimation of extended targets based on compressed sensing in cognitive radar system[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2017, 66(2): 941-951.
- [44] GONG B, GUI L, QIN Q B, et al. Block distributed compressive sensing-based doubly selective channel estimation and pilot design for large-scale MIMO systems[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2017, 66(10): 9149-9161.
- [45] ZHAO H, JI F, LI Q, et al. Federated meta-learning enhanced acoustic radio cooperative framework for ocean of things[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2022, 16(3): 474-486.
- [46] XI J Y, YAN S F, XU L J. Direct-adaptation based bidirectional turbo equalization for underwater acoustic communications: algorithm and undersea experimental results[J]. The Journal of the Acoustical Society of America, 2018, 143(5): 2715-2728.
- [47] DUAN W M, TAO J, ZHENG Y R. Efficient adaptive turbo equalization for multiple-input-multiple-output underwater acoustic communications[J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 2017, 43(3): 792-804.
- [48] YE H C C, BARRY J R. Adaptive minimum symbol-error rate equalization for quadrature-amplitude modulation[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2003, 51(12): 3263-3269.
- [49] GONG M Y, CHEN F J, YU H, et al. Normalized adaptive channel equalizer based on minimal symbol-error-rate[J]. IEEE Transactions on Communications, 2013, 61(4): 1374-1383.
- [50] XU L J, ZHONG X H, YU H, et al. Spatial and time-reversal diversity aided least-symbol-error-rate turbo receiver for underwater acoustic communications[J]. IEEE Access, 2018, 6: 9049-9058.
- [51] XI J Y, YAN S F, XU L J, et al. Sparsity-aware adaptive turbo equalization for underwater acoustic communications in the Mariana trench[J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 2020, 46(1): 338-351.
- [52] DUAN W M, ZHENG Y R. Bidirectional soft-decision feedback equalization for robust MIMO underwater acoustic communications[C]//Proceedings of the 2014 Oceans-St. John's. Piscataway: IEEE Press, 2014: 1-6.
- [53] LOU H, XIAO C S. Soft-decision feedback turbo equalization for multilevel modulations[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2011, 59(1): 186-195.
- [54] TAO J. Single-carrier frequency-domain turbo equalization with various soft interference cancellation schemes for MIMO systems[J]. IEEE Transactions on Communications, 2015, 63(9): 3206-3217.
- [55] STOJANOVIC M, CATIPOVIC J, PROAKIS J G. Adaptive multichannel combining and equalization for underwater acoustic communications[J]. The Journal of the Acoustical Society of America, 1993, 94(3): 1621-1631.
- [56] SONG H C. An overview of underwater time-reversal communication[J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 2016, 41(3): 644-655.
- [57] YANG Y W, GAO F F, MA X L, et al. Deep learning-based channel estimation for doubly selective fading channels[J]. IEEE Access, 2019, 7: 36579-36589.
- [58] ZHANG J, HE H T, WEN C K, et al. Deep learning based on orthogonal approximate message passing for CP-free OFDM[C]//Proceedings of the ICASSP 2019-2019 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). Piscataway: IEEE Press, 2019: 8414-8418.
- [59] JIANG R K, WANG X T, CAO S, et al. Deep neural networks for channel estimation in underwater acoustic OFDM systems[J]. IEEE Access, 2019, 7: 23579-23594.
- [60] ZHANG Y L, WANG H B, TAI Y P, et al. A machine learning label-free method for underwater acoustic OFDM channel estimations[C]//Proceedings of the 15th International Conference on Underwater Networks & Systems. New York: ACM Press, 2021: 1-5.

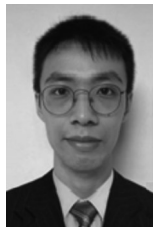
- [61] ZHOU M Z, WANG J F, SUN H X, et al. A novel DNN based channel estimator for underwater acoustic communications with IM-OFDM[C]//Proceedings of the 2020 IEEE International Conference on Signal Processing, Communications and Computing (ICSPCC). Piscataway: IEEE Press, 2020: 1-6.
- [62] GAO L J, LIU S C. Underwater acoustic channel estimation based on sparsity-aware deep neural networks[C]//Proceedings of the 2021 OES China Ocean Acoustics (COA). Piscataway: IEEE Press, 2021: 544-549.
- [63] LIU S C, GAO L J, SU D P. Deep learning based underwater acoustic channel estimation exploiting physical knowledge on channel sparsity[C]//Proceedings of the Adjunct Proceedings of the 2021 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing and Proceedings of the 2021 ACM International Symposium on Wearable Computers. New York: ACM Press, 2021: 655-659.
- [64] SOLTANI M, POURAHMADI V, MIRZAEI A, et al. Deep learning-based channel estimation[J]. IEEE Communications Letters, 2019, 23(4): 652-655.
- [65] OUYANG D H, LI Y Z, WANG Z Z. Channel estimation for underwater acoustic OFDM communications: an image super-resolution approach[C]//Proceedings of the ICC 2021-IEEE International Conference on Communications. Piscataway: IEEE Press, 2021: 1-6.
- [66] SAMUEL N, DISKIN T, WIESEL A. Learning to detect[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2019, 67(10): 2554-2564.
- [67] HUANG Q S, ZHAO C M, JIANG M, et al. A novel OFDM equalizer for large Doppler shift channel through deep learning[C]//Proceedings of the 2019 IEEE 90th Vehicular Technology Conference (VTC2019-Fall). Piscataway: IEEE Press, 2019: 1-5.
- [68] ZHAO H, YANG C, XU Y L, et al. Model-driven based deep unfolding equalizer for underwater acoustic OFDM communications[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2022, 72(5): 6056-6067.
- [69] YE H, LI G Y, JUANG B H. Power of deep learning for channel estimation and signal detection in OFDM systems[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2018, 7(1): 114-117.
- [70] GAO X X, JIN S, WEN C K, et al. ComNet: combination of deep learning and expert knowledge in OFDM receivers[J]. IEEE Communications Letters, 2018, 22(12): 2627-2630.
- [71] ZHANG Y W, LI J X, ZAKHAROV Y, et al. Deep learning based underwater acoustic OFDM communications[J]. Applied Acoustics, 2019, 154: 53-58.
- [72] ZHANG J, CAO Y, HAN G Y, et al. Deep neural network-based underwater OFDM receiver[J]. IET Communications, 2019, 13(13): 1998-2002.
- [73] ZHANG Y Z, CHANG J Z, LIU Y, et al. Deep learning and expert knowledge based underwater acoustic OFDM receiver[J]. Physical Communication, 2023, 58: 102041.
- [74] ZHANG Y L, LI C, WANG H B, et al. Deep learning aided OFDM receiver for underwater acoustic communications[J]. Applied Acoustics, 2022, 187: 108515.
- [75] ZHANG Y L, WANG H B, LI C, et al. Meta-learning-aided orthogonal frequency division multiplexing for underwater acoustic communications[J]. The Journal of the Acoustical Society of America, 2021, 149(6): 4596-4606.
- [76] ZHAO H, JI F, WEN M W, et al. Multi-task learning based underwater acoustic OFDM communications[C]//Proceedings of the 2021 IEEE International Conference on Signal Processing, Communications and Computing (ICSPCC). Piscataway: IEEE Press, 2021: 1-5.
- [77] LIU J, JI F, ZHAO H, et al. CNN-based underwater acoustic OFDM communications over doubly-selective channels[C]//Proceedings of the 2021 IEEE 94th Vehicular Technology Conference (VTC2021-Fall). Piscataway: IEEE Press, 2021: 1-6.
- [78] WALREE P V, OTNES R, TOMASI B, et al. Descriptor: the SFI smart ocean dataset for acoustic communications (SODAC)[J]. IEEE Data Descriptions, 2025, 2: 218-223.
- [79] QI Z R, ANJUM K, POMPILI D. ACommSet: underwater acoustic communications dataset collection and evaluation in at-sea field experiments[C]//Proceedings of the 18th International Conference on Underwater Networks & Systems. New York: ACM Press, 2024: 1-8.
- [80] HUANG S H, YANG T C, TSAO J. Improving channel estimation for rapidly time-varying correlated underwater acoustic channels by tracking the signal subspace[J]. Ad Hoc Networks, 2015, 34: 17-30.
- [81] SHLEZINGER N, WHANG J, ELDAR Y C, et al. Model-based deep learning[J]. Proceedings of the IEEE, 2023, 111(5): 465-499.
- [82] SOMVANSHI S, JAVED S A, ISLAM M M, et al. A survey on Kolmogorov-Arnold network[J]. ACM Computing Surveys, 2026, 58(2): 1-35.
- [83] LIU B X, LIU X Y, GAO S J, et al. LLM4CP: adapting large language models for channel prediction[J]. arXiv preprint, 2024: 2406.14440.
- [84] ZIA M Y I, PONCELA J, OTERO P. State-of-the-art underwater acoustic communication modems: classifications, analyses and design challenges[J]. Wireless Personal Communications, 2021, 116(2): 1325-1360.



[作者简介]



赵昊（1994—），男，博士，广州航海学院低空装备与智能控制学院讲师，主要研究方向为水声通信、海洋物联网、空天地海一体化技术、深度学习在信号处理技术中的应用等。



梁耀坤（1996—），男，博士，广东金融学院大数据与人工智能学院讲师，主要研究方向为水声物理层通信、机器学习。



季飞（1970—），女，华南理工大学电子与信息学院教授、博士生导师，主要研究方向为无线通信与网络（包括高谱效与高效通信技术、空天地一体化网络、传感器网络等）、目标探测与目标识别（包括网络化与分布式探测、通感一体化等）。



余华（1973—），男，华南理工大学电子与信息学院教授、博士生导师，主要研究方向为无线通信、水声通信、海事通信物理层传输技术、空海地一体化网络、水下定位、水下探测、水声信号处理、遥控无人船编队路径规划与导航。



李杰（1984—），男，博士，华南理工大学电子与信息学院副教授，主要研究方向为阵列信号处理、机器/深度学习及其在无线/水声通信、水声探测等方面的应用。



温淼文（1987—），男，华南理工大学电子与信息学院教授、博士生导师，主要研究方向为无线通信。