

基于自编码器的水声非相干恒重映射优化

姚 衍^{1,2}, 武岩波^{1,3,4†}, 朱 敏^{1,3,4}

(1. 中国科学院声学研究所 海洋声学技术实验室, 北京 100190; 2. 中国科学院大学, 北京 100049;

3. 中国科学院声学研究所 北京市海洋声学装备工程技术研究中心, 北京 100190;

4. 中国科学院声学研究所 声场声信息国家重点实验室, 北京 100190)

摘要: 针对水声多径衰落非相干信道, 提出一种灵活的恒重自编码方案以解决传统恒重映射(如Hadamard映射)权重单一, 频谱利用率低的问题. 将水声多径信道建模为泛化性更高的Rice衰落, 利用深度神经网络(DNN)合理构建自编码器(AE), 在多个衰落因子下进行输入到输出的端到端训练, 在发射平均功率不变的条件下, 得到权重分布更优的映射集. 发射符号幅度不局限于‘0’和‘1’的分布集合, 但分组仍保持恒重. 接收端仍可采用能量检测, 不依赖信道状态信息(CSI)、鲁棒性强. 为扩展到高阶情况, 提出一种低复杂度的网络输入模式使AE复杂度大大降低, 加速训练收敛. 仿真证明, 在接收端CSI未知的情况下, 所提方案在标准衰落信道及Bellhop模拟水声信道上均取得相较于传统方案5–6 dB的性能增益. 最后, 采用通信带宽4 kHz, 通信距离2500 m, 海底深度1750 m的南海海试数据对结果进行了验证.

关键词: 水声通信; 深度神经网络; Rice衰落信道; 恒重码; 自编码器

引用格式: 姚衍, 武岩波, 朱敏. 基于自编码器的水声非相干恒重映射优化. 控制理论与应用, 2022, 39(11): 2019 – 2027

DOI: 10.7641/CTA.2021.10784

Optimization of non-coherent underwater acoustic constant weight mapping based on auto-encoder

YAO Yan^{1,2}, WU Yan-bo^{1,3,4†}, ZHU Min^{1,3,4}

(1. Ocean Acoustic Technology Laboratory, Institute of Acoustics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China;

2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China;

3. Beijing Engineering Technology Research Center of Ocean Acoustic Equipment, Institute of Acoustics, Chinese Academy of Sciences, Beijing, 100190, China;

4. State Key Laboratory of Acoustics, Institute of Acoustics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China)

Abstract: For underwater acoustic multipath-fading noncoherent channels, a flexible constant weight automatic coding scheme is proposed to solve the problems of limited weight-distribution and low spectral-efficiency of traditional constant weight mappings (e.g., Hadamard mappings). The underwater acoustic multipath channel is modeled as the Rice fading, which is more generalized than the Rayleigh one. The auto-encoder (AE) is constructed by using the deep neural networks (DNN) and the end-to-end input-to-output training is carried out under several fading factors. Under the fixed average transmission power, the mapping set with better weight-distribution is obtained. The transmitted symbol amplitude is not limited to the ‘0’ or ‘1’, but the groups still maintain constant weight. The energy detection can still be used at the receiver side, which is robust without the channel state information (CSI). To extend to the high-order cases, a low complexity network-input mode is proposed to reduce the complexity of the proposed AE and accelerate the training convergence. With unknown CSI on the receiver side, the simulation results show that the proposed scheme achieves a performance gain of 5–6 dB over the standard fading channels and the Bellhop simulated underwater acoustic channel. The results are also verified by sea trial data collected in the South China Sea with seafloor depth of 1750 m, the communication bandwidth is 4 kHz and the communication distance is 2500 m.

Key words: underwater acoustic communication; deep neural network; Rice fading channel; constant weight code; auto-encoder

Citation: YAO Yan, WU Yanbo, ZHU Min. Optimization of non-coherent underwater acoustic constant weight mapping based on auto-encoder. *Control Theory & Applications*, 2022, 39(11): 2019 – 2027

收稿日期: 2021–08–24; 录用日期: 2021–12–23.

†通信作者. E-mail: wuyanbo@mail.ioa.ac.cn; Tel.: +86 13522810208.

本文责任编辑: 闫敬.

中国科学院战略性先导科技专项项目(XDA22030101), 国家自然科学基金项目(61971472, 61471351), 中国科学院声学研究所自由探索类项目(ZYTS202003)资助.

Supported by the Strategic Priority Research Program of the Chinese Academy of Sciences (XDA22030101), the National Natural Science Foundation of China (61971472, 61471351) and the Institute of Acoustics, Chinese Academy of Sciences Free Exploration Project (ZYTS202003).

1 引言

在传统的通信物理层研究中,信号构建、信号检测、信道估计等模块通常独立优化升级.这些研究通过解析化的模型推导、针对性的算法优化及稳定高效的次优实现来解决特定的问题.但近年来,无线通信领域有研究表明,从全局性能增益来看,独立模块局部优化经常面临增益一加一小于二的问题,算法迭代的收益逐步递减^[1].因此,将多个独立模块甚至整个通信系统视为一个整体,设计全局优化算法,以全局增益而非单一模块增益作为最重要的优化指标,这种联合优化的思路成为热门的研究方向.

深度学习(deep learning, DL)正被逐步运用到通信领域^[2],为这种优化思路提供了强有力的支持^[3].利用图形处理单元(graphic processing unit, GPU),在采用低精度数据类型的条件下进行大规模并行化运算,使复杂模型的建立和求解更为稳定、高效,解决了过去通信系统全局优化复杂度高、增益有限的问题^[4].文献[1]中提出了一种发射机、接收机均由深度神经网络(deep neural network, DNN)构成的端到端系统,通过训练实现发射机和接收机的联合优化,性能增益高于传统的块优化.文中还提出将经典通信优化理论集成到DNN的设计中,大大增加了模型的针对性和可塑性.由于构建此类系统的DNN在结构上与图像处理领域常用的自编码器(auto-encoder, AE)^[5]类似,在此架构上后续的研究被统称为AE-based通信系统. AE-based的理念被应用到各类无线通信系统中,成为当前研究的热点(如实际无线信道^[6],结合正交频分复用^[7]等).然而在水声通信领域,相关的研究才刚刚起步.

水声通信信道复杂多变,信道带宽窄、传播速度慢、时变性强、频率选择性衰落、噪声严重等不利因素在水声信道中都很明显.近年来开始有研究利用DL技术来高精度地建模求解这些非平稳、非线性、非高斯的复杂模型.文献[8]提出基于DNN的水声信号盲检测方法,将问题建模为时变环境中信号和噪声的二分类问题,并在特定传输训练集上进行离线训练;Zhang等人分别对基于DNN的正交频分复用^[9]及单载波^[10]水声相干通信方案进行了研究.其中,文献[10]采用在线训练和测试同步进行的策略应对时变信道,相较于传统接收机,检测性能更好且计算开销更低,并首次通过实际海试数据对仿真结果进行了验证.

水声通信技术一般根据接收端是否恢复原始载波相位可划分为相干通信、非相干通信.其中,非相干通信在接收端不需要恢复原始载波相位信息,避免了因信道起伏和收发端时钟偏差导致的相位起伏漂移等问题,可应用于信道较为恶劣的情况.一般采用单阵元接收即可,算法复杂度低、鲁棒性强^[11].在许多特定应用场景下,非相干通信是主要的通信方式.如采用恒重映射(如Hadamard映射)的非相干通信方案因

其抗衰落能力强、构造方便被广泛应用.其符号恒重的特性能保证发射功率恒定,有利于接收端的能量检测,但其构造方式单一且面临着频谱利用率低的问题.在此基础上,经典的优化算法可采用多进制低密度奇偶校验(low density parity check, LDPC)码^[12]和与信道相匹配的不规则码^[13-14]作为纠错码使系统性能逼近信道容量.但由于复杂度和解析参数公式本身所带来的局限性,经典优化算法所能带来的增益有限.而不同于相干通信需要重点考虑如何设计复杂的接收机来估计信道状态信息(channel state information, CSI),非相干水声通信接收机复杂度更低,但较为依赖发射机的设计以确保可靠性,更适合考虑发射端到接收端整体系统的搭建.因此,结合AE来设计水声非相干恒重映射方案以取代传统Hadamard映射是一条新的思路,由于AE-based系统的可训练性,能根据不同信道灵活调整权重分布和载波利用率,其带来的增益是可预见的.据调查,水声领域中相关研究未有先例,但无线通信领域已有关于非相干多用户单输入多输出AE-based系统的研究^[15-16],值得借鉴.文献[15]打破了先前AE-based通信链中DNN结构对称设计的规律,在Rayleigh衰落信道下取得了优于经典AE-based方案^[1]的性能.文献[16]首次提出基于能量检测的非相干AE-based系统,接收端无需CSI估计.然而,上述研究在衰落信道下的性能表现均依赖多天线的增益,而在水声通信中更为常见的单输入单输出(single-input single-output, SISO)系统中,表现欠佳.将AE-based系统应用到水声通信中尚存在诸多挑战.

本文主要贡献总结如下:

- 1) 对水声衰落信道进行建模,采用Bellhop对实际通信场景进行仿真模拟,研究了所提基于AE的非相干恒重映射方案在水声通信环境中的性能表现;
- 2) 针对性地提出一种低复杂度的比特输入模式替代经典单热向量输入,显著降低系统复杂度,网络结构更合理,训练收敛速度更快,利于高阶扩展;
- 3) 所提方案在水声多径衰落信道下进行训练和验证,以经典水声非相干通信方案Hadamard映射+最大似然检测(maximum likelihood detection, MLD)及现有AE-based方案为基准进行对比, Bellhop仿真和海试数据处理均证明了所提方案的优势及可行性.

2 理论基础

2.1 系统模型

水声通信以声波作为载体,声传播特性决定了水下通信的质量.与空气中无线电通信不同,声速梯度受海水介质中温、深、密度等因素影响较大,由于折射作用,声线传播方向总是朝着声速减小的方向弯曲.不同出射角度的声线路径差异明显.不失一般性,以海底深度 h 为500 m的浅海通信为例,图1为声源辐射

声线传播路径的Bellhop仿真示意图. 图中, v_c 为海水中声速, d 为水平通信距离, 声源距海底高度为 2 m, 垂直波束宽度 30° , 从声源辐射出的声线路径大致可分为直达声路径(实线)和经由海面(点划线)、海底(点线)、海面海底(虚线)反射的多径. 受海面和海底的反射系数、角度等因素影响, 经由不同路径的反射声多径在相位和幅度上均有差异. 实际水声通信环境中, 直达声路径与各类多径的占比与实际声速剖面、发射及接收换能器的布放深度、通信距离等参数有关, 直接决定了信道特征.

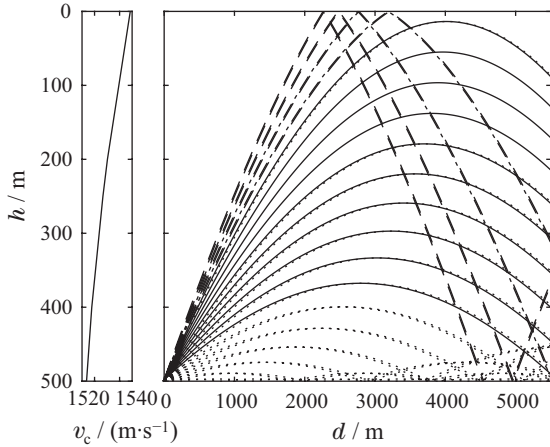


图 1 水下声传播多径示意图

Fig. 1 Underwater acoustic multipath propagation

图2为经典水声通信系统示意图, 发射端由信道纠错编码和映射调制两部分组成, 以本文中作为参照的传统非相干通信方案为例, 首先, 长度为 k bits 的信息序列 \mathbf{s} 被编码成长度为 k_c bits 的编码序列 \mathbf{c} , 再经过 (n, k_c) Hadamard 映射矩阵映射到 n 个子载波上发射, 码率 $R_c = k_c/n$, 发射信号 $\mathbf{x} = \{u_1, u_2, \dots, u_n\}$, u_i 为二进制比特‘0’或‘1’.

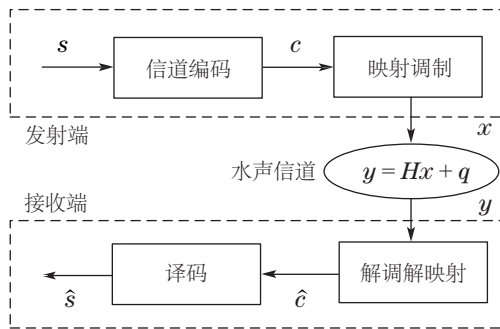


图 2 水声通信系统示意图

Fig. 2 Diagram of underwater acoustic communication system

设接收端接收信号 $\mathbf{y} = \{r_1, r_2, \dots, r_n\}$. 其中第 i 个子信道接收到的信号 r_i 表示为

$$r_i = h_i u_i + q_i, \quad (1)$$

其中 q_i 为零均值加性高斯白噪声(additive white Gaussian noise, AWGN)干扰, 功率谱密度为 $N_0/2$, h_i 为信

道乘性干扰, 本文中, 为模拟实际水声多径衰落信道, 包络 $|h_i|$ 服从 Rice 分布

$$f_{|h_i|}(h_i) = \frac{h_i}{\sigma_i^2} \exp\left(-\frac{h_i^2 + a_i^2}{2\sigma_i^2}\right) I_0\left(\frac{h_i a_i}{\sigma_i^2}\right), \quad (2)$$

其中: $h_i \geq 0$, a_i 为直达分量幅值, σ_i^2 为多径分量功率, $I_0(\cdot)$ 为第 1 类零阶修正贝塞尔函数, 不失一般性地, 令符号能量 $E_c = a_i^2 + 2\sigma_i^2 = 1$. Rice 因子 K_i 定义为

$$K_i = \frac{a_i^2}{2\sigma_i^2}, \quad (3)$$

即直达分量与多径分量的比例, 用来衡量信道多径衰落的程度. 需要指出, 为便于减少所需估计的参数, 后续仿真中设定各子信道 K_i 相等(即 K). 当 $K \rightarrow \infty$, 信道中仅存在直达声路径, 可视为 AWGN 信道; $K = 0$, 信道中几乎不存在直达声路径, 为 Rayleigh 衰落信道, 模拟信道较恶劣的情况.

接收端对接收到的信号 r_i 执行相对应的解调制映射及纠错码译码, 对消息序列进行恢复. 接收信号模平方 $R_i = |r_i|^2$ 的条件概率可以表示为

$$\begin{cases} p(R_i|u_i = 1) = \frac{1}{C_0} \exp\left(-\frac{R_i + a_i^2}{C_0}\right) I_0\left(\frac{2a_i \sqrt{R_i}}{C_0}\right), \\ p(R_i|u_i = 0) = \frac{1}{N_0} \exp\left(-\frac{R_i}{N_0}\right), \end{cases} \quad (4)$$

其中 $C_0 = 2\sigma_i^2 + N_0$, 根据贝叶斯法则, 并代入式(3), 可得后验对数似然比

$$\begin{aligned} L_i &= \ln \frac{P(u_i = 1|R_i)}{P(u_i = 0|R_i)} = \\ &= \ln \frac{p(R_i|u_i = 1)}{p(R_i|u_i = 0)} + \ln \frac{P(u_i = 1)}{P(u_i = 0)} = \\ &= C_1 R_i + \ln(I_0(C_2 \sqrt{R_i})) + C_3, \end{aligned}$$

$$\begin{cases} C_1 = \frac{1}{(K+1)N_0^2 + N_0}, \\ C_2 = \frac{2\sqrt{K(K+1)}}{(K+1)N_0 + 1}, \\ C_3 = \ln \frac{(K+1)N_0}{(K+1)N_0 + 1} - \frac{K}{(K+1)N_0 + 1}, \end{cases} \quad (5)$$

其中 $P(u_i = 1) = P(u_i = 0) = 0.5$. K 为衡量信道恶劣程度的常数, 因此 C_1, C_2, C_3 均为与 i 不相关的变量. 若求解析近似解, $I_0(\cdot)$ 可由如下公式进行近似^[17]:

$$I_0(a) \approx \begin{cases} 1 + \frac{a^2}{4} + \frac{a^4}{64}, & 0 \leq a \leq 2.5, \\ \frac{\exp(1.1a)}{1.9a}, & a > 2.5, \end{cases} \quad (6)$$

但即便如此, 求解式(5)的过程仍是复杂且精度有限的.

2.2 基于DNN的非相干通信算法

与经典的水声通信方案不同,如图3所示,本文所提方案分别在发射端和接收端采用DNN替代传统的显式独立模块,通过对网络输入信息序列块长度、输出使用的信道数、发射信号功率约束、接收端接收信号预处理等超参数设置,使所提方案等效传统非相干水声通信系统的功能。

首先将消息序列 \mathbf{s} 分隔成每 k bits为一组的数据块(对于恶劣信道,可先进行纠错编码),将打包好的待编码序列送入DNN编码器。DNN编码器由 $L+2$ 个全连接层构成,除输出层外,均用激活函数 σ_{Relu} 对输出进行激活。设第 l 个全连接层的输出为 \mathbf{v}_l ,则该层对上一层输出 \mathbf{v}_{l-1} 的结果为

$$\mathbf{v}_l = f_{\theta_l}(\mathbf{v}_{l-1}) = \sigma_{\text{Relu}}[\text{BN}_{\alpha,\beta}(\boldsymbol{\omega}_l \mathbf{v}_{l-1} + \mathbf{b}_l)], \quad (7)$$

其中: $l = 1, 2, \dots, L+1$; $\sigma_{\text{Relu}}(x) = \max(0, x)$ 使多个全连接层之间不再是线性变换的叠加。 $\text{BN}_{\alpha,\beta}$ 为每一层激活之前对输出进行批归一化,将输出结果规范为统一的正态分布,使其对激活函数更加敏感。以解决网络层数加深所引起的训练速度下降、结果发散问题

$$\text{BN}_{\alpha,\beta}(v_{l,i}) = \alpha \frac{v_{l,i} - \bar{v}_l}{\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (v_{l,i} - \bar{v}_l)^2 + \varepsilon}} + \beta, \quad (8)$$

其中: $v_{l,i} \in \mathbf{v}_l$, $\bar{v}_l = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n v_{l,i}$, $i = 1, 2, \dots, n$; n 为每一层包含的节点数; $\boldsymbol{\omega}_l, \mathbf{b}_l, \alpha, \beta$ 均为待训练参数,即权重值和偏移常量。输出层在对上一层输出做最后一次线性变换后,将发射信号能量归一化

$$\mathbf{x} = \frac{\sqrt{n} \mathbf{v}_{L+2}}{\sqrt{\sum_{i=1}^n \|\mathbf{v}_{L+2,i}\|^2}}. \quad (9)$$

信号经过第1.1节中建模的水声信道。信道部分的处理

沿用文献[1, 16]中的方法,即在DNN编码器输出后,添加一个不含有待训练参数的线性层来模拟信道对于发射信号的作用。其中已知参数矩阵 \mathbf{H} 和 \mathbf{q} 分别对应信道中存在的幅度衰落及加性干扰。信道层的输出首先要在接收端进行能量检测。由式(5)中推导可得,非相干检测下后验对数似然比可表示为自变量仅与接受信号模平方有关的函数多项式,因此可直接取 $\mathbf{z} = \|\mathbf{y}\|^2$ 后送入接收层,由DNN译码器对原式进行训练逼近^[18]。DNN译码器结构与编码器类似,同样由 $L+2$ 个全连接层构成,输出层用 $\sigma_{\text{Sigmoid}}(x) = (1 + \exp(-x))^{-1}$ 函数进行激活,将上一层的输出映射到 $(0, 1)$ 区间,用作阈值判断。最后将结果送入判决器得到译码后的比特序列(若发射端做了纠错码编码,此处再对结果进行相应的译码)。

采用均方误差(mean squared error, MSE)损失函数对模型进行端到端训练

$$\min_{\Phi} C(\Phi) \triangleq \frac{1}{T} \sum_{i=1}^T \|\mathbf{s} - \hat{\mathbf{s}}\|^2, \quad (10)$$

其中: $\Phi \triangleq \{\Phi_{\text{enc}}, \Phi_{\text{dec}}\}$ 表示整个系统待训练参数集合, \mathbf{s} 和 $\hat{\mathbf{s}}$ 分别为编码器的输入和译码器的重构输出, T 为训练批次大小。训练过程中参数集依据随机梯度下降(stochastic gradient descent, SGD)进行迭代更新,该算法可避免训练收敛到局部最小值。第 n 次迭代

$$\Phi^{(n)} = \Phi^{(n-1)} - \eta \nabla_{\Phi} C(\Phi^{(n-1)}), \quad (11)$$

其中:学习率 $\eta = 0.001$,用于规定每次更新的步长; $\nabla_{\Phi} C(\Phi^{(n)})$ 表示反向传播计算每个训练参数的梯度。基于该更新算法,具体采用经典的自适应矩估计(adaptive moment estimation, Adam)算法来搜索最优系统参数集 Φ_{opt} 。由于可能存在多种最优映射码字集,本文采用无监督学习,训练集随机生成,训练批次大小128。所提系统在Pytorch框架上进行搭建,并使用GeForce GTX 2080Ti GPU进行训练加速。

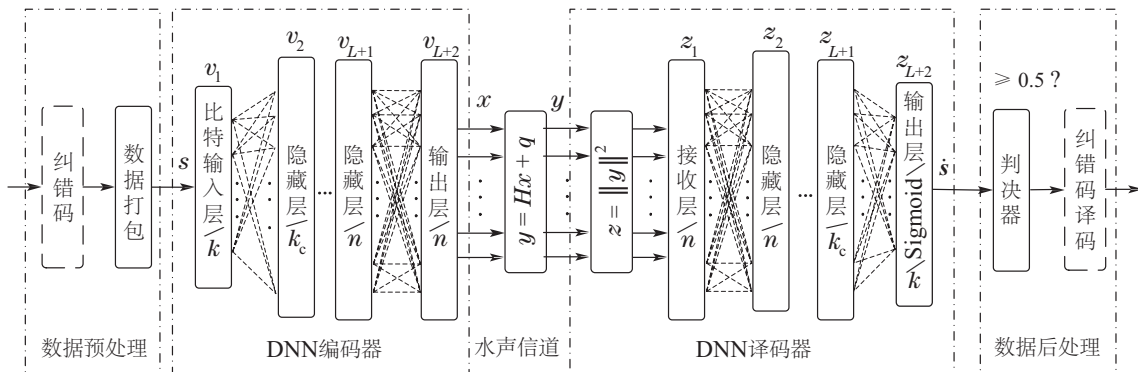


图3 所提基于DNN非相干水声通信系统示意图

Fig. 3 Diagram of the proposed DNN-based noncoherent underwater acoustic communication system

3 仿真及海试数据验证

3.1 低复杂度比特输入

由上节已知, 单个输入数据块由 k 个信息比特位构成, 可表示消息 $S_i \in \{S_1, S_2, \dots, S_M\}$, $M = 2^k$. 由训练好的发射端 DNN 映射调制到 n 个子载波上进行传输. 目前已有研究中普遍采用单热向量作为 DNN 的初始输入 (称为单热输入), 即单次输入为长度为 M 的向量, 第 i 个元素为 1, 其他元素为 0, 原因是 DNN 对这种形式的输入更加敏感. 然而, 随着消息集阶数 M 增大, 编译码过程中各隐藏层所需节点数指数级扩大, 这种输入方式将变得十分低效. 本文提出一种采用比特输入的替代方案以适应高阶场景, 使网络计算复杂度大幅降低, 即 $O(2^k) \rightarrow O(k)$. 图 4 以 $k = 5$, $n = 20$ 为例, 展示了自然序下的两种输入模式及对应的映射图案.

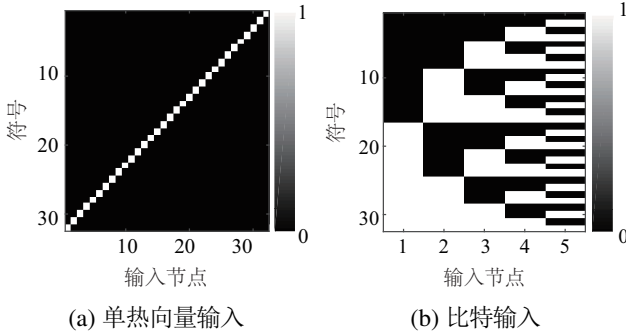


图 4 两种不同输入方式对比图
Fig. 4 Comparison of the two input modes

表 1 比较了两种输入方式下的模型待训练参数数目、训练收敛所需要的最少比特数以及相应训练所耗时长. 比较发现, 比特输入模式下, 待训练参数数量的减少是显著的, 更少的待训练参数意味着更低的计算复杂度, 且如图 5 所示, 充分训练所需要的训练比特数 k_{tr} 也会大大降低, 训练所消耗的时间也更少. 因此采用比特输入可节约硬件运算内存及能耗, 这对于水声通信中大量存在的能量受限场景意义重大. 值得注意的是, 当消息阶数较小时, 如 $M = 32$, 采用比特输入会带来一定的性能损失, 在后续第 3.2 节的仿真结果中将会有体现, 此时需要根据通信环境在性能和复杂度之间做出一定的取舍. 而当 M 较大时, 如 $M = 256$, 情况将大不相同, 性能比较如图 6, SNR 为信噪比. 单热输入模式下网络节点数爆炸式增长, 复杂度远大于比特输入. 且由于模型过大导致训练中出现过拟合, 性能表现反而不如采用比特输入的网络.

3.2 多种衰落信道下性能比较

所提模型基于非相干能量检测, 训练信噪比的选取对性能的影响无法被忽视. 若 CSI 已知, 可先在多信噪比下进行预训练并存储, 再在传输前挑选与当前信噪比对应的模型^[16]. 但在水声非相干通信的实际应用中,

往往面对的是 CSI 未知的情况, 无法对模型进行针对性的挑选. 并且, 从运算开销的角度出发, 训练模型也应具备更广泛的适用性. 基于此, 在控制考察信噪比范围的情况下, 本文在多个特定信噪比下对模型进行了训练, 挑选出在目标信噪比范围内鲁棒性最好的模型. 目前已有许多研究证明了 AE-based 系统在 AWGN 信道下的优势及发展潜力. 本文重点研究了所提方案在水声多径衰落信道下的可行性. 作为参照组的是经典的 Hadamard 映射方案, 并使用理论最优的 MLD. 这种方案被证明在衰落信道上具有优异的性能^[12], 目前被广泛应用于非相干水声通信中.

表 1 复杂度对比

Table 1 Complexity comparison

	阶数	待训练参数	训练所需 比特(bits)/时间(s)
单热输入	32	10252	$10^6/82$
	256	284128	$1.6 \times 10^7/810$
比特输入	32	1585	$10^5/19$
	256	3832	$1.6 \times 10^6/202$

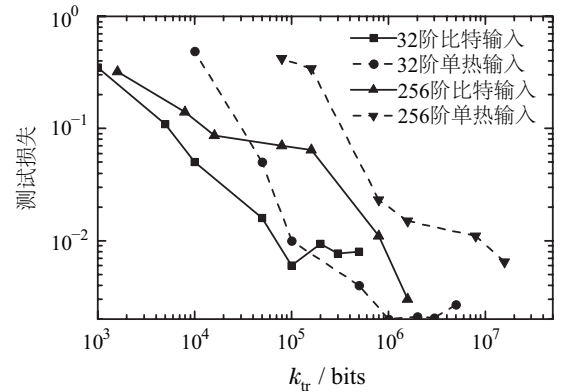


图 5 测试损失随训练比特数变化趋势
Fig. 5 Test loss varying with number of training bits

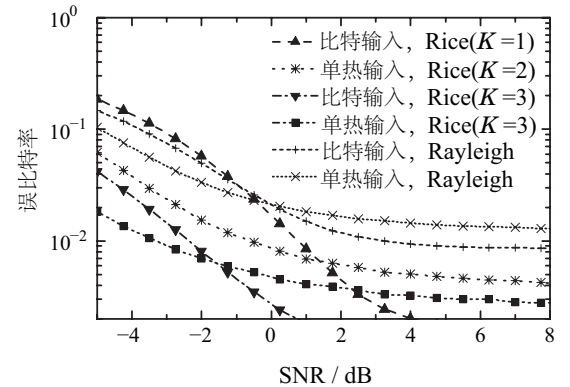


图 6 两种输入模式在高阶条件下的性能比较, $M = 256$
Fig. 6 Performance comparison of the two input modes under high order, $M = 256$

图 7 比较了码率和发射平均功率相等的条件下, 传统 Hadamard (20, 5) 和所提 AE (20, 5) 映射方案下载波

调制的幅值分布. 传统Hadamard映射下, 载波幅值非‘0’即‘1’ (平均能量归一化后为1.4), 取值单一; 而所提方案发射载波幅值分布的取值更加灵活, 在学习中加入幅值的分级增益, 而位于接收端的DNN又能很好地对接收到的多幅值信号进行检测和重构, 有助于提高基于能量检测的非相干水声通信系统的性能.

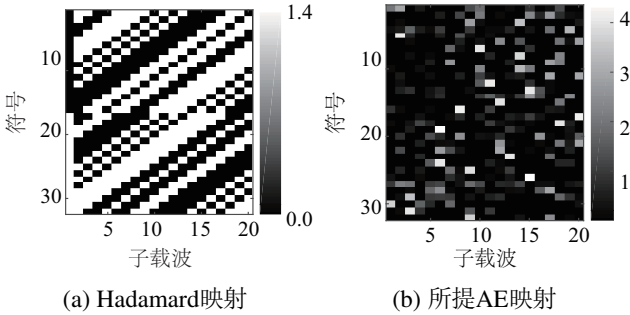


图7 两种映射方案载波权重值对比

Fig. 7 Carrier weights comparison of the two mapping schemes

为了便于观察符号映射间关系, 本文同样借鉴了文献[1]中的做法, 采用被广泛运用的 T 分布随机近邻嵌入 (t-distributed stochastic neighbor embedding, t-SNE)^[19]将图7中20维符号投影到二维复信号平面: 先将各符号间的欧氏距离转换为在一个点周围另一个点出现的条件概率, 以此来表达符号间的相似度. 再通过最小化对应低维与高维相似度的KL散度, 挑选出能最大程度保留原有高维数据结构的低维表示, 以此达到降维、便于可视化分析的目的. 结果如图8所示, 横纵坐标仅表示二维可旋转平面.

图8(a)为参照组中Hadamard映射降维后所对应的星座图(后文均直接简称为星座图), 整体呈规则六边形分布, 各相邻符号之间距离相等, 从位于中心的星座点开始, 每个点都被5~6个等间距邻点环绕、向外延伸; 图8(b)为所提AE在AWGN信道下学习到的星座图, 与图8(a)类似, 邻星座点的距离基本相等, 因AWGN信道不存在多径衰落, 星座点不再局限于规则六边形分布; 图8(c)–(d)由所提AE在两种不同的衰落信道下学习得到. 可较为明显地观察到, 位于外圈的星座点相邻间距明显大于内圈, 整体呈现由中间向四周“发散”的趋势. 且衰落越严重, 这种趋势越明显, 系统在训练后优先保证了部分符号的正确率. 在实际应用中信道具有频率选择性衰落, 相较于传统Hadamard映射对于所有符号一视同仁, 有针对性地关注部分易错符号的错误率有助于提高系统在低信噪比环境中的性能表现.

为印证上述结论, 图9(a)–(c)展示了本文所提方案在3种不同衰落信道上的仿真性能增益, 训练信噪比均设置为5 dB. 仿真结果显示, 在均不级联外部纠错码的情况下, 错误率在 10^{-3} 量级, 所提两种输入模式

下的AE(20, 5)在目标信噪比范围内均表现出优于传统方案Hadamard (20, 5) + MLD的性能. 如第3.1节中已提到, 图中比特输入模式下待训练参数为单热输入的 $1/6$, 性能损失在1.5 dB左右.

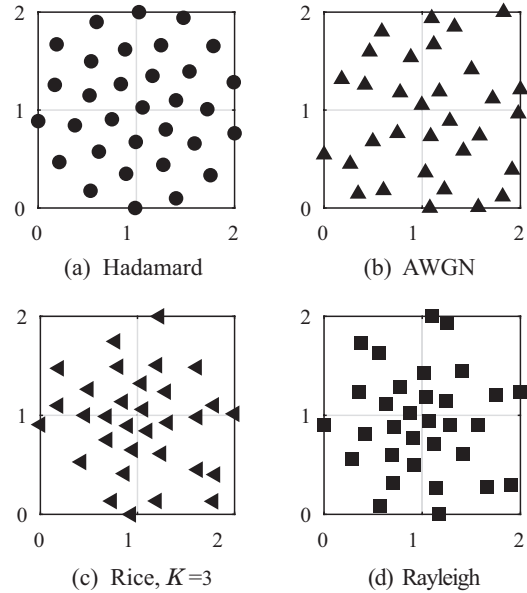


图8 多种信道下训练AE所得符号降维星座图对比

Fig. 8 Comparison of the symbol dimension reduction constellations obtained by training AE under different channel conditions

此外, 图9(a)–(c)中还分别将所提方案与目前已有的两种AE方案进行了性能比较, 该两种方案均已在引言部分进行了介绍, 文献[1]中AE发射端输出的是二维复向量, 接收端采用相干检测, 需要知道CSI. 在衰落信道中, 低信噪比上具有一定的性能优势; 而在高信噪比下, 由于缺少分组映射的编码增益, 有着较高的错误率. 值得注意的是, 虽然文献[16]采用能量检测, 接收端无需CSI, 但十分依赖多天线所带来的空间分集增益, 在SISO模式下(单天线)性能表现欠佳. 相较之下, 本文所提AE同样基于能量检测, 利用恒重分组映射获取频率分集, 无需格外的空间增益便能在衰落信道上取得优于两种参照方案的性能.

3.3 Bellhop信道仿真及海试真实信道验证

如第1.1节图1所示, 本文采用Bellhop对实际信道进行了仿真. 通信参数如表2所示. 图10为发射频率6000 Hz, 通信距离5000 m时的信道冲击响应图, 符号内多径长度2.57 ms, 海面混响在实际应用中忽略不计. 由图11可以发现, 模拟信道的归一化幅值分布与 $K=3$ 的Rice衰落更为契合. 而相较之下, Rayleigh衰落则几乎代表了水声信道衰落最剧烈的情况. 通信频段6~10 kHz, 通信距离4800~5200 m内幅频响应随距离变化如图12所示, f_c 为子载波频率, A 为归一化的频响幅值, 信道频率选择性明显.

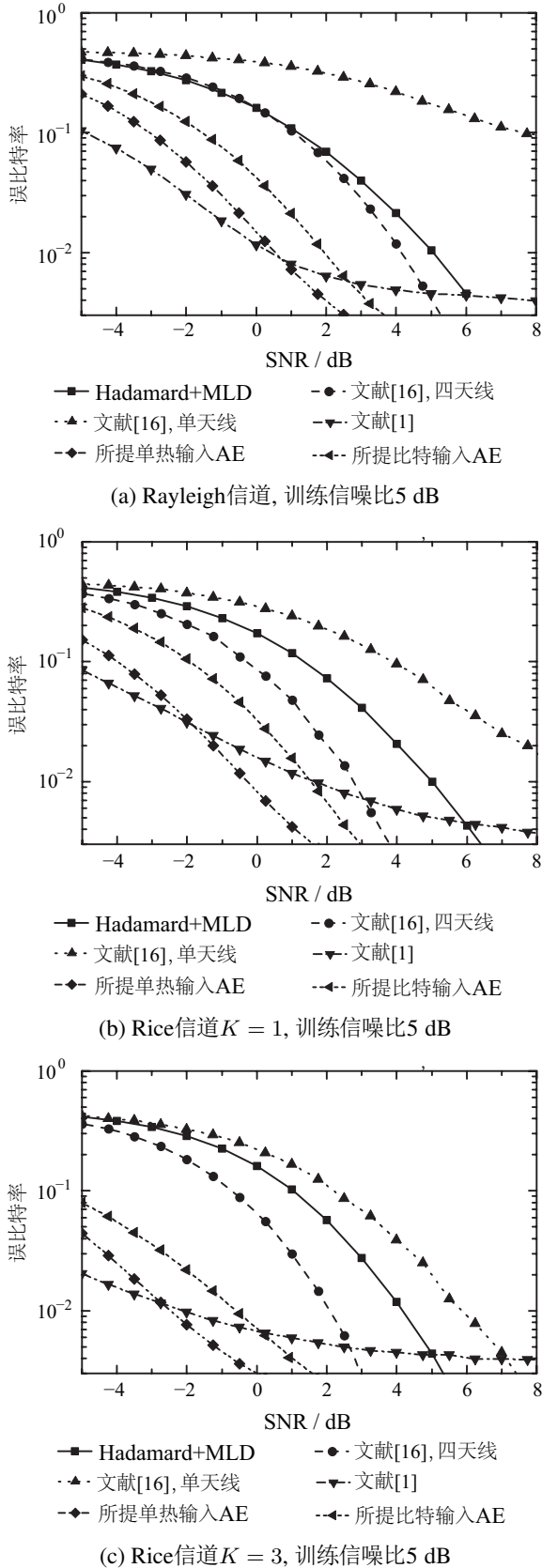


图 9 不同衰落信道下所提方案性能

Fig. 9 Performance of the proposed scheme under different fading channels

考察所提比特输入AE模型在该模拟信道下的性能表现, 结果见图13. 值得注意的是, AWGN信道下训

练得到的AE (对应图8(b))虽因其通用性在极低信噪比区间具有一定优势, 但由于训练信道无幅度衰落, 模型无法学习到如何应对衰落. 因此, 在测试信道中, 随着信噪比提高, 误码率无法进一步降低, 不能很好地适应实际应用的需求. 这再次说明训练信道的选取对于AE性能的影响至关重要, 也侧面说明适应当前信道的载波权重分布并非是一成不变的, 印证了第3.2节中的结论. 而其他3种衰落信道下训练得到的模型性能均优于传统Hadamard方案, 最大增益约6 dB, 证明了所提方案在模拟实际水声衰落信道中的优势.

表 2 通信参数

Table 2 Communication parameters

海底深度	500 m
声源距海底高度	2 m
接收水听器距海底高度	4 m
通信距离	4800~5200 m
通信带宽	6~10 kHz
子载波数	120个

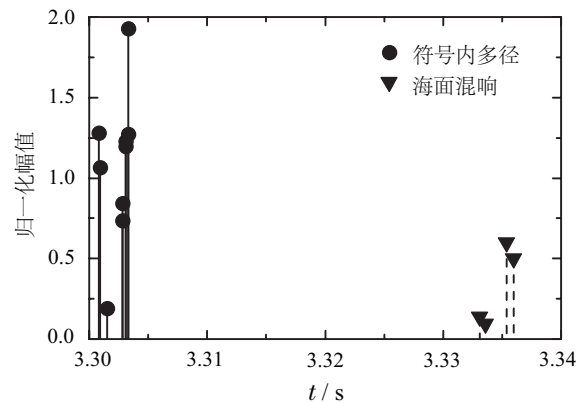


图 10 信道冲激响应

Fig. 10 Channel impulse response

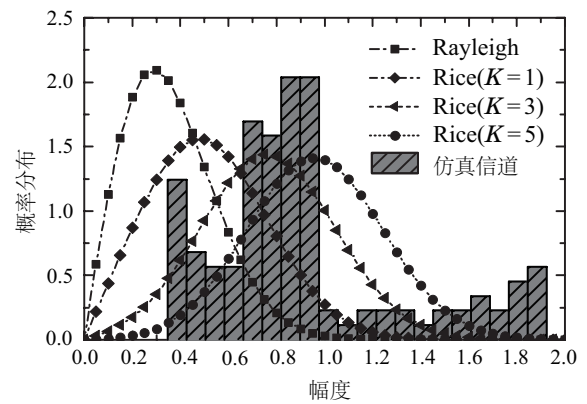


图 11 模拟信道的归一化幅值分布

Fig. 11 Normalized amplitude distribution of the simulated channel

为了进一步验证所提AE方案在实际水声通信场景中的鲁棒性, 采用2017年南海深海通信试验数据文

献[14]进行验证. 海底深度1750 m, 布放在海底的网关节点和观测节点高度分别为2 m和140 m, 通信距离2500 m, 通信频带6~10 kHz. 提取实际采集的各子载波幅度衰落特性, 如图14所示, 可见频率选择性明显. 在保证衰落概率分布与实际衰落分布一致的条件下, 随机生成衰落因子作为发射数据的乘性干扰, 各子载波以及衰落因子之间无关联性. 图15为该信道下所提方案性能对比, 所有AE模型均采用比特输入模式, 相较于传统方案的最大增益约5 dB, 很好的验证了图13的结果.

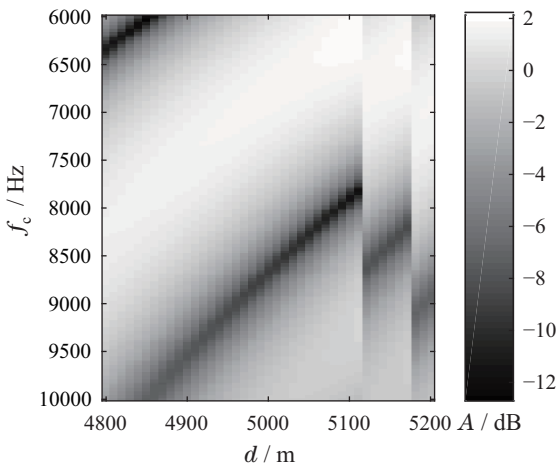


图12 通信带宽内信道幅频响应随距离变化统计

Fig. 12 Statistics of amplitude-frequency response varying with distance in communication bandwidth

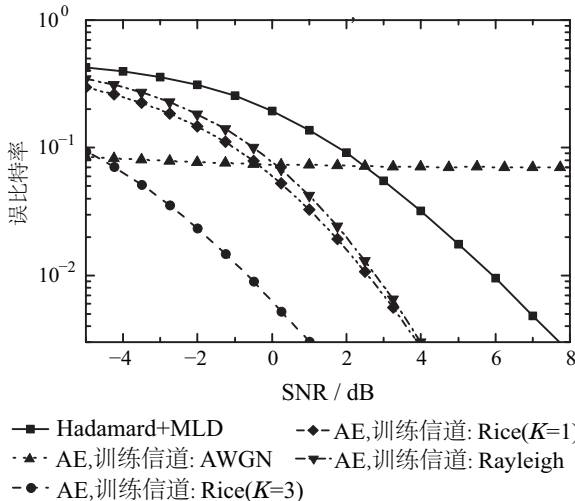


图13 模拟水声信道下所提方案性能

Fig. 13 Performance of the proposed scheme under simulated underwater acoustic channel

4 结论

本文研究了AE-based水声非相干恒重映射方案在衰落信道中的性能表现. 首先, 对水下声传播路径进行建模分析, 将水声多径信道建模为Rice衰落, 推导了接收信号模平方的后验对数似然比, 并通过接收端DNN译码器对其进行逼近; 其次, 相较于传统Hada-

ard映射, 发射端DNN训练所得映射方案的载波幅值分布更加灵活, 引入了幅值的分级增益, 且在低信噪比下优先保证易错符号的正确率, 提高了基于能量检测的非相干通信系统在低信噪比环境中的性能表现; 提出了一种低复杂度的可替代输入模式, 大大降低了网络复杂度, 加速训练收敛, 使所提方案可扩展到高阶情况. 最后, 仿真及海试数据处理结果证明了所提方案在水声衰落信道下的性能优势及鲁棒性.

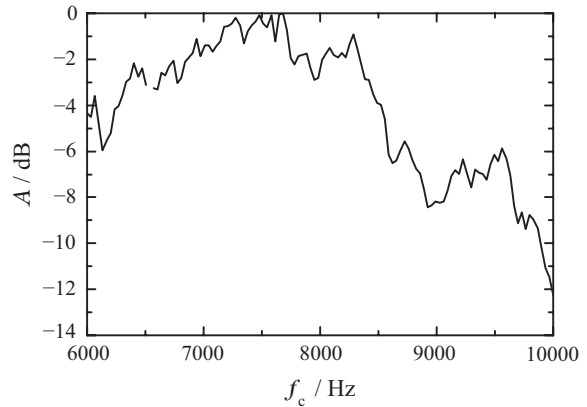


图14 海试信道幅频响应

Fig. 14 Amplitude-frequency response of the sea trial channel

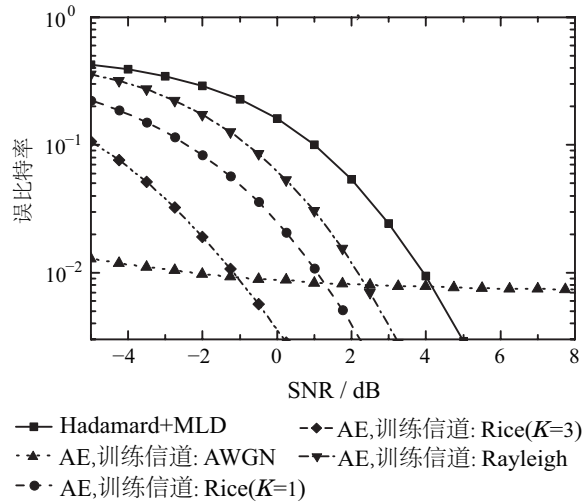


图15 海试信道下所提方案性能

Fig. 15 Performance of the proposed scheme under the sea trial channel

参考文献:

- [1] O'SHEA T J, HOYDIS J. An introduction to deep learning for the physical layer. *IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking*, 2017, 3(4): 563 – 575.
- [2] ZORZI M, ZANELLA A, TESTOLIN A, et al. Cognition-based networks: A new perspective on network optimization using learning and distributed intelligence. *IEEE Access*, 2015, 3: 1512 – 1530.
- [3] O'SHEA T J, KARRA K, CLANCY T C. Learning to communicate: Channel auto-encoders, domain specific regularizers, and attention. *Proceeding of IEEE Nternational Symposium on Signal Processing and Information Technology (ISSPIT)*. Limassol, Cyprus: IEEE, 2016: 223 – 228.

- [4] WYMEERSCH H. *Iterative Receiver Design*. Cambridge, U.K.: Cambridge University Press, 2007.
- [5] GOODFELLOW I, BENGIO Y, COURVILLE A. *Deep Learning*. Cambridge, MA, USA: MIT Press, 2016.
- [6] DORNER S, CAMMERER S, HOYDIS J, et al. Deep learning based communication over the air. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2018, 12(1): 132 – 143.
- [7] FELIX A, CAMMERER S, DORNER S, et al. OFDM-autoencoder for end-to-end learning of communications systems. *Proceeding of IEEE Signal Processing Advances in Wireless Communications (SPAWC)*. Kalamata, Greece: IEEE, 2018: 1 – 5.
- [8] LI Y, WANG B, SHAO G, et al. Blind detection of underwater acoustic communication signals based on deep learning. *IEEE Access*, 2020, 8: 204114 – 204131.
- [9] ZHANG Y, LI J, ZAKHAROV Y V, et al. Deep learning based underwater acoustic OFDM communications. *Applied Acoustics*, 2019, 154(11): 53 – 58.
- [10] ZHANG Y, LI J, ZAKHAROV Y V, et al. Deep learning based single carrier communications over time-varying underwater acoustic channel. *IEEE Access*, 2019, 7: 38420 – 38430.
- [11] WU Y B, ZHU M, LIANG T, et al. Shipborne underwater acoustic communication system and sea trials with submersible Shenhai Yongshi. *China Ocean Engineering*, 2018, 32(6): 746 – 754.
- [12] WU Yanbo, ZHU Min, ZHU Weiqing, et al. Signal processing algorithm for noncoherent underwater acoustic communication approaching channel capacity. *Acta Acustica*, 2015, 40(1): 117 – 123. (武岩波, 朱敏, 朱维庆, 等. 接近非相干水声通信信道容量的信号处理算法. *声学学报*, 2015, 40(1): 117 – 123.)
- [13] WU Y B, ZHU M. On approaching noncoherent channel capacity using nonbinary IRA code and multi-tone FSK. *Proceedings of the OCEANS 2017*. Anchorage, AK, USA: IEEE, 2017: 1 – 6.
- [14] YAO Y, WU Y B, ZHU M, et al. Efficient on-off keying underwater acoustic communication for seafloor observation networks. *Applied Sciences*, 2020, 10(6): 1986 – 2001.
- [15] XUE S, MA Y, TAFAZOLLI R. Unsupervised deep learning for MU-SIMO joint transmitter and noncoherent receiver design. *IEEE Wireless Communications Letters*, 2018, 8(1): 177 – 180.
- [16] VAN LUONG T, KO Y, VIEN N A, et al. Deep energy autoencoder for noncoherent multicarrier MU-SIMO systems. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2020, 19(6): 3952 – 3962.
- [17] ZHUANG Mingjie. Implementation method of wireless rice fading channels with computer simulation. *Chinese Journal of Radio Science*, 2004, 19(5): 632 – 637. (庄铭杰. 计算机仿真无线Rice衰落信道的实现方法. *电波科学学报*, 2004, 19(5): 632 – 637.)
- [18] ILIN R, KOZMA R, WERBOS P J. Beyond feedforward models trained by backpropagation: A practical training tool for a more efficient universal approximator. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2008, 19(6): 929 – 937.
- [19] MAATEN L V D, HINTON G. Visualizing data using t-SNE. *Journal of Machine Learning Research*, 2008, 9(11): 2579 – 2605.

作者简介:

姚 衍 博士研究生, 目前研究方向为水声通信物理层技术研究, E-mail: yaoyan@mail.ioa.ac.cn;

武岩波 研究员, 博士生导师, 目前研究方向为水声通信与组网技术研究, E-mail: wuyanbo@mail.ioa.ac.cn;

朱 敏 研究员, 博士生导师, 目前研究方向为水声通信与组网技术、声学测速技术、声学探测技术和声学系统集成, E-mail: zhumin@mail.ioa.ac.cn.