

引用本文: 徐美欣, 张峰, 赵黎, 等. 联合 DNN 信道估计与虚拟时间反转信道均衡的 NOMA-VLC 系统[J]. 光通信技术, 2025, 49(1): 44-51.

联合 DNN 信道估计与虚拟时间反转信道均衡的 NOMA-VLC 系统

徐美欣, 张峰*, 赵黎, 刘叶楠

(西安工业大学 电子信息工程学院, 西安 710021)

摘要: 为了克服现有的非正交多址接入(NOMA)模型在可见光通信(VLC)系统中面临的室内多用户场景下多径效应与用户间干扰对通信可靠性的影响, 提升频谱效率和通信速率, 提出一种结合深度神经网络(DNN)信道估计与虚拟时间反转(VTR)信道均衡的 NOMA-VLC 系统。通过分析多用户 NOMA-VLC 信道特性, 采用 DNN 进行精准信道估计, 并利用 VTR 技术实现信道均衡, 聚焦能量, 抑制多径效应, 增强通信可靠性和用户公平性。仿真结果表明: 在两用户场景下, 在误码率为 10^{-3} 时, 系统性能分别提升了 5.1 dB 和 4.9 dB, 相较于其它算法, 分别具有 2 dB 和 2.4 dB 的性能优势。

关键词: 可见光通信; 非正交多址; 深度学习; 时间反转技术; 信道均衡

中图分类号: TN929.12 文献标志码: A 文章编号: 1002-5561(2025)06-0044-08

DOI: 10.13921/j.cnki.issn1002-5561.2025.01.008

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



NOMA-VLC system combining DNN channel estimation and virtual time reversal channel equalization

XU Meixin, ZHANG Feng*, ZHAO Li, LIU Yanan

(School of Electronic Information Engineering, Xi'an Technological University, Xi'an 710021, China)

Abstract: In order to overcome the impact of multipath effects and inter user interference on communication reliability in indoor multi-user scenarios faced by existing non orthogonal multiple access (NOMA) models in visible light communication(VLC) systems, improve spectral efficiency and communication rate, a NOMA-VLC system combining deep neural network (DNN) channel estimation and virtual time reversal(VTR) channel equalization is proposed. By analyzing the characteristics of multi-user NOMA-VLC channels, DNN is used for accurate channel estimation, and VTR technology is utilized to achieve channel equalization, focus energy, suppress multipath effects, enhance communication reliability and user fairness. The simulation results show that in a two user scenario, the system performance improved by 5.1 dB and 4.9 dB respectively at a bit error rate of 10^{-3} , with performance advantages of 2 dB and 2.4 dB compared to other algorithms.

Key words: visible light communication, non-orthogonal multiple access, deep learning, time reversal technology, channel equalization

0 引言

可见光通信(VLC)是一种绿色、节能、频谱资源丰富

、安全性高的新型无线接入技术^[1]。另一方面,非正交多址接入技术(NOMA)通过在功率域复用多个用户的信号,有效地解决了正交频分复用(OFDM)系统中可能出现的频谱资源浪费问题,从而提升了系统的容量和频谱效率^[2]。然而,在 NOMA-VLC 系统中,由于多用户信号的同时传输,可能会导致符号间干扰(ISI)。此外,当存在多个发射光源时,多径效应和背景噪声也会对系统性能产生负面影响。为了克服这些问题,需要深入研究信道特征,并开发有效的信道均衡技术和干扰消除方法,以优化系统性能并实现高效稳定的通信。文献[3]提出了一种基于抽头检测的 VLC 自适应

收稿日期: 2024-06-04。

基金项目: 陕西省科技计划项目(2024-YBXM-105)资助; 西安市科技局高校院所科技人员服务企业项目(24GXFW0026)资助。

作者简介: 徐美欣(2000—),女,陕西咸阳人,硕士研究生,现就读于西安工业大学,主要研究方向为可见光通信系统的优化、传输性能提升以及光通信系统与无线通信的融合等。曾经荣获“第十三届北斗竞赛西北赛区三等奖”,并且1项发明专利已被受理。

* 通信作者: 张峰(1979—),男,硕士,教授,主要从事现代通信技术、图像处理及可见光通信等研究工作。



最小均方(LS)信道估计算法,实现了正确分离非零和零值信道抽头的最大概率,显著提高了估计性能,但该方法无法实时跟踪快速变化的信道环境。文献[4]提出了一种基于改进稀疏性自适应多径匹配追踪的信道估计算法,避免了局部最优化问题,但需要大量的训练数据和先验信息,增加了系统计算的复杂度。

深度学习(DL)是一种新的机器学习方法,近年来,基于DL的信道估计方法逐渐显现。文献[5]提出采用卷积神经网络(CNN)作为均衡器的核处理单元,显著提高了符号误码率(SER)性能。文献[6]提出了一种基于机器学习的OFDM系统信道估计方法,与传统的LS误差信道估计相比,该方法在适应实际情况方面表现更为出色。文献[7]提出了一种利用DL以端对端方式对无线光通信信道进行估计的新方法。在准确估计出信道状态信道(CSI)后,为消除信道多径效应的影响,提高通信系统的通信质量和可靠性,还需要实施信道均衡措施。文献[8]提出了一种基于时间反演的上行非正交多址网络资源分配算法,建立了系统能效最大化资源分配模型。然而,这项研究是在假设CSI完全准确且仅考虑单用户组场景的前提下进行的,并未探讨多用户组间可能存在的干扰问题及其影响。文献[9]针对上行NOMA系统在多径环境下传输效率较低的问题,提出了基于时间反转(TR)的上行NOMA系统能效优化算法,有效解决了传输效率低的问题。然而,这项研究主要集中在上行NOMA系统的分析上。文献[10]提出了一种基于虚拟时间反转镜(VTRM)均衡的M元多序列叠加扩频(M-MSSS)方案。该方案通过VTRM均衡技术有效抑制了多径效应,从而提升了系统的传输速率和鲁棒性。然而,该研究是基于时变水下声学(UWA)信道环境展开的,因此其结论和方法可能不完全适用于其它类型的通信信道。此外,文章中并未深入探讨不同扩频因子(SF)对系统性能的影响,特别是

在低SF条件下,这可能导致更高的多路径干扰和ISI,进而限制了该方案在实际应用中的灵活性和适应性。

综上所述,为克服现有NOMA-VLC系统中存在的ISI及多径效应对性能的影响,本文通过结合DNN的强大特征提取能力与虚拟时间反转(VTR)技术的时空聚焦特性,提出一种基于DNN-VTR的NOMA-VLC系统。

1 室内NOMA-VLC系统信道分析

NOMA技术在发射端采用非正交传输方式,通过允许多个用户在同一时频资源上同时发送信息,有意引入了一定程度的信号干扰。接收端则利用串行干扰消除来分离和解调不同用户的信号。本文根据NOMA技术的原理和优势,以此为基础搭建NOMA-VLC系统,系统框图如图1所示。

本文在长 L/m 、宽 W/m 、高 H/m 的室内空间中,以 xoy 面作为底面, o 为原点,设置发光二极管(LED)为光源,构建了双用户室内可见光系统模型如图2所示。屋顶中心为信号光源LED,光电探测器(PD)用于指代不同用户,处于空间中任意位置,用 $PD_i(i=1,2)$ 表示; P_i 为信号源光线的反射点;在此模型中, L_1 表示从LED到 PD_1 的视距链路; L_2 表示从LED到中间点 P_1 的视距链路; L_3 则表示从中继点 P_1 到最终接收端 PD_1 的视距链路。此3条视距链路的距离分别用 l_1, l_2, l_3 表示。光源发射角为 θ ,接收端的入射角为 φ ,反射元的入射角和出射角分别为 α, β 。

将VLC系统视为理想状态,则此时的VLC可看作为线性时不变系统,可将LED视为朗伯模型。假定光接收面积为 S_r ,可得信道增益 H 为

$$H(0; R_t; R_r) = \frac{(m+1)S_r \cos \varphi}{2\pi l_1^2} \cos^m \varphi \quad (1)$$

假设 $S_r=80 \text{ cm}^2$,朗伯指数 $m=1$,光源位置为(2 m,

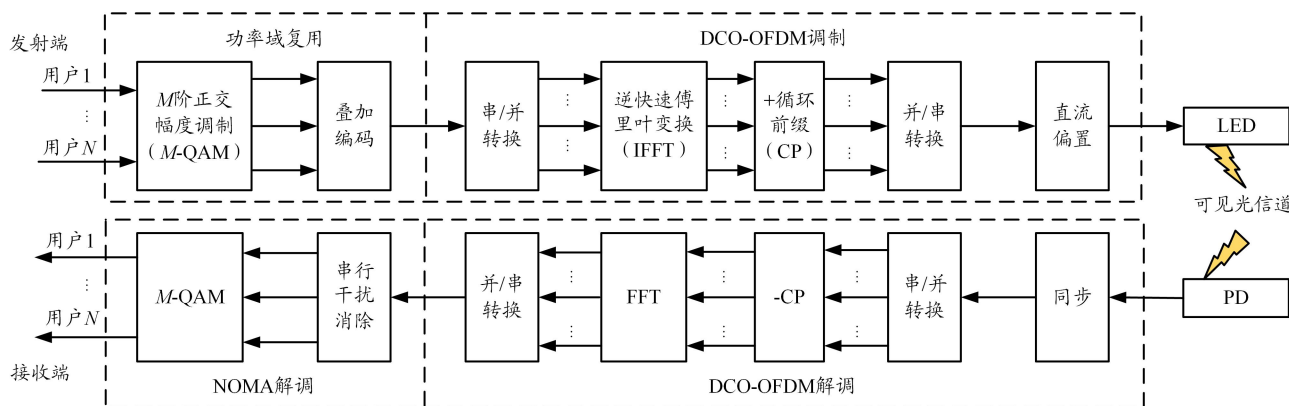


图1 NOMA-VLC系统框图

徐美欣, 张峰, 赵黎, 等: 联合 DNN 信道估计与虚拟时间反转信道均衡的 NOMA-VLC 系统

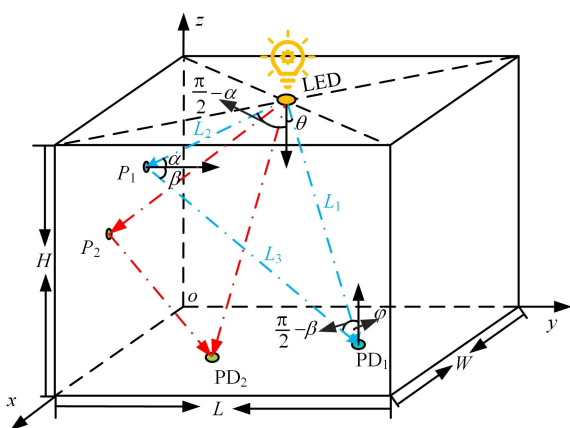


图2 VLC系统与光源辐射模型

2 m, 3 m), 则 VLC 系统的信道增益仿真如图 3 所示。从仿真结果可知, 位于网络边缘的用户通常具有较差的信道条件, 因此这些用户的信道增益较低。相反, 处于网络中心位置的用户享有相对较好的信道状态, 从而能获得较高的信道增益。鉴于此, 在执行功率分配策略时, 为了保证边缘用户能够可靠地接收信息, 应当为他们分配更多的发射功率。与此同时, 对于位于中心区域、信道条件优越的用户, 则可以分配较少的功率, 以达到资源利用效率的最大化。

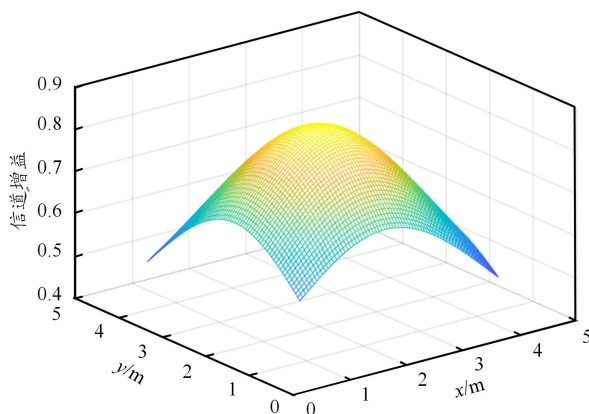


图3 VLC系统信道增益仿真

2 VTR 信道均衡的 NOMA-VLC 系统

相较于传统的信道均衡方法, TR 具有很好的聚焦抑噪效果, 可以吸收多径信号能量, 抑制码间干扰, 降低用户间干扰, 有效抑制 NOMA-VLC 信道中的多普勒效应及多径效应, 从而提升系统可靠性和公平性。

按照实现方式, TR 技术分为主动时间反转(ATR)、被动时间反转(PTR)和 VTR。其中, ATR 需要利用收发合置换能器接收发射信号, 不易实现; 虽然 PTR 和 VTR 都无需收发装置, 但前者引入了探测信号干扰;

而 VTR 可以消除探测信号干扰, 运算量低、均衡效果好。故本文选用 VTR 进行信道均衡, 其主要思想是对经过信道估计后获得的冲激响应函数 $h'(t)$ 进行 VTR, 得到

$$[h'(t)]_{\text{tr}} = h'(-t) \quad (2)$$

其中, $h'(-t)$ 为 VTR 后的信道冲激响应。那么, 经推导, VTR 信道即可表示为

$$h_{\text{VTR}}(t) = h(t) \otimes h'(-t) \quad (3)$$

其中, $\otimes$ 代表卷积运算。

可见光 VTR 的原理框图如图 4 所示。在可见光 VTR 系统中, 实现 VTR 的过程具体如下: 首先, 选择线性调频(LFM)信号作为探测信号 $P(t)$ 。在发送信号 $X(t)$ 之前, 发射端先发送 $P(t)$ 。随后, 信号经过可见光信道传输, 并在接收端通过 PD 接收信号。接收端通过接收到的探测信号, 并使用合适的信道估计方法, 来估计可见光信道的冲激响应函数 $h'(t)$, 进而获取信道的特征信息。随后, 对这些特征信息进行 VTR, 得到 $h'(-t)$ 。最后, 将接收到的有效信息信号 $X_r(t)$ 与估计得到的 $h'(-t)$ 进行卷积操作, 从而实现 VTR 虚拟效果^[1]。

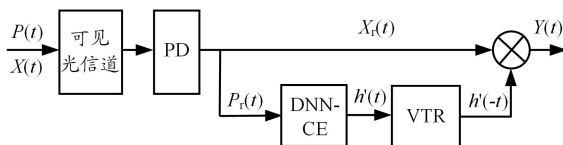


图4 可见光 VTR 原理框图

3 DNN 信道估计的 NOMA-VLC 系统

在通信系统中, 信道估计和信道均衡是 2 个密不可分的关键技术环节。若缺乏准确的信道估计, 在进行信道均衡时将难以有效补偿信道所引入的失真, 这会导致较高的误码率(BER)和通信性能的显著下降。

3.1 基于 DNN 的信道估计方法

传统的信道估计方法, 如压缩感知和参数估计, 在获取精确的 CSI 时通常需要迭代计算和高维矩阵分解, 这增加了在性能与复杂度之间寻求平衡的难度。相比之下, 基于 DL 的信道估计方法不依赖于信道的统计特性, 从而在成本和计算复杂度方面提供了相对较低的要求。由于该方法能更有效地实现信道估计, 故本文选择采用 DNN 作为关键组件之一。

本文设计的 DNN 结构由 5 层组成^[13], 包括输入层、输出层以及位于它们之间的 3 个隐含层。对于激活函数的选择, 除了输出层采用了 Sigmoid 函数外, 其余各层均使用了 ReLU 函数作为激活函数。具体表达式分别如式(4)、式(5)所示。

$$\text{Sig mod}(x) = \frac{1}{1+e^x} \in (0, 1) \quad (4)$$

$$\text{ReLU}(x) = \max(0, x) \in [0, +\infty) \quad (5)$$

神经网络的损失函数包括有交叉熵(CE)损失函数、负对数似然(NLL)损失函数和均方误差(MSE)损失函数。其中, MSE 是最常用的损失函数之一, 是预测值和真实值之间差的平方相加, 再求平均值。因此, 本文选择 MSE 损失函数, 假设 y_i 表示第 i 个样本的真实标签, $\hat{y}_i$ 表示模型对该样本的预测标签, 则 L_{MSE} 损失函数可以表示为

$$L_{\text{MSE}} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (6)$$

3.2 基于 DNN 的信道估计方法流程

本文采用基于 DNN 信道估计方法, 以准确估计出 CSI, 从而恢复接收信号。神经网络的输入表示为: $P=X(k)$, $X(k)$ 是发送端经过一系列处理后的调制信号。训练标签表示为: $\text{Label}=Y(k)$, $Y(k)$ 是接收端接收到的信号。神经网络的训练过程为 DNN 进行信道估计的核心部分, 即通过充足的训练数据, 使得网络模型更好地学习可见光信道的统计特性, 将 DNN 的最优参数结果使用到在线估计部分, 从而获得精确的信道冲激响应, 为系统的信道均衡提供更有力的数据。

基于 DNN 的 NOMA 系统主要由 3 个关键组件构成: 训练模块、测试模块和 DNN 检测模块, 具体架构如图 5 所示。

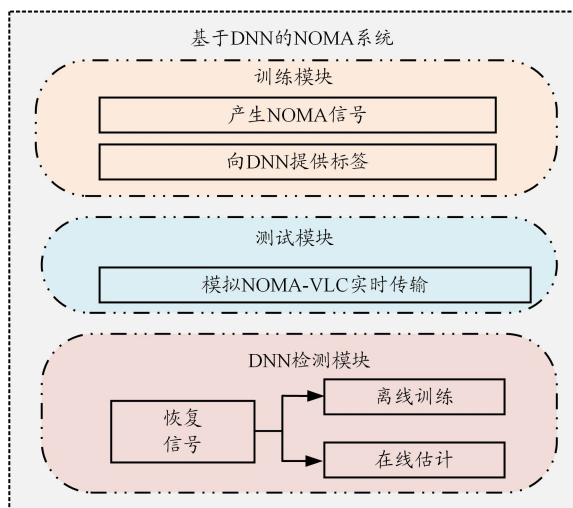


图 5 基于 DNN 的 NOMA 系统框图

训练模块负责生成 NOMA 信号及其对应的标签, 用于监督学习过程。测试模块模拟 NOMA-VLC 环境下的实时传输情况, 以此评估 DNN 信道估计性能。

DNN 检测模块则分为离线训练和在线估计 2 个阶段: 在离线训练阶段, 接收到的 NOMA 信号作为 DNN 模型的输入数据, 而生成的标签则作为监督信息帮助 DNN 调整参数, 优化其性能。通过这一监督学习过程, DNN 模型能够逐步改进其对信道特性的估计能力。当 DNN 训练完成后, 系统将进入测试模式。在线部署模块则利用训练好的 DNN 模型进行实时信道估计。实际接收到的 NOMA 信号经过该模型处理后, 可以得到信道特性估计结果, 从而实现原始数据的恢复并计算出信道冲激响应。

在 DNN 训练过程中, 本文主要采用了 Adam 优化算法。其中, $\nabla_{\theta} f_i$ 为计算当前参数对应的梯度, ε 为常数。Adam 优化器能够根据每个参数的梯度自适应地调整学习率, 使得训练过程中不同参数的更新幅度可以根据其梯度的历史表现动态调整, 从而实现更高效的参数更新。此外, Adam 优化器不仅考虑了梯度的一阶矩(梯度的均值)估计, 还结合了梯度的二阶矩(未中心化的方差)估计, 这使得它在处理具有广泛变化范围的梯度时更为灵活, 有助于加速收敛并提高模型性能。Adam 优化算法流程具体如下:

算法 1 Adam 算法

输入 步长 $\alpha=0.001$, 矩估计的指数衰减率 $\beta_1=0.9$ 、 $\beta_2=0.999$

输出 更新后的梯度值

- 1) 初始参数向量 θ_0 , 一阶矩向量 $m_0=0$, 二阶矩向量 $v_0=0$, 时间步长 $t=0$;
- 2) while θ_t not converged do:
 - 更新步长 $\kappa \leftarrow t+1$;
 - 计算梯度 $g_t \leftarrow \nabla_{\theta} f_i(\theta_{t-1})$;
 - 计算有偏一阶矩估计 $m_t \leftarrow \beta_1 m_{t-1} + (1-\beta_1) g_t$;
 - 计算有偏二阶矩估计 $v_t \leftarrow \beta_2 v_{t-1} + (1-\beta_2) g_t^2$;
 - 修正第一时刻的一阶矩估计偏差 $\hat{m}_t \leftarrow m_t / (1-\beta_1^t)$;
 - 修正第二时刻的二阶矩估计偏差 $\hat{v}_t \leftarrow v_t / (1-\beta_2^t)$;
 - 梯度下降, 更新参数: $\theta_t \leftarrow \theta_{t-1} - \alpha \hat{m}_t / (\sqrt{\hat{v}_t} + \varepsilon)$
- 3) end while
- 4) return θ_t

3.3 基于 DNN-VTR 的 NOMA-VLC 系统建立

本文构建了一种 DNN-VTR 的 NOMA-VLC 系统模型, 如图 6 所示。该模型采用 DNN 对 CSI 进行信道估计, 再引入 VTR 技术对信道冲激响应进行逆序排列。

徐美欣, 张峰, 赵黎, 等: 联合 DNN 信道估计与虚拟时间反转信道均衡的 NOMA-VLC 系统

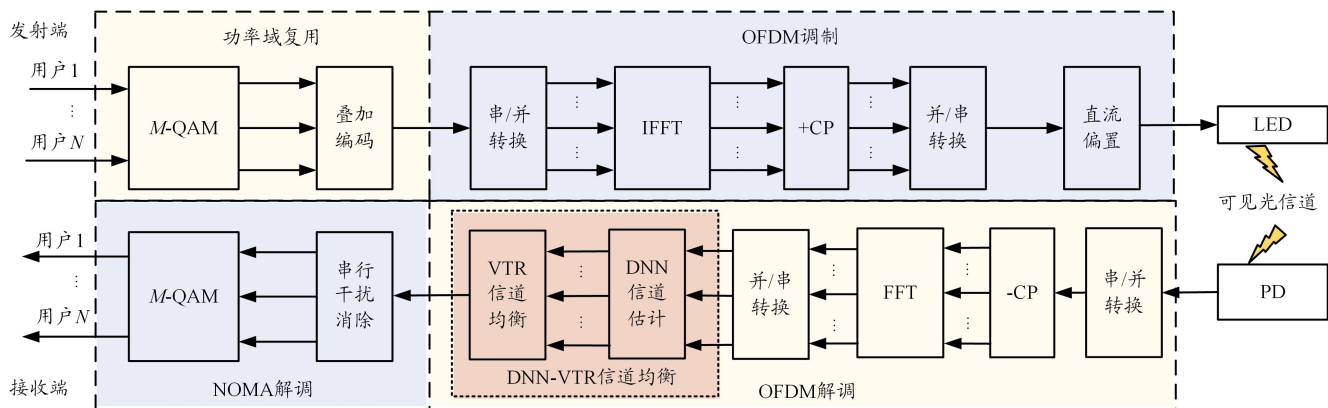


图 6 基于 DNN-VTR 的 NOMA-VLC 系统框图

在发射端,二进制比特流首先通过 QAM,再根据各个用户的信道增益特性,为每个用户分配适当的功率,并执行叠加编码、串/并转换,以便将原始的串行二进制数据流转换成多个并行的数据流,用于同时传输。之后,这些并行的数据流被映射到多个子载波上,并通过 IFFT 将频域信号转换为时域信号。为了对抗多径效应带来的 ISI,在每个 OFDM 符号之前添加一个 CP。最后,再进行并/串转换,将并行数据重新组合成串行格式,通过 LED 以光信号的形式发送出去。

在接收端,光信号经过信道传输后由 PD 接收,并将接收到的模拟信号转换为电信号。然后,通过串/并转换处理数据流,去除用于防止 ISI 的 CP。利用快速傅里叶变换(FFT)算法将时域信号转换到频域,以便送入 DNN 进行信道估计;接着,通过 VTR 技术进行信道均衡,进一步消除系统多径效应。最后,采用串行干扰消除技术来减轻用户间干扰的影响,确保解码过程的顺利进行。

该系统通过集中信号能量并吸收多径传播,减少 ISI,实现了信道均衡,增强了通信系统的可靠性。

4 仿真与分析

4.1 仿真环境及参数设置

本文针对双用户的 NOMA-VLC 系统进行了仿真实验与分析。仿真环境设定在一个 $5\text{ m} \times 5\text{ m} \times 4\text{ m}$ 的空间内,其中 LED 信号光源被置于空间坐标为 $(2\text{ m}, 2\text{ m}, 3\text{ m})$ 的位置。2 个 PD 代表 2 个用户,PD 安装在距地面 0.8 m 处,并分布在该高度的不同位置上。系统的功率分配采用固定的算法来确定每个用户的功率分配比例。NOMA-VLC 系统及其 DNN 的参数配置如表 1 所示。

4.2 基于 MSE 的信道估计网络模型有效性验证

为验证所提系统中 DNN 信道估计方法的可行性

表 1 仿真参数设置

NOMA-VLC 参数	值	DNN 参数	值
OFDM 子载波数/个	64	训练数据量/个	480 000
两用户调制方式	4QAM	初始学习率	0.01
IFFT/FFT 点数/个	64	网络层数/层	5
CP/bit	16	隐含层节点数/个	128, 64, 64
墙面反射率	0.8	隐含层激活函数	Relu
光接收面积 A_r/m^2	0.01	输出层激活函数	Sigmoid

和优化能力,本文对 DNN 模型进行损失性能曲线仿真,仿真结果如图 7 所示。可以看出,随着迭代次数的增加,损失函数值逐渐减少并最终趋于平稳,这表明模型在训练过程中成功收敛至一个较为理想的解。损失曲线的这种变化趋势不仅体现了模型预测性能的持续提升,同时也验证了所提出的网络架构在解决特定问题上的有效性和可行性。

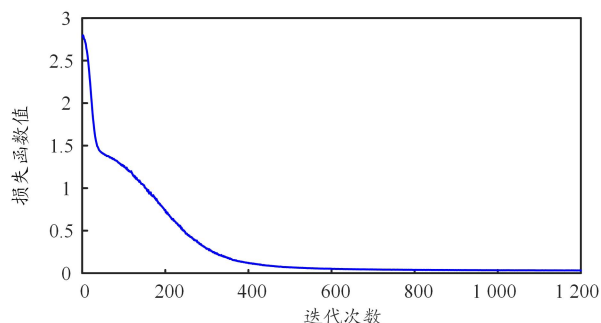


图 7 DNN 模型训练损失曲线

MSE 是衡量模型预测结果与实际观测值之间差异的一个常用指标。MSE 值越小,表示模型的预测值与真实值之间的平均平方差越小,这意味着所采用的算法估计精度越高,模型的拟合效果越好。本文将 H 作为信道的真实频率响应值, H_1 作为估计频率响应

值,求解 MSE 的表达式为

$$D_{\text{MSE}} = \frac{E \left[\sum_k |H(k) - H_1(k)|^2 \right]}{E \left[\sum_k |H(k)|^2 \right]} \quad (7)$$

在训练过程中,MSE 曲线持续下降,表明模型正逐渐减小预测值与实际值之间的平方误差,这反映了模型性能的不断提升。系统的 MSE 仿真性能结果如图 8 所示。可以看出,随着信噪比(SNR)的增大,MSE 值逐渐降低并趋于稳定,最终的 MSE 值趋近于 0,表示预测值与实际值在无限接近,从而验证了预测模型具有较高的精确度,同时也说明了本文系统所采用方法的有效性及其仿真实验的有效性。

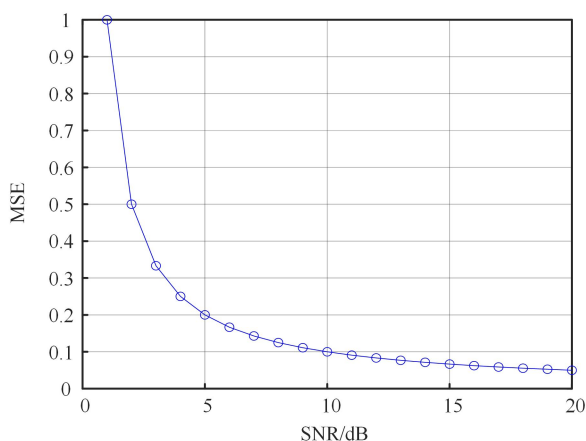


图 8 MSE 性能曲线仿真

4.3 基于 BER 的信道状态估计准确性验证

为了评估所提出的 DNN 信道估计方法在 NOMA-VLC 系统的性能,将其与其它几种常见的信道估计方法进行了对比研究,结果如图 9 所示。可以看出,在 BER 为 10^{-3} 量级时,相较于最小均方误差(MMSE)方

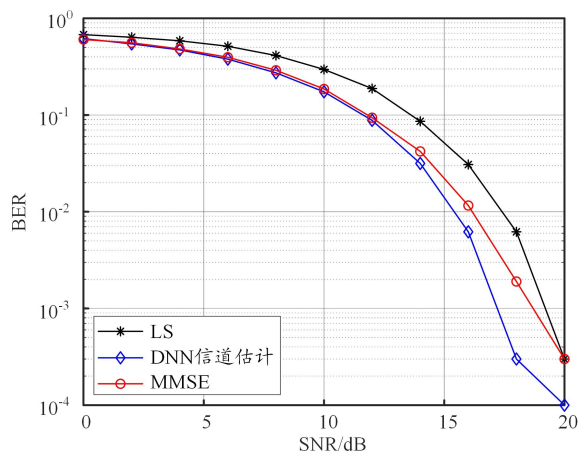


图 9 不同方法的信道估计性能曲线仿真

法和最小二乘法(LS)方法,本文提出的 DNN 信道估计方法的系统性能分别提升了 2、2.4 dB 左右。

4.4 基于星座图与 BER 的信道均衡可靠性验证

信号的星座图用于描绘信号向量端点在复平面上的分布。在调制过程中,星座图作为工具被用来映射诸如正交相移键控(QPSK)之类的调制方案;而在接收端,星座图则用于解析接收到的信号,以确定其对应的发射符号,进而实现准确的解调。本文旨在针对双用户系统,通过分析各自的星座图,对系统的可靠性进行评估。

经 VTR 信道均衡前后,双用户的仿真星座图如图 10 和图 11 所示。图中,中心位置的蓝色小点为信号理想位置,星座图点的发散程度代表信号能量的大小。可以看出,发散的星座点和理想位置虽有一定程度的偏差,但最终整体所呈现出的是向中的收敛趋势。在 4QAM 方式下,MER 经验门限值一般为 10~12 dB 左右。经计算,用户 1 的 MER 值约为 13.5 dB,用户 2 约为 12.8 dB,均达到其门限值。因此,信号均可被成功进行

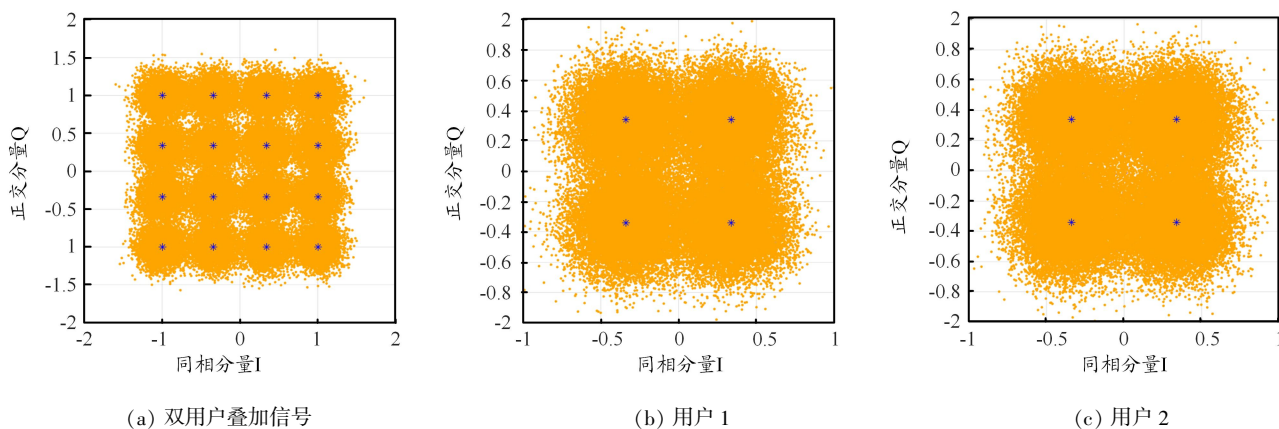


图 10 双用户 VTR 均衡前星座图

徐美欣, 张峰, 赵黎, 等: 联合 DNN 信道估计与虚拟时间反转信道均衡的 NOMA-VLC 系统

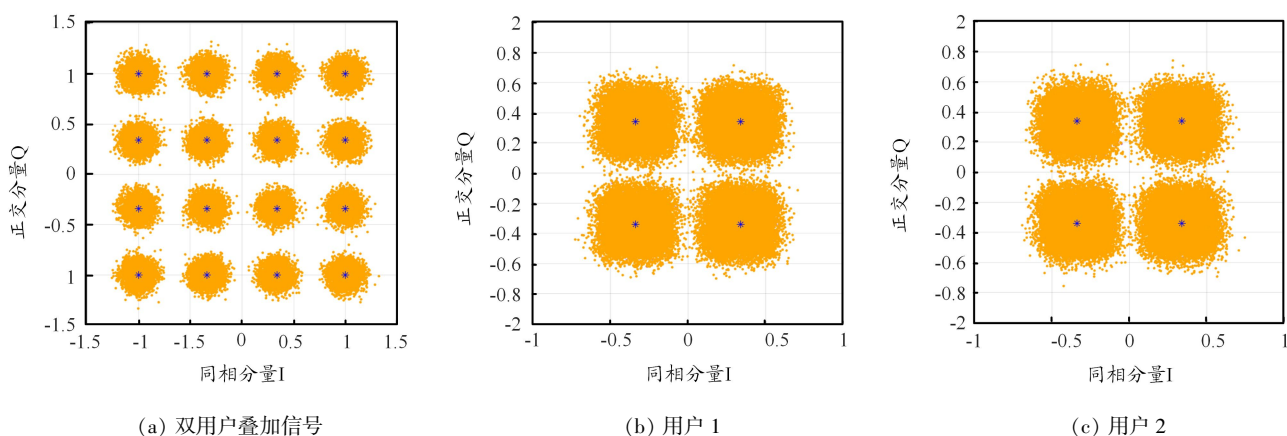


图 11 双用户 VTR 均衡后星座图

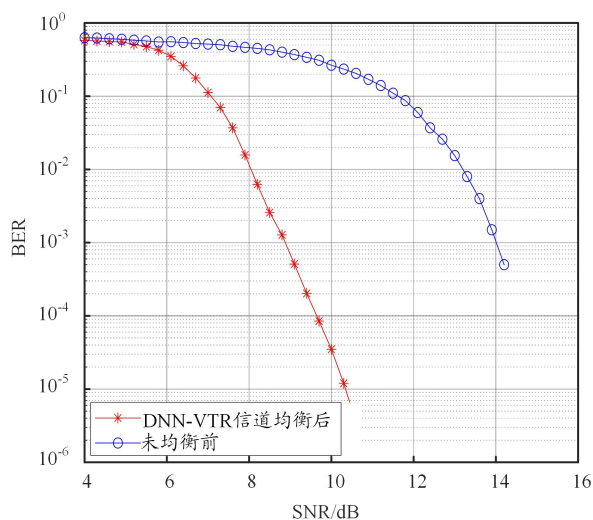
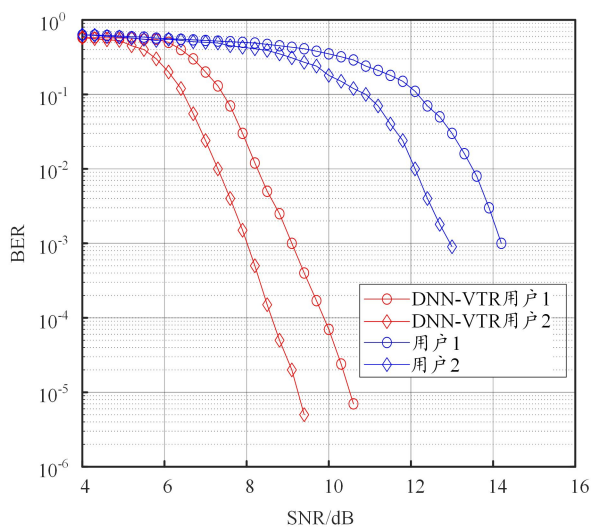


图 12 系统 BER 性能仿真曲线

解调。

通过对比图 10 和图 11 可知,经过 VTR 技术处理后的信号能量更加集中,这不仅表明实现了有效的能量聚焦,同时也验证了该技术在抑制多径效应方面的效能,显著减少了噪声及其他干扰因素对信号质量的影响。因此,VTR 技术的引入明显增强了系统的抗干扰能力和整体可靠性。

根据本文的仿真结果(如图 12 所示)可以进一步分析 NOMA-VLC 系统的 BER 性能及其对用户公平性的影响。从图 12 可以看出,当 BER 为 10^{-2} 时,经本文方法均衡后的 2 个用户的公平性相比未均衡时大约提升了 0.7 dB;在 BER 降低为 10^{-3} 量级时,用户 1 的通信性能相比未处理前提升了大约 5.1 dB,而用户 2 的性能则提升了约 4.9 dB。整体而言,经该算法处理后,在相同误码率条件下,系统的通信性能提升了大约 5 dB。

5 结束语

本文在 NOMA-VLC 系统中引入了 DNN 技术,以实现更为精准的 CSI 估计。在此基础上,利用 VTR 技术实现了信号能量聚焦,有效减轻了信道多径效应的影响,从而增强了整个通信系统的可靠性和用户间的公平性。理论分析与仿真结果表明:

1)使用 DNN 对 NOMA-VLC 进行信道估计,在 BER 为 10^{-3} 量级时,相较于 MMSE 方法和 LS 方法,所提 DNN 方法的系统通信性能分别提升了 2、2.4 dB 左右。由此可见,本文所采用的信道估计方法对系统的性能有明显提升。

2)经过 VTR 信道均衡后,使得通信信号的能量更加集中,有效地抑制了多径效应对系统性能的影响,

同时减少了噪声和其它干扰因素对信号质量的负面影响,进而提高了通信系统的稳定性。

3)将 DNN 和 VTR 技术结合后,在 BER 为 10^{-3} 量级时,相较于未进行均衡处理之前,用户 1 的系统性能提升了 5.1 dB,用户 2 的系统性能提升了 4.9 dB,平均性能提升了 5 dB 左右。

综上所述,本文提出的基于 DNN 与 VTR 的结合的方案,在 NOMA-VLC 系统中展现了优异的系统通信性能,是一种有效的信道均衡策略。

参考文献:

- [1] AUGUSTUS E I, PATIENCE E O, FREDERICK O E. High capacity data rate system: review of visible light communications technology [J]. Journal of Electronic Science and Technology, 2020, 18(3): 241–265.
- [2] 童育龙,张峰,沈波,等. 非正交多址可见光通信系统 SAMP 信道估计[J]. 探测与控制学报, 2023, 45(2): 79–86.
- [3] SHI X, LEUNG S H, MIN J. Adaptive least squares channel estimation for visible light communications based on tap detection[J]. Optics Communications, 2020, 467(14): 125712–1–125712–7.
- [4] HU X L, LI Y W, QIN L, et al. Research on channel estimation algorithm of visible light ACO-OFDM system [C]//IEEE. Proceedings of 2021 19th International Conference on Optical Communications and Networks (ICOON). Qufu: IEEE, 2021: 1–3.
- [5] GAO Y L, WU Z Y, WANG J. Convolution neural network-based time-domain equalizer for DFT-Spread OFDM VLC system[J]. Optics Communications, 2019, 435(6): 35–40.
- [6] MEI K, LIU J, ZHANG X, et al. A low complexity learning-based channel estimation for OFDM systems with online training[J]. IEEE Transactions on Communications, 2021, 69(10): 6722–6733.
- [7] 石佳,黄爱萍,陶林伟. 深度学习辅助水下光通信信道估计和信号检测[J]. 中国激光, 2022, 49(17): 110–117.
- [8] 吴生金. 室内环境下基于时间反演的 NOMA 系统研究[D]. 重庆:重庆邮电大学, 2021.
- [9] 陈善学,吴生金,谷博文. 基于时间反演的上行 NOMA 系统能效优化算法[J]. 系统工程与电子技术, 2022, 44(3): 1007–1013.
- [10] WU M, WU F, YANG K, et al. Virtual time-reversal mirror many spread-spectrum method for underwater acoustic communications [C]//IEEE. Proceedings of Global Oceans 2020. Singapore: IEEE, 2020: 1–5.
- [11] 顾霜凌,张峰,彭侠,等. 非正交多址光通信系统信道均衡的虚拟时间反方法[J]. 应用光学, 2024, 45(2): 475–484.
- [12] 尹艳玲,乔钢,刘淞佐. 基于虚拟时间反转镜的水声 OFDM 信道均衡[J]. 通信学报, 2015, 36(1): 94–103.
- [13] YANG Y, GAO F, MA X, et al. Deep learning-based channel estimation for doubly selective fading channels[J]. IEEE Access, 2019(7): 36579–36589.