

引用格式: ZHANG Feng, WU Ying, LIU Yenan. A probabilistic shaping visible light communication system integrating DNN and CoSaMP channel estimation[J]. Acta Photonica Sinica, 2026, 55(7):0706003

张峰,武盈,刘叶楠. 融合 DNN 与 CoSaMP 信道估计的概率整形可见光通信系统[J]. 光子学报, 2026, 55(7):0706003

融合 DNN 与 CoSaMP 信道估计的概率整形可见光通信系统

张峰,武盈,刘叶楠

(西安工业大学 电子信息工程学院,西安 710021)

摘 要:为解决室内可见光通信(VLC)功率受限及多径衰落对高阶调制传输可靠性的影响,提出一种融合深度神经网络(DNN)与压缩采样匹配追踪(CoSaMP)信道估计的概率整形可见光通信系统模型。首先,利用正交啁啾分复用(OCDM)抵抗频率选择性衰落,并采用麦克斯韦-玻尔兹曼(MB)分布对星座图进行概率整形,以降低信号平均发射功率;其次,将 DNN 与 CoSaMP 算法融合以重构高精度信噪比(SNR),并基于提取的 SNR 构建闭环控制机制,实现概率整形与信道估计联合优化;最后建立实验平台进行验证。结果表明:在 10^{-3} 误码率(BER)下,本文算法较联合 DNN+Transformer 信道估计与概率整形、联合 CoSaMP 信道估计与概率整形、联合整形、固定参数概率整形及无整形方案分别获得了约 0.5dB、1dB、1.5dB、3dB 和 6dB 的信噪比增益,且在有效信噪比范围内实现了最高广义互信息(GMI),打破了单一指标局限,实现了传输可靠性与信息速率的最佳平衡。

关键词:可见光通信;概率整形;深度神经网络;压缩采样匹配追踪;误码率;正交啁啾分复用;麦克斯韦-玻尔兹曼分布

中图分类号:TN929.1

文献标识码:A

doi:10.3788/gzxb20265507.0706003

0 引言

可见光通信(Visible Light Communication, VLC)利用发光二极管(Light Emitting Diode, LED)进行数据传输,具备绿色节能、频谱资源丰富等优势。然而,室内光链路不可避免的多径传播会引发严重的频率选择性衰落,限制通信质量^[1]。正交啁啾分复用(Orthogonal Chirp Division Multiplexing, OCDM)技术凭借其在时频平面的能量扩散特性,能有效抵抗多径干扰^[2],因此被广泛应用于 VLC 系统。在此基础上,为满足高速率传输需求,高阶调制技术被引入 OCDM 系统^[3]。

尽管高阶调制技术能有效提升通信速率,但其均匀分布的信号特性在功率受限的 VLC 系统中并非最优,限制了系统性能的进一步突破。ZOU D 等^[4]研究了概率整形(Probabilistic Shaping, PS)技术,该技术能通过优化星座点概率分布,提升高阶调制系统的能量效率并逼近香农极限,但其基础理论主要针对理想信道,未考虑 VLC 系统特殊的信道环境。ZOU P 等^[5]研究了基于麦克斯韦-玻尔兹曼(Maxwell-Boltzmann Distribution, MB)分布的概率整形,该分布可有效提升 VLC 系统的可靠性,但研究主要基于固定整形参数,当信道因用户移动或多径效应发生剧烈波动时,固定的概率分布无法匹配瞬时信道容量,导致系统性能显著下降。XING S 等^[6]研究了自适应概率整形(Adaptive Probabilistic Shaping, APS)技术以解决信道波动问题,APS 可以实现灵活的速率自适应接入,但其性能增益严格依赖于对信道状态信息(Channel State Information, CSI)的精准估计。SAXENA S 等^[7]研究了将压缩感知(Compressed Sensing, CS)信道估计技术与高

基金项目:国家自然科学基金(No.12004292),陕西省重点研发计划项目一般项目—工业领域(No.2024GX-YBXM-109)

第一作者:张峰(1979—),男,教授,硕士,主要研究方向为可见光通信技术、现代通信技术、智能信号处理与控制、人工智能。E-mail:

通讯作者:武盈(2002—),女,无,硕士,主要研究方向为可见光通信技术。E-mail:2220338033@qq.com

收稿日期:2026-03-12;录用日期:2026-04-29

<http://www.photon.ac.cn>

阶调制整形相结合,利用 VLC 信道稀疏性以低导频开销重构 CSI。但在低信噪比及 LED 非线性畸变场景下,传统 CS 易出现重构失真,导致整形参数严重失配。LI Y 等^[8]研究了融合 DNN 与 PS 的端到端方案,有效缓解了非线性失真。但该纯数据驱动的黑盒模型摒弃了 VLC 信道的物理稀疏先验,缺乏信道特征提取与整形参数的显式闭环优化机制。

目前,自适应调整整形参数是 PS 可见光通信系统中提高可靠性与频谱利用率的有效措施。然而,在低信噪比等复杂环境下,传统 CS 的精度瓶颈与纯 DNN 的先验缺失,易导致信道估计失真与整形参数失配。为此,本文提出一种融合 DNN 与压缩采样匹配追踪(Compressive Sampling Matching Pursuit, CoSaMP)信道估计的概率整形可见光通信系统模型。该模型提升了低信噪比环境下的信道估计精度,有效解决了固定整形参数与动态时变信道失配的难题,保障了高阶调制 VLC 系统的传输性能。

1 VLC 信道建模与特性分析

室内可见光通信系统的信道特征主要由光源辐射特性、视距(Line of Sight, LOS)传播及由墙面反射的非视距(Non Line of Sight, NLOS)传播决定。室内可见光通信系统模型与多径信道特性如图 1 所示,在图 1 (a)单光源物理传输模型中,设 LED 光源坐标为 R_n ,光电探测器(Photodetector, PD)坐标为 R_n 。

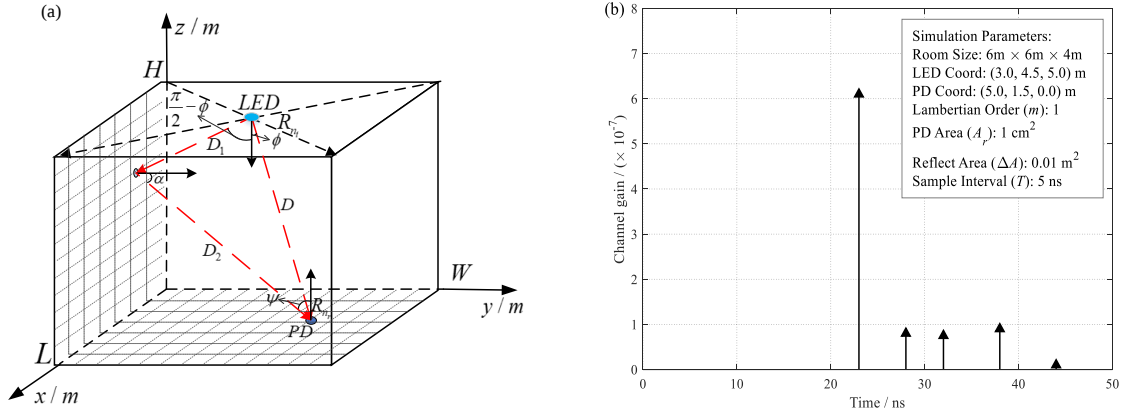


图 1 室内可见光通信系统模型与多径信道特性。(a)单光源物理传输模型;(b)多径信道增益分布
Fig.1 Indoor Visible Light Communication System Model and Multipath Channel Characteristics. (a)Single Light Source Physical Transmission Model; (b)Multipath Channel Gain Distribution

LED 光源与 PD 间的连续时间信道冲激响应 $h(t)$ 可表示为直射路径与多条反射路径信号的叠加:

$$h(t) = h_{LOS}\delta(t - \tau_0) + \sum_{k=1}^{N_{ref}} h_{NLOS}^{(k)}\delta(t - \tau_k) \quad (1)$$

式中, $\delta(\cdot)$ 为狄拉克冲激函数; h_{LOS} 和 τ_0 分别为 LOS 路径的直流增益与传输时延; $h_{NLOS}^{(k)}$ 和 τ_k 分别为第 k 条 NLOS 漫反射路径的光学增益与时延; N_{ref} 为有效的反射路径总数。

接收端 PD 经过光电转换后捕获的电信号可表示为发送信号与信道冲激响应的卷积^[9]:

$$y(t) = \gamma x(t) \otimes h(t) + n(t) \quad (2)$$

式中, γ 为光电转换率; $x(t)$ 为发送端数据; $\otimes$ 表示线性卷积操作; $n(t)$ 为加性高斯白噪声。

由式(1)和式(2)可知,由于室内墙面及物体的多次漫反射, NLOS 路径信号到达 PD 时存在明显的时延差 ($\tau_k > \tau_0$)。多径传播导致接收信号在时域上发生严重的展宽,进而引发相邻符号间的码间干扰。然而,可见光存在严重的自由空间路径损耗,墙面漫反射会吸收大量能量,实际到达接收端的有效多径分量极少。因此,若将上述连续时间信道冲激响应按采样间隔 T_s 离散化为长度为 L 的向量:

$$h = [h[0], h[1], \dots, h[L-1]]^T \quad (3)$$

信道能量将仅集中在极少数的几个有效抽头上,非零抽头数 K 远小于信道总长度 L ($K \ll L$),如图 1(b)所示,信道冲激响应仅由 1 条较强的 LOS 径与极少数微弱的 NLOS 径组成,绝大多数时刻增益为零,具有明

显稀疏性。

由此可知,室内光信号在传输过程中会受到多径效应的影响,引发频率选择性衰落。为提升通信效率而采用的概率整形技术会导致星座点分布密集,使信号更易受噪声干扰与畸变影响,导致误码率上升和可靠性降低。因此,由于室内VLC信道具有稀疏特性,可借助压缩感知技术进行精确的信道估计,从而获取准确的信道状态信息以优化概率整形信号。

2 融合DNN与CoSaMP信道估计的概率整形VLC系统模型

2.1 基于OCDM的VLC系统模型

基于OCDM的VLC系统模型如图2所示。利用OCDM的抗多径衰落的特性,数据信号经过正交振幅调制(Quadrature Amplitude Modulation, QAM)后,进行串并转换与子载波映射,然后经过离散菲涅尔逆变换(Inverse Discrete Fresnel Transform, IDFnT)调制并插入循环前缀(Cyclic Prefix, CP),最后经过并串转换后,由LED发送光信号,接收端的处理与发送端相对应。

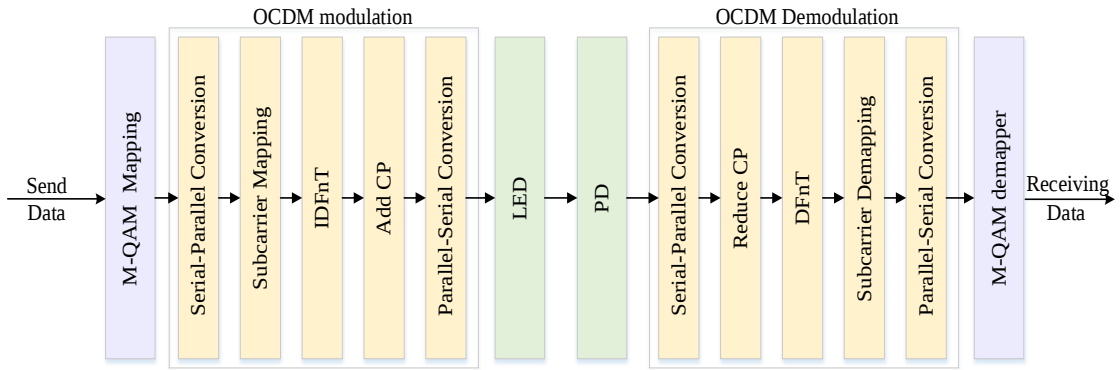


图2 基于OCDM的VLC系统模型

Fig.2 OCDM-Based VLC System Model

设 N 个子载波上的传输数据向量为 $X = [X(0), X(1), \dots, X(N-1)]^T$,则接收端去CP并解调后的接收数据向量 Y 为:

$$Y = \Phi(h \oplus (\Phi^H X) + Z) \quad (4)$$

式中, Φ^H 为IDFnT矩阵; h 为 $N \times 1$ 维可见光信道冲激响应向量; Z 为 $N \times 1$ 维加性噪声向量; $\oplus$ 为循环卷积; Φ 为 $N \times N$ 维DFnT矩阵。可表示为:

$$\Phi = \Theta_1 W \Theta_2 \quad (5)$$

式中, W 为 $N \times N$ 维离散傅里叶变换矩阵; Θ_1 和 Θ_2 分别为附加的啁啾相位因子对角矩阵。由式(1)可知,传输信号会受到多径信道衰落 h 与背景噪声 Z 的影响,因此在OCDM-VLC系统中需要联合概率整形和信道估计优化来保证可靠通信。

2.2 自适应概率整形算法设计

在室内VLC系统中,多径效应会导致严重的符号间干扰,降低接收端的信号质量。概率整形的基本原理是将星座外圈的高能量符号以较低概率映射,将内圈低能量符号以较高概率映射,通过调整星座点的传输概率实现信号概率分布与传输信道的最佳匹配,从而最大化系统容量、获得整形增益并降低信号平均发射功率^[10]。与传统均匀分布相比,经概率整形后的信号能更加灵活应对动态变化的信道条件,提升抗多径能力和减少误码率。由香农容量公式可知,在AWGN信道中,为了最大化信道容量,信源M-QAM符号的概率分布应服从离散高斯分布,即采用MB分布对信号进行优化^[11]。MB分布可以表示为:

$$P_X(x_i) = \frac{e^{-v|x_i|^2}}{\sum_{k=1}^M e^{-v|x_k|^2}} \quad (6)$$

式中, x_i 代表第 i 个M-QAM星座点符号, v 为概率整形因子,用于根据CSI调整发送信号的概率分布^[12];图3为16-QAM信号均匀分布与概率整形因子 $v=0.2$ 时的整形分布对比。

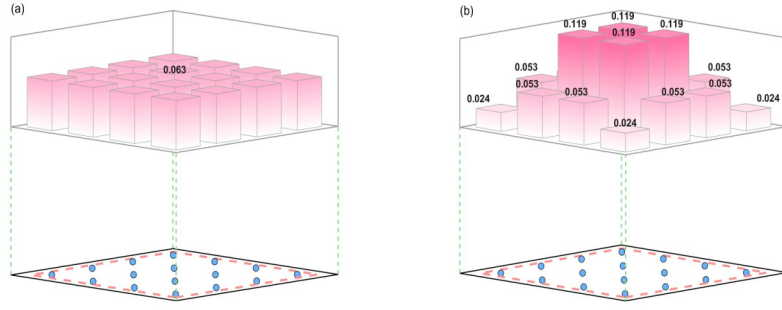


图3 16-QAM信号概率分布。(a)均匀分布;(b)概率整形

Fig.3 Probability Distribution of 16-QAM Signal. (a)Uniform distribution; (b)Probabilistic Shaping Distribution

尽管概率整形系统提升了通信可靠性,但其性能增益高度依赖于对信噪比(Signal to Noise Ratio, SNR)的精确感知。在动态时变的VLC信道中,由于用户移动或多径效应的影响,信道条件往往发生剧烈波动,导致固定的整形因子难以始终匹配瞬时的信道状态。整形参数失配不仅无法获得增益甚至会导致性能恶化,因此基于SNR精准估计的自适应整形尤为重要。

2.3 融合DNN与CoSaMP信道估计算法设计

针对室内VLC信道的稀疏特性,压缩感知技术可用于降低导频开销并实现快速信道重构。然而,传统正交匹配追踪算法单原子迭代且缺乏纠错,易陷入局部最优而导致精度受限。为克服该问题,本文提出了CoSaMP算法进行改进,通过其多原子选择与回溯挑选机制来提升信道估计的准确性。但LED非线性及信道噪声导致的信号畸变易引发CoSaMP算法的原子选择误判,严重限制估计精度。为此,本文提出一种融合DNN与CoSaMP信道估计算法,引入DNN作为前置预处理模块,利用其非线性映射能力对观测信号进行特征矫正与去噪^[13-14],将修正后的信号输入CoSaMP完成稀疏重构,最后基于重构结果计算瞬时SNR,从而保障APS的准确执行。

设 $N \times 1$ 维的离散信道信号 h 表示为:

$$h = \Psi\Theta \quad (7)$$

式中, Ψ 为 $N \times N$ 维正交基, Θ 为 $N \times 1$ 维稀疏系数向量。若信号 h 可通过观测矩阵 Φ 获得 $M \times 1$ 维观测向量 y ,则 y 可表示为:

$$y = \Phi h + n \quad (8)$$

式中, Φ 为 $M \times N$ 维观测矩阵, n 为噪声向量。若存在 $\delta_k \in (0, 1)$ 满足使得观测矩阵 Φ 满足:

$$(1 - \delta_k) \|h\|_2^2 \leq \|\Phi h\|_2^2 \leq (1 + \delta_k) \|h\|_2^2 \quad (9)$$

则称 Φ 满足受限等距性质^[15](Restricted Isometry Property, RIP),RIP依赖于线性投影来保持稀疏信号能量不变,而LED的非线性畸变会破坏线性映射导致RIP恶化,进而引发算法陷入局部最优。为给CoSaMP算法提供高质量的输入信号,在CoSaMP之前引入一个前置预处理模块。构建全连接DNN对原始接收到的粗糙观测信号 y_{raw} 进行预处理。设网络输入为接收到的粗糙导频观测向量 $a^{(0)} = y_{raw}$ 。对于第 l 个隐含层($1 \leq l \leq L$),其输出特征 $a^{(l)}$ 的计算公式为:

$$z^{(l)} = W^{(l)} a^{(l-1)} + b^{(l)} \quad (10)$$

$$a^{(l)} = \sigma(z^{(l)}) \quad (11)$$

式中, $W^{(l)}$ 和 $b^{(l)}$ 分别为第 l 层的权重矩阵和偏置向量。为解决深层网络梯度消失问题并适应信号动态范围,隐含层激活函数 $\sigma(\cdot)$ 选用ReLU函数:

$$\sigma(x) = \max(0, x) \quad (12)$$

输出层(第 $L+1$ 层)则采用线性激活函数,以确保输出维度与输入维度一致,得到修正后的观测向量:

$$\tilde{y} = a^{(L+1)} = W^{(L+1)} a^{(L)} + b^{(L+1)} \quad (13)$$

将修正后的 $\tilde{y}$ 替代原始观测值作为CoSaMP的输入,其对重构性能的提升可由CS理论进一步分析,CoSaMP的重构误差受限于:

$$\|h - \hat{h}\| \leq C \cdot \|n\|_2 / \sqrt{k} \quad (14)$$

式中, $\|h - \hat{h}\|$ 为重构误差范数, C 为与RIP相关的常数, $\|n\|_2$ 为等效噪声范数, k 为信道稀疏度。因LED非线性畸变与噪声 n 的存在,原始观测信号会导致残差投影过程中的原子选择发生偏离。DNN预处理通过非线性映射实现特征矫正与去噪,有效降低等效噪声功率 $\|n\|_2$ 并从理论上压缩重构误差上界;同时,使修正后的信号 $\tilde{y}$ 更接近理想线性投影空间以增强RIP稳健性,通过提升原子与残差间的相关性对比度,规避低信噪比下因原子误选导致的局部最优问题。

为实现此功能,DNN网络采用离线监督学习方式训练,优化目标是最小化网络输出 $\tilde{y}$ 无噪、无失真的理想线性观测值 y_{ideal} 之间的均方误差(Mean Squared Error, MSE)。训练完成后,DNN输出的 $\tilde{y}$ 将替代原始观测向量 y_{raw} 作为CoSaMP算法的输入,最后得到精准信道估计 $\hat{h}$ 。系统可进一步利用重构信号能量与原始观测残差能量的比值来近似计算瞬时信噪比。这一高精度的SNR估计值将最终反馈至发射端,作为调整星座图概率分布的核心依据。

2.4 融合DNN与CoSaMP信道估计PS-OCDM-VLC系统模型

为解决时变信道下概率整形对SNR精度高度敏感导致的参数适配问题^[16],本文建立了融合DNN与CoSaMP信道估计的PS-OCDM-VLC系统模型,通过构建闭环反馈实时驱动发射端调整MB分布,实现信号统计特性与信道状态的精准匹配,系统框图如图4所示。

在发射端根据反馈的整形因子 v ,通过分布匹配器将信源映射为服从MB分布的序列,并利用OCDM将其调制至Chirp子载波,以有效抵抗多径衰落^[17]。在接收端,利用融合DNN与CoSaMP信道估计以获取精准SNR,以广义互信息(Generalized Mutual Information, GMI)最大化为准则,构建瞬时SNR与最优整形因子 v 间的映射关系,从而驱动自适应概率整形。瞬时SNR为接收信号平均电功率与加性噪声功率之比,可表示为:

$$SNR = \frac{E[|X|^2] \|\hat{h}\|^2}{\sigma_n^2} \quad (15)$$

式中, $\hat{h}$ 为信道冲激响应, $E[|X|^2]$ 为发送星座符号的平均电功率, σ_n^2 为接收端加性高斯白噪声的方差。对于M-QAM系统,在给定的信噪比和整形因子下,系统的GMI可表示为:

$$GMI(v, SNR) \approx H(X)_v - \sum_{k=1}^{\log_2 M} H(B_k|Y)_{v, SNR} \quad (16)$$

式中, $H(X)_v$ 为由 v 决定的信源熵; $\sum_{k=1}^{\log_2 M} H(B_k|Y)_{v, SNR}$ 为在接收端给定观测信号 Y 条件下第 k 个比特位 B_k 的条件熵总和。寻找最优 v 的问题转化为全局寻优问题:

$$v_{opt} = \arg \max_{v \in [0, 1]} GMI(v, SNR) \quad (17)$$

系统根据信道状态自适应调整信号分布:在低信噪比下自动增大 v 值,使星座点概率集中于低能量区域以增强系统鲁棒性;在高信噪比下减小 v 值以逼近均匀分布,从而提升传输速率。这一过程必须满足平均发射功率归一化条件的严格约束,即所有星座点的加权功率之和保持恒定:

$$\sum_{i=1}^M P(x_i|v) \cdot |x_i|^2 = \sum_{i=1}^M \frac{e^{-v|x_i|^2}}{\sum_{k=1}^M e^{-v|x_k|^2}} \cdot |x_i|^2 = 1 \quad (18)$$

式(18)约束使得目标函数呈现复杂的非线性特性,难以通过解析推导直接获得闭式解。为解决非凸优化难题,引入PSO算法在离线阶段进行处理^[18]。PSO算法利用其快速全局寻优的特性,将目标信噪比范围离散化为若干节点,针对每个节点在仿真环境中迭代搜索使GMI最大化的值,建立包含最优参数对

$\{\text{SNR}_i, v_{\text{opt}}\}$ 的离线查找表。在线阶段则依据获取的精准瞬时 SNR 实时查表, 动态调整 MB 分布以匹配时变信道, 从而最大化系统有效吞吐量。

在闭环控制机制中, 系统的反馈时延主要由在线查表与信道估计耗时决定。离线 PSO 生成的查找表经离散化后表项极少, 系统通过直接寻址在线查表的时间复杂度仅为 $O(1)$, 该环节时延极短可忽略不计。因此, 闭环时延主要取决于信道估计阶段的算法复杂度。DNN 预处理仅涉及前向传播运算, 依表 2 网络参数, 推断复杂度为 $O(\sum N_{l-1}N_l)$, 需约 6 万次乘加运算; 结合 VLC 信道的稀疏性, CoSaMP 算法的复杂度 $O(IKMN)$ (I 迭代次数) 被显著限制。系统总体计算复杂度较低, 在处理器效率能够保证的前提下, 运算引入的处理时延小于室内 VLC 块衰落信道的相干时间, 满足在线闭环自适应调整的实时性需求。

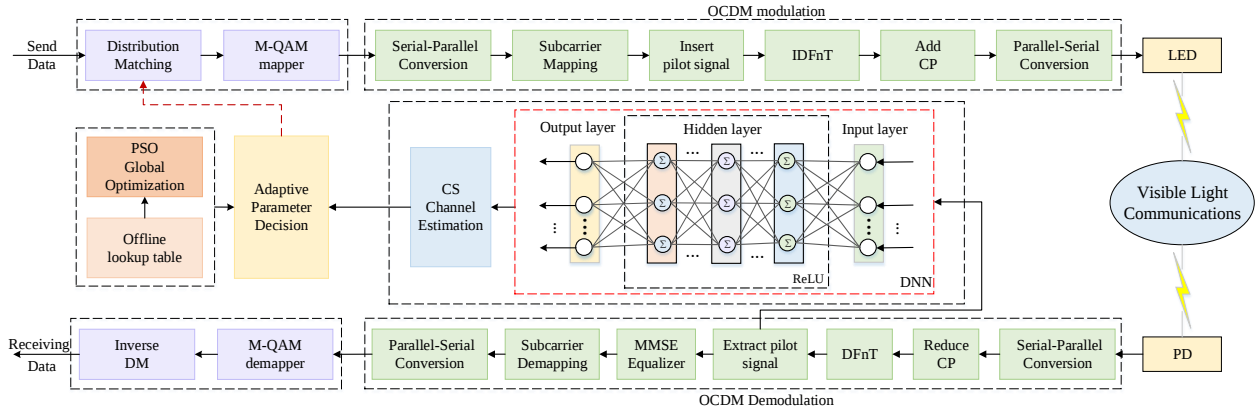


图4 融合DNN与CoSaMP信道估计PS-OCDM-VLC系统框图

Fig.4 Block Diagram of PS-OCDM-VLC System Integrating DNN and Compressed Sensing Channel Estimation

3 实验及性能分析

3.1 实验平台及参数设置

搭建室内场景下的融合DNN与CoSaMP信道估计的概率整形VLC系统半实物仿真实验原理框图如图5所示。

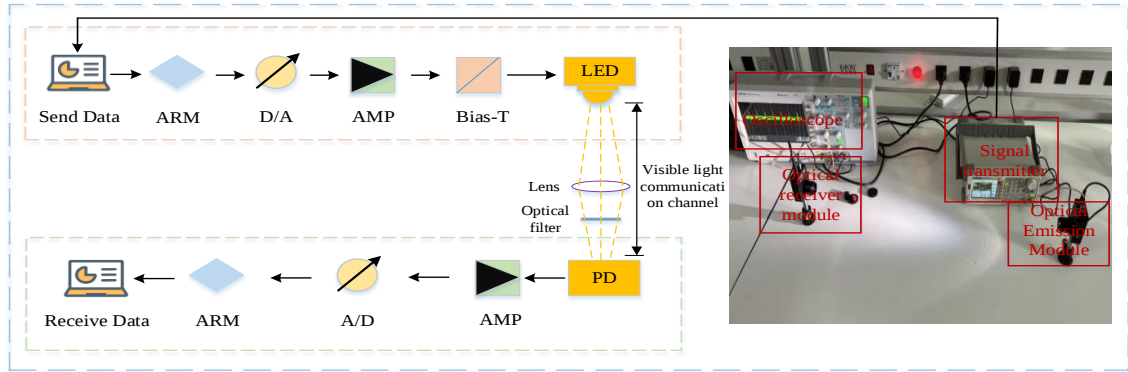


图5 论文算法实验平台

Fig.5 Experimental Platform of the Paper's Algorithm

基于搭建的软硬件闭环半实物仿真实验平台, 为全面评估本文所提系统的性能, 需对实验参数进行合理配置, 具体的数值如表1所示。

3.2 概率整形性能分析

为验证概率整形在OCDM-VLC系统中的性能增益, 并分析整形参数 λ 对系统可靠性的具体影响, 本文采用MB分布对发射符号进行概率整形, 在多径衰落信道及加性高斯白噪声环境下, 对系统的传输性能进行分析。

表 1 实验平台参数设置
Table 1 Experimental Platform Parameter Settings

Experimental parameters	Parameter settings
Modulation Order	16-QAM
Number of Subcarriers	256
Cyclic Prefix Ratio	1/4
Pilot Interval	8
LED luminous power/W	3
LED modulation bandwidth/MHz	50
Transmission Distance/m	0.4
LED Half-power Angle/°	60
Number of Multipath Reflections	4
PD Receiving Bandwidth/MHz	400

不同整形参数 v 下误码率曲线如图 6 所示。

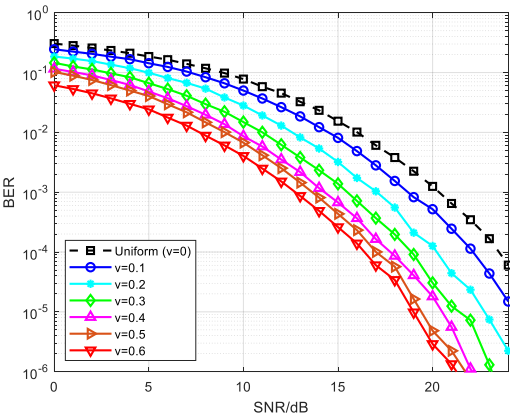


图 6 不同整形参数 v 下误码率性能对比

Fig.6 Comparison of Bit Error Rate Performance under Different Shaping Parameters v

结果表明,随着整形参数 v 从 0 (均匀分布) 增至 0.6, BER 曲线显著左移。概率整形通过增加低能量符号概率降低平均发射功率,有效提升了抗噪性能。当 $v=0.6$ 时,相比均匀分布在误码率 10^{-3} 水平下获得了显著的信噪比增益。

星座图进一步验证了整形效果 (如图 7 所示), 相比图 7(a) 的均匀分布 ($v=0$), 图 7(b) 中整形后 ($v=0.2$) 的星座点明显向中心聚集, 能量分布更加集中。通过增大 v 值降低高能量符号的发射概率, 能有效降低信号平均发射功率并提升抗噪性能, 从而获得显著的整形增益。后续通过融合 DNN 与 CoSaMP 信道估计对其进行动态调整, 将进一步降低系统误码率和提高系统稳定性。

3.3 融合 DNN 与 CoSaMP 信道估计性能分析

为验证融合 DNN 与 CoSaMP 信道估计算法的有效性, 本文在不同信噪比条件下, 将该算法与传统的最小二乘 (Least Squares, LS) 估计、CoSaMP 及 DNN+Transformer 算法进行了对比。实验主要通过归一化均方误差 (Normalized Mean Squared Error, NMSE) 和误码率 (Bit Error Rate, BER) 两个指标来评估信道估计的精度与系统整体性能。DNN 的训练数据来源于仿真生成的大量通信数据, 该数据集按照 8:1:1 的划分为训练集、验证集和测试集。其具体结构及训练参数如表 2 所示。

在不同信噪比条件下, 对比 LS、CoSaMP、DNN+Transformer 算法^[19] 以及融合 DNN 与 CoSaMP 信道估计算法的 NMSE 性能对比曲线如图 8 所示。

仿真结果表明, LS 算法忽略了信道稀疏特性且抗噪性较差, NMSE 性能最不理想; 在低信噪比区域 ($< 15\text{dB}$), DNN+Transformer 算法因深度网络强大的非线性去噪能力, 有效抑制了背景噪声, 其估计精度优于

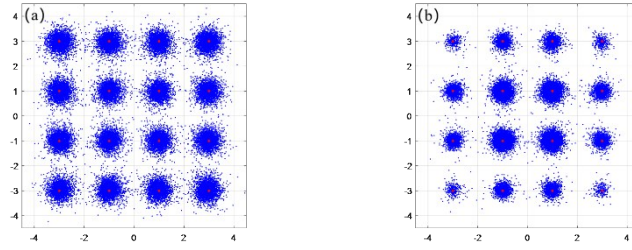


图7 不同整形参数下的接收信号星座图对比。(a)均匀分布;(b)概率整形

Fig.7 Comparison of received signal constellations under different shaping parameters. (a) Uniform distribution; (b) Probabilistic Shaping Distribution

表2 DNN结构及训练参数

Table 2 DNN Structure and Training Parameters

Network structure and training parameters		Parameter settings
Network Topology (Input—Hidden—Output)		Input: 64, Hidden: 256—128—64, Output: 64
Activation function		Hidden layers: Tansig, Output layer: Purelin
Optimizer		Scaled Conjugate Gradient ('traincg')
MaxEpochs		3000
Loss function		Mean Squared Error
Dataset		100000

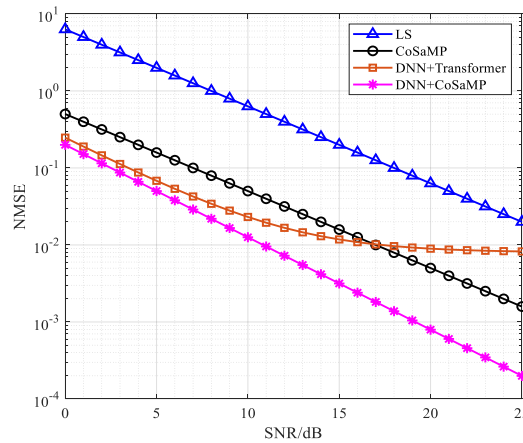


图8 不同信道估计算法的NMSE性能对比

Fig.8 Comparison of NMSE Performance of Different Channel Estimation Algorithms

因强噪声干扰而易产生原子误选的 CoSaMP 算法。随着信噪比提升,因 VLC 信道极具稀疏性,DNN+Transformer 缺乏显式约束产生逼近误差导致精度受限,性能最终劣于 CoSaMP。本文提出的 DNN+CoSaMP 深度融合数据去噪与物理稀疏先验,打破纯深度学习精度瓶颈,在全信噪比下实现最低估计误差,表明该方案在信道估计精度上的具有显著优势。

图 9 进一步展示了不同调制格式下采用不同信道估计算法时系统的 BER 随信噪比变化的对比情况。

系统的通信速率定义为:

$$R_b = \frac{B}{1 + \alpha} \log_2(M) \quad (19)$$

式中, B 为系统带宽, α 为循环前缀比例, M 为调制阶数。由此计算可知,系统在 16-QAM 至 64-QAM 下的速率为 160~240 Mbps。然而,高阶调制在提升传输速率的同时,也使系统对信道估计误差的敏感度显著提高,导致整体 BER 性能呈现下降趋势。在相同的调制阶数和 SNR 条件下,采用 DNN+CoSaMP 算法的系

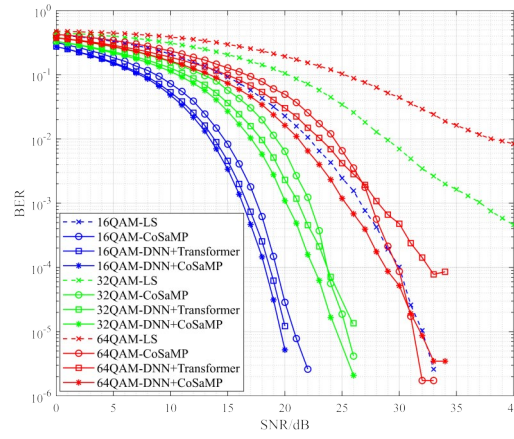


图9 不同调制阶数下的系统误码率性能分析

Fig. 9 System Bit Error Rate Performance Analysis under Different Modulation Orders

统始终保持了最低的误码率,相较于LS、CoSaMP、DNN+Transformer算法具有显著的信噪比增益。这表明该算法提供的高精度CSI估计能有效辅助接收端进行准确的信号均衡与恢复,显著增强了系统的抗干扰能力。融合DNN与CoSaMP信道估计算法有效克服了低信噪比与非线性畸变下的估计瓶颈,为概率整形提供精准的决策依据。

3.4 自适应概率整形性能分析

为了验证所提自适应概率整形在传输中的有效性,对比了无整形、固定参数概率整形、联合星座整形、基于CoSaMP的APS、基于DNN+Transformer的APS以及本文提出的融合DNN与CoSaMP信道估计的APS在不同性能指标下的性能。

绘制系统中接收端信号的星座图如图10所示。

接收端星座图及整形因子的动态演变如图10所示。随信噪比提升,系统自适应将从0.79调降至0.41,这一动态调整表明系统能够依托融合DNN与CoSaMP算法提供的高精度SNR驱动APS进行动态寻优。

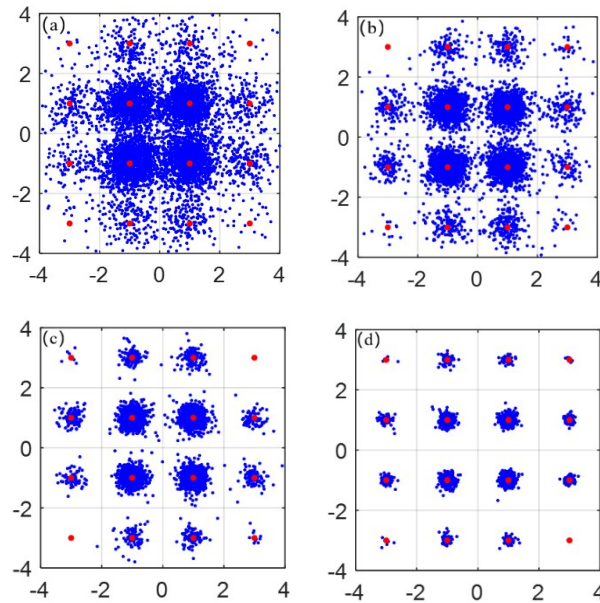


图10 不同信噪比下自适应概率整形星座图。(a)SNR=10dB, $v=0.79$; (b)SNR=14dB, $v=0.72$; (c)SNR=18dB, $v=0.64$; (d)SNR=24dB, $v=0.41$

Fig.10 Adaptive Probabilistic Shaping Constellation Diagram at Different Signal-to-Noise Ratios. (a) SNR=10dB, $v=0.79$; (b) SNR=14dB, $v=0.72$; (c) SNR=18dB, $v=0.64$; (d) SNR=24dB, $v=0.41$

为了对接收到的星座图质量进行更精准的定量分析,引入调制误差比(Modulation Error Ratio, MER)作为评价指标。其计算公式表示为:

$$MER = 10 \lg \left(\frac{\sum_{n=1}^N (I_{n, ideal}^2 + Q_{n, ideal}^2)}{\sum_{n=1}^N [(I_{n, rx} - I_{n, ideal})^2 + (Q_{n, rx} - Q_{n, ideal})^2]} \right) \quad (20)$$

式中, N 为采样点总数, $(I_{n, ideal}, Q_{n, ideal})$ 代表第 n 个符号的理想星座点坐标, $(I_{n, rx}, Q_{n, rx})$ 为实际接收到的符号坐标。分母部分即表示误差向量的功率。

表 3 不同信噪比下 APS 参数 MER 性能统计表

SNR/dB	ν	Modulation Error Ratio/dB
10	0.79	8.82
14	0.72	12.56
18	0.64	16.31
24	0.41	22.61

由表 3 可知,随着信道信噪比从 10 dB 提升至 24 dB,系统根据信道状态自适应地降低了整形因子,使信号分布逐渐向均匀分布靠拢。同时, MER 值呈上升趋势,从 8.82 dB 提升至 22.61 dB。较高的 MER 值意味着接收到的星座点更紧密地聚集在理想星座点周围,误差更小,信号质量更好。这一数据表明系统在不同信噪比下,通过动态调整整形强度,有效保证了信号传输的可靠性与高质量。

图 11 进一步对比了六种方案在传输相同 16-QAM 信号时的接收端眼图 (SNR = 24 dB) 与 BER 性能。

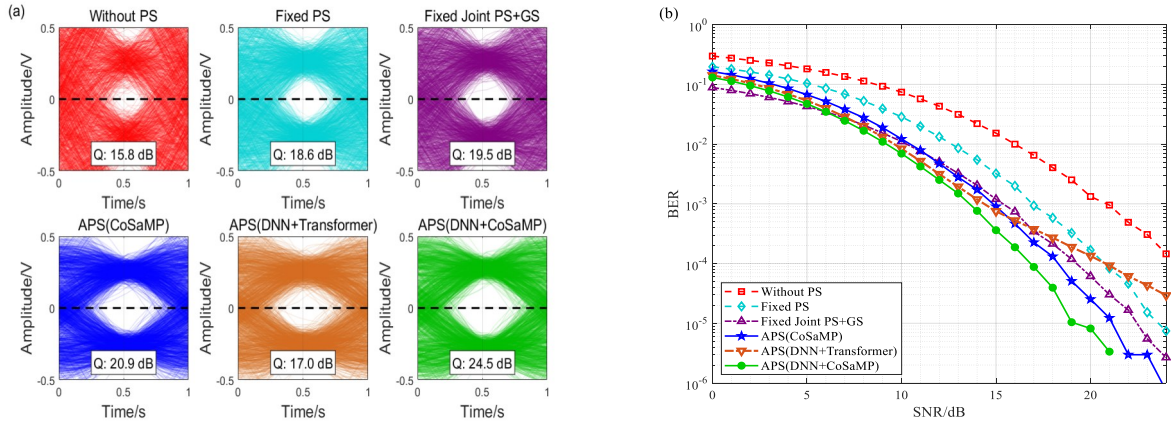


图 11 不同整形方案下的接收信号眼图与误码率性能对比。(a)接收信号眼图;(b)BER 与 SNR 曲线对比图

Fig.11 Comparison of received signal eye diagrams and bit error rate performance under different shaping schemes. (a)Received Signal Eye Diagram; (b)BER vs. SNR Curve

为定量评估信号质量,引入品质因数(Q 值),其定义为:

$$Q = \frac{|\mu_1 - \mu_0|}{\sigma_1 + \sigma_0} \quad (21)$$

式中, μ_1 和 μ_0 分别为眼图中相邻上下两个信号电平(如最内侧眼图开口)的均值, σ_1 和 σ_0 分别为对应信号电平的标准差。为便于对比取对数表示为 $Q_{dB} = 20 \lg(Q)$, 该值越大代表传输质量越好。

结果表明,图 11(a) Without PS 方案眼图杂乱, Q 值为 15.8 dB; 引入整形后, Fixed PS 与 Fixed Joint PS + GS 方案的 Q 值分别为 18.6 dB 和 19.5 dB, 后者误码率在低信噪比下具有一定优势, 但两者均因无瞬时反馈而性能受限。APS(CoSaMP) Q 值为 20.9 dB, 但受限于低 SNR 估计误差。而 APS(DNN + Transformer) 方案的 Q 值仅 17.0 dB, 这与 BER 曲线结果一致, 大模型因缺乏物理稀疏先验, 高 SNR 下的逼近残差导致了参

数失配。相比之下,本文提出的APS(DNN+CoSaMP)方案融合数据去噪与物理先验,眼图轮廓最清晰,Q值为24.5 dB。该方案随着信噪比提升展现出动态寻优的优势,在有效工作区间内保持了最低的误码率,显著增强了系统的有效性与可靠性。

不同于Fixed PS($v=0.2$)因参数固定而难以兼顾传输质量的局限,APS方案在 $[0, 1]$ 范围内动态搜索最优 v ,并非单纯牺牲信息熵以换取低误码率,而是根据实时信道状态,在传输可靠性与信息速率之间寻找最佳平衡点。这种动态寻优机制有效规避了参数失配问题,实现了系统实际吞吐量的最大化。

为了对系统性能进行定量评估,引入GMI作为衡量系统最大可达传输速率的核心指标,六种方案在不同信噪比下的GMI对比情况如图12所示。

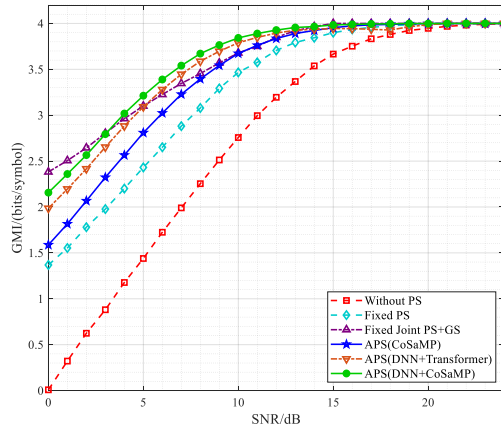


图12 不同整形方案下的GMI性能对比

Fig.12 Comparison of GMI performance under different shaping schemes

结果表明,概率整形方案优于较早饱和的均匀分布方案。其中,Fixed PS及Fixed Joint PS+GS方案因参数固定无法灵活适配信道变化,性能提升有限;APS(CoSaMP)方案虽能动态调整但受限于估计误差;APS(DNN+Transformer)虽在低信噪比下表现出较高的GMI,但在高信噪比下因缺乏物理稀疏先验引发整形参数失配。相比之下,本文提出的APS(DNN+CoSaMP)方案得到的瞬时SNR的精准估计,能通过查表精确匹配最优整形因子 v 。该方案在近乎全信噪比范围内实现了最高的GMI,同时综合眼图和BER分析可知,该方案成功打破了单一指标的局限,在传输可靠性与有效信息速率之间取得了最佳平衡,最大化了系统的综合传输效能。

4 结论

针对高阶调制技术中星座点分布密集易受噪声与多径效应干扰,进而引发误码率上升的问题,建立了高阶调制概率整形系统模型和融合DNN与CoSaMP信道估计系统模型与OCDM-VLC系统相结合,以实现高阶调制信号统计特性的精准优化。通过算法原理研究和实验结果得到如下结论:在多径衰落及加性噪声环境下,概率整形性能受整形因子 v 影响,随着 v 增大,信号能量向中心聚集从而有效降低了平均发射功率,在 10^{-3} 误码率下较均匀分布获得显著信噪比增益,是抵抗信道噪声的有效方式;融合DNN与CoSaMP信道估计算法有效克服了传统算法在低信噪比下的估计偏差和DNN+Transformer在高信噪比下的精度瓶颈。NMSE最低降至 10^{-4} 数量级,较CoSaMP算法降低约1个数量级。在16-QAM至64-QAM调制下,达到 10^{-3} 误码率时较CoSaMP算法获得了约2dB的信噪比增益,为概率整形提供了高精度的瞬时信噪比依据;自适应概率整形能够根据信道状态实时调整星座分布,随着信噪比从10dB提升至24dB,系统自动降低整形因子,使MER从8.82dB提升至22.61dB,APS(DNN+CoSaMP)误码率分别比APS(DNN+Transformer)、APS(CoSaMP)、联合整形、固定参数概率整形、无整形方案在误码率为 10^{-3} 时分别获得了0.5dB、1dB、1.5dB、3dB和6dB的信噪比增益,不仅在有效信噪比范围内始终保持最低误码率,还获得了最高GMI,打破了单一指标的局限。本文提出的系统模型是缓解高阶调制密集分布干扰和提高室内VLC系统通信可

靠性与传输速率的有效方法。

参考文献

- [1] PETERLE A C F, COSTA W, CAMPOREZ H, et al. Comparing the Performance of OFDM and OCDM-based Visible Light Communications: Numerical and Experimental Analysis[J]. Journal of Microwaves, Optoelectronics and Electromagnetic Applications, 2023, 22(1): 196-207.
- [2] ZHAN Tao, LEI Xia. Analysis of Anti-Fading Performance of OCDM System [J]. Radio Communication Technology, 2023, 49(01): 157-162.
詹涛,雷霞. OCDM系统抗衰落性能分析[J]. 无线电通信技术, 2023, 49(01): 157-162.
- [3] OMAR M S, MA X. Performance analysis of OCDM for wireless communications[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2021, 20(7): 4032-4043.
- [4] ZOU D, WANG W, YAO J, et al. Probabilistic Shaping for Peak Power Constrained IM-DD Optical Fiber Communication Systems: Perspective of Envelope Control[J]. Journal of Lightwave Technology, 2026, 44(9): 3520-3531.
- [5] ZOU P, HU F, ZHAO Y, et al. On the achievable information rate of probabilistic shaping QAM order and source entropy in visible light communication systems[J]. Applied Sciences, 2020, 10(12): 4299.
- [6] XING S, HU F, LI G, et al. Demonstration of flexible access in a rate-adaptive visible light communication system with constellation probabilistic shaping[J]. Optics Express, 2021, 29(21): 34441-34451.
- [7] SAXENA S, SRIVASTAVA S, SHARMA S, et al. Sparse channel estimation for visible light optical OFDM systems relying on Bayesian learning[J]. IEEE Open Journal of the Communications Society, 2023, 4: 2062-2079.
- [8] LI Y, CHANG H, GAO R, et al. End-to-end deep learning of joint geometric probabilistic shaping using a channel-sensitive autoencoder[J]. Electronics, 2023, 12(20): 4234.
- [9] HU Xiaoli, LI Yongwei, QIN Ling, et al. A Channel Estimation Algorithm for Visible Light Communication System Based on Compressed Sensing [J]. Laser Journal, 2021, 42(11): 133-138.
胡晓莉,李永伟,秦岭,等. 基于压缩感知的一种可见光系统信道估计算法[J]. 激光杂志, 2021, 42(11): 133-138.
- [10] GUTEMA T Z, HAAS H, POPOOLA W O. WDM based 10.8 Gbps visible light communication with probabilistic shaping[J]. Journal of Lightwave Technology, 2022, 40(15): 5062-5069.
- [11] KAFIZOV A, ELZANATY A, ALOUINI M S. Probabilistic shaping-based spatial modulation for spectral-efficient VLC[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2022, 21(10): 8259-8275.
- [12] WANG Xinyao, ZHAO Xin, SHU Chenyan, et al. Research on Adaptive Probability Shaping Combined with Geometric Shaping Technology in Turbulent Channels [J]. Acta Optica Sinica, 2025, 45(07): 56-65.
王欣瑶,赵馨,舒陈燕,等. 湍流信道自适应概率整形联合几何整形技术研究[J]. 光学学报, 2025, 45(07): 56-65.
- [13] RAHMAN M H, CHOWDHURY M Z, UTAMA I B K Y, et al. Channel estimation for indoor massive MIMO visible light communication with deep residual convolutional blind denoising network[J]. IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking, 2023, 9(3): 683-694.
- [14] YE Pengfei, ZHANG Peng, YU Hao, et al. Simulation and Experimental Research on Underwater Optical Communication Signal Detection Algorithm Assisted by Deep Learning [J]. Acta Photonica Sinica, 2024, 53(07): 245-255.
叶鹏飞,张鹏,于浩,等. 深度学习辅助水下光通信信号检测算法仿真及实验研究[J]. 光子学报, 2024, 53(07): 245-255.
- [15] ZHANG Feng, LING Jinwei, LIU Yenan, et al. Compressed Sensing Channel Estimation for MIMO-VLC System Based on DFT-SAMP Algorithm [J]. Acta Photonica Sinica, 2023, 52(04): 52-62.
张峰,凌锦伟,刘叶楠,等. 基于DFT-SAMP算法的MIMO-VLC系统压缩感知信道估计[J]. 光子学报, 2023, 52(04): 52-62.
- [16] ZHANG Feng, HOU Linxin, HE Binjiang, et al. Research on MB Distribution Probability Shaping NOMA-VLC System Based on CNN SNR Estimation [J]. Acta Photonica Sinica, 2025, 54(08): 56-67.
张峰,侯林欣,何滨江,等. 基于CNN信噪比估计的MB分布概率整形NOMA-VLC系统研究[J]. 光子学报, 2025, 54(08): 56-67.
- [17] LIU J, YANG P, QUEK T Q S, et al. Orthogonal chirp division multiplexing with index modulation[J]. IEEE Transactions on Communications, 2024, 72(8): 4577-4590.
- [18] GAO Shijie, WANG Zhen, FU Xingxin, et al. Improved Dung Beetle Optimization Algorithm and Its Application in Wavefront Correction of Wavefront Sensorless Adaptive System [J]. Acta Photonica Sinica, 2025, 54(03): 27-38.
高世杰,王振,傅星鑫,等. 改进的蜣螂优化算法及其在无波前自适应系统波前校正中的应用[J]. 光子学报, 2025, 54(03): 27-38.
- [19] ZHAO Z, KHAN F N, QASEM Z A H, et al. Convolutional-neural-network-based versus vision-transformer-based SNR estimation for visible light communication networks[J]. Optics Letters, 2023, 48(6): 1419-1422.

A probabilistic shaping visible light communication system integrating DNN and CoSaMP channel estimation

ZHANG Feng, WU Ying, LIU Yenan

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

Abstract: In indoor visible light communication (VLC) systems, the reliability of high-order modulation transmission is severely constrained by strict power emission limits and multipath fading. Additionally, the complex channel environment leads to a significant mismatch between fixed shaping parameters and dynamic time-varying channel states. Moreover, traditional compressive sensing algorithms suffer from severe atom selection errors and low channel state information (CSI) reconstruction accuracy under low signal-to-noise ratio (SNR) and nonlinear distortion conditions. To address these issues and achieve the best balance between transmission reliability and information rate, this paper proposes a probabilistic shaping VLC system model that integrates deep neural networks (DNN) and compressive sampling matching pursuit (CoSaMP) channel estimation. The aim is to achieve high-precision CSI estimation in complex environments, dynamically optimize the statistical characteristics of high-order modulation signals, and adapt to the time-varying VLC channel. Firstly, orthogonal chirp division multiplexing (OCDM) is adopted as the modulation method, taking advantage of its energy diffusion characteristics in the time-frequency plane to effectively resist frequency-selective fading caused by multipath interference. On this basis, probabilistic shaping (PS) technology following the Maxwell-Boltzmann (MB) distribution is applied to the quadrature amplitude modulation (QAM) constellation. This technique reduces the average transmission power by lowering the probability of high-energy constellation points and increasing that of low-energy points. Secondly, to ensure the precise execution of adaptive probabilistic shaping, a channel estimation algorithm integrating DNN and CoSaMP is proposed. A fully connected DNN is constructed as a preprocessing module to correct features and reduce noise in the rough received pilot observation signals. The nonlinear mapping output by the DNN and the corrected signal are input into the CoSaMP algorithm to complete high-precision sparse channel reconstruction. Further, a closed-loop feedback mechanism is established based on the SNR extracted from the high-precision reconstructed CSI. To solve the non-convex optimization problem of maximizing the generalized mutual information (GMI) under average power constraints, the particle swarm optimization (PSO) algorithm is executed in the offline stage to generate a mapping lookup table of the best shaping factor and discrete SNR. In the online transmission stage, the system uses the real-time estimated SNR to query this table and dynamically adjust the MB distribution parameters, ensuring that the signal's statistical characteristics continuously match the instantaneous channel state. Finally, a hardware-in-the-loop experiment platform is built to comprehensively evaluate the system performance. Experimental results show significant improvements in multiple indicators. Firstly, increasing the probabilistic shaping factor from 0 to 0.6 effectively concentrates the signal energy, achieving a significant SNR gain at the bit error rate (BER). Secondly, the integration of DNN and CoSaMP algorithms effectively corrects the atom selection bias at low SNR, reducing the normalized mean square error by one order of magnitude and achieving approximately 2 dB SNR gain from 16-QAM to 64-QAM modulation. Finally, the APS demonstrates strong environmental adaptability. When the channel SNR increases from 10 dB to 24 dB, the system autonomously adjusts the shaping factor, significantly increasing the modulation error ratio from 8.82 dB to 22.61 dB. At the BER of 10^{-3} , compared with the joint DNN+Transformer channel estimation and probabilistic shaping, joint CoSaMP channel estimation and probabilistic shaping, joint shaping, fixed parameter probabilistic shaping, and no shaping schemes, the proposed system achieves approximately 0.5 dB, 1 dB, 1.5 dB, 3 dB, and 6 dB SNR gains, respectively, and achieves the highest generalized mutual information (GMI) and the best received eye diagram quality within the effective SNR range. The probabilistic shaping VLC system model integrating deep neural networks (DNN) and compressive sampling matching pursuit (CoSaMP) channel estimation proposed in this paper effectively overcomes the estimation bottleneck and dynamic mismatch problems in complex optical channels. This scheme, while reducing the noise sensitivity of high-order constellations, achieves an exact match between the source entropy and the instantaneous channel capacity, providing a highly robust new paradigm for enhancing the comprehensive transmission efficiency of the next-generation visible light communication networks.

Key words: Visible Light Communication; Probabilistic Shaping; Deep Neural Network; Compressive Sampling Matching Pursuit; Bit Error Rate; Orthogonal Chirp Division Multiplexing; Maxwell-Boltzmann Distribution

OCIS Codes: 060.4080; 060.4510; 200.4260

CSTR: 32255.14.gzxb20265507.0706003

Foundation item: National Natural Science Foundation of China (No.12004292), General Project of Shaanxi Province Key Research and Development Program-Industrial Field (No.2024GX-YBXM-109)