

融合 CNN 的自适应三维星座概率整形多载波可见光通信系统

张峰, 张轶卓, 刘叶楠, 赵黎

(西安工业大学电子信息工程学院, 陕西 西安 710021)

摘要: 针对室内可见光通信中光源非线性损伤、高调制阶次下的多载波信号包络波动、室内多径效应以及信道时变性共同制约传输可靠性与能量效率的问题, 提出一种基于高维空间星座映射与神经网络感知相融合的自适应星座联合整形优化方案。首先利用时频重组构建三维立方体星座, 扩展最小欧氏距离, 提高判决裕量; 同步引入基于离散傅里叶变换扩展的频域预编码技术, 通过重塑波形的时域相关性平滑信号包络; 其次, 利用卷积神经网络隐式提取物理链路的非线性记忆特征, 结合以广义互信息最大化为目标的策略查找表; 最终实现动态信道条件下对概率整形因子的闭环动态优化。实验表明, 论文提出的融合 CNN 的自适应三维星座概率整形机制通过发射权重向中心收缩, 减少了削波畸变, 配合感知模型纠正了非线性引发的星座点偏移, 有效消除了信号调制区的误差平层。系统在维持低峰均功率比特性的同时, 较均匀映射方案获得了显著的信噪比增益与广义互信息量。论文方法为室内多径环境下的可见光高效通信提供了有效解决途径。

关键词: 可见光通信; 三维星座; 概率整形; 信道估计; 神经网络

中图分类号: TN929.1

文献标志码: A

CNN-Fused Adaptive 3D Constellation Probabilistic Shaping for Multicarrier Visible Light Communication Systems

ZhangFeng, ZhangYizhuo, LiuYenan, ZhaoLi

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

Abstract: To address the joint constraints of LED nonlinearity, multicarrier fluctuations, indoor multipath effects, and channel time-variability on reliability and efficiency, an adaptive joint constellation shaping scheme fused with CNN sensing was proposed. Firstly, 3D cubic constellations were constructed via T-F reorganization to expand MED and decision margin; simultaneously, Discrete Fourier transform spread-based precoding was introduced to smooth the envelope by reshaping temporal correlation. Secondly, nonlinear memory features were implicitly extracted by CNN and combined with a GMI-maximized LUT to implement the closed-loop optimization of the shaping factor under dynamic conditions. Experimental results showed that the CNN-fused 3D-PS reduced clipping distortion by concentrating weights toward the center, which, together with CNN's correction of constellation offsets, effectively eliminated error floors in modulation regions. Significant SNR and GMI gains were achieved compared with uniform mapping while low PAPR was maintained. In summary, this mechanism provides an effective solution for high-efficiency VLC in indoor multipath environments.

Key words: visible light communication, 3D constellation, probabilistic shaping, channel estimation, neural network

收稿日期: XXXX-XX-XX; 修回日期: XXXX-XX-XX

通信作者: 张轶卓, 1693407605@qq.com

基金项目: 国家自然科学基金(12004292), 教育部学位与研究生教育发展中心主题案例项目(ZT-2510702006)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (No. 12004292), The Theme Case Project of China Academic Degrees and Graduate Education Development Center (No. ZT-2510702006)

0 引言

在下一代通信中,可见光通信(visible light communication,VLC)凭借海量非授权频谱资源,成为解决射频频谱紧缺瓶颈的重要方案^[1]。在强度调制/直接检测(intensity modulation / direct detection,IM/DD)架构下,正交频分复用(orthogonal frequency division multiplexing,OFDM)因其优异的抗多径干扰能力被广泛应用^[2-3]。然而,发光二极管(light emitting diode,LED)固有的非线性伏安特性及有限的线性工作区间,使得高阶调制阶次下具有高峰均功率比(peak to average power ratio,PAPR)特征的OFDM信号易诱发非线性截断畸变。这种物理层面的器件损伤严重破坏了信号的正交性,成为制约VLC系统能量效率(energy efficiency,EE)与传输可靠性的首要瓶颈。

近年来,学术界针对VLC系统的能量效率优化与非线性补偿开展了大量研究。针对二维星座映射局限于复平面的瓶颈,文献[4]提出的三维(three-dimensional,3D)调制技术,通过时频资源重组将二维星座空间映射扩展至三维星座空间,利用扩大最小欧氏距离(Minimum Euclidean Distance,MED)的方式增强抗噪性能。文献[5-6]则进一步证明了高维映射在功率受限环境下的理论界限优越性。与此同时,针对多载波波形由于高峰均功率比特征,导致其信号易超出LED线性动态范围,文献[7]对比分析了DFT预编码在抑制信号包络波动层面的可行性,证明上述通过时域相关性优化能够减轻削波失真。

然而,目前的3D映射研究大多沿用等概率分布假设。由于均匀分布的信源熵无法实现对信道容量的逼近,系统在理论上存在整形间隙。如果不引入非均匀重塑,系统将难以触及香农极限^[8]。文献[9]尝试引入概率整形(probabilistic shaping,PS)调整符号分布以逼近香农极限,但静态概率模型高度依赖理想的线性信道假设,难以适配LED的非线性效应及信道时变特性。此外,高阶调制对信道状态信息(channel state information,CSI)敏感,当面对复杂的非线性多径混合干扰时,基于最小二乘或最小均方误差的线性估计算法^[10]因数学模型失配,会出现显著的误差平层现象。鉴于卷积神经网络(convolutional neural network,CNN)在非线性隐式映射与高维特征提取方面的优势,文献[11-12]证明

了深度学习辅助的感知算法能够有效补偿各类复杂损伤模式,这为动态解决非线性估计难题提供了新路径。文献[13]论证了智能模型感知链路畸变的可行性,但目前的研究仍主要聚焦于单一层级的优化,缺乏一种能将空间拓扑、波形包络控制、非线性感知整合优化的架构。

综上分析,论文提出一种基于离散傅里叶变换扩展(discrete Fourier transform spread,DFT-s)架构的三维自适应联合优化方案。该方案利用3D-DFT-s构型在发送端压制包络波动,利用卷积神经网络实时捕获链路失真,同时通过概率整形因子进行动态优化。旨在复杂环境下实现广义互信息(generalized mutual information,GMI)与传输稳定性的平衡,论文主要工作与创新点如下:

(1)构建基于DFT-s扩展的三维星座传输架构。首先搭建三维星座,利用时频逻辑扩展信号判决容量,同时利用DFT预编码赋予信号类单载波特性和,从发端物理层面上提高传输效率并降低PAPR波峰,缓解LED非线性所带来的削波响应压力。

(2)设计基于端到端映射的CNN信道感知。利用神经网络的非线性处理能力,模拟并抵消LED信号截断造成的误差。这种设计使网络能从受损的接收数据中自动找寻畸变规律,并输出更精确的信道状态,有效解决了传统方法在强干扰下准确性的问题。

(3)建立以GMI为准则的自适应优化机制。通过提取网络感知的多维信道特征并匹配离线策略查找表(look-up table,LUT),动态反馈调节发送端三维星座的整形因子 λ 。

1 系统模型

1.1 三维星座构建

在IM/DD系统中,若I/Q信号在二维复平面,则随着调制阶数 M 的升高,星座点密度的增加导致符号间的判决门限易受噪声挤压。衡量几何构型抗噪信度的核心判据为最小欧氏距离。三维空间中任意格点 P_i 与 P_j 间的欧氏距离定义为:

$$d_{ij} = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2 + (z_i - z_j)^2} \quad (1)$$

使用 $d_{\min}$ 表示MED,由下式确定:

$$d_{\min} = \min_{i \neq j} \{ d_{ij} \}, i, j = 1, 2, \dots, M \quad (2)$$

最小欧氏距离 $d_{\min}$ 的优化决定了系统解调信度

与 GMI 的理论上限。在加性高斯白噪声环境, 系统的理论误码率 P_b 受 $d_{\min}$ 的线性扩充而出现指数级收敛特征, 其性能满足如下高斯测度方程:

$$P_b \approx \frac{N_e}{m} Q\left(\sqrt{\frac{d_{\min}^2}{4\sigma^2}}\right) \quad (3)$$

式中, N_e 为星座点平均邻域数, σ^2 为背景噪声功率, $m = \log_2 M$ 为单个调制符号所承载的比特数, $Q(\cdot)$ 为高斯余误差函数。其数学表达式为:

$$Q(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_x^\infty \exp\left(-\frac{u^2}{2}\right) du \quad (4)$$

式(4)中, u 为积分自变量, 表示了服从标准正态分布的随机噪声样值。由式(3)知, $d_{\min}$ 的增加提升了判决区域的抗噪裕量, 增强了系统对抗多径相位偏移及幅度衰减的鲁棒性。

论文利用三维立方体晶格结构作为信号源的基础构型。设定三维空间内的信号点矢量为:

$$P_k = [x_k, y_k, z_k]^T \quad (5)$$

格点在三个正交轴向上均匀分布。如图1所示, 通过引入 Z 轴自由度, 系统打破了复平面内的布局限制, 确保在同样的平均功率下, 有效扩展了信号间的物理间距。

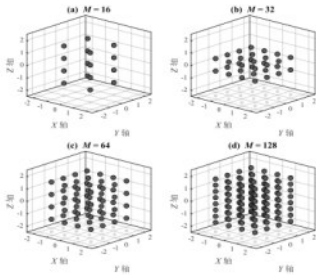


图1 不同阶次三维星座图

为了在相同频谱效率下与二维 QAM 方案的对比中建立公平的基准, 本节设定系统的平均符号能量 E_s 归一化为 1。其数学约束描述如下:

$$E_s = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M (x_i^2 + y_i^2 + z_i^2) = 1 \quad (6)$$

表1汇总了归一化约束下两套方案在典型调制阶数时的 $d_{\min}$ 测量值。数据表明, 随着 M 的提升, 三维拓扑表现出显著的维度增益。以 $M=64$ 为例, 二维由于空间受限, 格点间距衰减至 0.3086, 而论文构建的三维星座 $d_{\min}$ 为 0.5164。

表1	不同调制阶次下MED		
阶次M	三维星座	二维星座	提升比例
16	0.7559	0.6325	19.5% ↑
32	0.6030	0.4472	34.8% ↑
64	0.5164	0.3086	67.3% ↑
128	0.3592	0.2209	62.6% ↑

在位交叠编码调制框架下, $d_{\min}$ 构成了广义互信息的基础。系统的广义互信息遵循如下关联算子:

$$GMI = H(S) - \sum_{i=1}^{\log_2 M} E[\log_2(1 + e^{(1-2b_i)L_i(d_{\min})})] \quad (7)$$

其中, L_i 为取决于样点分离度 $d_{\min}$ 的软比特对数似然比。式(7)表明, 利用物理维度扩展拉大 $d_{\min}$, 能抑制由样点混叠引发的源熵跌落, 实现在相同功率下拓宽 VLC 链路的 GMI 理论最大值。

1.2 三维星座映射

在确立了 1.1 节所述的三维星座构建, 将高维物理量无损地加载至单通道正交频分复用子载波内, 是实现全链路传输的核心逻辑^[14]。为此构建了一种基于时频资源重组 (T-F Resource Reorganization) 的逻辑映射机制, 如图2所示。

如图2, 将原本独立的子载波自由度重组成为可以承载三维向量的容器。系统将两个独立的三维星座点 $P_1(x_1, y_1, z_1)$ 和 $P_2(x_2, y_2, z_2)$ 所包含的 6 个正交分量进行解耦, 并依序映射至三个连续 OFDM 复数符号的实部与虚部位置。具体的逻辑算子满足如下对应关系:

$$\begin{bmatrix} S_1 \\ S_2 \\ S_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_1 + j \cdot y_1 \\ x_2 + j \cdot y_2 \\ z_1 + j \cdot z_2 \end{bmatrix} \quad (8)$$

该映射实现了时频资源的零冗余利用和各子载波发射功率的均衡。生成的符号序列 $\{S_1, S_2, S_3\}$ 符合 IM/DD 链路对基带复数样本的输入规范, 后续通过厄米特对称与直流偏置处理, 可转换为满足光强度调制要求的单极性实值信号。与直接提升调制阶次相比, 避免了符号间串扰, 这种方式将离散的子载波映射到高维判定区间, 利用多载波提供的自由度提高了判决裕量, 在无需改变光源电路设计的情况提高了系统的鲁棒性。

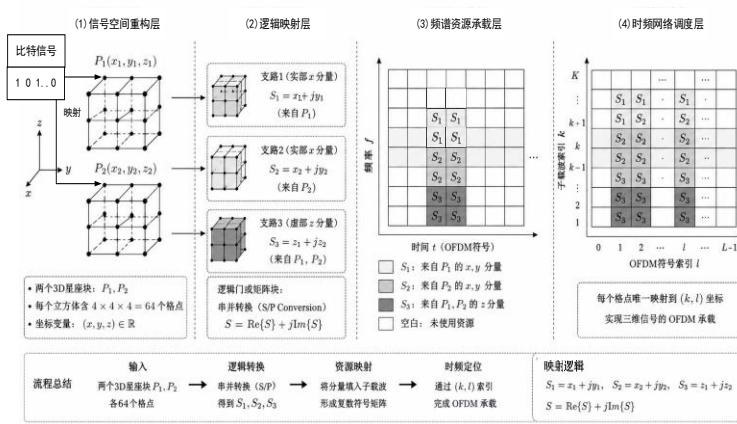


图2 三维星座时频重组与资源映射逻辑

1.3 DFT-s-OFDM 系统传输模型设计

为应对多载波信号在非线性 VLC 信道中的高峰均功率比挑战，论文采用 DFT-S-OFDM 传输架构。该架构的核心逻辑在于通过频域预编码模块使发送信号具备类单载波波形特性^[15]，从而缓解信号波动穿过 LED 伏安特性曲线非线性区时诱发的削波失真。具体流程中，首先将 1.2 节映射生成的复数符号序列 S 进行分块处理，每块包含 M 个符号。序列经由 M 点 DFT 扩展算子从时域变换至频域，其表达式为：

$$X(k) = \frac{1}{\sqrt{M}} \sum_{n=0}^{M-1} S(n) \exp(-j \frac{2\pi nk}{M}), k = 0, 1, \dots, M-1 \quad (9)$$

上式中， $X(k)$ 为预编码后的频域样值， $S(n)$ 表示第 n 个时域调制符号， $1/\sqrt{M}$ 用于维持变换前后的能量守恒，包含了时域符号块内所有元素的线性组合，这种频域扩展机制实现了信号能量在分配子载波上的均匀分布，显著压制了合成波形的瞬时包络波动。如图 3 为 DFT-s-OFDM 发射端结构。

随后，预编码后的频域序列 $X(k)$ 被映射至包含 N 个子载波的频域资源网格中，其中 $N > 2M$ ，

为满足可见光强度调制对时域实值信号的约束，频域序列 $\tilde{X}(l)$ 需施加厄米特共轭对称约束。 $X(k)$ 到 $\tilde{X}(l)$ 的具体分段映射关系由下式确定：

$$\tilde{X}(l) = \begin{cases} 0, & l = 0, \frac{N}{2} \\ X(l-1), & 1 \leq l \leq M \\ 0, & M < l < \frac{N}{2} \\ \tilde{X}^*(N-l), & \frac{N}{2} < l \leq N-1 \end{cases} \quad (10)$$

式(10)中，将 M 点预编码数据 $X(k)$ 集中映射至正频带子载波，并在负频带施加共轭镜像 $\tilde{X}(N-l) = \tilde{X}^*(l)$ ，直流分量 $\tilde{X}(0)$ 、奈奎斯特频点与未占用子载波置零。随后，对称后的频域信号通过 N 点逆离散傅里叶变换还原为时域离散信号：

$$x(n) = \frac{1}{\sqrt{N}} \sum_{l=0}^{N-1} \tilde{X}(l) \exp(j \frac{2\pi nl}{N}), n = 0, 1, \dots, N-1 \quad (11)$$

$x(n)$ 代表生成的离散时域序列， $\tilde{X}(l)$ 表示经过子载波映射及厄米特对称处理后的第 l 个频域符号。由于 IDFT 在物理层面等效于对原始时域符号

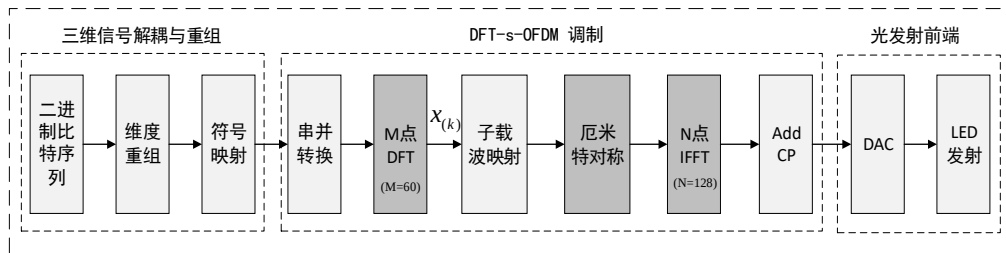


图3 DFT-s-OFDM 的系统发射端结构

进行内插滤波,生成的 $x(n)$ 能够保证 PAPR 处于较低值。为消除室内可见光多径传播引发的符号间干扰 (inter-symbol interference, ISI), 在时域符号块前端插入长度为 N_{CP} 的循环前缀 CP, 其长度需大于信道最大多径时延。

在可见光强度调制下,待发信号必须满足单极性实值约束。为此,系统在调制前端引入比例缩放因子 η 与直流偏置 I_{DC} 缩放因子用于动态调节信号动态范围以匹配 LED 的线性工作区间,同时直流偏置则将双极性信号整体抬升至非负电平。最终生成的驱动电流信号可表示为:

$$s(n) = \eta \cdot x(n) + I_{DC} \quad (12)$$

该信号驱动 LED 进行电光转换,通过对光载波瞬时功率的线性调制实现物理层数据发射。通过这种频域扩展与直流偏移的协同机制,系统不但实现了高维 3D 信号的传输,也通过改善信号包络,增强了系统对抗 LED 非线性记忆损伤的能力。

2 基于 CNN 的自适应 3D 星座概率整形

2.1 信道建模及非线性分析

在室内可见光通信中,直射径 (Line-of-Sight, LoS) 占主要接收能量,多径时延扩展影响相对微弱,系统性能受自由空间几何衰减及发端 LED 器件的电光转换非线性制约较为明显。其直流增益 $H(0)$ 可基于朗伯辐射 (Lambertian radiation) 模型描述如下:

$$H(0) = \begin{cases} \frac{(m+1)A}{2\pi d^2} \cos^m(\phi) T_s(\psi) g(\psi) \cos(\psi), & 0 \leq \psi \leq \Psi_c \\ 0, & \psi > \Psi_c \end{cases} \quad (13)$$

上式中, A 为探测器的有效接收面积, d 为收发两端的几何距离; ϕ 与 ψ 分别表示入射角与辐射角; m 为朗伯辐射阶数,由 LED 的半功率角决定; $T_s(\psi)$ 与 $g(\psi)$ 为光学滤波增益与集中器增益; Ψ_c 代表探测器的半视场角。

在实际室内环境中,接收信号由直射径或障碍物反射后的非直射路径共同构成。论文建立多径冲激响应模型以量化时延扩展特征,设定 $h(t, \tau)$ 为 t 时刻信道对 τ 时延的响应,则其离散多径数学表达为:

$$h(t, \tau) = \sum_{l=1}^L \rho_l(t) \delta(t - \tau_l(t)) \quad (14)$$

式中, L 为有效路径总数, ρ_l 与 $\tau_l(t)$ 分别代表第 l 条路径的增益与传播时延。多径分量在频域也会造成一定的频率选择性衰落,使三维星座点映射轨迹发生幅度弥散。

在发射端,驱动电流信号 $s(n)$ 经由 LED 转化为瞬时发射光功率。受 LED 内部结电容效应影响,光电转换表现出显著的非线性记忆特征。设定 LED 的非线性转移算子为 $g(\cdot)$,发射信号包络需受限于开启电压 V_{on} 与饱和电压 V_{sat} 构成的线性区域。其输出功率可建模为:

$$P_{opt}(n) = g(s(n)) = g(\kappa \cdot x(n) + I_{DC}) \quad (15)$$

当瞬时信号幅度超出线性工作区间时,LED 会诱发削波畸变。经光信道传输后,探测器 (photo-detector, PD) 捕捉光功率并还原为电流。在解调端,频域接收信号 $Y(k)$ 的矩阵形式表示为:

$$Y(k, t) = H(k, t) X(k) + D_{NL}(k) + W(k) \quad (16)$$

其中, $H(k, t)$ 代表时变相关性, $W(k)$ 为加性高斯白噪声。 $D_{NL}(k)$ 项表征了由器件伏安非线性引发的畸变噪声分量,接收端相对于发射源的距离与入射角随时间动态演进,导致 $H(k, t)$ 呈现出非平稳的波动特征。这种时变特性不仅在时域产生随机相量偏移,也在频域加剧了频率选择性衰落。线性算法在应对此类由位移引起的相量旋转或遮挡引发的能量骤减时,常因更新滞后而出现估计偏差。因此,建立具备时间维度动态捕捉能力的信道感知模型,是实现在复杂移动场景下对高阶星座精准解调的关键。

由于 LED 器件的线性驱动区间受限于开启电压与饱和电压,这种瞬时峰值波动会频繁超出硬件的线性动态范围,从而诱发非线性畸变,如图 4 展示了 LED 非线性对信号时域与频域特性的影响。

如图 4(a) 所示,驱动信号瞬时电平超限将引发幅度削波,直接损害信号的时域完整性。该畸变映射至频域则表现为频谱泄露,由图 4(b) 可见,受损信号在理想带宽之外产生了功率抬升,这不仅引入了带外干扰,更因破坏子载波间的正交性而诱发子载波间干扰 (inter-carrier interference, ICI)。由此可见,有效压制信号峰值波动是保障传输信度的基础。进而引入卷积神经网络进行非线性补偿。

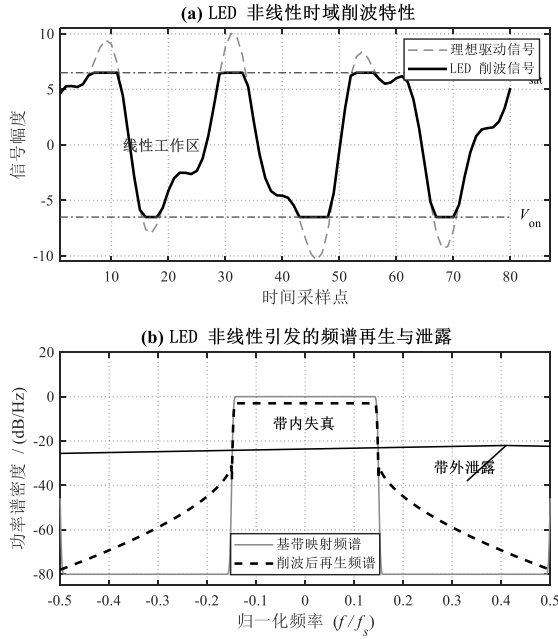


图4 LED非线性对信号时域与频域特性的影响分析

2.2 基于神经网络的非线性信道估计

在3D-DFT-s-OFDM系统解调链路中,获取精确的信道状态信息是维持高维信号映射鲁棒性的核心。针对LED器件非线性截断噪声 $D_{NL}(k)$ 及其记忆失真效应,基于线性叠加假设的最小二乘算法常因模型失配而出现估计平层效应^[16]。鉴于卷积神经网络在端到端非线性特征提取层面的优势,论文提出一种基于多维特征回归的卷积神经网络估计模型,旨在从携带非线性畸变的观测样本中提取并恢复真实的信道响应分量。如图5,为论文基于神经

网络信道估计结构图。

考虑到深度神经网络算子对实值运算的适配性及硬件的开销约束,论文首先对初始信道估计矩阵进行正交解耦^[17]。设定 $N_{sc}=128$ 为子载波数量,将复数信道估计计划分为实部通道、虚部通道以及指示导频位置的二值掩码通道 M ,由此构建维度为 $N_{sc} \times 1 \times 3$ 的实值输入张量 X_{in} :

$$X_{in} = [\text{Re}(\hat{H}_{LS}), \text{Im}(\hat{H}_{LS}), M] \in \mathbb{R}^{N_{sc} \times 1 \times 3} \quad (17)$$

论文设计的估计算法采用层次化卷积拓扑结构,其主体由多层卷积计算块级联而成,利用滑动窗口捕捉时频子载波网格的局部拓扑关联^[18]。网络起始层设定为包含64组特征向量的初始提取层,采用 3×3 的二维卷积核对输入张量执行局部加权,实现对低级频率波动的映射。中间特征转换层则由多组卷积模块嵌套而成,每组模块遵循卷积、批量归一化、线性整流函数(Rectified Linear Unit, ReLU)的非线性激励逻辑:

$$O_l = \sigma(BN(W_l * O_{l-1} + B_l)) \quad (18)$$

上式中, W_l 与 B_l 分别代表第 l 层卷积层的核心训练参数,即卷积核权重与偏置向量。 O_l 代表第 l 个卷积计算块生成的输出特征张量。运算过程中,通过滑动窗口对输入的时频矩阵进行局部加权计算,旨在识别信道波动中的拓扑规律。 $BN(\cdot)$ 为批量归一化层,其在于将网络中间层的特征数据统一调节至相对稳定的取值分布,从而抑制训练过程中的梯度失效问题,加速模型的稳健收敛。

在非线性建模逻辑中,激活函数 $\sigma(\cdot)$ 选用线性整流单元,其数学定义为:

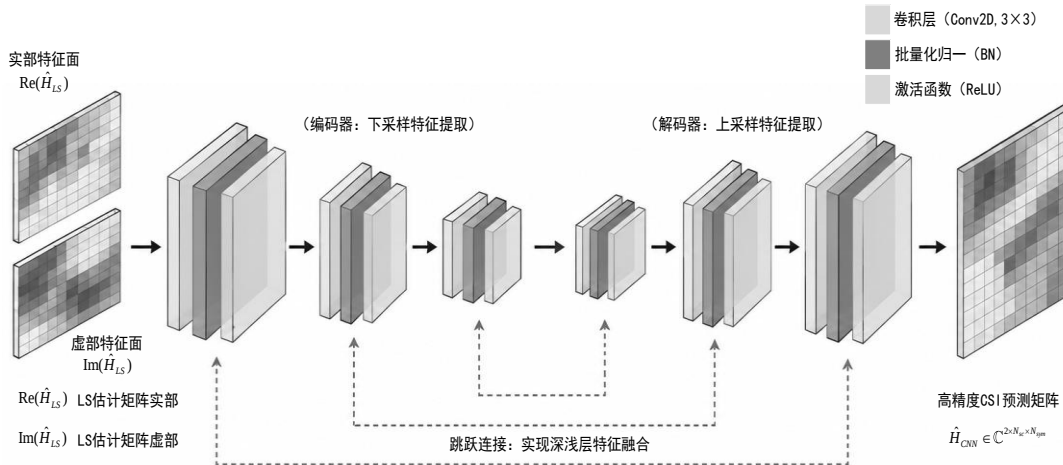


图5 基于神经网络信道估计的结构图

$$\sigma(x) = \max(0, x) \quad (19)$$

其建立了数学逻辑与 LED 物理特性之间的关联。ReLU 函数在正区间的线性增长特性能够模拟 LED 在其线性调制区的电光转换行为；而其在负区间输出置零的截断属性，与驱动电压低于 LED 开启阈值时的削波畸变吻合。这种设计使神经网络得以学习非线性失真项 $D_{NL}(k)$ 的分布模式，进而通过权重的自适应调节，在接收端纠正器件非线性带来的幅度偏差与正交性破坏^[19]。

网络的输出层被设计为双通道回归结构，其核心任务是将提取到的深层特征重新还原为信道实、虚部的预测矩阵 $\hat{\mathbf{H}}_{CNN}$ ，其维度保持为 $2 \times N_{sc} \times N_{sym}$ ，以实现与原始观测空间的闭环对应。在模型参数 Θ 的训练优化阶段，论文定义预测信道与真实物理响应之间的均方误差 (mean square error, MSE) 为目标损失函数：

$$L(\Theta) = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K \left\| \Phi_{\Theta}(X_{in}^{(i)} - H_{True}^{(i)}) \right\|_F^2 \quad (20)$$

式中： K 为训练集内的样本总量； $\|\cdot\|_F$ 为 Frobenius 范数，用于量化预测值与真实矩阵之间的能量差异， $H_{True}^{(i)}$ 为理想无损信道响应真值。论文 CNN 模型本质上为联合信道估计与非线性抑制器。通过在覆盖不同 LED 调制深度与多径时延的数据集上执行脱机训练，模型自动归纳并记忆非线性畸变项 $D_{NL}(k)$ 的分布规律。这种学习机制使网络能够在线纠正由于器件非线性引发的星座点偏移与相位偏转。最终，输出的高精度估计结果将作为闭环调度回路的关键判据，驱动发射端根据感知到的干扰强度，搜索并匹配使系统 GMI 达到最大化的最优整形因子 λ ，从而在复杂动态的可见光信道环境下实现对信息传输速率的实时寻优。

2.3 三维信号空间的自适应概率整形

虽然 1.1 节构建的三维立方体星座在物理层面拉大了符号间的最小欧氏距离，但在等概率发射机制下，外层高能量星座点的使用频率与中心区域一致。由于 LED 的线性动态范围受限，这些高能量符号频繁触碰器件的非线性削波边界，导致畸变加剧。为此，本节引入概率整形技术，通过人为重构星座点的概率分布，将信号能量向几何中心集中，从而降低非线性截断发生的频率^[20]。

论文采用麦克斯韦-玻尔兹曼分布作为构建三维星座点非均匀概率图的测度。对于三维信号空间

中的第 i 个点 $S_i(x_i, y_i, z_i)$ ，其携带的符号能量 E_i 等于该点到原点的欧氏距离平方，即 $E_i = x_i^2 + y_i^2 + z_i^2$ 。通过引入整形因子 λ ，各点发射概率与其能量的数学映射关系如下：

$$P(S_i) = \frac{\exp(-\lambda E_i)}{\sum_{j=1}^M \exp(-\lambda E_j)} \quad (21)$$

式中， $P(S_i)$ 代表星座点 S_i 的发射权重。模型中，整形因子 λ 起到控制信号包络分布的枢轴作用。当 $\lambda=0$ 时，分布回归至常规的均匀状态；当 λ 逐渐增大时，高能量外层符号的发射频率随之指数级衰减，使信号波形在统计学层面规避了 LED 伏安曲线两端的饱和区与截止区。这种能量向中心收缩的策略，在不损失星座点物理间距的前提下，压低了由高幅度摆动产生的非线性干扰 $D_{NL}(k)$ 。

概率整形虽然在统计层面改变了信号发射分布，但在物理层面上，它等效于对星座点间的 MED 进行了扩展。在 VLC 强度调制系统中，发送信号通常需满足平均符号能量恒定的归一化约束。

在引入整形因子 λ 后，实际符号能量 $E_{avg}(\lambda)$ 受高能级格点发射概率降低的影响，其数学期望可表示为各星座点能量与其发射概率的加权和：

$$E_{avg}(\lambda) = \sum_{i=1}^M P(S_i|\lambda) \cdot E_i \quad (22)$$

从上式可知，随着 λ 的增大，能量较低的内部格点发送概率增加，导致整形后的系统期望能量 $E_{avg}(\lambda)$ 小于均匀分布时的期望能量 $E_{avg}(0)$ 。为了在发送端满足 $E_s = 1$ 的功率归一化约束条件，系统必须对重塑后的星座坐标施加一个幅度缩放因子，该缩放因子的量化表达为：

$$v(\lambda) = \frac{1}{\sqrt{E_{avg}(\lambda)}} \quad (23)$$

由于 $E_{avg}(\lambda)$ 随 λ 增大而单调递减，缩放因子 $v(\lambda)$ 必然大于 1 且单调递增。这一功率补偿等效于在三维空间中将整个星座几何拓扑进行放大。设均匀分布时的初始 MED 为 $d_{min}(0)$ ，则受整形因子调控的等效 MED $d_{min}(\lambda)$ 可推导为：

$$d_{min}(\lambda) = v(\lambda) \cdot d_{min}(0) = \frac{d_{min}(0)}{\sqrt{E_{avg}(\lambda)}} \quad (24)$$

为衡量概率整形对抗噪容限的物理增益，定义相对欧氏距离增益系数 d_{rel} 。表征在特定 λ 约束下，

等效MED相较于均匀分布时的放大倍率:

$$d_{rel}(\lambda) = \frac{d_{min}(\lambda)}{d_{min}(0)} = \sqrt{\frac{E_{avg}(0)}{E_{avg}(\lambda)}} \quad (25)$$

通过数值计算, 64点3D星座在均匀分布状态下, 平均能量 $E_{avg}(0) = 15$, 归一化后的基础MED为0.5164。当 λ 为0.5时, 外围高能量点的发送概率被有效压制, 平均能量稳步缩减至 $E_{avg}(0.5) = 8.65$ 。为了满足能量归一化约束, 幅度缩放因子相应提升, 使得整形后的等效MED提升至0.6799。由图6可知, 在所有调制阶数 M 下, 系统的等效MED均随 λ 的增加呈现单调增长特征。

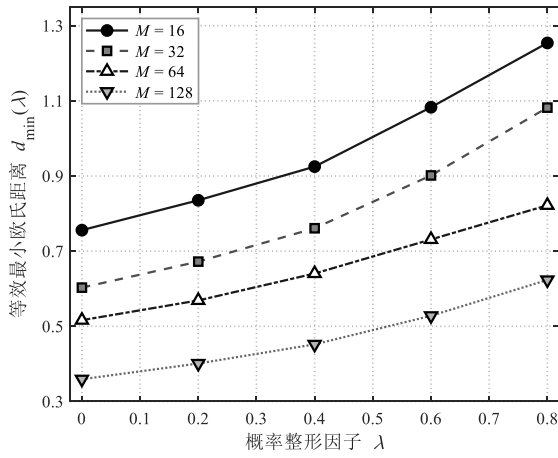


图6 所有调制阶数下等效MED折线图

针对室内多径衰落信道, 系统的理论误码极限受限于信道增益的统计分布。设定信道幅度的概率密度函数为 $f(h)$, 在特定整形因子下的平均误码率 P_b^{avg} 可表述为:

$$P_b^{avg} = \int_0^\infty \left[\frac{1}{\log_2 M} \sum_{i=1}^M P(S_i) \sum_{j \neq i} Q\left(\sqrt{\frac{|h|^2 d_{ij}^2}{4\sigma^2}}\right) \right] f(h) dh \quad (26)$$

式(26)中, $|h|$ 为复合衰落算子, $P(S_i)$ 为格点发射概率, d_{ij} 为星座点物理间距。

为了在动态时变的室内环境下实时寻找性能最优解, 系统需建立一种基于容量准则的评价机制。论文选取GMI作为 λ 因子搜寻的目标函数^[21]。在接收端获得神经网络估计出的信道矩阵 $\hat{\mathbf{H}}_{CNN}$ 后, 三维符号序列的GMI数学表达如下:

$$H(S)_\lambda = - \sum_{i=1}^M P(S_i|\lambda) \log_2 P(S_i|\lambda) \quad (27)$$

其中, $H(S)_\lambda$ 代表整形后的源熵。在信道条件恶劣时, 通过调节 λ 主动缩减源熵, 以保障极低误码率的传输; 在信道趋于线性化时, 减小 λ 以最大化GMI。最优整形因子 λ_{opt} 的选取取决于使当前信道环境下速率判据GMI达到最大值。这一目标函数作为2.4节所述的闭环动态调度机制的优化准则。

2.4 感知反馈与动态整形的闭环优化机制

系统自适应优化的关键在于感知端与发送端的闭环联动。针对最大化GMI在线解算时高频采样引发的计算时延难题^[22], 论文提出一种离线计算前置、在线查表调度的反馈机制。该方案预先训练多种信噪比与非线性情况下的最优整形策略并构建查找表; 实际运行时, 仅需利用神经网络感知的链路特征执行快速索引, 即可实时完成参数切换, 确保了高速传输的低时延响应。系统总体架构如图7所示。如下图为基于神经网络信道估计的3D-DFT-s-OFDM系统框图。

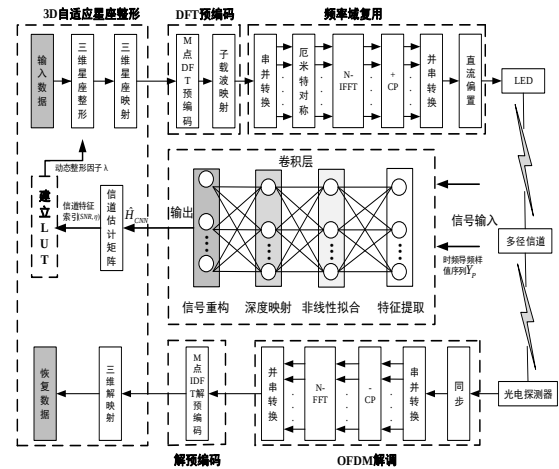


图7 基于神经网络信道估计的3D-DFT-s-OFDM系统框图

该优化架构划分为离线策略表征与在线匹配调度两个阶段。在离线准备阶段, 系统通过2.2节构建的模型, 模拟多种涵盖信噪比波动及非线性干扰程度的信道。本阶段通过整合不同水平的信噪比以及LED产生的非线性截断系数, 作为环境索引。针对每一组信道组合, 系统在整形因子 λ 的取值区间内执行步进式的遍历搜索, 并计算其对应的广义互信息值。该寻优过程旨在确定使通信系统信息速率达到最大的最佳参数组合, 其寻优算子可表

述为:

$$\lambda_{opt} = \arg \max_{\lambda} GMI(\lambda | \hat{H}_{CNN}, E_b/N_0, \eta) \quad (28)$$

式(28)中, η 为定量表示物理链路畸变程度的非线性指数。在离线查找表构建中, 信噪比区间设定为 0-20dB, 步长为 1dB。整形因子 λ 在 [0,1] 范围内以 0.02 为步长经行网格遍历搜索并寻找最优解。实际运行中, 系统通过 CNN 提取的特征向量与信噪比相关联, 利用多维索引机制在离线查找表中快速检索^[23]。此种架构通过计算环节的离线处理, 消除在线寻优带来的迭代时延。在实际传输过程中, 接收端根据实时识别的信道状态, 由反馈链路动态调节发射端的整形因子 λ 。由于指令开销小且响应高度敏感, 系统可有效抵抗因用户位移或瞬时遮挡引发的包络起伏。该方案不但发挥了三维信号空间的高自由度特征, 且通过自适应调节格点概率, 实现了动态情况下系统在速率与稳定性之间的平衡。

3 实验结果与分析

3.1 实验环境设置与参数配置

论文构建了由算法仿真核心与可见光通信硬件测试平台组成的联合实验系统, 包括上位机控制端、模拟信号发射模块与光电感知模块, 其物理链路如图 8 所示。发射侧首先由上位机进行自适应三维映射与频域预编码算法, 再进行厄米特对称, 生成 128 阶离散样值序列。样值经由波形发生器完成 DAC 转换, 通过 Bias-Tee 与 350mA 直流偏置叠加, 将信号包络映射到白光 LED 的高跨导线性响应区间。经传输后, 由 PIN 探测器捕获并转换为电压信号, 随后由数字示波器执行高速模数转换存储并回传。最后, 基于 4.2M 参数的 CNN 模型执行特征回归, 精准提取包含 $D_{NL}(k)$ 的信道状态信息, 用于后续自适应系统优化。主要实验参数如表 2 所示。

3.2 基于神经网络信道估计性能分析

针对可见光通信中 LED 器件引入的非线性失真, 获取高精度的信道状态信息是保障高阶三维调制鲁棒传输的先决条件。本节通过评估不同算法模型在复杂波道特征下的收敛性与估计偏差, 量化论文所提卷积神经网络对物理链路的感知信度。为了凸显结构设计优势, 实验采用了深度全连接网络 (Deep Neural Network, DNN) 以及基于 DFT 和 LMMSE 准则的线性估计算法作为对照算法。

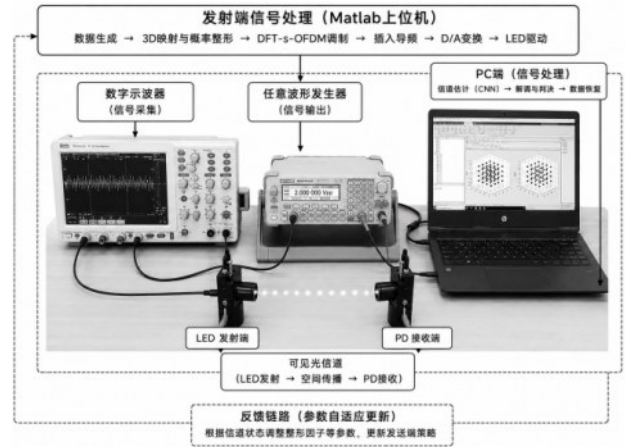


图8 室内 VLC 联合优化半实物验证平台

表2 系统参数

参数名称	参数数值
OFDM子载波数量	128
导频周期间隔	8个OFDM符号
有效数据子载波	60
三维星座结构	64点立方体
信号发生器采样率	100Msa/s
数字示波器采样率	500Msa/s
静态驱动电流	350mA
估计器层数	10Layers
模型参数规模	4.2Million
回归卷积核尺寸	9×1
整形因子动态区间	0-1
离线预训练样本总量	1.5×10 ⁴
输入特征张量尺寸	128×1×3
初始参数学习率	1×10 ⁻³
有效传输速率	146Mbps

图9展示了CNN与DNN模型在离线训练阶段的Loss与RMSE演进轨迹。观测表明, 依托于9×1卷积核对时频特征的高效捕获, CNN仅经500次迭代即可实现收敛, 且下行梯度更为陡峭。相较之下, DNN由于缺乏空间拓扑感知, 其下降速率较为滞后且稳态残差底噪明显偏高。这表明论文设计的卷积拓扑可加速对衰落规律的拟合, 并降低了复杂信道条件下的过拟合风险。

图10展示了多径与非线性叠加环境下各算法的MSE曲线。观测可知, 由于缺乏对LED伏安非线性项 $D_{NL}(k)$ 的识别能力, 在 $E_b/N_0 > 10dB$ 区域,

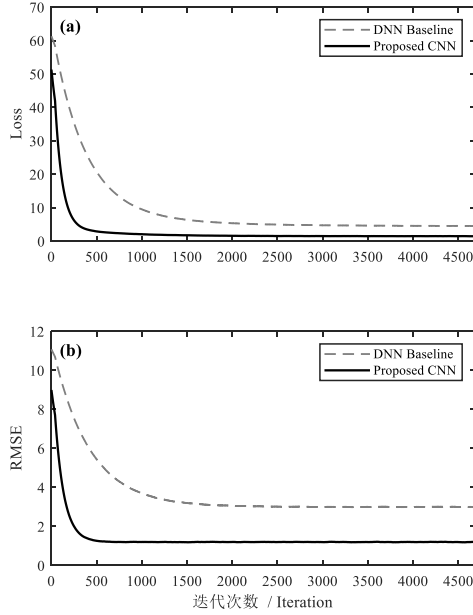


图9 网络训练阶段收敛特性与对比轨迹

DFT与LMMSE等线性算法的估计精度增益明显受限,其性能与神经网络方案的差距随信噪比提升而不断扩大。CNN能够利用卷积核提取时频相关性特征,并结合激活函数的非线性限幅属性实现对链路损伤的精准预测。实验结果表明,当信噪比为14dB, CNN的MSE较LMMSE算法实现了一个数量级的精度优势。这种高信度的估计输出克服了传统算法的性能瓶颈,有效支撑了论文中基于GMI的闭环自适应优化。

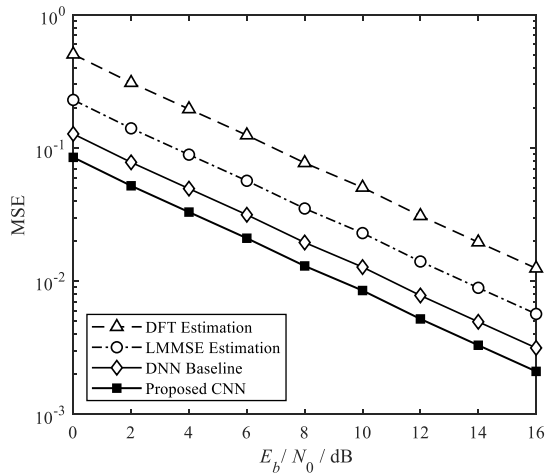


图10 四种估计方法MSE对比

为验证论文CNN模型在工程部署中的实时性,对算法的计算复杂度与单帧前向推理时延进行量化分析。传统LMMSE算法在每个相干时间内需执行

$N_{sc} \times N_{sc}$ 阶矩阵求逆与乘法运算,其实数浮点运算量可表述为:

$$F_{LMMSE} \approx \frac{4}{3} N_{sc}^3 + 4N_{sc}^2 \quad (29)$$

当子载波数 $N_{sc} = 128$ 时,单帧计算量约为 $F_{LMMSE} \approx 1.12 \times 10^7$ FLOPs,渐进时间复杂度为 $O(N_{sc}^3)$ 。相比之下,论文CNN模型在完成离线训练后,在线前向推理仅涉及确定性的卷积乘加操作,其单帧浮点计算量为:

$$F_{CNN} \approx 2 \times \sum_{l=1}^L (K_l \cdot C_{in,l} \cdot C_{out,l} \cdot N_{out,l}) \quad (30)$$

式中, L 为卷积层数, K_l 为卷积核尺寸, $C_{in,l}$ 与 $C_{out,l}$ 分别为输入与输出通道数, $N_{out,l}$ 为特征向量长度。结合表2的网络参数,单帧计算量约为 $F_{CNN} \approx 8.45 \times 10^6$ FLOPs,时间复杂度降至 $O(N_{sc}^2)$,相较于LMMSE算法总体计算开销降低了24.5%。

在上位机实测中,单帧前向推理时延仅为2.94ms。在室内可见光典型移动场景下,信道相干时间约为50~200ms。实测时延小于信道相干时间,满足实时捕获与参数更新的工程需求。

3.3 星座整形性能分析

本节引入基于MB分布的调节机制,通过整形因子 λ 重塑信号空间内各点的发射权重。图11展示了64阶三维星座在引入概率整形前后的发射概率质量分布。图11展示了64阶三维星座在引入概率整形前后的发射概率质量分布。

由图11(a)可见,均匀分布导致各能级样点被等概率激发,增加了高幅值脉冲触碰LED削波边界的频率。在 $\lambda=0.5$ 约束下,见图11(b),信号空间表现出显著的向心集缩特征,概率质量由立体构型外缘向几何中心迁移。概率整形通过将信号分布向坐标原点集缩,在维持平均符号能量恒定的约束下,等效拉大了格点间的判决间距,从而增强了系统对抗噪声与非线性损伤的能力。

3.4 基于星座图接收性能分析

针对三维信号映射在物理层层面的可靠性,本节通过接收端星座图的空间分布特征,验证感知补偿与自适应优化的协同增益。实验选取 $E_b/N_0 = 14$ dB为观测点,量化分析系统在空域判决层面的性能表现。

图12展示了均匀3D映射下DFT与CNN算法的接收星座对比。由图12(a)可知,受LED幅度压

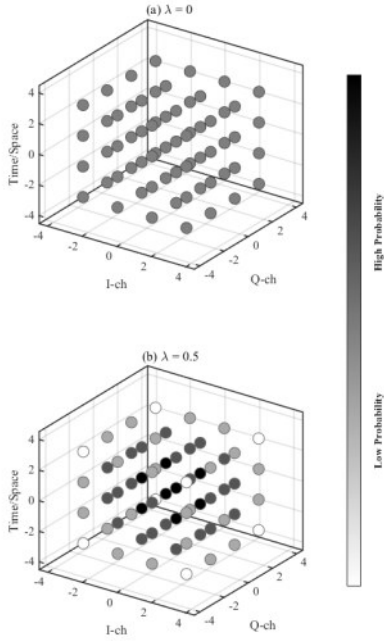


图 11 64阶三维星座在均匀分布与概率整形分布下热力图

缩与多径相位偏移的影响, DFT算法下的样点呈现严重的迹线弥散现象, 由于无法捕捉非线性分量, 导致格点偏离判决域并产生解调歧义。如图 12(b), CNN 估计器利用对特征空间的深度回归, 驱使畸变点簇向参考靶点紧致回缩, 样点的分布离散度降低。这种高度的判据对齐特性, 证实了感知模型在修正物理信道引发的幅相扭曲方面的有效性。

图 13 展示了引入闭环反馈机制后的自适应接收星座分布。对比图 12(b) 的等概率分布状态, 受自适应策略驱动, 样点的空间浓度呈现显著的向心迁移特征, 低能级核心区域的点簇高度聚拢, 而外缘高幅值格点的调用频次降低, 样点分布变得稀疏。这种空间的重组反映了系统在识别信道非线性强度后, 通过动态调节整形因子 λ 实现对信源熵的压缩, 拓展了接收端的判决容限。

3.5 基于接收时域眼图的性能分析

为了直观定性其对底层信号的恢复质量, 本节引入接收时域眼图作为物理层信道补偿的观测标准。观测时域眼图的收敛特性, 不仅能反映系统抑制符号间干扰的能力, 还能直观验证神经网络模型对 LED 伏安非线性造成的上下限削波畸变的消除效果。实验均在 $E_b/N_0 = 14\text{dB}$ 下进行。

图 14 给出不同感知方案下的时域解调眼图对比。受多径时延与 LED 削波畸变影响, DFT 与 LMMSE 算法输出的眼图线条发散, 判决中心的品

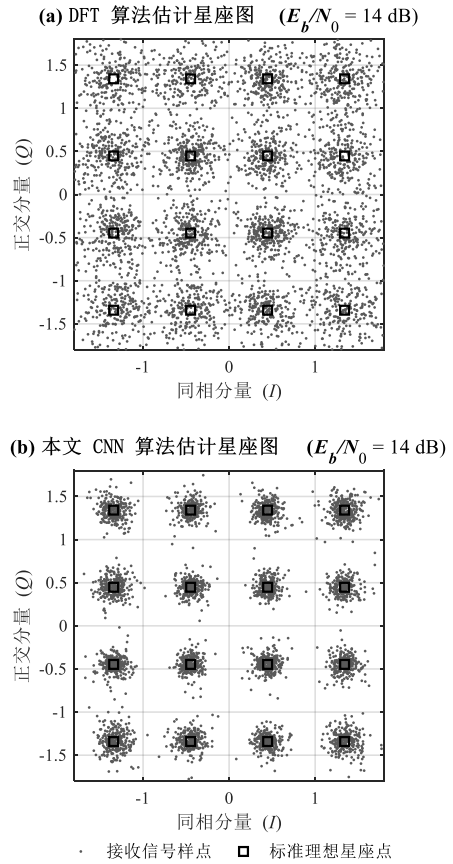


图 12 DFT 与 CNN 估计器星座图接收对比

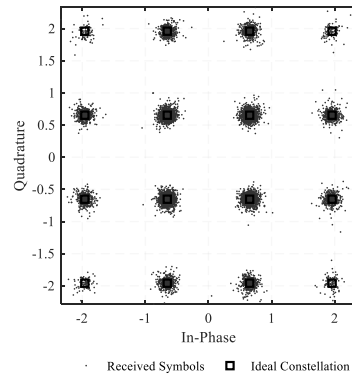


图 13 自适应系统接收星座分布

质因子 Q 分别仅为 6.25dB 与 8.12dB 。DNN 模型虽部分修正了眼图轮廓, 但在过零点区域仍存在相位抖动。相比之下, CNN 估计算法输出的波形表现出聚焦的眼线收束, 不仅眼张开度最大, 其 Q 因子跃升至 9.85dB 。实验数据有力证明了神经网络对物理限幅区间内非线性记忆分量的精准捕捉与纠正。

在感知端稳定输出的支撑下, 图 15 量化了自

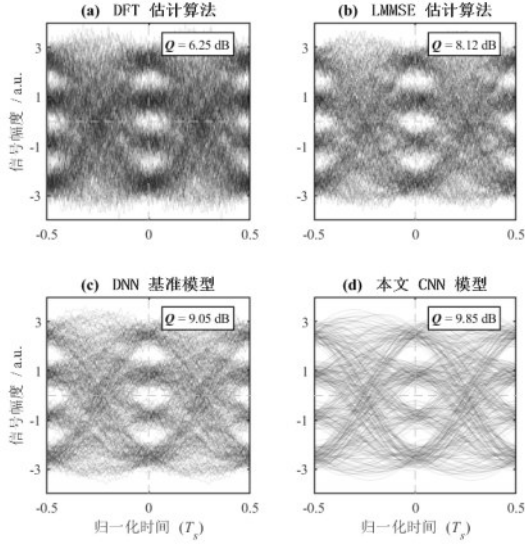


图 14 不同信道估计算法驱动下时域眼图对比

适应调度对信号分布的重构效果。由眼图轨迹可见,发送信号的时域概率质量被重新分配,系统主要能量被集中向低振幅轴心区域收缩,降低了高振幅电平触碰LED物理截止边界的概率。 Q 因子达14.98dB,较均匀映射方案获取了5.13dB的增益。这种空间拓扑与能级分布的联合调控,有效地抑制了幅度混叠导致的背景噪声。这一物理层面的改进从底层拓展了判定宽限,为后续误码率收敛分析提供了基础。

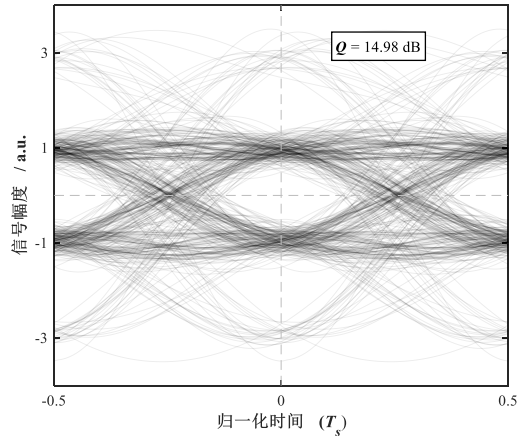


图 15 自适应概率整形机制下眼图表现

3.6 基于联合方案的综合性能分析

在验证了估计精度与物理信号质量后,本节评估系统的综合性能。分析重心在于论证自适应机制如何在复杂的动态链路中协调误码表现与信息通量

的平衡关系。

首先分析静态整形参数对系统性能的影响及其对容量的物理约束。整形因子 λ 分别取0, 0.2, 0.5, 0.8时。观测图16可知,随着 λ 的递增,系统的抗噪声与抗非线性能力呈现单调增长特征,与前文理论值计算相对应。然而,图中同步标注的GMI数值反映了这种可靠性增益背后的源熵损失代价[24]。当采取 $\lambda=0.8$ 的强整形方案时,虽然误码率在低信噪比环境下呈现出良好的收敛性,但其理论传输上限已从均匀分布时的4.0缩减至1.36。这种单一权重的静态方案无法在宽信噪比范围内同时兼顾高效率数据载荷与解调信度,而论文引入动态调整机制,利用神经网络实时反馈的链路特征,驱动系统寻找最优整形点。

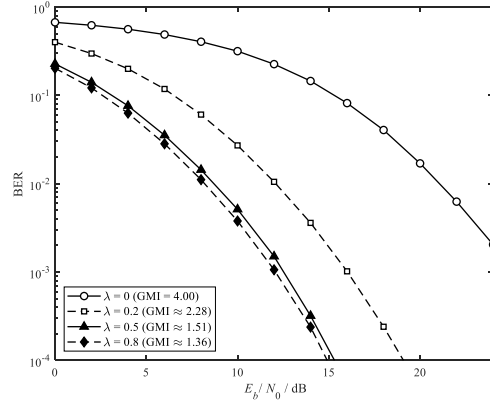


图 16 静态整形参数下误码率对比

图17量化了上述自适应机制在级联纠错编码后的实际信度增益。实验观测显示,由于决策闭环能实时调控星座能量的分布权重,系统获取了明显的判决余量。以 $M=64$ 为例,误码率为 10^{-3} 时,论文方案相比于均匀分布3D映射获得了约2.2dB的信噪比增益。曲线表现出更稳定的下行梯度,这证实了基于感知反馈的分布重塑能有效减少信号在发端因触碰非线性边界而诱发的判决逻辑冲突。

基于上述接收端的稳定性,本节进一步评估系统GMI的性能,当 $M=64$ 。图18(a)对比了自适应方案与均匀分布方案的GMI。实测数据表明,在0dB-12dB的中低信噪比区间内,由于联合优化构架能实时补偿均匀方案由于功率受限引发的统计浪费,其GMI性能较基准方案实现了平均约0.5bits/symbol的提高,兼顾了通信的可靠性与广义互信

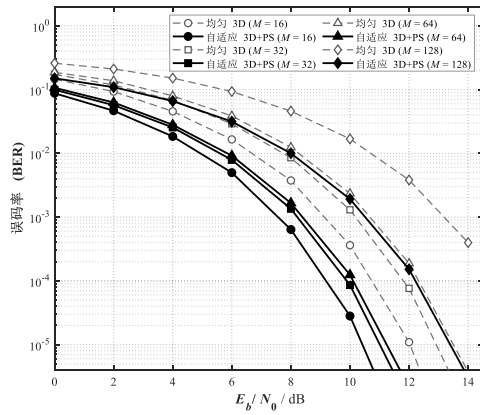


图 17 各阶次均匀 3D 与自适应 3D+PS 误码率对比

息量。

系统整体性能的提升归因于发端波形的自发平抑特征。如图 18(b)所示，联合构架将信号在发端的峰均功率比以 $\text{CCDF}=10^{-2}$ 为基准点，从 9.7dB 优化至 8.6dB 附近，显著改善了波形的时域包络特性。

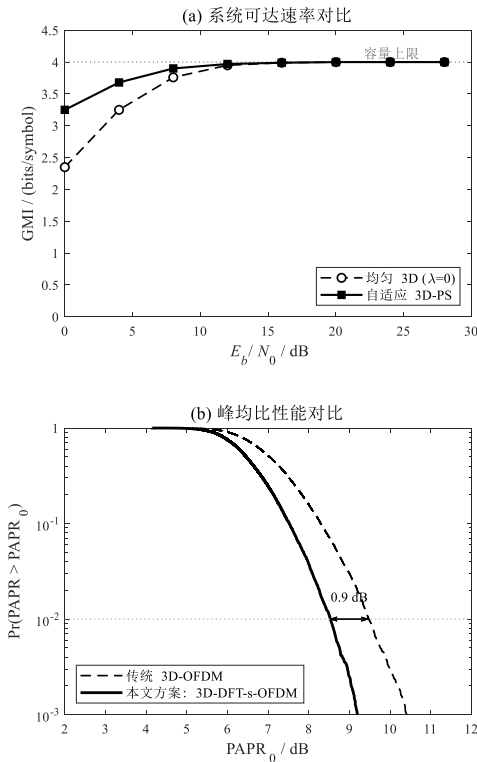


图 18 联合整形 PAPR 与 GMI 对比

为进一步明确各模块的独立贡献，基于前文的实验测量数据，构建了消融实验。实验固定为三维 64 点星座， $E_b/N_0 = 12\text{dB}$ 为基准，通过控制变量法

依次引入 CNN 与自适应 PS。具体的消融量化数据如表 3 所示。

表 3 消融实验数据

DFT-s 预编码	信道估计模型	自适应 PS	PAPR(dB)	误码率
×	LMMSE	×	9.7	2×10^{-2}
✓	LMMSE	×	8.6	2×10^{-2}
✓	CNN	×	8.6	1.8×10^{-4}
✓	CNN	✓	8.6	2.3×10^{-6}

由表 3 的消融数据可知：引入 DFT-s 预编码使信号 PAPR 显著降低了 1.1dB，有效规避了 LED 削波失真；采用 CNN 模型替代传统 LMMSE 算法，误码率下降了两个数量级，纠正非线性幅相畸变；在此基础上进一步叠加自适应 PS，误码率进一步下降并优化了 GMI。上述数据充分证明了各模块在物理层与算法层的独立贡献及全链路协同的有效性。

3.7 移动时变场景下系统动态自适应性能验证

为进一步验证系统在移动时变信道下的动态自适应与抗衰落能力，论文设计了移动时变场景下的实验，具体实验条件为：

(1)模拟室内移动终端以人行速度 $v = 1.0\text{m/s}$ 移动,在此期间,因空间位移与局部遮挡,接收端瞬时信噪比在范围内动态起伏；

(2)总实验测试时长为 1s；

(3)以单帧时长 $\Delta t = 10\text{ms}$ 为独立时间计算单元，计算瞬时误码率，其大于 CNN 单帧推理时长 2.94ms，确保了信道估计状态的时效性

测试结果如图 19 所示。

由图 19(a)可知，在信道经历连续时变波动的过程中，CNN 模型以毫秒级的低推理时延实时感知信道衰落，驱动 LUT 动态调节整形因子 λ ，当信道环境恶劣时，提高 λ 数值，环境平缓时， λ 数值逐步降低。由图 19(b)的瞬时误码率对比可见：对比方案在时变深衰落阶段，误码率急剧恶化至 10^{-1} ，且在两端平稳区受限于 LED 伏安非线性存在误差平层；相比之下，本文自适应方案在全时变观测周期内，瞬时误码率控制在前向纠错门限以下。实验结果表明了论文联合方案在连续时变与移动场景下的动态抗衰落性能与实时工程可用性。

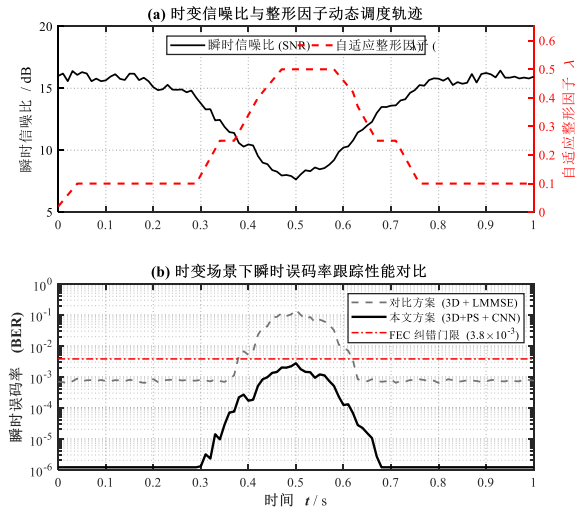


图19 移动时变场景下性能验证

4 结束语

论文针对室内可见光通信中LED的非线性约束,设计了一套结合三维星座映射、卷积神经网络感知以及自适应整形的闭环优化架构。研究表明,利用三维扩展提供的空间判定余量,结合反馈实时修正信号的分布形态,系统能够灵活避开由于硬件限制和复杂多径带来的各种失真。这种将三维拓扑、深度学习与动态调整深度结合的技术方案,不仅实现了广义互信息量与通信信度之间的动态平衡,也为构建高速、稳定的新一代光无线接入网络提供了有益的技术参考。

参考文献:

- [1] Huang Y, He C, Ling Y, et al. Radiofrequency signal processing with a memristive system-on-a-chip[J]. *Nature Electronics*, 2025, 8(7): 587-596.
- [2] Deepa R, Karthick R, Senthilkumar R. Performance analysis of multiple-input multiple-output orthogonal frequency division multiplexing system using arithmetic optimization algorithm[J]. *Computer Standards & Interfaces*, 2025, 92: 103934.
- [3] Chen B, Liang Z, Lei Y, et al. On shaping gain of multidimensional constellation in linear and nonlinear optical fiber channel[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2025.
- [4] Mao T, Jiang R, Bai R. Optical dual-mode index modulation aided OFDM for visible light communications[J]. *Optics Communications*, 2017, 391: 37-41.
- [5] Ren J, Liu H, Liu B, et al. Dimension-level constellation disassembly and transmission method based on high-dimensional constellation selective mapping[J]. *Optics Letters*, 2025, 50(22): 6963-6966.
- [6] Osmanca M S. A Novel Scheme for Single-Carrier VLC With Multidimensional Constellations[J]. *IEEE Wireless Communications Letters*, 2026.
- [7] Khorram E, Dong X. Performance comparison of OFDM and DFT-s-OFDM in the THz-band communications channels[C]//2023 IEEE 34th Annual International Symposium on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications (PIMRC). IEEE, 2023: 1-7.
- [8] Böcherer G, Steiner F, Schulte P. Bandwidth efficient and rate-matched low-density parity-check coded modulation[J]. *IEEE Transactions on communications*, 2015, 63(12): 4651-4665.
- [9] 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.
- [10] Kuang J, Guan X, Li B, et al. Optimal Decision-Making for Constellation Reconfiguration based on a Multi-Stage Integrated Optimization Framework[J]. *Guidance, Navigation and Control*, 2026.
- [11] Zia M U, Xiang W, Huang T, et al. Deep Learning-Enabled CSI Estimation and Detection in Modern Multi-Antenna Systems[J]. *IEEE Open Journal of the Communications Society*, 2026.
- [12] Chowdhury M Z, Joha M I, Rahman M M, et al. Machine learning and deep learning in VLC systems: A comprehensive survey[J]. *IEEE Open Journal of the Communications Society*, 2025.
- [13] Jiang R, Jia T, Ding X, et al. LUT-based end-to-end optical communication system for constellation shaping[J]. *Optics Express*, 2025, 33(12): 24576-24587.
- [14] Du K L, Swamy M N S. Orthogonal Frequency Division Multiplexing and Multicarrier Modulation[M]//*Wireless Communication Systems: From Fundamentals to 6G*. Cham: Springer Nature Switzerland, 2026: 561-615.
- [15] Hussin S, Shalaby E M. Performance analysis of DFT-S-OFDM waveform for Li-Fi systems[J]. *Opto-Electronics Review*, 2021: 167-174.
- [16] Turan B, Coleri S. Machine learning based channel modeling for vehicular visible light communication[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2021, 70(10): 9659-9672.
- [17] Wu X, Huang Z, Ji Y. Deep neural network method for channel estimation in visible light communication[J]. *Optics communications*, 2020, 462: 125272.
- [18] Yun ZHANG, Jing ZHOU, Jingwei HUANG, et al. Channel estimation for OFDM system based on deep learning[J]. *Journal on Communications*, 2023, 44(12): 124-133.
- [19] YU Shujuan, WEI Yuyao, CAI Lianglong, et al. THz UM-MIMO system channel estimation algorithm based on deep residual block fixed-point network[J]. *Journal on Communications*, 2025, 46(05): 77-90.
- [20] Wang K, Ma G, Yang J, et al. Optimized Clipping Thresholds for Tandem Spreading Multiple Access in 6G IoT Under Impulsive Noise[J]. *IEEE Communications Letters*, 2026, 30: 882-886.
- [21] Askari M T, Lampe L. Probabilistic shaping for nonlinearity tolerance [J]. *Journal of Lightwave Technology*, 2024, 43(4): 1565-1580.
- [22] Kaneda N, Zhang R, Lefevre Y, et al. Experimental demonstration of flexible information rate PON beyond 100 Gb/s with probabilistic and geometric shaping[J]. *Journal of Optical Communications and Networking*, 2021, 14(1): A23-A30.
- [23] 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.
- [24] Loureiro P A, Silva V N H, Medeiros M C R, et al. Entropy loading for

capacity maximization of RGB-based visible light communications[J].
Optics Express, 2022, 30(20): 36025-36037.



张峰 (1979-), 男, 西安工业大学教授, 主要研究方向为无线光通信技术与现代信号处理。



张轶卓 (2002-), 男, 西安工业大学硕士研究生, 主要研究方向为无线光通信技术, 星座调制技术。



刘叶楠 (1987-), 男, 西安工业大学讲师, 主要研究方向为模式识别、目标跟踪与定位。



赵黎 (1981-), 女, 博士, 西安工业大学教授, 主要研究方向为无线光通信关键技术。