



基于 SLM-PTS 算法融合的 NC-OFDM 峰均比优化

周杰^{1,2}, Esono Mikue Bernardo Esono¹, 王学英¹, 周惠婷¹, 罗宏²

(1. 南京信息工程大学电子与信息工程学院, 江苏 南京 210044;

2. 南京信息工程大学图书馆, 江苏 南京 210044)

摘要: 基于非连续正交频分复用 (non-continuous orthogonal frequency division multiplexing, NC-OFDM) 模型, 提出和研究了选择映射 (selected mapping, SLM) 算法和部分传输序列 (partial transmit sequence, PTS) 算法, 及其 SLM-PTS 融合优化技术, 设计了融合模型和改进流程。仿真结果与其他文献方法进行了对比, 验证了 SLM-PTS 的融合具有优秀的峰值平均功率比 (peak to average power ratio, PAPR) 降低能力, 但缺点是算法实现复杂度过高。因此, 又进一步提出了互补型映射和限幅的联合算法 (SLM-Clipping) 融合解决方案, 并利用深度学习方法建立 PAPRnet 模型。仿真结果验证了此算法对 NC-OFDM 系统具有 PAPR 良好的抑制效果, 而且能够提高仿真运算效率。

关键词: NC-OFDM; 选择映射算法; 部分传输序列算法; 融合算法; 深度学习算法

中图分类号: TP319

文献标志码: A

doi: 10.11959/j.issn.1000-0801.2022155

PAPR optimization based on SLM and PTS algorithms in NC-OFDM systems

ZHOU Jie^{1,2}, Esono Mikue Bernardo Esono¹, WANG Xueying¹, ZHOU Huiting¹, LUO Hong²

1. School of Electronic and Information, Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing 210044, China

2. Library, Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing 210044, China

Abstract: Based on the non-continuous orthogonal frequency division multiplexing (NC-OFDM) model, a fusion optimization technology based on selected mapping (SLM) algorithm and partial transmit sequence (PTS) algorithm was proposed, and a system model of fusion technology was designed. Through simulation comparison with other literature methods, it was verified that the SLM-PTS fusion technology had excellent peak to average power ratio (PAPR) reduction ability, but the algorithm implementation complexity was too high. Therefore, a complementary SLM-Clipping fusion solution was proposed, and the deep learning method PAPRnet model was constructed. The simulation results verified that prove the effectiveness of the method, the algorithm has an excellent PAPR suppressed effect on the NC-OFDM system, and greatly improves the computational efficiency.

Key words: NC-OFDM, SLM algorithm, PTS algorithm, fusion algorithm, deep learning algorithm

收稿日期: 2021-11-01; 修回日期: 2022-07-06

通信作者: 周杰, zhoujie@nuist.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No.61971167, No.62101275, No.62101274); 江苏省信息与通信工程优势学科建设项目

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (No.61971167, No.62101275, No.62101274), The Priority Academic Program Development of Information and Communication Engineering of Jiangsu



0 引言

在过去和未来 6G 移动通信系统中,正交频分复用(orthogonal frequency division multiplexing, OFDM)调制技术都是最有效的技术之一,被广泛应用于各种通信系统,它的各种改进方法和变种,如非连续正交频分复用(non-continuous OFDM, NC-OFDM)等,已被大多数无线和有线通信标准采用。但是 OFDM 也有许多缺点,如对同步精度要求高,还需要保证在多径传播中其正交性不受影响。另外,由于所有副载波信号的叠加峰值功率比较大,也会产生较高的旁瓣频谱。为了能够让信号更稳定、快速地传输,需要研究如何有效降低 OFDM 系统的峰值平均功率比(peak to average power ratio, PAPR, 简称“峰均比”)性能,并开发相关优化算法。

随着数字信号处理技术的发展,OFDM 及其衍生技术可以高效对抗符号间干扰(inter symbol interference, ISI),增强数据的高速传输,已经引起了很多领域的关注^[1]。这些技术至今已经成功地应用于非对称数字用户线(asymmetric digital subscriber line, ADSL)、无线本地环路(wireless local loop, WLL)、数字音频广播(digital audio broadcasting, DAB)、高清晰度电视(high definition television, HDTV)、无线局域网(wireless local area network, WLAN)、甚小天线地球站(very small aperture terminal, VSAT)等。文献[2]提出了时域 NC-OFDM,该算法将传统 OFDM 频域处理转换到时域实现,能减少发射端编码传输等的复杂度。其接收端与传统 OFDM 接收系统一样,具有较高复杂度。研究所知,NC-OFDM 技术具有较强抗信号衰落性及频谱利用率高等优点,但是在数据信道传输中会产生较高的旁瓣,PAPR 也较高。因此,目前相关文献也提出了许多不同的解决方法,如选择映射(selected mapping, SLM)算法^[3-5]和部分传输序列(partial transmit sequence, PTS)算

法^[6-7]等。PTS 算法和 SLM 算法是系统在快速傅里叶逆变换(inverse fast Fourier transform, IFFT)前用 SLM 算法降低 PAPR,得到的信号再进行 IFFT 后利用 PTS 算法对信号进行优化,为了获得最佳相位加权因子,PTS 算法要求对允许的相位因子的所有组合进行穷举搜索,并且搜索复杂度随着子块数量的增加呈现幂级增加,使计算量较大,所以有必要采取有效方法解决问题。研究人员提出了另一种将 PTS 算法和限幅法(Clipping)相结合的方法^[1],其能明显地降低 NC-OFDM 的 PAPR,但是会带来额外的带外辐射,导致系统信噪比(signal-to-noise ratio, SNR)劣化。针对这些问题,本文研究了 NC-OFDM 模型,提出了基于 SLM 算法和 PTS 算法的融合优化技术,设计了融合模型。结果与其他方法进行对比,验证了 SLM-PTS 融合技术能够降低 PAPR。在此之前,也有非常多的研究人员基于 SLM 算法和 PTS 算法融合优化技术的模型展开研究,如文献[8-10],同样证明了 SLM-PTS 融合技术的有效性。但 SLM-PTS 算法实现复杂度过高,本文进一步提出了互补型映射和限幅的联合算法(SLM-Clipping)融合方案,并利用深度学习方法提出和建立 PAPRnet 模型。通过反向传播和梯度下降让降噪自编码器学习 NC-OFDM 中的每个子载波符号的星座映射和解映射,不断寻找 PAPR 最低的映射,并保证了解映射能重构出原始信号。结果验证了算法对 NC-OFDM 系统对 PAPR 具有优秀的抑制效果,证明此算法具有较好的有效性。

1 NC-OFDM 系统模型

NC-OFDM 是一种用于旁瓣抑制的预编码方法,它首先根据输入的数据和调制方案要求选择频谱实现 OFDM,调制方式通常为正交相移键控(quadrature phase shift keying, QPSK)或正交幅度调制(quadrature amplitude modulation, QAM)。NC-OFDM 系统模型和经典 OFDM 的系统模型大

致相同, 只有有无无效子载波置零的差别。NC-OFDM 系统原理如图 1 所示, 针对无效子载波反馈信息, 它采用一种符号填充手法, 仅在保护间隔中插入 n 个连续校正符号, 并与有用的、需要传输的 OFDM 符号实现无缝拼接, 从而达到抑制旁瓣大小的功能。在算法实现过程中, 发射数据中包含原始 OFDM 符号, 即采用 IFFT 创建的符号。保护间隔完整包含连接前和连接后的传输符号。在经信号采样后, 发射信号可用式 (1) ~ 式 (3) 表示^[2]。

$$s(t) = \sum_{i=0}^{\infty} s_i(t - i(T_s + T_g)) \quad (1)$$

$$s_i(t) = \begin{cases} \bar{u}_i(t), & -T_s \leq t < 0 \\ u_i(t), & 0 \leq t \leq T_s \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (2)$$

$$\bar{u}_i(t) = \sum_{k \in \kappa} \bar{d}_{i,k} e^{j2\pi \frac{k}{T_s} t}, u_i(t) = \sum_{k \in \kappa} d_{i,k} e^{j2\pi \frac{k}{T_s} t} \quad (3)$$

其中, $s_i(t)$ 为第 i 个 OFDM 符号, $\bar{d}_i = [\bar{d}_{i,k_0}, \dots, \bar{d}_{i,k_{K-1}}]^T$ 是预编码数据符号 $d_i = [d_{i,k_0}, \dots, d_{i,k_{K-1}}]^T$ 。 $d_{i,k} \in C$, C 为其算法编码星座复数符号。 $\kappa = \{k_0, \dots, k_{K-1}\}$ 为数据子载波, K 为子载波数, T_s 和 T_g 分别为符号持续和保护间隔时间。假设时不变信道中, 理想信道估计下, 信

道输出端复用符号可表示为:

$$r_i = Hs_i + n_i \quad (4)$$

其中, n_i 是复数值, 且为零均值高斯噪声向量。

另外信道矩阵 H 为:

$$H = \begin{bmatrix} h_L & \cdots & h_1 & h_0 & 0 & \cdots & \cdots & \cdots & 0 \\ 0 & h_L & \cdots & h_1 & h_0 & 0 & \cdots & \cdots & 0 \\ \vdots & & & & & & & & \vdots \\ 0 & \cdots & \cdots & \cdots & 0 & h_L & \cdots & h_1 & h_0 \end{bmatrix} \quad (5)$$

其中, $\{h_0, h_1, \dots, h_L\}$ 表示信道特性, L 表示延迟扩展 $L = T_g N / T_s$ 。假设 s_i 是第 i 个发送符号, 其可表示为:

$$s_i = T_1 u_i + T_2 \bar{u}_i \quad (6)$$

其中, $\bar{u}_i = D^{-1} \bar{d}_i$, $u_i = D^{-1} d_i$, D^{-1} 是 $N \times L$ 的离散傅立叶逆变换矩阵, 如式 (7) 所示。

$$[D^{-1}]_{nm} = \frac{1}{N} e^{j2\pi n k_m / N}, k_m \in \kappa \quad (7)$$

$$\text{且 } T_1 = \begin{bmatrix} \mathbf{O}_{L \times N} \\ \mathbf{I}_N \end{bmatrix}, T_2 = \begin{bmatrix} \mathbf{O}_{L \times (N-L)} \mathbf{I}_L \\ \mathbf{O}_{N \times N} \end{bmatrix}。 \text{可由式 (4)}$$

和式 (6) 获得:

$$r_i = H_1 u_i + H_2 \bar{u}_i + n_i \quad (8)$$

其中, $H_1 = HT_1$ 和 $H_2 = HT_2$ 分别是一个 $N \times N$ 的下三角 Toeplitz 矩阵, 具体分别为:

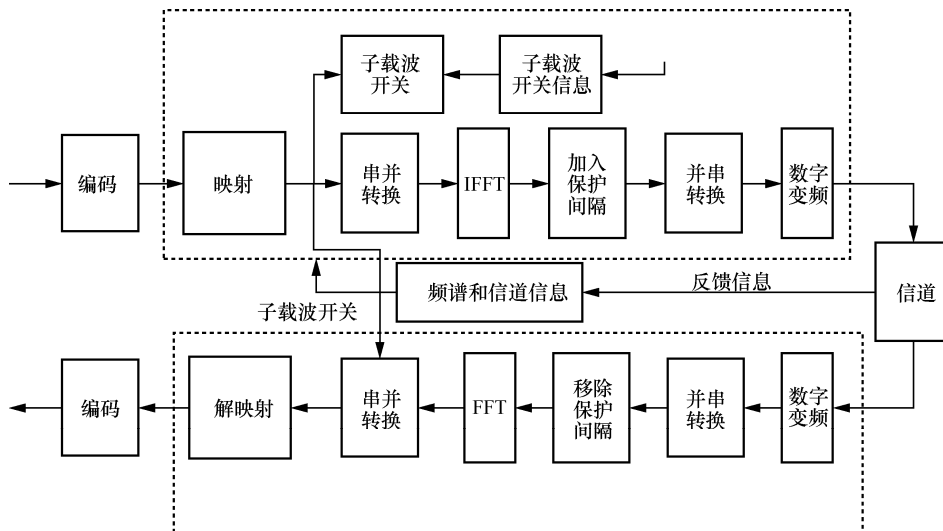


图 1 NC-OFDM 系统原理



$$\mathbf{H}_1 = \begin{bmatrix} h_0 & 0 & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & 0 \\ h_1 & h_0 & 0 & \cdots & \cdots & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & \cdots & 0 & h_L & \cdots & h_1 & h_0 \end{bmatrix},$$

$$\mathbf{H}_2 = \begin{bmatrix} 0 & \cdots & 0 & h_L & \cdots & h_2 & h_1 \\ 0 & \cdots & \cdots & 0 & h_L & \cdots & h_2 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & 0 \end{bmatrix} \quad (9)$$

接收机快速傅立叶变换解调后的第 i 个接收符号 ($i > 0$) 是:

$$\tilde{\mathbf{r}}_i = \mathbf{D}\mathbf{r}_i = \mathbf{A}_1\mathbf{d}_i + \mathbf{A}_2\bar{\mathbf{d}}_i + \tilde{\mathbf{n}}_i \quad (10)$$

其中, $\mathbf{D}$ 是 $K \times N$ 维的离散傅立叶变换矩阵, 可表示为:

$$[\mathbf{D}]_{mn} = e^{-j2\pi k_m n/N}, k_m \in \mathcal{K} \quad (11)$$

以及 $\mathbf{A}_1 = \mathbf{D}\mathbf{H}_1\mathbf{D}^{-1}$, $\mathbf{A}_2 = \mathbf{D}\mathbf{H}_2\mathbf{D}^{-1}$ 和 $\tilde{\mathbf{n}}_i = \mathbf{D}\mathbf{n}_i$, 根据预编码原理则有: $\bar{\mathbf{d}}_i = \mathbf{d}_i + \mathbf{w}_i$, $\mathbf{w}_i = -\mathbf{P}\mathbf{d}_i + \mathbf{P}\Phi^H\mathbf{d}_{i-1}$, 其中 $\mathbf{P} = \begin{bmatrix} \mathbf{A}\Phi \\ \mathbf{A} \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} \mathbf{A} \\ \mathbf{O}_{(N_c+1) \times K} \end{bmatrix}$, 在式 (10) 中的第 i 个被解调符号可转换为:

$$\tilde{\mathbf{r}}_i = (\mathbf{A}_0 - \mathbf{A}_2\mathbf{P})\mathbf{d}_i + \mathbf{A}_2\mathbf{P}\Phi^H\mathbf{d}_{i-1} + \tilde{\mathbf{n}}_i \quad (12)$$

其中, $\mathbf{A}_0 = \mathbf{A}_1 + \mathbf{A}_2$ 为对角矩阵。其计算可采用强迫归零平滑算法。因此由式 (12) 可得接收到的符号 $\hat{\mathbf{d}}_i = [\hat{d}_{i,k_0}, \dots, \hat{d}_{i,k_{K-1}}]^T$ 的计算式为:

$$\hat{d}_{i,k} = \arg \min_{d \in \mathcal{C}} \left\{ |\hat{d}_{i,k} - d|^2 \right\} \quad (13)$$

$$\tilde{\mathbf{d}}_i = (\mathbf{A}_0 - \mathbf{A}_2\mathbf{P})^{-1} (\tilde{\mathbf{r}}_i - \mathbf{A}_2\mathbf{P}\Phi^H\hat{\mathbf{d}}_{i-1})$$

2 PTS-SLM 和 SLM-Clipping 算法融合

2.1 NC-OFDM 系统 PTS-SLM 算法融合

PTS-SLM 融合算法原理示意图如图 2 所示, PTS-SLM 融合算法是先用 SLM 算法对 QAM 信号乘以 U 组相位因子序列, 进行 IFFT 得到 U 组 OFDM 信号, 再选择 PAPR 最小的一组进行发送。之后使用 PTS 算法将 SLM 算法处理过的信号分割成一组子块, 并将相位旋转的子块相加, 以创建一组候选信号, 从中选择具有最小 PAPR 的信号传输。例如, 文献[8]采用 LC-SLM-PTS 方法, 频域内的

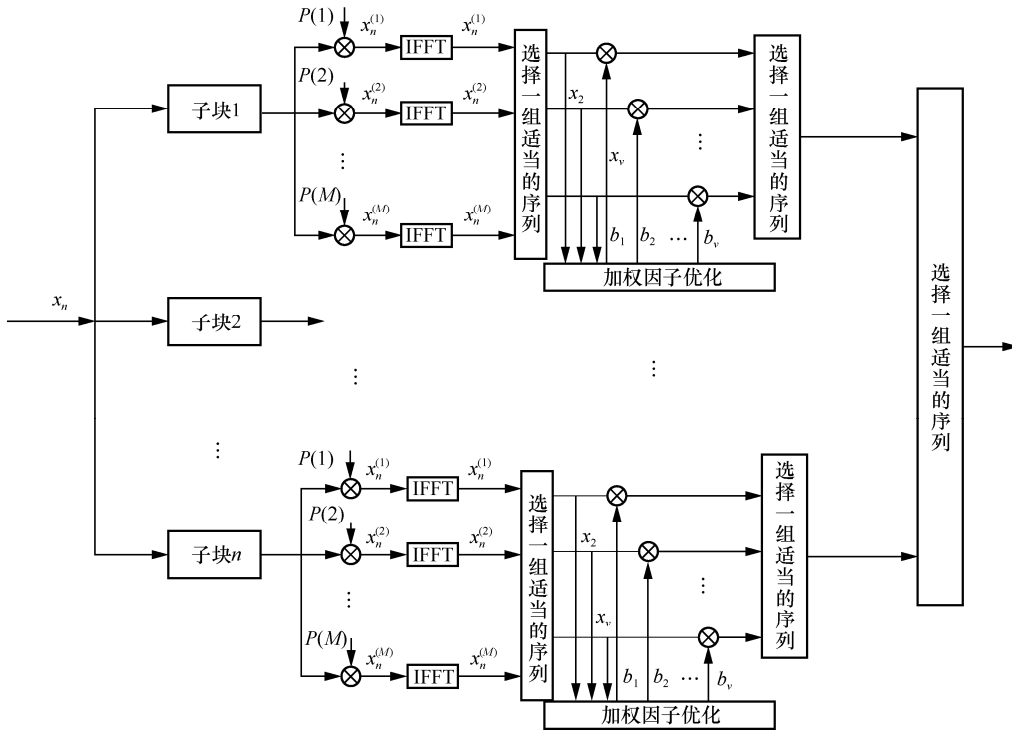


图 2 PTS-SLM 融合算法原理示意图

调制数据序列 X 被划分为两个不相交的子块, 然后在每个子块的中间放置 $(L-1)N/2$ 个 0。通过执行这些子块的 IFFT 操作, 可以生成这些子块的时域样本。对具有一个完美序列的分割块及其循环移位进行循环卷积运算, 然后分别组合子块, 生成候选信号。本文将 X 划分为 n 个子块, 对串、并联后的信号进行分组, 每组乘以不同的相位因子, 最后选择最低的 PAPR 作为传输信号。

NC-OFDM 系统通过检测将主用户对应的子载波设置为 0, 使它们变为无用的副载波。调制数据被分配到对应的子载波上认知用户, 形成

$$\bar{P}_{R \rightarrow L} = \frac{1}{\sqrt{A}} \int_a^b \left[\sum_{n=0}^{a-1} a_n \frac{\sin(\pi(x-x_n))}{\pi(x-x_n)} \right]^2 + \left[\sum_{n=b+1}^{N-1} a_n \frac{\sin(\pi(x-x_n))}{\pi(x-x_n)} \right]^2 \mathrm{d}f \quad (15)$$

其中, A 为频谱带宽。

通常假设 OFDM 的子载波数量为 N , 发送的基带频域数据可以表示为 $X = \{X_k, k=0, \dots, N-1\}$, 经 IFFT 计算后可得到离散信号 $x_n = \text{IFFT}\{X_n\}$, ($n=0, 1, \dots, N-1$)。对于 OFDM 系统中的 PAPR, 如图 1 中将串、并联后的信号进行分组, 每组乘以不同的相位因子, 最后选择最低的 PAPR 作为传输信号。PAPR 单位为 dB, 可用式 (16) 计算。

$$\text{PAPR} = \frac{P_{\text{peak}}}{P_{\text{average}}} = 10 \lg \frac{\max\{|x(n)|^2\}}{E\{|x(n)|^2\}} \quad (16)$$

通常使用互补累积分布函数 (complementary cumulative distribution function, CCDF) 统计 NC-OFDM 系统的 PAPR, 因此 CCDF 定义为:

$$P(\text{PAPR} > \lambda) = 1 - (1 - e^{-\lambda})^{a^N} \quad (17)$$

通常在采样因子足够大时, 可以捕获到足够多的峰值点, 因此本文取参数 $N=4$ 、 $a=2.8$ 。过去研究表明, 在 NC-OFDM 系统中出现 PAPR 高值的概率非常小, 一般为千分之几。在 SLM 算法中, 使用的是对一个符号乘以 N 组相位后得到 U 个 NC-OFDM 符号, 再从所有符号中集中选择具有最小 PAPR 值的一组符号进行发送, 这样就

NC-OFDM 系统的发射机。假设有 NC-OFDM 系统认知用户的子载波数量为 N , 然后进行 IFFT 后的基带信号 $x = [x_0, x_1, \dots, x_{N-1}]$ 可以表示为:

$$x(n) = \frac{1}{\sqrt{N}} \sum_{k=L_0}^{N-1} X_k e^{j2\pi kn/N}, 0 \leq n \leq N-1 \quad (14)$$

其中, $1/\sqrt{N}$ 表示功率归一化因子, X_k 表示分配给子载波 k 的调制信号, 当 k 是副载波时, $X_k = 0$ 。假设 NC-OFDM 系统使用的子载波总数为 N , 则将平均相对干扰功率定义为 PU 对应的子载波范围为 $[a, b]$ 。平均相对干扰功率与滤波器的波形密切相关, 将平均相对干扰功率定义为:

自然地利用概率统计法将具有 PAPR 高值的符号滤出。具体操作中均采用线性处理算法, 不会产生信号失真和能量损失。假设长度为 N 的随机相位序列矢量有 M 个, 其概率可以表示为:

$$P^{(\mu)} = (p_0^{(\mu)}, p_1^{(\mu)}, \dots, p_{N-1}^{(\mu)}) \quad (18)$$

其中, $\mu=1, 2, \dots, M$, $p_i^{(\mu)} = \exp(j\phi_i^{(\mu)})$, 且 $\phi_i^{(\mu)}$ 参数均匀分布在 $[0, 2\pi]$ 。分别将 M 个相位序列符号与 IFFT 运算输入序列 X 符号逐个点乘, 可以得到 M 个不同的数字信号序列 $X^{(\mu)}$, ($\mu=0, 1, \dots, M-1$), $X^{(\mu)}$ 表达式为:

$$X^{(\mu)} = (X_0^{(\mu)}, X_1^{(\mu)}, \dots, X_{N-1}^{(\mu)}) = X \cdot P^{(\mu)} = (X_0 \cdot p_0^{(\mu)}, X_1 \cdot p_1^{(\mu)}, \dots, X_{N-1} \cdot p_{N-1}^{(\mu)}) \quad (19)$$

其中, “ $\cdot$ ” 代表点乘。 $X^{(\mu)}$ 经过 IFFT 运算, 可以获得 M 个各不相同的输入数字信号 $x^{(\mu)} = (x_0^{(\mu)}, x_1^{(\mu)}, \dots, x_{N-1}^{(\mu)})$, 再选取 PAPR 最小的一组作为信号传输, 并利用 PTS 算法对数据进行分组, 优化相位因子降低 PAPR。在 PTS 算法中, 输入数据块被分割成互不连接的子块, 每个子块乘以优化算法得到权重因子。数据 $X_n (n=1, 2, \dots, N)$ 被定义为一个矢量 $X = [X_1 X_2 \dots X_N]^T$, 其中 N 表示 OFDM 帧中子载波的数量。 X 被划分为 M 个子块, 向量



$X_l (l=1, 2, \dots)$ 可以表示为:

$$X = \sum_{l=1}^M X_l \quad (20)$$

假设子块由一组相邻的子载波组成, 大小相等。PTS 算法的目的是形成 M 个子块的加权组合, 可得:

$$\bar{X} = \sum_{l=1}^M b_l \cdot X_l, b_l = e^{j\phi} \quad (21)$$

其中, $b_l (l=1, 2, \dots, M)$, $\phi_l = 0, \dots, \pi$ 。在变换到时域后, 新的时域矢量为:

$$x = \text{IFFT} \left\{ \sum_{l=1}^M b_l \cdot X_l \right\} = \sum_{l=1}^M b_l \cdot \text{IFFT} \{X_l\} = |x| e^{j\theta} \quad (22)$$

对所有 2^{M-1} 可能组合综合模拟, 可以得到最小化 PAPR 的最优加权因子 $b_l^{[11]}$ 。传统的 PTS 算法需要对所有允许相位因子的组合进行穷举搜索, 因此最优方法的计算量很大。在此研究的是一种次优的 PTS 算法, 即找出次优的加权因子。PTS 算法计算复杂度降低到 $[M + (M-1) + \dots + 1]$, 此次优的 PTS 算法与 SLM 算法相结合称为 SLM-PTS 算法。

2.2 NC-OFDM 系统 SLM-Clipping 模型与算法

SLM-Clipping 融合算法原理如图 3 所示, 限幅法 (Clipping) 通过设定限幅门限能有效地将输入信号的峰值限制在阈值内, 避免出现较大的 PAPR, 但引入矩形窗会对信号的频谱产生影响, 引起带外噪声。该方法对信号进行了非线性处理, 破坏正交性, 可能会导致带内严重失真, 并使得误码率下降。因此一般不推荐单独使用。

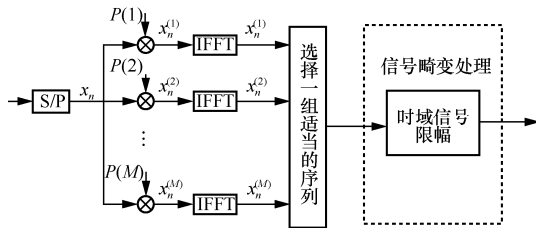


图3 SLM-Clipping 融合算法原理

另外, 由于 SLM 不会使系统的误码率增加, 它仅将相位进行旋转并将子载波重组, IFFT 后的

功率是不变的, 对信号没有影响。随着 M 的增大, 降低 PAPR 的效果越好, 但以额外计算 $M-1$ 路 IFFT 运算为代价。在发送端的相位矢量要和 $\text{lb}M \text{ bit}$ 的冗余信息一起发送, 所以随着 M 的增加冗余信息也会成比例增加, 会增大系统的复杂度。预畸变技术的限幅操作是为了使信号峰值一直保持在功率放大器的线性工作区间, 此操作可以保持 IFFT 运算后的时域信号的相位不变并使高 PAPR 值出现的概率降到最小。上述分析表明两种方法的缺点可以相互弥补。SLM-Clipping 融合算法信道限幅式可为^[12]:

$$\tilde{x}(n) = \begin{cases} x(n), & |x(n)| \leq A \\ A \exp(j\varphi(n)), & |x(n)| > A \end{cases} \quad (23)$$

其中, A 为限幅阈值, $\varphi(n)$ 为信号 $x(n)$ 的相位。新信号由信号与窗函数的频谱相互卷积得到, 缺点是会产生带外辐射从而引起失真。限幅率 (CR) 的表达式为:

$$\text{CR} = 20 \lg \frac{A}{\sigma} \text{ dB} \quad (24)$$

其中, $\sigma = \sqrt{E|x_n|^2}$, 可以推导出限幅阈值 A 的表达式为:

$$A = \sigma \cdot 10^{\frac{\text{CR}}{20}} \quad (25)$$

从式 (25) 可以看出 CR 与 A 成正比, 即 CR 的取值越小, 限幅法抑制 PAPR 的效果就会越好, 但是 CR 太小会造成信号的失真, 经研究, 本文选择 $\text{CR}=2$ 。

3 NC-OFDM PAPRnet 算法与实现

3.1 NC-OFDM PAPRnet 编码器

PAPRnet 方案的编码器系统原理示意图如图 4 所示, 该编码器通常用于对损坏的数据信号进行去噪^[13]。通过训练深度神经网络 (deep neural network, DNN) 学习 OFDM 系统中每个子载波上的星座图映射和符号解映射, 从而使得发送信号序列具有较低的 PAPR。如果一个 NC-OFDM 系

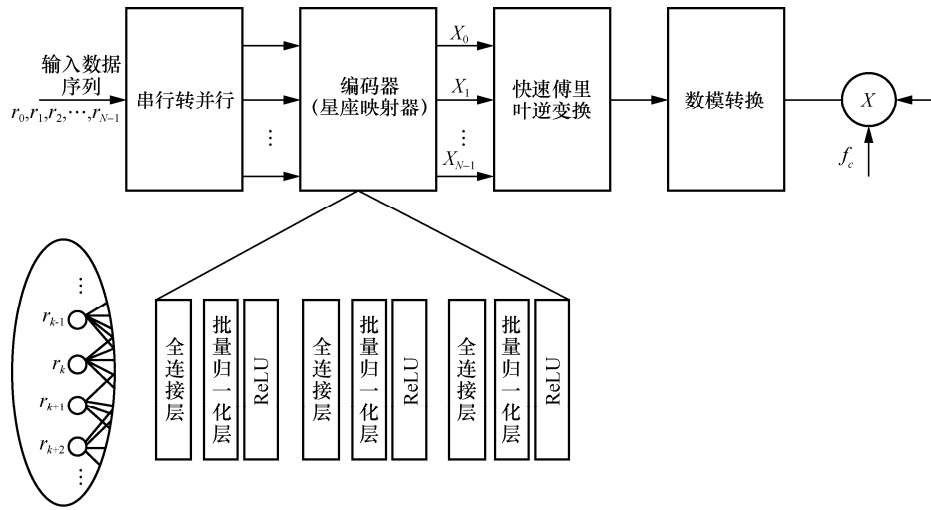


图4 PAPRNet 方案的编码器系统原理示意图

统, 带宽被划分为 N 个正交子载波, 且每个子载波上传输一个编码符号。假设一个独立且同分布的输入数据序列 $\mathbf{r} = r_0, r_1, r_2, \dots, r_{N-1}$, 它表示由 N 位数据 r_k 组成的向量, 其中, K 是符号的索引 ($0 \leq K \leq N-1$), 表示第 K 个子载波上传输的编码信号为 r_k 。输入的数据 $\mathbf{r}$ 经过串并处理输入降噪自编码器前会进行一个预处理操作, 按照虚部和实部重构成长度为 $2N$ 的新序列 $\mathbf{r}' = r'_{\text{Re}_0}, r'_{\text{Im}_0}, r'_{\text{Re}_1}, r'_{\text{Im}_1}, \dots, r'_{\text{Re}_{N-1}}, r'_{\text{Im}_{N-1}}$ 。新序列 $\mathbf{r}'$ 会以 $(2, N)$ 的维度继续在降噪自编码器中传播, 经过编码器处理后得到 $f(\mathbf{r}') = [X_0, X_1, \dots, X_{N-1}]$, 其中 X_K 为编码后第 K 个载波子上的频域信号, $K = 0, 1, \dots, N-1$ 。 $f(\mathbf{r}')$ 再经过逆快速傅里叶变换和数模转换发送进入信道。当解码器接收到信号后, 会对其进行模数转换和快速傅里叶变换, 将信号 $f(\mathbf{r}')$ 输入解码器还原长度为 $2N$ 的输入序列 $\hat{\mathbf{r}}' = g(f(\mathbf{r}'))$, 然后将长度为 $2N$ 的序列按照虚部和实部进行重构得到长度为 N 的序列 $\hat{\mathbf{r}} = \hat{\mathbf{r}}_{\text{Re}_k} + j\hat{\mathbf{r}}_{\text{Im}_k}$ ($k = 0, 1, \dots, N-1$), 最终经过并串转换后得到输出数据序列 $\hat{\mathbf{r}} = \hat{r}_0, \hat{r}_1, \hat{r}_2, \dots, \hat{r}_{N-1}$ 。可取 PAPRnet 算法中的损失函数为:

$$L_1 = \frac{1}{2N} \sum_{i=1}^N (r_i - \hat{r}_i)^2 \quad (26)$$

其中, r_i 是第 i 个载波子上的输入数据, $\hat{r}_i$ 是解码

器的输出数据, N 为序列长度, L_1 为编码器输入数据和解码器输出数据之间的均方误差。在损失函数 L_1 充分减小后, 在总损失函数中引入 PAPR 作为正则化约束, 目的是寻找 PAPR 值最低的星座映射, 进一步提升模型性能。其 PAPR 可表示为:

$$\text{PAPR} = 10 \lg \frac{\max_{0 \leq n \leq N} \{|S_n|^2\}}{E[|S_n|^2]} \quad (27)$$

其中, S_n 为 IFFT 的输出样本, N 为 IFFT 的采样点个数, $E[\cdot]$ 为其值的数学期望。因此, PAPRnet 总损失函数为:

$$\text{Loss} = L_1 + \lambda \text{PAPR} \frac{1}{2} \quad (28)$$

其中, λ 是平衡误码率和 PAPR 性能的常数因子。PAPRnet 模型将以最小化 Loss 作为网络的优化目标, 通过梯度下降和反向传播^[14]不断更新编码器和解码器的权值 θ , 从而使得输入序列 $\mathbf{r}$ 无限接近于输出序列 $\hat{\mathbf{r}}$, 可得 NC-OFDM 系统中每个子载波上的最优星座映射和解映射。

3.2 NC-OFDM PAPRnet 算法实现

本文在实现 PAPRnet 算法时, 采用 Tensorflow 开发仿真工具。“TensorFlow 系统”是基于数据流编程的仿真工具系统。其十分适用于深度学习算法的实现, 集成化的应用模块和可调用的高级应用程序接口 (application programming interface, API)



(如 Keras) 可以非常有效地被利用。算法实现中主要包括数据集制作和网络搭建及训练过程。

3.2.1 数据集制作

随机选取了 7 张彩色图片, 通过 Python 中的科学计算库展开图片的像素点构造成一维数组, 因为原图片是 RGB 3 通道图像, 像素范围是 0~255, 所以需要将其转化成 8 位二进制数。调制方式采用 QAM 调制方式, NC-OFDM 的子载波数目 $N=256$, 星座映射方式为 4QAM, 每个数据点的取值范围为 $(0+j \times 1)$ 、 $(0-j \times 1)$ 、 $(1+j \times 0)$ 、 $(-1+j \times 0)$ 。7 张图片最终构建了维度为 $(60\ 853, 2, 512)$ 的数据集。将 $(60\ 853, 2, 512)$ 的数据集划分为维度 $(57\ 853, 2, 512)$ 的训练集和维度为 $(3\ 000, 2, 512)$ 的测试集, 其中训练集数据用于训练网络, 测试集数据用于验证算法对模型泛化能力的提升效果。

3.2.2 网络搭建及训练

在 PAPRnet 算法中, 编码器和解码器的网络结构以及各自隐藏层的神经元个数选取极为重要。PAPRnet 算法编码器网络结构参数见表 1。

表 1 中 weight 为权重, bias 为偏移, 搭建中激活函数采用 ReLU 激活函数, 其函数在大于 0 的部分梯度为常数, 不会产生梯度消失现象, 而且 ReLU 激活函数在 $x < 0$ 时的导数恒为 0, 这样就造成了网络的稀疏性, 缓解了过拟合问题的发生^[15]。编码器每层之间都加入了批量归一化 (batch

normalization, BN) 层, 然后把归一化处理嵌入隐藏层中。为方便使用, 通常需要标准化输入信号分布。在此把输入信号分布设置成标准正态分布, 从而可提高梯度的收敛程度, 加快模型训练。具体参见式 (29)。

$$\hat{x}^{(k)} = \frac{x^{(k)} - E[x^{(k)}]}{\sqrt{\text{Var}[x^{(k)}]}} \quad (29)$$

其中, $x^{(k)}$ 是上一层第 k 个神经元的输出。Var[.] 为方差算子。如果在每一层都形成相同的分布可能会造成网络表达能力的下降, 为此 BN 层的归一化操作中加入了两个可学习参数 γ 和 $\beta^{[16]}$, 其表达式为:

$$y^{(k)} = r^{(k)} \hat{x}^{(k)} + \beta^{(k)} \quad (30)$$

加入学习参数对变换后的神经元进行反变换, 可减少变换带来的不确定性以及缓解梯度消失问题。与编码器类似, 译码器结构参数中唯一的不同点是最后的激活函数采用 Tanh 激活函数。这是因为 Tanh 函数的输出值范围为 $[-1, 1]$, ReLU 函数输出范围为 $[0, +\infty)$, 这使得解码后的信号具有 0 对称性, 去直流后 PAPR 的性能不会下降。

4 仿真结果与分析

4.1 NC-OFDM 系统算法性能

仿真用 MATLAB 和 Simulink 来建模, 调制方式通常使用 QPSK 或 QAM, 例如, 针对 SLM-PTS 融

表 1 PAPRnet 算法编码器网络结构参数

网络层名称	参数	输出特征大小
输入层	—	(None, 2, 512)
全连接层 1 (Dense1)	$512 \times 1\ 024(\text{weight}) + 1\ 024(\text{bias}) = 525\ 312$	(None, 2, 1 024)
BN1	4 096	(None, 2, 1 024)
激活函数	ReLU	(None, 2, 1 024)
全连接层 (Dense 2)	$1\ 024 \times 1\ 024(\text{weight}) + 1\ 024(\text{bias}) = 1\ 049\ 600$	(None, 2, 1 024)
BN2	4 096	(None, 2, 1 024)
激活函数	ReLU	(None, 2, 1 024)
全连接层 3 (Dense 3)	$512 \times 1\ 024(\text{weight}) + 512(\text{bias}) = 524\ 800$	(None, 2, 512)
BN3	2 048	(None, 2, 512)
激活函数	ReLU	(None, 2, 512)
输出层	—	(None, 2, 512)

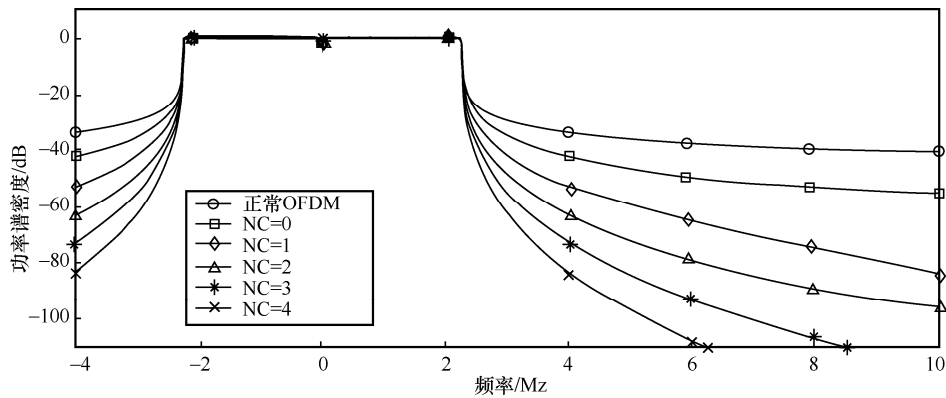


图5 NC-OFDM 功率谱密度

合算法, 文献[9]和文献[10]分别采用了 64QAM、8QAM 调制, 此处采用 QPSK 调制方式。取参数 $T_s=1/15$ ms、 $T_g=9T_s/128$ ms、 $K=300$ 、 $N=512$ 。NC-OFDM 功率谱密度如图 5 所示, 表明在不使用迭代算法的情况下, 获得了大于或等于传统方法 NC-OFDM 的功率谱密度。在 N-Continuous 符号填充的 OFDM 时域算法副瓣较小, 这样可导致误码率性能低。

4.2 PTS-SLM 和 PTS-Clipping CCDF 性能

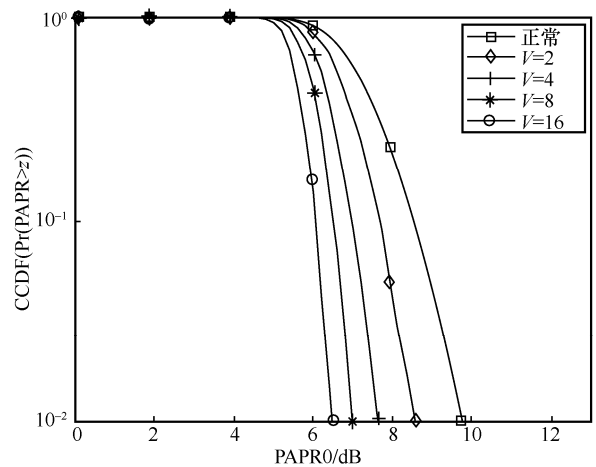
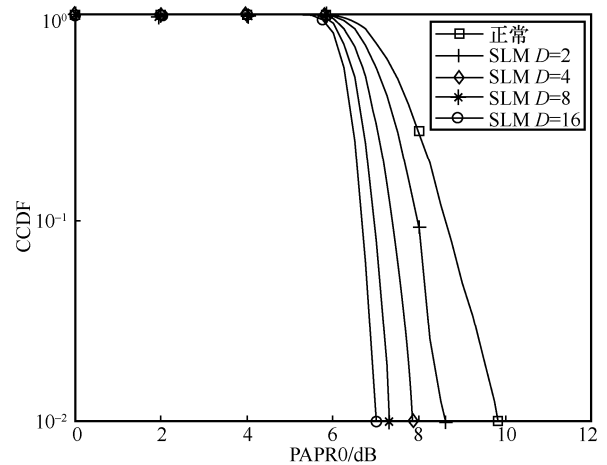
首先对一个包含 256 个子载波的信号进行 QPSK 调制, 并预留了 8 组子载波来产生消峰信号, 对 10 000 个随机 NC-OFDM 符号进行了仿真获得 CCDF 性能。仿真参数见表 2。

表2 仿真参数

参数	值
子载波数量	256
分的块数	2、4、8、16
调制方式	QPSK
性能度量	CCDF
符号数	1 000
采样因子	4

在 PTS 算法分块方式中, IFFT 后功率的平均值是不变的。PTS 算法对每个子块用不同的相位因子加扰, 然后确定某一块数据对应的最佳相位序列。NC-OFDM 的 PTS 和 SLM 算法的 CCDF 曲线如图 6 所示。NC-OFDM 的 PTS 仿真如图 6 (a) 所示, 如需要系统 PAPR 性能好,

必须取分组数 V 值较大。但随着分组数不断增加, 运算复杂度会显著增加。由此可知 NC-OFDM 系统 PAPR 的优化是以增加 IFFT 运算路数和运算为代价的。

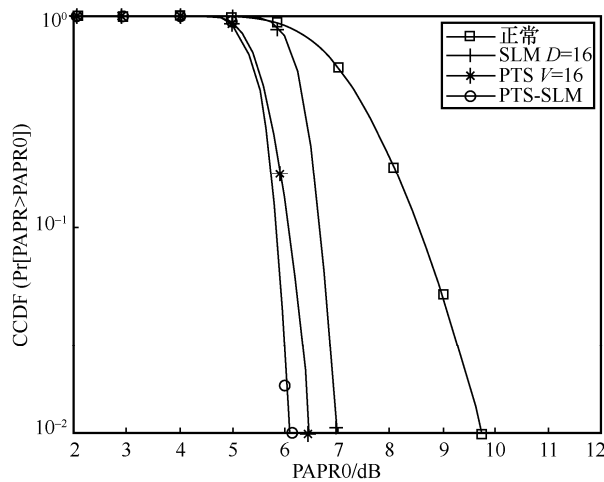
(a) NC-OFDM的PTS仿真 (此处 z 为PAPR, Pr 为概率)

(b) NC-OFDM的SLM仿真

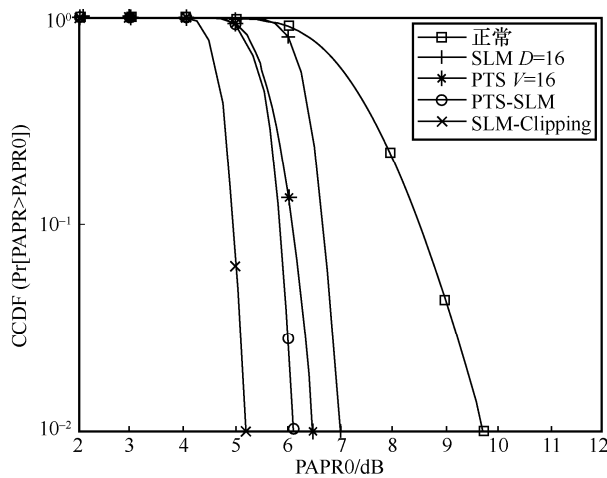
图6 NC-OFDM PTS 和 SLM 算法的 CCDF 曲线



NC-OFDM 的 SLM 仿真如图 6 (b) 所示, D 值越大, NC-OFDM 系统性能越优。但随着 D 值增大, SLM-Clipping 融合算法运算复杂度明显上升。因此可以看出 SLM 算法减小系统 PAPR 峰值概率是以额外多计算 $D-1$ 路 IFFT 运算为代价的。PTS-SLM 和 SLM-Clipping 融合算法 CCDF 曲线如图 7 所示。NC-OFDM 的 PTS-SLM 仿真如图 7 (a) 所示, 本文用 PTS-SLM 联合算法与 SLM 算法 $D=16$ 和 PTS 算法 $V=16$ 进行了对比, 可以看出联合算法 PTS-SLM 极大地降低了 NC-OFDM 的 PAPR, 但随着分块支路的增加, PTS-SLM 联合算法的复杂度要比 PTS 算法和 SLM 算法的复杂度高。



(a) NC-OFDM的PTS-SLM仿真



(b) NC-OFDM的SLM-Clipping仿真

图7 PTS-SLM 和 SLM-Clipping 融合算法 CCDF 曲线

由图 7 (b) 可以看出, SLM-Clipping 联合算法的 PAPR 抑制效果优于其他算法, 结合式(24)可得, 在 PAPR 等于 7 dB 后 SLM-Clipping 联合算法在 SLM=16 的基础上 CR=2, 甚至超过了 PTS-SLM 算法。

由结果可以看出, SLM 算法和 PTS 算法都可以不同程度地降低 C-OFDM 的 PAPR。首先 SLM 算法是在 IFFT 之前对所有子载波加扰, PTS 算法是在 IFFT 之后对每个子块不同相位因子加扰, 然后再把所有字块叠加, 无论是哪种方式, IFFT 后功率的平均值是不变的, 因此 SIM-PTS 融合算法作为降低 NC-OFDM PAPR 方案, 其效果是较好的, 但是缺点是系统运算复杂度大大提高。在 SLM-Clipping 方案中, SLM 算法把信号相位进行旋转并没有对信号进行预畸变处理, 所以不会影响系统的误码率, 但随 M 的增大系统复杂度明显增大, 而限幅法虽然算法简单复杂度低, 但会很大程度影响系统误码率, 从以上的分析可以看出, 互补的算法结合处理可以达到较好效果, 又可以降低系统的复杂度。

4.3 NC-OFDM PAPRnet 算法性能

本仿真实验环境为 Linux 系统 Ubuntu18.04, GPU 为 NVIDIA 的 RTX2060。仿真实验由大数据集制作、网络搭建及训练和结果绘图及分析 3 个部分组成。为了验证 PAPRnet 方法的有效性, 本文将深度学习方法和 SLM、Clipping 等传统方法作了对比实验, 其中, 信号调制方式为 4QAM, 系统子载波数 $N=512$, 过采样系数 $L=1$; 此外 SLM 算法中随机相位矢量个数 $M=16$, 限幅法中 $CR=2.5$ 。中的结果为上述相同条件下不同算法 PAPR 的 CCDF 曲线对比如图 8 所示, PAPRnet 的 PAPR 被很好地抑制着, 其效果明显优于 SLM、Clipping 和 SLM-Clipping 联合算法。

5 结束语

本文基于经典 NC-OFDM 方案, 提出了

SLM-PTS 融合算法, 本文针对其缺点进一步拓展了 SLM-Clipping 算法, 在降低 PAPR 方面获得了很好的效果。设计、建立了基于深度学习的 PAPRnet 模型, 对降噪自编码器和解码器的细节参数和网络隐藏层做了详细设计和选取。从数据集制作到模型实验分析论证了 PAPRnet 模型对抑制 NC-OFDM 系统的 PAPR 有着显著效果。对比 PTS-SLM、SLM-Clipping 与 PAPRnet 算法, PAPRnet 的 CCDF 结果最佳。目前本文提出的 PAPRnet 所做的工作停留在理论分析阶段, 下一步还需要在数字信号处理 (digital signal processing, DSP) 等硬件设备上论证, 进一步检验 PAPRnet 算法的性能。

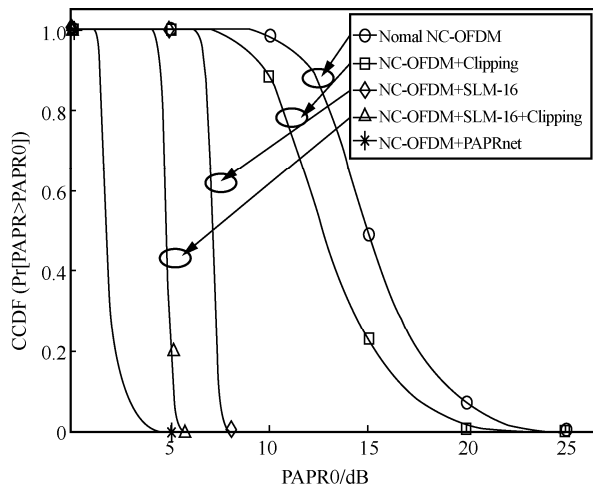


图 8 不同算法 PAPR 的 CCDF 曲线对比

参考文献:

- [1] GUERREIRO J, DINIS R, MONTEZUMA P. On the impact of the clipping techniques on the performance of optical OFDM[C]//Proceedings of 2014 5th International Conference on Optical Communication Systems (OPTICS). Piscataway: IEEE Press, 2014: 1-5.
- [2] VANDEBEEK J, BERGGREN F. N-continuous OFDM[J]. IEEE Communications Letters, 2009, 13(1): 1-3.
- [3] VAIYAMALAI S, MAHESULA S, DHAMODHARAN S K. PAPR reduction in SLM-OFDM system using lehmer sequence without explicit side information[J]. Wireless Personal Communications, 2017, 97(8): 5527-5542.
- [4] WOO J Y, JOO H S, KIM K H, et al. PAPR analysis of class-III

- SLM scheme based on variance of correlation of alternative OFDM signal sequences[J]. IEEE Communications Letters, 2015, 19(6): 989-992.
- [5] WUY T, HE C C, ZHANG Q W, et al. Low-complexity recombined SLM scheme for PAPR reduction in IM/DD optical OFDM systems[J]. Optics Express, 2018, 26(24): 32237-32247.
- [6] JAWHAR Y A, AUDAH L, TAHER M A, et al. A review of partial transmit sequence for PAPR reduction in the OFDM systems[J]. IEEE Access, 2019(7): 18021-18041.
- [7] SRAVANTI T, VASANTHA N. Precoding PTS scheme for PAPR reduction in OFDM[C]//Proceedings of 2017 International Conference on Innovations in Electrical, Electronics, Instrumentation and Media Technology(ICEEIMT). Piscataway: IEEE Press, 2017: 250-254.
- [8] MOHAMMAD A S, ZEKRY A H, NEWAGY F. A combined PTS-SLM scheme for PAPR reduction in multicarrier systems[C]//Proceedings of 2013 IEEE Global High Tech Congress on Electronics. Piscataway: IEEE Press, 2013: 146-150.
- [9] KATAM S, MUTHUCHIDAMBARANATHAN P. Low complexity SLM-PTS method for reduction of PAPR in OFDM systems[C]//Proceedings of 2014 3rd International Conference on Eco-friendly Computing and Communication Systems. Piscataway: IEEE Press, 2014: 233-237.
- [10] LI C X, SHAO Y F, WANG Z F, et al. Proposal and application of hybrid SLM-PTS method in 8QAM-OFDM optical access system for reducing PAPR influence[C]//Proceedings of 2017 2nd International Conference on Image, Vision and Computing (ICIVC). Piscataway: IEEE Press, 2017: 918-922.
- [11] CHAUHAN R, SOOD N, SAINI I. Galactic swarm optimization-PTS strategy to minimize PAPR in WP-OFDM system[C]//Proceedings of 2019 International Conference on Intelligent Computing and Control Systems(ICCSCS). Piscataway: IEEE Press, 2019: 805-808.
- [12] VANGALA S K, ANURADHA S. Analysis and comparison of clipping techniques for OFDM/OQAM peak-to-average power ratio reduction[C]//Proceedings of 2015 International Conference on Applied and Theoretical Computing and Communication Technology (iCATecT). Piscataway: IEEE Press, 2015: 791-795.
- [13] KIM M, LEE W, CHO D H. A novel PAPR reduction scheme for OFDM system based on deep learning[J]. IEEE Communications Letters, 2018, 22(3): 510-513.
- [14] VINCENT P, LAROCHELLE H, LAJOIE I, et al. Stacked de-noising auto-encoders: learning useful representations in a deep network with a local de-noising criterion[J]. Journal of Machine Learning Research, 2010, 11(12):3371-3408.



- [15] KINGMA D P, BA J. Adam: a method for stochastic optimization[EB]. 2014:arXiv:1412.6980[cs.LG].
- [16] IOFFE S, SZEGEDY C. Batch normalization: accelerating deep network training by reducing internal covariate shift[C]//ICML, 2015(7): 448-456.

[作者简介]



周杰 (1964-), 男, 博士, 南京信息工程大学电子与信息工程学院教授、图书馆馆长, 主要研究方向为无线通信、大规模 MIMO 等。



Esono Mikue Bernardo Esono (1993-), 男, 南京信息工程大学电子与信息工程学院硕士生, 主要研究方向为 OFDM 通信、OpenWrt 路由器、无线 5G 模块/4G 模块/Wi-Fi 模块 STM32 控制板。



王学英 (1995-), 女, 南京信息工程大学电子与信息工程学院硕士生, 主要研究方向为无线通信理论、信道建模。



周惠婷 (1995-), 女, 南京信息工程大学电子与信息工程学院硕士生, 主要研究方向为无线通信理论、OFDM 通信。



罗宏 (1968-), 女, 南京信息工程大学图书馆副研究馆员, 主要研究方向为无线通信理论、信息服务与用户研究。