

面向OFDM-NOMA系统的自适应多模盲均衡方案

杨 龙* 余凯欣 李 进 贾子一

(西安电子科技大学通信工程学院 西安 710000)

摘 要: 面向基于正交频分复用的非正交多址接入(NOMA)系统, 针对下行链路中非规则星座点均衡困难的问题, 该文提出了一种无监督的多模盲均衡方案。该方案联合软决策导向算法, 通过结合NOMA功率分配因子, 构建指数型代价函数, 有效补偿了信道引起的幅度和相位失真。为了最小化代价函数, 提出了一种改进的牛顿算法, 以快速搜索最优权值。仿真结果表明, 相比传统多模均衡算法, 所提出的算法稳态最大失真降低了约10倍。此外, 在GNURadio平台上搭建软件无线电系统, 验证了算法的有效性和可实现性。

关键词: 正交频分复用; 非正交多址接入; 盲均衡; 多模算法; 软决策导向

中图分类号: TN929.5; TN915.08

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2025)08-2509-12

DOI: 10.11999/JEIT250153

CSTR: 32379.14.JEIT250153

1 引言

在无线通信系统中, 多径衰落和有限带宽传播使得接收信号处发生线性失真, 从而引起符号间干扰(Inter-Symbol Interference, ISI), 对系统的有效性和可靠性造成严重影响。为了补偿接收信号中的失真, 信道均衡技术得到了广泛研究, 并在现代通信系统中发挥了重要作用。根据接收机处先验知识的可用性, 信道均衡技术研究大致可分为3类: 基于训练序列的方案、半盲均衡方案和盲均衡方案。基于训练序列的方法通过预设导频信号进行信道估计, 具有收敛速度快、精度高的优势, 但需牺牲频谱资源用于导频传输^[1-3]; 半盲均衡技术^[4]通过结合有限导频信息与接收信号统计特性, 在系统开销与估计精度间取得平衡, 典型代表包括判决反馈结构和子空间投影方法; 盲均衡技术则完全依赖接收信号高阶统计特性实现信道辨识, 避免了导频开销但存在收敛速度慢、计算复杂度高等固有问题, 常见算法有恒模算法(Constant Modulus Algorithm, CMA)及其改进型^[5,6]。

在第4代和第5代移动通信中, 正交频分复用(Orthogonal Frequency Division Multiplexing, OFDM)技术凭借其高频谱效率和抗频率选择性衰

落的优势, 已经成为通信网络的核心基础技术^[7]。在OFDM系统中, 接收端信号经常受到ISI, 严重影响了系统误码率和可靠传输速率。通常在系统中引入循环前缀, 以对抗多径时延扩展, 降低ISI对系统的影响, 因此传统均衡器通常采用单抽头均衡即可实现高效补偿。近年来研究热点集中于动态信道环境下的自适应均衡策略, Alayyan等人^[8]针对正交调幅(Quadrature Amplitude Modulation, QAM)信号, 提出了一种基于保护间隔恢复特性的盲均衡算法, 利用二阶最小二乘拟合方案和CMA恒模算法, 设计双模式切换方案获得了零迫均衡器权重; Atapattu等人^[9]提出了一种用于多用户OFDM通信系统的线性自适应信道均衡, 使用最小均方算法和递归最小二乘算法, 补偿了传播环境中频率选择性引起的信道失真。

然而, 随着用户需求的持续增长和业务场景的不断复杂化, 传统正交多址技术逐渐暴露出瓶颈。为进一步提升频谱利用率和用户接入能力, 3GPP标准^[10,11]中提出了多用户叠加传输(Multi-User Superposition Transmission, MUST)技术, 作为未来通信网络的重要解决方案之一。MUST技术基于功率域非正交多址接入(Non-Orthogonal Multiple Access, NOMA)^[12,13]技术的思想, 与OFDM的多载波特性相结合, 通过在每个子载波上实现多用户信号的叠加传输, 结合时间、频率和功率域的联合资源复用, 显著提升了系统的频谱效率和多用户接入能力。在OFDM-NOMA下行通信系统中, 各用户进行数字调制, 利用功率域NOMA技术叠加传输。由于用户间功率分配级别不同, NOMA叠加信号星座点呈现出非规则的16QAM星座分布。而现有信道均衡算法均针对规则QAM星座信号进行处理, 应用在OFDM-NOMA系统中, 会导致接收端无法

收稿日期: 2025-03-12; 改回日期: 2025-07-25; 网络出版: 2025-07-30

*通信作者: 杨龙 lyang@xidian.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金(62271368, 62371367), 陕西省重点研发计划(2023-ZDLGY-50), 中央高校基本科研业务费(QTZX23066), 陕西省青年科技新星项目(2024ZC-KJXX-080)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (62271368, 62371367), The Key Research and Development Program of Shaanxi (2023-ZDLGY-50), The Fundamental Research Funds for the Central Universities(QTZX23066), The Youth Science and Technology Star Program of Shaanxi (2024ZC-KJXX-080)

自适应功率分配因子, 准确恢复NOMA叠加信号的幅相特性。此外, 在无线通信环境中, 复杂的电磁干扰和动态信道变化对通信系统提出了更高的均衡要求。其中, 脉冲噪声作为一种常见的干扰形式, 其突发性和高强度特性会对信号处理系统造成显著影响, 尤其是对高频信号的污染可能导致信道估计误差并进一步扩散, 严重影响均衡性能。同时, 在高速移动的通信场景中, 快时变信道广泛存在, 信道参数可能在符号周期内快速变化, 使得频域辅助的均衡算法难以准确跟踪信道状态。因此, 针对无线通信中的普遍干扰问题及复杂动态信道环境的挑战, 本文提出了一种基于无监督盲均衡的解决方案, 以提高系统的均衡性能和可靠性, 本文主要贡献如下:

(1) 针对多用户OFDM-NOMA下行链路系统, 构建适用于非规则QAM星座信号的均衡模型。NOMA系统在同一子载波上叠加多个用户信号, 导致接收信号呈现复杂的星座结构, 传统均衡算法难以有效补偿信道失真。本文联合多模算法与软决策导向方案, 设计了一种新的代价函数, 并结合NOMA功率分配因子, 以精确恢复叠加信号的幅度和相位特性, 提高均衡效果。

(2) 提出一种计算复杂度优化的改进牛顿法, 用于最小化代价函数, 搜索最优均衡权值。传统的牛顿法在求解最优均衡参数时计算复杂度较高, 难以适应大规模OFDM-NOMA系统的实时处理需求。本文提出了一种具有二次收敛特性的优化算法, 减少了矩阵求逆计算的开销, 所提出的算法复杂度是传统牛顿法的 $1/\tilde{T}$ 倍, 从而在保证收敛速度的同时降低了计算成本。

(3) 通过多用户OFDM-NOMA系统仿真, 本文算法在各种信道条件下均表现出优越的均衡性能。仿真结果表明, 该算法能够有效减少用户间干扰、抑制噪声影响, 并降低误码率。仿真结果表明, 相

比传统多模均衡算法, 所提出的算法稳态最大失真降低了约10倍, 均衡性能接近非盲均衡方案。

(4) 此外, 本文基于IEEE802.11a标准协议, 在GNURadio平台上开发均衡算法, 并搭建完整的软件无线电系统, 以测试其在真实环境中的运行效果。在下行OFDM-NOMA系统工程中实现了用户信号分离与正确解码, 实验结果表明, 该均衡算法具有可行性与有效性。

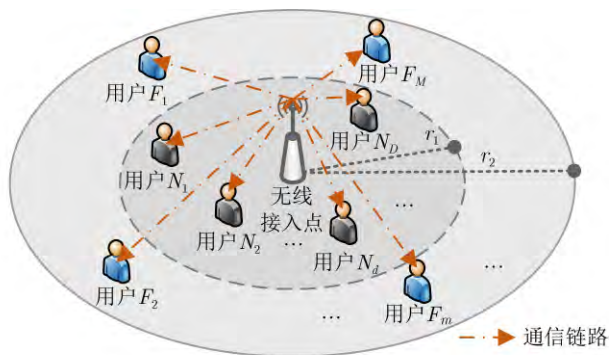
2 系统模型

本文考虑OFDM-NOMA下行通信系统, 如图1(a)所示, 该系统具有一个无线接入点(Access Point, AP)、 D 个近用户(Near User, NU)和 M 个远用户(Far User, FU)。NU分布在以AP为圆心、半径为 r_1 的圆内, FU分布在半径为 r_1 和 r_2 的同心圆环内, 分别用 $\mathcal{S}_N \triangleq \{N_1, N_2, \dots, N_D\}$ 和 $\mathcal{S}_F \triangleq \{F_1, F_2, \dots, F_M\}$ 表示。经过OFDM调制之后的信号占据 K 个子载波, 子载波的集合表示为 $\mathcal{K}_D \triangleq \{\text{SC}_1, \text{SC}_2, \dots, \text{SC}_K\}$ 。如图1(b)所示, 考虑用户公平性和处理复杂度等因素, 每个子载波由一个NU和一个FU共享以进行NOMA传输, 并且每个用户可以占用多个子载波。在子载波 SC_k 上, AP到用户 N_d 和用户 F_m 的信道增益分别表示为 $h_{k,d}^N$ 和 $h_{k,m}^F$ 。由于 N_d 距离AP较近, 其信道增益通常显著高于 F_m 的信道增益, 满足 $|h_{k,d}^N|^2 \gg |h_{k,m}^F|^2$ 。AP为NU分配的功率因子为 α_k , 则FU的功率分配因子表示为 $1 - \alpha_k$, 需满足条件 $0 < \alpha_k < 1$ 和 $\alpha_k < 1 - \alpha_k$ 。

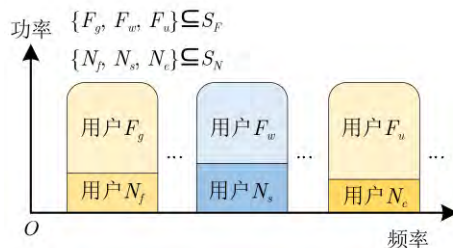
如图2所示为用户 N_d 接收机模型, 射频信号 s_{RF} 通过无线信道传播, 接收信号可表示为

$$x_{\text{RF}}(n) = \sum_{k=1}^K h_{k,d}^N(n) \cdot s_{\text{RF}}(n) + w(n) \quad (1)$$

其中 $w(n) \sim \mathcal{CN}(0, \xi^2)$ 为复高斯白噪声, ξ^2 为噪声方差, $h_{k,d}^N$ 表示AP到用户 N_d 在子载波 SC_k 上的信道

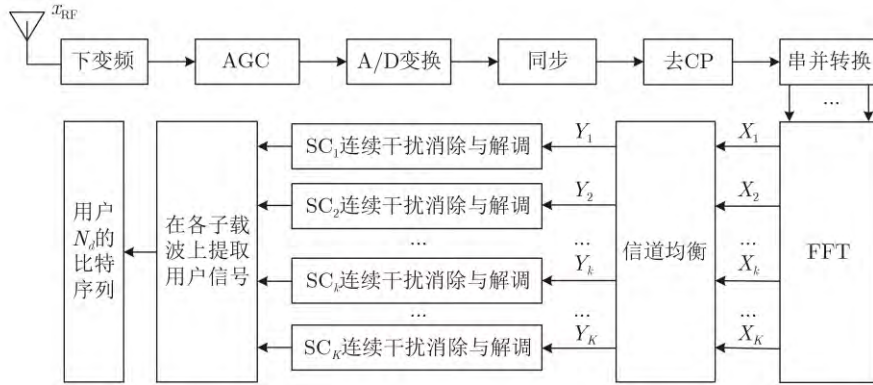


(a) 下行OFDM-NOMA系统场景



(b) 基于功率域的频率资源分配示意图

图1 OFDM-NOMA下行通信系统模型图

图2 OFDM-NOMA下行系统用户 N_d 接收机模型

增益。本文考虑一种具有路径损耗的瑞利衰落信道, $h_{k,d}^N = g_{k,d}^N(L(q))^{-1/\phi}$, 其中 $g_{k,d}^N$ 为瑞利衰落系数, $L(q)$ 为AP与用户 N_d 之间的路径损耗函数, ϕ 为衰减指数。接收机首先进行预处理, 经过下变频和自动增益控制(Automatic Gain Control, AGC)输出的OFDM信号功率为 P_{AGC} , 再经过模数转换(Analog-to-Digital, A/D)对信号进行预处理, 得到离散信号。利用CP的重复性和周期性来定时同步和频偏补偿之后, 去掉CP、串并转换, 再经过 K 点的快速傅里叶变换(Fast Fourier Transform, FFT)之后得到信号 X_k 。经过信道均衡后, 每个子载波上均承载着NOMA信号, 通过对其进行连续干扰消除(Successive Interference Cancellation, SIC)符号检测与解调, 可以依次提取出各载波对应的用户信息。

3 均衡问题建模与算法设计

作为NOMA接收机的重要组成部分, SIC符号检测的核心在于正确地进行符号判决, 逐级消除功率域多址干扰, 最终实现远近用户信号的有效分离。而良好的信道均衡器是SIC正确解码的前提, 星座图越清晰, 误码率越低。因此, 为了补偿信道对接收信号的影响, 针对本文系统建模中的信道均衡算法部分展开研究。利用OFDM系统子载波的正交性, 独立地对每一个子载波进行信道补偿。由于NOMA功率域复用, 远近用户的信号在同一子载波上叠加传输, 接收信号具有较强的非线性混叠特性, 这给信道均衡带来极大困难。简单的最小均方误差(Minimum Mean Square Error, MMSE)代价函数无法有效适应叠加信号的复杂结构, 而多模算法(Multi-Modulus Algorithm, MMA)通过同时考虑幅度和相位信息, 能够在不依赖导频的情况下实现高效的信道均衡与干扰抑制。本节提出了一种基于无监督MMA盲均衡结合软判决导向均衡(Soft Decision Directed Equalization, SDD)算法的方

案, 旨在消除残余ISI、补偿信号衰落和失真, 实现用户信号正确解码。

3.1 构建代价函数

针对子载波 SC_k 上传输的信号, 设计线性信道均衡器的阶数为 L , 均衡器参数向量可表示为 $\mathbf{w}_k = [W_k(0), W_k(1), \dots, W_k(L-1)]^T$, 均衡器的输入信号表示为 $\mathbf{x}_k(n) = [X_k(n), X_k(n-1), \dots, X_k(n-L+1)]^T$, $X_k(n)$ 为 SC_k 待均衡的第 n 个信号, \mathbf{w}_k 和 $\mathbf{x}_k(n)$ 均是长为 L 的列向量, 则均衡器输出的信号表达式为 $Y_k(n) = \mathbf{w}_k^H \mathbf{x}_k(n)$ 。构造误差函数为 $e = e_{Re} + j \cdot e_{Im}$, 具体表示如下

$$\left. \begin{aligned} e_{Re} &= |\operatorname{Re}(Y_k(n))| - R_{u,Re}(\alpha_k), \quad u = 1, 2, \dots, U \\ e_{Im} &= |\operatorname{Im}(Y_k(n))| - R_{v,Im}(\alpha_k), \quad v = 1, 2, \dots, V \end{aligned} \right\} \quad (2)$$

其中 $\operatorname{Re}(\cdot)$ 和 $\operatorname{Im}(\cdot)$ 表示取实部和虚部; 信号的模量是非恒定的, $R_{u,Re}$ 为复信号同相分量期望的模值集合, U 为可能的模值总数; $R_{v,Im}$ 为正交分量期望的模值集合, V 为期望的模值总数。考虑功率分配因子的影响, 以16QAM星座点为例, 在星座点概率均等的情况下, 则有

$$\left. \begin{aligned} R_{u,Re}(\alpha_k) &= \frac{\sqrt{2}}{2} \left(\sqrt{1 - \alpha_k P'_k} + \sqrt{\alpha_k P'_k} \right), \\ &\quad \frac{\sqrt{2}}{2} \left(\sqrt{1 - \alpha_k P'_k} - \sqrt{\alpha_k P'_k} \right) \\ R_{v,Im}(\alpha_k) &= \frac{\sqrt{2}}{2} \left(\sqrt{1 - \alpha_k P'_k} + \sqrt{\alpha_k P'_k} \right), \\ &\quad \frac{\sqrt{2}}{2} \left(\sqrt{1 - \alpha_k P'_k} - \sqrt{\alpha_k P'_k} \right) \end{aligned} \right\} \quad (3)$$

其中 P'_k 为子载波 SC_k 的信号功率, 由于每个子载波功率相等, 则 $P'_k = P_{AGC}/K$; α_k 为近用户的功率分配因子。由于期望幅值为两个用户进行功率分配后的幅值, 指数形式的误差函数能够更好地匹配星座点的幅度特征, 尤其适用于NOMA系统中不同用户功率叠加的场景。

联合MMA与SDD方案, 本节设计代价函数为

$$J(\mathbf{w}_k) = -E[g(Y_k(n))]$$

$$= -E\left[\sum_{u=1}^U \sum_{v=1}^V g_{u,v}(Y_k(n))\right] \quad (4)$$

$$g_{u,v}(Y_k(n)) = \exp\left[-\frac{\left(\left|\operatorname{Re}(Y_k(n))\right| - R_{u,\operatorname{Re}}(\alpha_k)\right)^2 + \left(\left|\operatorname{Im}(Y_k(n))\right| - R_{v,\operatorname{Im}}(\alpha_k)\right)^2}{2\sigma^2}\right] \quad (5)$$

其中 $E[\cdot]$ 表示期望,理论上是对信号的概率分布进行求和得到的,在实际计算中,由于接收端无法获得信号的整体分布,则通过时间平均来近似计算期望; $\exp(\cdot)$ 表示指数函数,指数形式可以放大误差对代价函数产生影响; σ^2 表示方差,用于控制指数加权的敏感程度,较小的方差 σ^2 会使代价函数对幅度误差更加敏感,而较大方差会使误差的影响减弱。代价函数 $J(\mathbf{w}_k)$ 与均衡器输出信号 $Y_k(n)$ 的实虚部的三维关系图如图3所示,可以看出,函数在目标星座点 $(R_{u,\operatorname{Re}}, R_{v,\operatorname{Im}})$ 达到最大值,说明均衡器已经很好地补偿了信道失真,输出信号恢复到理想位置。曲面在 $(R_{u,\operatorname{Re}}, R_{v,\operatorname{Im}})$ 的附近呈现凹陷区域,远离目标星座点时代价函数逐渐趋于平坦。这种“反钟形曲线”特性,表明代价函数在目标星座点附近的误差非常敏感,能够引导均衡器快速收敛到正确的解;但在远离星座点的位置代价函数变化比较缓慢,可以避免输出信号远离星座点时均衡器参数调整的过度灵敏性。

基于以上分析,设计出的代价函数理论上具有以下优势。

(1)结合MMA算法相位敏感:在传统恒模均衡CMA算法的基础上,MMA算法针对信号的实部与虚部分别进行幅度约束,确保均衡器输出信号的实部和虚部能够分别收敛于各自的期望模值 $R_{u,\operatorname{Re}}$ 和 $R_{v,\operatorname{Im}}$ 。这一改进克服了CMA算法对信号相位不敏感的缺陷,能够更好地适应高阶星座点信号,进一步提升了均衡器的收敛精度和系统性能。

(2)适应NOMA系统的非规则星座特性:通过对功率分配因子 α_k 与信号幅度特性的建模,使代

其中每个可能的星座点均等概出现条件下,定义函数 $g_{u,v}(Y_k(n))$ 为

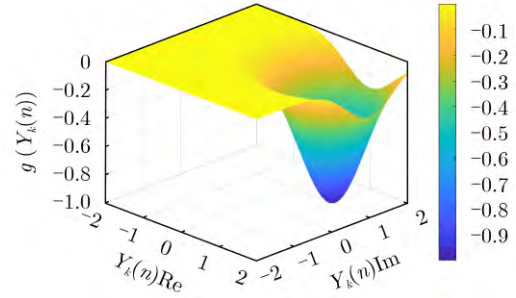


图3 代价函数与均衡结果信号的3维曲面图

价函数能够自适应地调整目标星座点,以适应不同功率级别用户星座点分布,尤其是针对功率分配差别显著的远近用户信号分离场景下。

(3)具有幅度误差敏感和抑制脉冲噪声的鲁棒性和抗噪性: $\exp(\cdot)$ 形式对幅度误差进行加权,放大了幅度偏离期望值的影响,从而对接收信号幅度偏差更加敏感。这种设计能够有效抑制脉冲噪声等存在大误差情况下对均衡过程的干扰,增强了均衡器的抗噪能力。同时,指数形式使代价函数对异常值具有较强的鲁棒性,能够在信噪比较低的环境下保持较好的收敛性能,因此能够适用于快速时变通信环境。

(4)无需导频信息辅助:基于接收信号的统计特性,通过均衡器自适应调整权重,无需事先已知的导频信号或信道状态信息,这使得该方法更适用于高速变化的无线通信信道、动态环境下的信号恢复,以及导频不可用的情况。

3.2 算法设计与性能分析

基于代价函数的设计,用 λ 个样本平均值来近似代替期望值,构建优化问题如下

$$\min_{\mathbf{w}_k \in \mathbb{C}^{L \times 1}} J(\mathbf{w}_k)$$

$$= -E\left\{\sum_{u=1}^U \sum_{v=1}^V \exp\left[-\frac{\left(\left|\operatorname{Re}(Y_k(n))\right| - R_{u,\operatorname{Re}}(\alpha_k)\right)^2 + \left(\left|\operatorname{Im}(Y_k(n))\right| - R_{v,\operatorname{Im}}(\alpha_k)\right)^2}{2\sigma^2}\right]\right\}$$

$$\approx -\frac{1}{\lambda} \sum_{n=1}^{\lambda} \sum_{u=1}^U \sum_{v=1}^V \exp\left[-\frac{\left(\left|\operatorname{Re}(Y_k(n))\right| - R_{u,\operatorname{Re}}(\alpha_k)\right)^2 + \left(\left|\operatorname{Im}(Y_k(n))\right| - R_{v,\operatorname{Im}}(\alpha_k)\right)^2}{2\sigma^2}\right] \quad (6)$$

虽然梯度下降法可以用来寻找期望权值,但是其收敛速度较慢,本节采用一种有效的牛顿法优化

算法。若给定一个目标函数 $f(\mathbf{x})$,其关于向量 \mathbf{x} 的梯度可以分解为

$$\nabla f(\mathbf{x}) = \mathbf{A}(\mathbf{x})\mathbf{x} - \mathbf{b}(\mathbf{x}) \quad (7)$$

其中 $\mathbf{A}(\mathbf{x})$ 和 $\mathbf{b}(\mathbf{x})$ 分别表示为正定矩阵函数和向量函数。设搜索方向 \mathbf{d}_t 表示为

$$\mathbf{d}_t = \mathbf{x}_{t-1} - \mathbf{A}^{-1}(\mathbf{x}_{t-1})\mathbf{b}(\mathbf{x}_{t-1}) \quad (8)$$

其中 t 为迭代索引。根据推导可知若 $\nabla f^H(\mathbf{x}_{t-1}) \neq 0$ 和 $\mathbf{A}(\mathbf{x}_{t-1})$ 为正定矩阵, 则 $-\mathbf{d}_t$ 为下降方向。设定步长为1时, 改进的牛顿法更新公式可表示为

$$\mathbf{x}_t = \mathbf{x}_{t-1} - \mathbf{d}_t = \mathbf{A}^{-1}(\mathbf{x}_{t-1})\mathbf{b}(\mathbf{x}_{t-1}) \quad (9)$$

计算代价函数 $J(\mathbf{w}_k)$ 关于均衡器权重 \mathbf{w}_k 的梯度如下

$$\begin{aligned} \nabla J(\mathbf{w}_k) &= \frac{1}{\lambda\sigma^2} \sum_{n=1}^{\lambda} \sum_{u=1}^U \sum_{v=1}^V g_{u,v}(Y_k(n)) \mathbf{x}_k(n) \\ &\quad \cdot \mathbf{x}_k^H(n) \mathbf{w}_k \\ &\quad - \frac{1}{\lambda\sigma^2} \sum_{n=1}^{\lambda} \sum_{u=1}^U \sum_{v=1}^V g_{u,v}(Y_k(n)) \tilde{f}_{u,v} \\ &\quad \cdot (Y_k(n)) \mathbf{x}_k(n) \\ &= \frac{1}{\lambda\sigma^2} \sum_{n=1}^{\lambda} g(Y_k(n)) \mathbf{x}_k(n) \mathbf{x}_k^H(n) \mathbf{w}_k \\ &\quad - \frac{1}{\lambda\sigma^2} \sum_{n=1}^{\lambda} \sum_{u=1}^U \sum_{v=1}^V g_{u,v}(Y_k(n)) \tilde{f}_{u,v} \\ &\quad \cdot (Y_k(n)) \mathbf{x}_k(n) \\ &= \frac{J(\mathbf{w}_k)}{\lambda\sigma^2} (\mathbf{X}_k \mathbf{X}_k^H) \mathbf{w}_k - \frac{1}{\lambda\sigma^2} \mathbf{X}_k \mathbf{g}_{k,t} \quad (10) \end{aligned}$$

其中多时间窗口的输入数据 $\mathbf{X}_k \in \mathbb{C}^{L \times \lambda}$ 与 $\tilde{f}_{u,v}(Y_k(n))$ 表达式为

$$\mathbf{X}_k = [\mathbf{x}_k(1), \mathbf{x}_k(2), \dots, \mathbf{x}_k(\lambda)] \quad (11)$$

$$\begin{aligned} \tilde{f}_{u,v}(Y_k(n)) &= [R_{u,\text{Re}}(\alpha_k) \text{sign}(\text{Re}(Y_k(n))) \\ &\quad - j \cdot R_{v,\text{Im}}(\alpha_k) \text{sign}(\text{Im}(Y_k(n)))] \quad (12) \end{aligned}$$

其中 $\text{sign}(\cdot)$ 为符号函数。令

$$\tilde{\mathbf{g}}_k(n) = \sum_{u=1}^U \sum_{v=1}^V g_{u,v}(Y_k(n)) \tilde{f}_{u,v}(Y_k(n)) \quad (13)$$

其中, 当 $n < \lambda$ 则有 $\mathbf{g}_k = [\tilde{\mathbf{g}}_k(1), \tilde{\mathbf{g}}_k(2), \dots, \tilde{\mathbf{g}}_k(\lambda)]^T$ 。当 $\mathbf{w}_k = \mathbf{w}_{k,t}$ 时

$$\begin{aligned} \tilde{\mathbf{g}}_{k,t}(n) &= \tilde{\mathbf{g}}_k(n)|_{\mathbf{w}_k = \mathbf{w}_{k,t}} \\ &= \sum_{u=1}^U \sum_{v=1}^V g_{u,v}(Y_{k,t}(n)) \tilde{f}_{u,v}(Y_{k,t}(n)) \quad (14) \end{aligned}$$

则有

$$\mathbf{g}_{k,t} = [\tilde{\mathbf{g}}_{k,t}(1), \tilde{\mathbf{g}}_{k,t}(2), \dots, \tilde{\mathbf{g}}_{k,t}(\lambda)]^T \quad (15)$$

其中 $Y_{k,t}(n) = Y_k(n)|_{\mathbf{w}_k = \mathbf{w}_{k,t}}$ 。如果 \mathbf{x}_t , $\mathbf{A}(\mathbf{x}_{t-1})$ 和

$\mathbf{b}(\mathbf{x}_{t-1})$ 用 $\mathbf{w}_{k,t+1}$, $J(\mathbf{w}_k)(\mathbf{X}_k \mathbf{X}_k^H)/\lambda\sigma^2$ 和 $\mathbf{X}_k \mathbf{g}_{k,t}/\lambda\sigma^2$ 来代替, 就可以得到均衡器权重更新表达式如下

$$\begin{aligned} \mathbf{w}_{k,t+1} &= \left(\frac{J(\mathbf{w}_k)}{\lambda\sigma^2} (\mathbf{X}_k \mathbf{X}_k^H) \right)^{-1} \left(\frac{1}{\lambda\sigma^2} \mathbf{X}_k \mathbf{g}_{k,t} \right) \\ &= J^{-1}(\mathbf{w}_k) \hat{\mathbf{R}} \mathbf{X}_k \mathbf{g}_{k,t} \quad (16) \end{aligned}$$

其中, $\hat{\mathbf{R}} = (\mathbf{X}_k \mathbf{X}_k^H)^{-1}$, 则 $\hat{\mathbf{R}} \in \mathbb{C}^{L \times L}$ 。经过证明^[14]所提出的算法恰好具有二次收敛。在最优解处 \mathbf{w}_k^* 处对式(10)进行泰勒展开, 并代入迭代公式中可得

$$\begin{aligned} \mathbf{w}_{k,t+1} - \mathbf{w}_k^* &= (\mathbf{I} - \hat{\mathbf{R}} \nabla^2 J(\mathbf{w}_k^*)) (\mathbf{w}_{k,t} - \mathbf{w}_k^*) \\ &\quad - \hat{\mathbf{R}} \cdot o(\|\mathbf{w}_{k,t+1} - \mathbf{w}_{k,t}\|^2) \quad (17) \end{aligned}$$

而 $\|\mathbf{I} - \hat{\mathbf{R}} \nabla^2 J(\mathbf{w}_k^*)\| \leq \varepsilon \ll 1$, 其中 ε 为精度误差并且高阶项 $o(\cdot)$ 由代价函数中的 σ 控制, 随着算法不断迭代, 高阶项 $\|\mathbf{w}_{k,t+1} - \mathbf{w}_k^*\|^2$ 将不断减小从而保证了算法收敛性。

算法流程如算法1所示, 初始化 $\mathbf{w}_{k,0}$ 复杂度为 $O(KL)$, 协方差逆矩阵 $\hat{\mathbf{R}}$ 计算复杂度为 $O(L^2\lambda) + O(L^3)$ 。每一次迭代中计算代价函数复杂度为 $O(\lambda UV)$, 计算修正误差复杂度为 $O(L\lambda UV)$, 更新均衡器权重复杂度为 $O(L^2)$, 假设每次经过 \tilde{T} 次迭代后收敛, 则每个子载波上的复杂度为 $O(\tilde{T}(L\lambda UV + L^2))$, 则 K 个子载波的算法复杂度总和为 $O(K(\tilde{T}(L\lambda UV + L^2) + L^2\lambda + L^3))$ 。进一步对于固定的调制方案来说, U 和 V 均为常量。因此, α -MMA+SDD 算法的最终复杂度化简为 $O(KL^3 + KL^2\lambda + KL\tilde{T}\lambda)$ 。表1为传统的牛顿法与本文算法复杂度对比, 本文的算法远低于传统牛顿法, 由于牛顿法每次都需要重新计算协方差矩阵及其逆, 本文改进的算法通过预先计算并存储, 避免了每次迭代重新计算 $\hat{\mathbf{R}}$ 的开销。由于牛顿法具有快速收敛特性, 迭代次数 \tilde{T} 通常小于均衡器阶数 L , 此时本文算法复杂度为 $O(KL^3 + KL^2\lambda)$, 是传统牛顿法的 $1/\tilde{T}$ 倍。

4 仿真分析

如图4所示, 本节将使用MATLAB仿真软件对本文提出的均衡算法针对OFDM-NOMA下行系统性能进行仿真验证。考虑两个NU和3个FU的场景, 系统参数设置如表2所示。

本小节针对均衡算法中不同代价函数选取几种对比方案分别如下。

(1)对比方案1^[14]: 本文系统采用MMSE算法进行均衡, 代价函数如下

$$J_{\text{MMSE}} = E \left[|Y_k(n) - S_k(n)|^2 \right] \quad (18)$$

其中 $S_k(n)$ 表示当前均衡的结果信号 $Y_k(n)$ 对应的发

算法1 基于功率分配改进的 α -MMA+SDD均衡迭代算法

- (1) 初始化: 设置所有子载波的初始均衡器权值, 其中子载波 SC_k 的权值为 $\mathbf{w}_{k,0} = [0, \dots, 1, \dots, 0]^H$, 元素1位于向量的中心, 精度误差 ε , 最大迭代步数 T 。
- (2) 对子载波循环for($k = 1, 2, \dots, K$):
- (3) 初始化: 初始化迭代步数索引 $t = 0$, 将初始误差 η 设置为大于 ε , 计算输入信号 \mathbf{X}_k 的协方差逆矩阵 $\widehat{\mathbf{R}}$ 。
- (4) 迭代均衡器权值while $\eta > \varepsilon$ 和 $t < T$ do
- (5) 计算均衡器输出: $Y_{k,t}(n) = \mathbf{w}_{k,t}^H \mathbf{x}_k(n)$, $\forall n = 1, 2, \dots, \lambda$;
- (6) 计算代价函数: 根据式(4)计算 $J(\mathbf{w}_k)$;
- (7) 计算误差修正向量: 根据式(5)、式(13)和式(14)计算 $\tilde{g}_{k,t}(n)$, 根据式(11)和式(15)计算 $\mathbf{X}_k \mathbf{g}_{k,t}$;
- (8) 更新均衡器权值: $\mathbf{w}_{k,t+1} = \widehat{\mathbf{R}} \mathbf{X}_k \mathbf{g}_{k,t}$;
- (9) 更新误差: $\eta = \|\mathbf{w}_{k,t+1} - \mathbf{w}_{k,t}\|_2$;
- (10) 更新迭代步数: $t = t + 1$;
- (11) 输出子载波 SC_k 上的最终优化权值 $\mathbf{w}_k = \mathbf{w}_{k,t}$;
- (12) 结束

表1 算法复杂度对比

算法	α -MMA+SDD算法	传统牛顿法
复杂度	$O(KL^3 + KL^2\lambda)$	$O(KL^3\tilde{T} + KL^2\tilde{T}\lambda)$

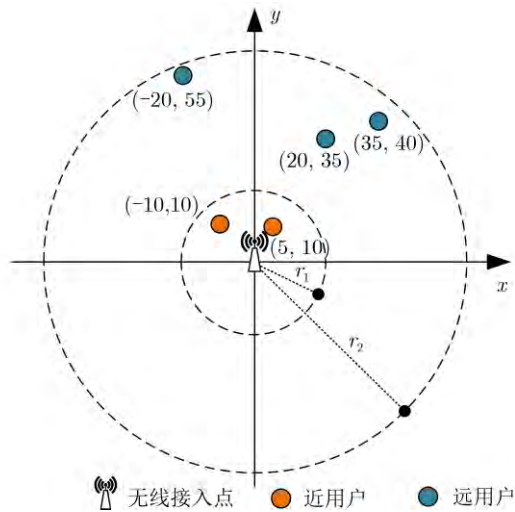


图4 OFDM-NOMA系统仿真拓扑示意图

送端信号, 梯度下降法计算得到其迭代公式如式(19), 其中 $\mathbf{s}_k(n) = [S_k(1), S_k(2), \dots, S_k(L)]^T$ 。

$$\mathbf{w}_{k;\text{MMSE}} = (\mathbf{X}\mathbf{X}^H)^{-1} \mathbf{X}\mathbf{s}_k^*(n) \quad (19)$$

(2) 对比方案2^[15]: 本文系统采用CMA盲均衡算法进行均衡

$$e_{k;\text{CMA}}(n) = Y_k(n) [|Y_k(n)|^2 - R_c] \quad (20)$$

其中 $R_c = E[|S_k(n)|^4]/E[|S_k(n)|^2]$, 迭代表式为 $\mathbf{w}_{k,t+1} = \mathbf{w}_{k,t} - \mu e_{k;\text{CMA}}(n) \mathbf{x}_k(n)$ 。

(3) 对比方案3^[16]: 本文系统采用传统MMA盲均衡算法进行均衡

表2 系统仿真参数设置

参数	值
AP坐标	(0, 0)
N_1, N_2 坐标	(5, 10), (-10, 10)
F_1, F_2, F_3 坐标	(20, 35), (35, 40), (-20, 55)
近用户覆盖半径 r_1	20 m
远用户覆盖半径 r_2	60 m
子载波数 K	48
路径损耗常数 C	-30 dB
路径损耗指数 γ	3
样本个数 \tilde{K}	20
滤波器阶数 L	7
方差 σ^2	0.25

$$J_{\text{MMA}} = E \left\{ (\text{Re}(Y_k(n))^2 - R_{M,\text{Re}})^2 + ((\text{Im}(Y_k(n))^2 - R_{M,\text{Im}})^2) \right\} \quad (21)$$

其中 $R_{M,\text{Re}} = R_{M,\text{Im}} = E[|S_k(n)|^4]/E[|S_k(n)|^2]$, 并且 $e_{k;\text{MMA}}(n)$ 表达式为

$$e_{k;\text{MMA}}(n) = \text{Re}(Y_k(n))(R_{M,\text{Re}}^2 - |\text{Re}(Y_k(n))|^2) + j \cdot \text{Im}(Y_k(n))(R_{M,\text{Im}}^2 - |\text{Im}(Y_k(n))|^2) \quad (22)$$

则其迭代表式为

$$\mathbf{w}_{k,t+1} = \mathbf{w}_{k,t} - \mu e_{k;\text{MMA}}(n) \mathbf{x}_k^*(n) \quad (23)$$

本节通过MSE、误符号率(Symbol Error Rate, SER)和最大失真(Maximum Distortion, MD)来评估均衡效果, 通过对比不同仿真方案分析算法性能。其中MSE、SER、MD和信噪比(Signal-to-Noise Ratio, SNR)定义分别为

$$\text{MSE} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N |Y_k(n) - S_k(n)|^2 \quad (24)$$

$$\text{SER} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \frac{G'_N}{G_N} \quad (25)$$

$$\text{MD} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \max_{1 \leq n \leq N} |Y_k(n) - S_k(n)| \quad (26)$$

$$\text{SNR} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \frac{P}{\xi^2} \quad (27)$$

N 表示当前观测的总信号数, G'_N 为错误判决的符号的数量, G_N 表示传输符号的总数量。 P 为接收端的功率, ξ^2 为噪声功率。

如图5为不同功率分配下的均方误差与信噪比关系。CMA均衡算法对相位失真校正能力不足, 因此均衡后的信号仍存在较高的误差。MMA算法在CMA的基础上引入了幅度和相位联合校正机制, 故而在较高SNR下的性能显著优于CMA, 但是在 $\alpha_k = 0.1$ 时, 均方误差更大; 本文提出的算法在MMA的基础上进行了改进, 曲线明显优于MMA和CMA, 并且性能接近于MMSE非盲均衡算法。这表明该算法不仅能够有效补偿信道引起的幅度与相位失真, 还能够自适应不同功率分配方案, 显著降低用户间信号干扰对均衡性能的影响。

图6为信噪比与SER之间的关系图, 其中CMA性能最差, 由于仅利用信号幅度信息进行均衡, 其均衡性能受限, 在高SNR的情况下SER仍然较高; MMA结合了幅度和相位信息, 相比CMA算法SER显著降低, 但在30 dB处SER仍然偏高, 这说明该算法存在一定的残余干扰, 这也是因为MMA算法幅相信息不足以适配NOMA叠加信号; MMSE作

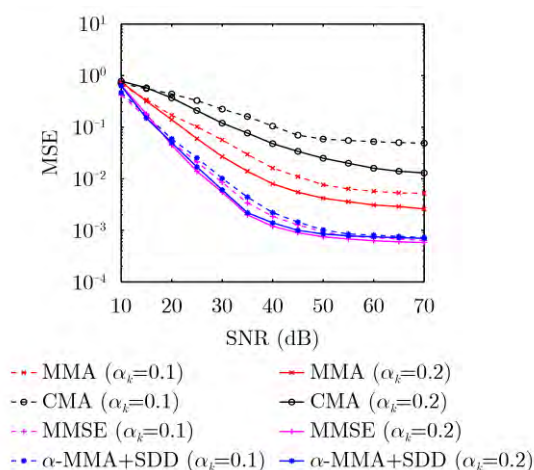


图5 均方误差与信噪比关系曲线(其中用户均QPSK调制)

为一种线性均衡方法, 在低SNR的条件下仍表现优越, 随着SNR的增大, SER显著下降; 而本文算法在高信噪比下SER可降至 10^{-4} 级别, 并且在低SNR的环境中, 相比CMA和MMA仍保持较低误码, 具有良好的抗噪性。

图7为MD与样本总数关系, 图中均衡方案其MD值均随着样本数的增加而下降, 说明随着观测数据增多, 均衡器能够更准确地估计出信道特性, 实现更好的均衡效果。在样本数小于200时, MD值下降最快, 样本数超过600左右, 其曲线下降趋于平稳, 此时均衡器趋近收敛, 若再提升样本数量对均衡性能提升是有限的。CMA算法收敛速度最慢且误差较大, 说明其均衡精度相对较差; MMA相对收敛更快, 但在较大样本数下仍存在一定残余误差; MMSE与本文算法在600个样本左右, 性能几乎达到最佳, 此时MD趋近最小值。

图8为MD与迭代次数关系, 所有用户均进行BPSK/QPSK调制, 其在接收端星座对应呈现出类似QPSK/16QAM的星座点。可以看出本文算法 α -MMA+SDD在3次迭代左右就可以将MD快速降低至接近稳定的水平(约0.2), 远快于传统迭代均衡算法。在4次迭代之后, MD趋于平稳, 说明算法基本收敛, 进一步增加迭代技术对精度提升不大。对

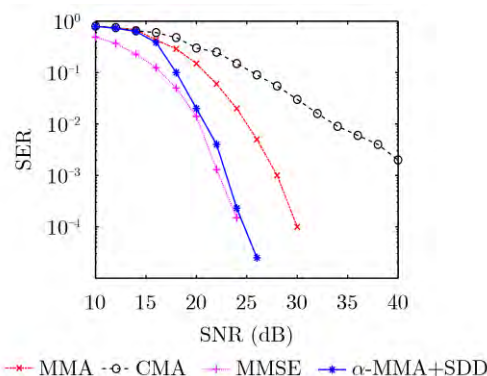


图6 符号误码率与信噪比关系曲线(其中 α_k 为0.1, 用户均QPSK调制)

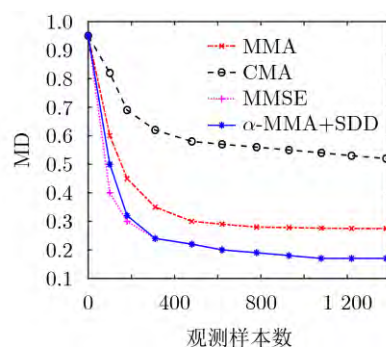


图7 MD与观测样本总数关系曲线(其中 α_k 为0.1, 用户均QPSK调制)

于用户QPSK调制来说,其星座符号间最小欧几里得距离较小,均衡算法需要更多次迭代次数才能有效降低MD,因此相对BPSK来说收敛稍慢,最终误差也略高。综上所述 α -MMA+SDD算法兼顾了收敛速度和精度的双重优势,在该系统中展现了均衡性能优势。

图9展示了在SNR为10 dB,各子载波上 α_k 均为0.1的情况下,不同均衡方案下信道均衡前后星座点形态。图9(a)为均衡前星座点呈现出明显的模糊和畸变,星座点散布较为分散且形态不规则。由于信道衰落、噪声和频率偏移等多种因素的影响,接收到的信号发生相位旋转和幅度失真,无法直接解码。经过不同均衡方案后,星座点明显更加聚集,

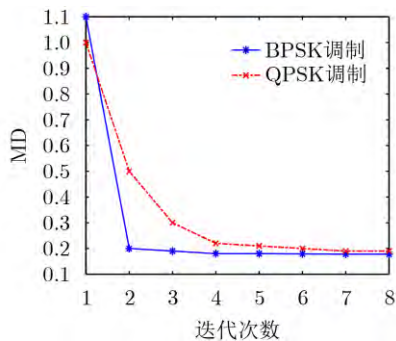


图8 MD与迭代次数关系曲线(其中 α_k 为0.1)

呈现出类似16QAM的星座结构。这表明均衡器有效地对信道畸变进行了不同程度的补偿,恢复了星座点的分布特性。具体来说,非盲均衡MMSE算法均衡效果良好,呈现出发送端叠加信号的标准分布;CMA均衡算法能够在一定程度上修正信号的幅度失真,但其对相位失真的补偿能力较弱,均衡后的星座点仍然存在较大相偏。这种现象可能会导致符号判决错误率增加,从而对解码性能造成不利影响;MMA均衡算法补偿了CMA算法在相位矫正方面的不足,但是并没有完全复现发送端功率分配后的叠加信号幅值特征。由于后续SIC解码将使用功率分配因子还原远用户信号,以消除对近用户信号解码的干扰,若不能还原发送端叠加信号特征,则会提高解码近用户误码率;本文所提出的均衡算法通过引入功率分配因子的优化设计和代价函数改进, α -MMA+SDD算法能够有效矫正信号的幅度与相位失真,并且星座点清晰,与MMSE非盲均衡算法结果最为接近。同时该算法还原了发送端叠加信号特征,在用户间干扰抑制和误码率降低方面展现出了显著优势。

5 软件无线电工程实现

本节进一步依照系统模型设计并搭建OFDM-NOMA下行链路工程,结合IEEE802.11a标准协

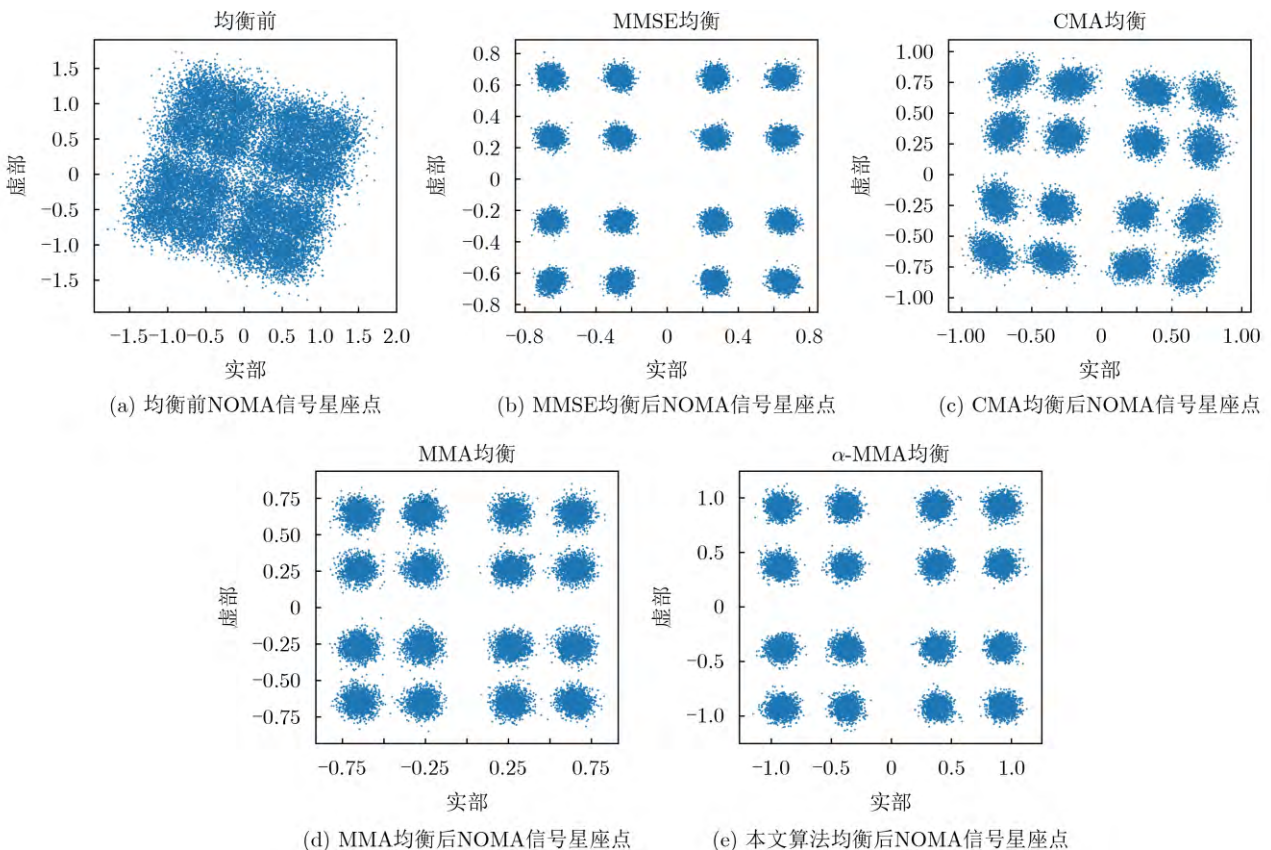


图9 均衡前后QAM信号星座图

议, 使用通用软件无线电端机结合计算机分别模拟通信无线接入点和无线用户终端。首先利用GNU-Radio可视化开发界面设计并搭建系统工程, 并进一步使用C++语言开发信道均衡算法, 优化系统性能完成均衡算法的工程验证。

工程设定发送端有6个用户, 其中用户1~3为远用户, 用户4~6为近用户。用户配对情况如图10(a)所示, 远近用户共享时频资源, 形成时频复用的传输结构。为了满足OFDM-NOMA系统中多用户接收机的正确解码需求, 参考802.11a协议, 设计发送端信号帧结构如图10(b)所示, 帧结构由同步字(Sync Word, SW)、帧头(Header)和有效载荷(Payload)组成。SW1和SW2用于同步操作, 确保接收机能够准确捕获帧的起始位置并进行时频同

步; Header采用二进制相移键控(Binary Phase Shift Keying, BPSK)调制, 主要用于传输帧控制信息, 如帧长、调制方式、功率分配因子等系统参数; Payload是传输的有效数据, 图10(a)的用户分配方案作用于Payload部分, 每一个数据子载波分配给一对NOMA用户。Payload用户信息均采用QPSK调制, 以提高频谱效率。远用户均循环发送a至z字母的ASCII码二进制数据流, 近用户均循环发送0至9。如图11所示, 展示了OFDM-NOMA下行系统原型样机, 一台用于性能监控的显示设备, 一台KSW-WNS002B信道仿真仪用于模拟真实无线衰落信道, 以及若干台USRP作为终端接入设备。其中AP使用X310型号的USRP发送信号, 近用户均使用N210型号, 远用户使用B210型号接收信号。

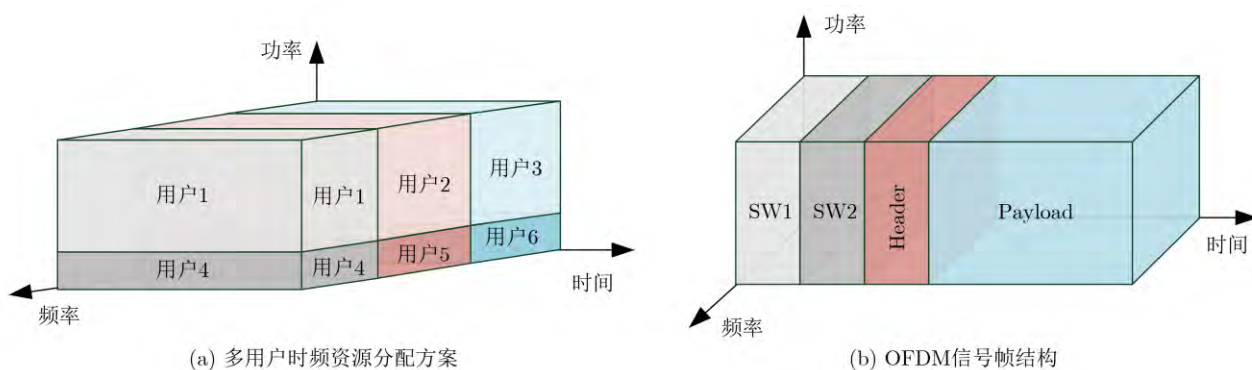


图 10 资源分配与帧结构示意图

均衡算法模块前后仿真星座图和解码波形如图12所示, 用户1和用户4的功率分配因子分别为0.15:0.85, 用户2和用户5的功率分配因子分别为0.25:0.75, 用户3和用户6的功率分配因子分别为0.1:0.9。图中可以看出均衡前叠加信号的星座图均有相位幅值失真, 并且星座点模糊, 难以直接进行判决解码。而均衡后的星座点基本重现了标准NOMA叠加星座点的特征, 可见均衡效果良好, 以便进行后续SIC解码。从远近用户的波形图中可以看出, 近用

户解码为循环的97~122, 对应字母a~z的ASCII码值, 与发送信号一致; 远用户解码为循环的48~57, 即解码结果为数字0~9, 波形图说明无误码, 从而完成了均衡算法的验证以及系统的正确解码。

6 结束语

本文针对OFDM-NOMA下行通信系统展开了深入研究, 设计了多载波NOMA系统叠加编码和SIC符号检测结构, 并在此结构上重点研究了均衡算法。本文提出了一种无监督盲均衡算法, 利用传统的MMA算法与SDD算法联合均衡, 创新性地结合NOMA信号特性, 只需利用接收信号的统计特性和功率分配因子等先验信息即可实现信道均衡。不仅有效解决了时变信道下传统均衡方法性能下降的问题, 而且适应不同功率分配的用户星座点分布, 有效降低多用户信号叠加带来的干扰。仿真结果表明相较于目前的均衡算法, 本文算法在收敛速度与抗噪性等方面均展现出优越性。进一步, 借助GNURadio平台开发算法代码并搭建软件无线电系统, 证明了本文均衡算法的可实现性。

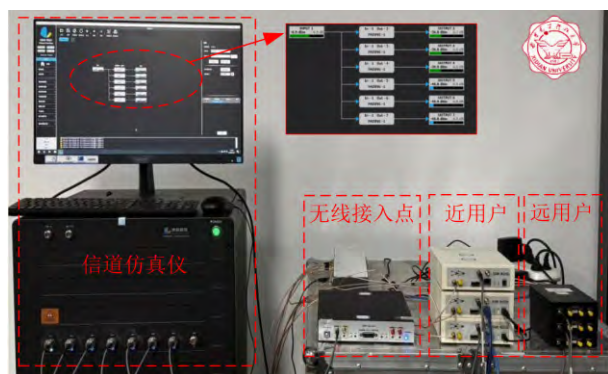


图 11 USRP下行通信系统工程实现场景图

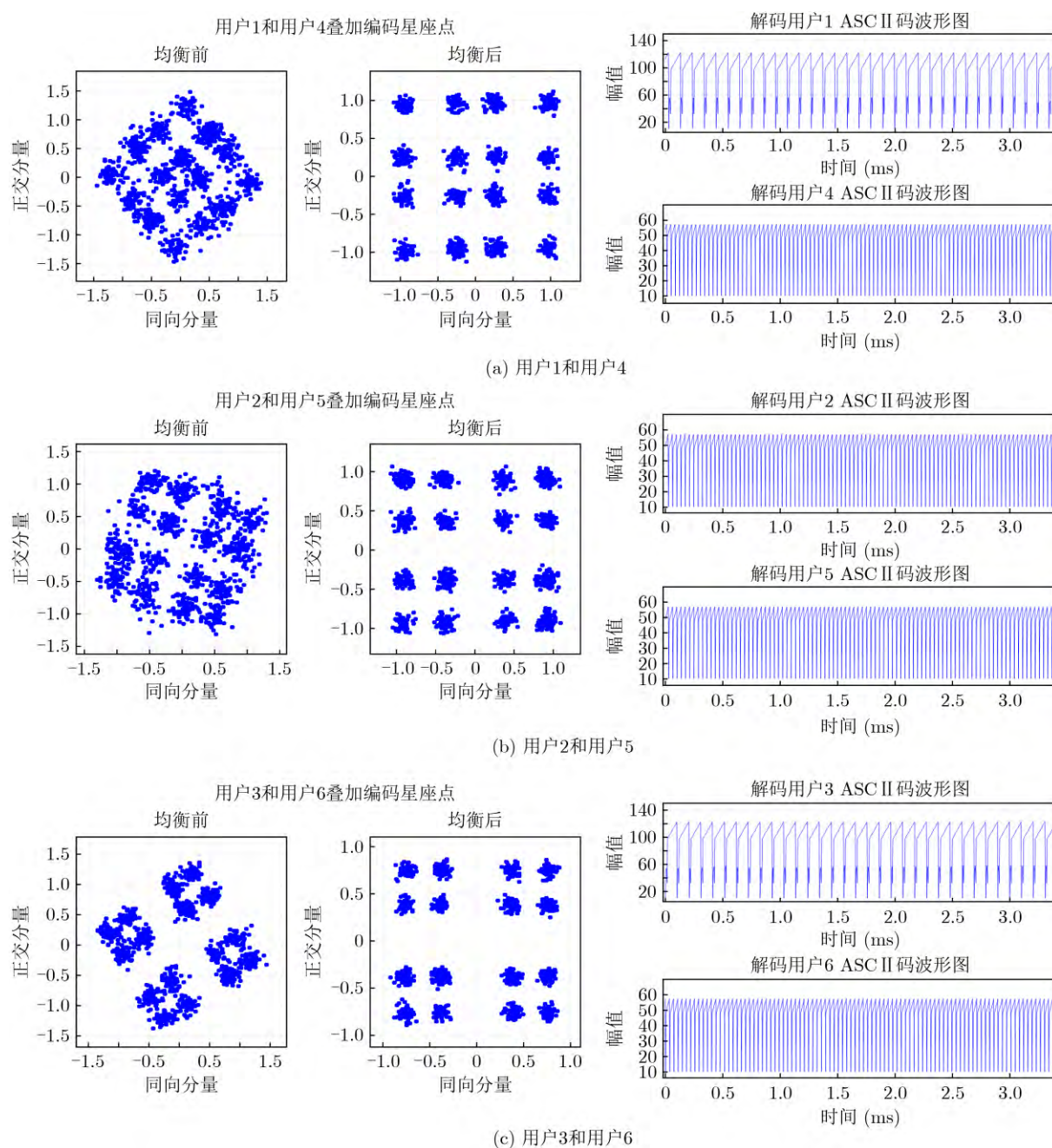


图 12 用户均衡效果星座图与ASCII解码结果

参考文献

- [1] HAYKIN S S. Adaptive Filter Theory[M]. 4th ed. Upper Saddle River: Pearson Education, 2002.
- [2] BIGUESH M and GERSHMAN A B. Training-based MIMO channel estimation: A study of estimator tradeoffs and optimal training signals[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2006, 54(3): 884–893. doi: 10.1109/TSP.2005.863008.
- [3] CHEN Dongyan, HONG Yiguang, and TRIVEDI K S. Optimal estimation of training interval for channel equalization[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2004, 3(5): 1844–1853. doi: 10.1109/TWC.2004.828021.
- [4] AN Zeliang, XU Yuqing, TAHIR A, *et al.* Collaborative learning-based modulation recognition for 6G multibeam satellite communication systems via blind and semi-blind channel equalization[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2024, 60(4): 5226–5246. doi: 10.1109/TAES.2024.3387447.
- [5] LIU Na, WANG Zuoxun, and WEI Haiwen. Trigonometric coordinate transformation blind equalization algorithm based on bi-direction long and short-term memory neural networks[J]. *IEEE Access*, 2024, 12: 30653–30660. doi: 10.1109/access.2024.3368857.

- [6] ZHOU Junjie and CHEN Ke. An energy efficient CMA equalizer based on approximate computing[C]. 2024 IEEE 7th International Conference on Electronic Information and Communication Technology (ICEICT), Xi'an, China, 2024: 402–406. doi: 10.1109/ICEICT61637.2024.10671152.
- [7] CIMINI L. Analysis and simulation of a digital mobile channel using orthogonal frequency division multiplexing[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 1985, 33(7): 665–675. doi: 10.1109/TCOM.1985.1096357.
- [8] ALAYYAN F O, ZOUBIR A M, and LEUNG Y H. Adaptive blind equalization algorithm for QAM signals in OFDM systems by GI-restoration[C]. 2007 9th International Symposium on Signal Processing and Its Applications, Sharjah, United Arab Emirates, 2007: 1–4. doi: 10.1109/ISSPA.2007.4555590.
- [9] ATAPATTU L, ARACHCHIGE G M, ZIRI-CASTRO K, *et al.* Linear adaptive channel equalization for multiuser MIMO-OFDM systems[C]. Australasian Telecommunication Networks and Applications Conference (ATNAC) 2012, Brisbane, Australia, 2012: 1–5. doi: 10.1109/ATNAC.2012.6398080.
- [10] DING Zhiguo, LIU Yuanwei, CHOI J, *et al.* Application of non-orthogonal multiple access in LTE and 5G networks[J]. *IEEE Communications Magazine*, 2017, 55(2): 185–191. doi: 10.1109/MCOM.2017.1500657CM.
- [11] DING Zhiguo, LEI Xianfu, KARAGIANNIDIS G K, *et al.* A survey on non-orthogonal multiple access for 5G networks: Research challenges and future trends[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2017, 35(10): 2181–2195. doi: 10.1109/JSAC.2017.2725519.
- [12] LI Xingwang, GAO Xuesong, LIU Yingting, *et al.* Overlay CR-NOMA assisted intelligent transportation system networks with imperfect SIC and CEEs[J]. *Chinese Journal of Electronics*, 2023, 32(6): 1258–1270. doi: 10.23919/cje.2022.00.071.
- [13] 李兴旺, 田志发, 张建华, 等. IRS辅助NOMA网络下隐蔽通信性能研究[J]. *中国科学: 信息科学*, 2024, 54(6): 1502–1515. doi: 10.1360/SSI-2023-0174.
- LI Xingwang, TIAN Zhifa, ZHANG Jianhua, *et al.* Performance analysis of covert communication in IRS-assisted NOMA networks[J]. *Scientia Sinica Informationis*, 2024, 54(6): 1502–1515. doi: 10.1360/SSI-2023-0174.
- [14] LI Jin, FENG Dazheng, and ZHENG Weixing. Space-time semi-blind equalizer for dispersive QAM MIMO system based on modified newton method[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2014, 13(6): 3244–3256. doi: 10.1109/TWC.2014.041714.121735.
- [15] WANG Liang and WEN Hewen. Soft decision adjusted modulus algorithm for blind equalization[C]. 2022 IEEE 10th Joint International Information Technology and Artificial Intelligence Conference (ITAIC), Chongqing, China, 2022: 1881–1884. doi: 10.1109/ITAIC54216.2022.9836582.
- [16] ZHOU Shanyu, CHU Ran, LIU Guangzu, *et al.* Design and implementation of high-speed and low-complexity blind equalization algorithm[C]. 2023 8th International Conference on Signal and Image Processing (ICSIP), Wuxi, China, 2023: 597–602. doi: 10.1109/ICSIP57908.2023.10271005.
- 杨 龙: 男, 教授, 研究方向为隐蔽通信、信号侦察与识别、非正交多址等。
- 余凯欣: 女, 硕士生, 研究方向为非正交多址接入、正交频分复用等。
- 李 进: 男, 讲师, 研究方向为盲信号处理、系统识别和估计等。
- 贾子一: 男, 博士生, 研究方向为非正交多址接入、隐蔽通信、可移动天线、物理层安全等。

责任编辑: 陈 倩

Adaptive Multi-Mode Blind Equalization Scheme for OFDM-NOMA Systems

YANG Long YU Kaixin LI Jin JIA Ziyi

(School of Communication Engineering, Xidian University, Xi'an 710000, China)

Abstract:

Objective Orthogonal Frequency Division Multiplexing (OFDM) combined with Non-Orthogonal Multiple Access (NOMA) is widely applied in next-generation wireless communication systems for its high spectral efficiency and support for concurrent multi-user transmission. However, in downlink transmission, the superposition of signals from multiple users on the same subcarrier yields non-standard Quadrature Amplitude Modulation (QAM) constellations, rendering conventional equalization techniques ineffective. In addition, channel variability and impulsive noise introduce severe distortion, further degrading system performance. To

overcome these limitations, this paper proposes an unsupervised adaptive multi-mode blind equalization scheme designed for OFDM-NOMA systems.

Methods The proposed equalization scheme combines the Multi-Mode Algorithm (MMA) with a Soft-Decision Directed (SDD) strategy to construct an adaptive cost function. This function incorporates the power allocation factors of NOMA users to compensate for amplitude and phase distortions introduced by the wireless channel. To minimize the cost function efficiently, an optimized Newton method is employed, which avoids direct matrix inversion to reduce computational complexity. An iterative update rule is derived to enable fast convergence with low processing overhead. The algorithm is implemented on a real-time Software-Defined Radio (SDR) system using the GNURadio platform for practical validation.

Results and Discussions Simulation results show that the proposed equalization algorithm substantially outperforms conventional methods in both convergence speed and accuracy. Compared with the traditional Minimum Mean Square Error (MMSE) algorithm, it reduces convergence time by 90% while achieving comparable performance without the use of pilot signals (Fig. 8). Constellation diagrams before and after equalization confirm that the algorithm effectively restores non-standard QAM constellations distorted by NOMA signal superposition (Fig. 9). The method also demonstrates strong robustness to impulsive noise and dynamic channel variations. Complexity analysis indicates that the proposed algorithm incurs lower computational overhead than conventional Newton-based equalization approaches (Table 1). Experimental validation on the GNURadio platform confirms its ability to separate user signals and support accurate decoding in real-world OFDM-NOMA downlink conditions (Fig. 12).

Conclusions This study presents a blind equalization scheme for OFDM-NOMA systems based on an MMA-SDD adaptive cost function and an optimized Newton method. The proposed algorithm compensates for amplitude and phase distortions, enabling reliable signal recovery without pilot information. Theoretical analysis, simulation results, and experimental validation confirm its fast convergence, robustness to noise, and low computational complexity. These characteristics support its potential for practical deployment in future NOMA-based wireless communication networks.

Key words: Orthogonal frequency division multiplexing; Non-orthogonal multiple access; Blind equalization; Multi-mode algorithm; Soft-decision directed