

基于判决重构的非线性卫星信道盲均衡算法

王华东¹, 杨健鹏², 张天骐³

(1. 重庆邮电大学电子科学与工程学院, 重庆 400065; 2. 重庆邮电大学集成电路学院, 重庆 400065;
3. 重庆邮电大学通信与信息工程学院, 重庆 400065)

摘 要: 由于卫星通信系统中高功率放大器的非线性失真与多径信道的线性衰落效应相互耦合会引发传输性能恶化问题, 而传统的盲均衡算法(如恒模算法)虽在应对多径引起的线性符号间干扰时具有一定效果, 但无法有效补偿高阶调制信号中的非线性失真, 尤其是在没有训练序列的盲均衡场景下, 传统方法难以提供足够的监督信息. 为了克服这一挑战, 本文提出一种基于判决重构的非线性卫星信道盲均衡算法(Blind Equalization Algorithm for Nonlinear satellite channels based on Decision-Reconstruction, DR-NEA), DR-NEA 采用判决-插值-重构模式生成参考信号, 从而实现无监督条件下的非线性与线性失真联合补偿. 首先, 算法通过恒模算法对接收到的信号进行线性均衡, 消除多径效应引起的线性失真. 随后, 通过判决、插值和重构生成参考信号, 该参考信号为非线性均衡器参数辨识提供监督信息. 最后, DR-NEA 使用拟牛顿法在最小均方误差准则下对 Wiener 型均衡器的参数进行辨识, 进而实现对信道中的线性与非线性失真联合补偿. 仿真结果表明, 在高阶调制模式(32APSK、32QAM、64QAM)下, DR-NEA 相较于传统线性均衡算法, 显著提升了性能, 在误码率为 1×10^{-3} 时, 较传统线性均衡算法性能增益超 4 dB, 体现了该算法在高阶调制下较强的非线性补偿能力. 此外, 当判决误码率低于 9.44% 时, DR-NEA 依旧保持稳定且输出性能几乎不受影响, 进一步验证了本文算法的鲁棒性. DR-NEA 通过创新性地引入基于判决重构的参考信号生成方法, 解决了传统盲均衡算法无法提供足够监督信息的问题. 同时, 采用拟牛顿法进行 Wiener 模型参数辨识, 实现了高效的非线性均衡器优化. 实验结果验证了该算法在非线性和线性失真补偿方面的优越性能, 特别适用于高阶调制信号的传输. 综上所述, DR-NEA 算法有效解决了卫星通信中非线性失真与多径衰落的联合干扰问题, 具有重要的理论意义和广泛的实际应用前景, 特别是在高速率、高阶调制的卫星通信场景中, 能够显著提升系统的传输性能.

关键词: 卫星信道; 判决重构; 盲均衡; 非线性失真; 系数辨识; 判决误码率

基金项目: 中电天奥创新理论技术群基金(No.2024JSQ0101)

中图分类号: TN927.2

文献标识码: A

文章编号: 0372-2112(2025)11-4132-10

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.12263/DZXB.20250653

Blind Equalization Algorithm for Nonlinear Satellite Channels Based on Decision-Reconstruction

WANG Hua-dong¹, YANG Jian-peng², ZHANG Tian-qi³

(1. School of Electronic Science and Engineering, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China;

2. School of Integrated Circuits, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China;

3. School of Communication and Information Engineering, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China)

Abstract: For the transmission performance degradation problem caused by the coupling of nonlinear distortion from high-power amplifiers and linear fading effects of multipath channels in satellite communication systems, traditional blind equalization algorithms, such as the constant modulus algorithm (CMA), have a certain effect in addressing linear intersymbol interference caused by multipath. However, the traditional methods cannot effectively compensate for nonlinear distortion in high-order modulated signals, especially in blind equalization scenarios without training sequences, making it difficult to provide sufficient supervision information. To overcome this challenge, this paper proposes a blind equalization algorithm for nonlinear satellite channels based on decision-reconstruction (DR-NEA). DR-NEA adopts a decision-interpolation-reconstruction mode to generate reference signals, thereby realizing the joint compensation of nonlinear and linear distortions under unsupervised conditions. Firstly, the algorithm performs linear equalization on the received signal through the

CMA to eliminate linear distortion caused by multipath effects. Subsequently, a reference signal is generated through decision, interpolation and reconstruction, providing supervision information for the parameter identification of the nonlinear equalizer. Finally, DR-NEA uses the Quasi-Newton method to identify the parameters of the Wiener-type equalizer under the criterion of minimum mean square error, thereby realizing the joint compensation of linear and nonlinear distortions in the channel. Simulation results show that under high-order modulation modes (32APSK, 32QAM, 64QAM), the traditional linear equalization algorithms are outperformed by DR-NEA. When the bit error rate is 1×10^{-3} , its performance gain is more than 4 dB compared with traditional linear equalization algorithms, which reflects its strong nonlinear compensation capability under high-order modulation. In addition, when the decision error rate is lower than 9.44%, DR-NEA still maintains stability and its output performance is hardly affected, which further verifies the robustness of the proposed algorithm. By innovatively introducing a reference signal generation method based on decision reconstruction, DR-NEA solves the problem that traditional blind equalization algorithms cannot provide sufficient supervision information. At the same time, it adopts the Quasi-Newton method for Wiener model parameter identification, realizing efficient optimization of the nonlinear equalizer. Experimental results verify the superior performance of this algorithm in compensating nonlinear and linear distortions, and it is particularly suitable for the transmission of high-order modulated signals. In summary, the DR-NEA algorithm effectively solves the problem of joint interference of nonlinear distortion and multipath fading in satellite communication, and has important theoretical significance and broad practical application prospects. Especially in high-data-rate and high-order modulation satellite communication scenarios, it can significantly improve the transmission performance of the system.

Key words: satellite channels; decision reconstruction; blind equalization; nonlinear distortion; coefficient identification; bit error rate of decisions

Foundation Item(s): China Electronics Tianao Innovation Theory and Technology Group Fund (No.2024JSQ0101)

1 引言

卫星通信作为全球覆盖、高可靠性的信息传输手段,在遥感探测、军事通信、宽带接入等领域发挥着不可替代的作用。然而,其传输性能常受到严峻挑战:高功率放大器(High Power Amplifier, HPA)在饱和点附近工作时,会引入显著的幅度-幅度(AM/AM)和幅度-相位(AM/PM)非线性失真^[1];同时,多径信道^[2]带来的频率选择性衰落会引发线性符号间干扰(Inter-Symbol Interference, ISI)。这两种效应的共同作用,导致接收信号出现严重的ISI与星座图畸变,系统传输性能显著恶化。此问题在高速率、高阶调制(32APSK、32QAM)场景下更为棘手,传统均衡算法难以有效应对高阶调制下非线性与线性失真的复杂耦合,已成为制约卫星通信性能提升的关键瓶颈。

传统盲均衡方法,如恒模算法(Constant Modulus Algorithm, CMA)^[3]及其改进算法^[4,5],虽能在一定程度上抑制线性ISI,却无法补偿非线性失真。另一方面,现有非线性均衡技术,如神经网络^[6,7],往往依赖于训练序列,难以应用于无训练序列或训练序列未知的盲均衡场景。此外,目前针对高阶调制下非线性盲均衡^[8,9]的研究较少。

针对上述问题,本文提出一种基于判决重构的非线性卫星信道盲均衡算法(blind Equalization Algorithm for Nonlinear satellite channels based on Decision-Reconstruction, DR-NEA),该算法不同于传统盲均衡

法,DR-NEA采用一种基于判决-插值-重构模式的方法生成参考信号,为盲均衡器的系数辨识提供可靠监督信息;在此基础上,使用拟牛顿法^[10](Quasi-Newton methods)实现非线性均衡器参数的辨识。

2 信道失真及补偿模型

如图1所示,卫星通信信道可视为由非线性高功率放大器与线性多径信道级联构成的系统^[11,12],其信号失真表现为先经历HPA的非线性变换,再通过多径信道引入线性干扰。由于宽带功放往往表现出较强的记忆效应,因此功放输出可以采用记忆多项式模型表示,考虑多径干扰,整个卫星信道结构表达式为

$$x(n) = \sum_{l=0}^{L-1} h_l \left(\sum_{m=0}^M \sum_{k=0}^K a_{k,m} \cdot s(n-m-l) \cdot |s(n-m-l)|^k \right) + v(n) \quad (1)$$

其中, $s(n)$ 表示成型滤波后的发射信号; K 为非线性阶数,通常取3~5阶; M 为记忆深度,反映功放的动态非线性特性; $a_{k,m}$ 为记忆多项式系数; h_l 表示多径信道参数; L 为多径效应时延扩展长度; $v(n)$ 为加性高斯白噪声。

对于上述信道模型,在接收端设计均衡器时,可以采用Wiener结构^[11]的非线性盲均衡器进行补偿。其中FIR滤波器实现对信道线性失真和功放记忆特性的补偿,采用多项式结构的非线性补偿单元实现对功率放大器非线性失真的补偿。显然,相较Volterra级数模型

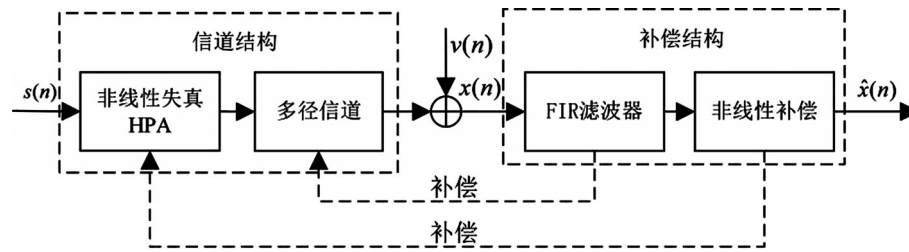


图1 级联式联合失真补偿框架

的复杂度,采用Wiener模型可以有效降低盲均衡器的模型参数规模和硬件资源开销.整个Wiener型均衡器可表示为

$$\hat{x}(n) = \sum_{p=0}^P \alpha_p \cdot \left(\sum_{q=0}^Q \beta_q x(n-q) \right) \cdot \left| \sum_{q=0}^Q \beta_q x(n-q) \right|^p \quad (2)$$

其中, $x(n)$ 为接收信号, $\hat{x}(n)$ 为均衡器的输出, β_q 为线性FIR滤波器系数, α_p 多项式非线性系数, P 为非线性阶数, Q 为线性均衡器阶数.

3 基于判决重构的非线性盲均衡算法

该算法的完整框架如图2所示,通过两个阶段逐步逼近最优均衡效果:其一,通过线性均衡结果判决重构生成参考信号,用于解决信道非线性模型辨识过程中无输入信号的问题;其二,使用拟牛顿法对Wiener模型

系数进行辨识.

接收信号 $x(n)$ 首先经过预处理,即先通过匹配滤波器和下采样,为线性均衡提供符号同步且噪声抑制的输入信号;预处理后的信号 $x_{\text{sync}}(n)$ 输入至线性盲均衡器,利用信号的恒模特性对多径效应进行初步抑制.基于线性均衡结果,算法通过判决、插值、滤波,同步操作生成参考信号,用于Wiener模型参数的辨识.

由于Wiener模型参数的参数辨识为非线性过程,因此本文采用拟牛顿法实现模型参数的全局搜索.迭代过程中,以均方误差最小化为目标,同步更新Wiener模型的线性与非线性参数,多次迭代直至满足收敛条件,并更新Wiener均衡器系数.再将接收信号通过该Wiener均衡器并进行匹配滤波和下采样得到校正星座图.

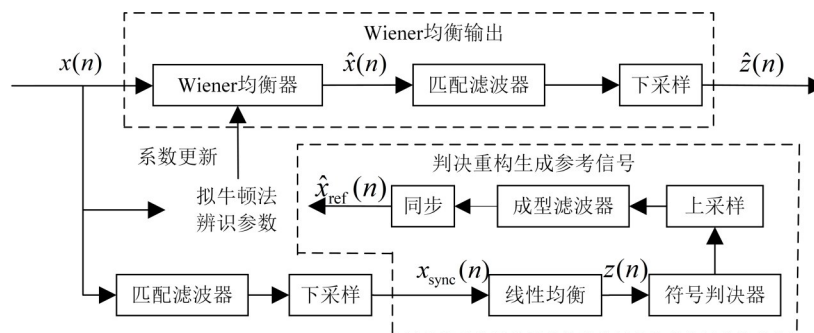


图2 DR-NEA盲均衡算法结构

3.1 基于判决重构的参考信号生成

3.1.1 线性均衡

在本算法中选择CMA作为线性盲均衡算法,初步消除卫星信道中的多径干扰.CMA核心目标函数定义为

$$J_{\text{CMA}} = E \left[\left(|z(n)|^2 - R \right)^2 \right] \quad (3)$$

其中, $z(n) = \mathbf{w}^H(n) \cdot \mathbf{x}_{\text{sync}}(n)$ 为信号通过横向滤波器 $\mathbf{w}(n) = [w_0, w_1, \dots, w_N]^T$ 的输出, R 表示输入信号 $x_{\text{sync}}(n)$ 的统计模值期望的四次方与二次方的比值.

将输出信号 $z(n)$ 通过无记忆非线性函数 $g(\cdot)$, 得到 $y(n)$, 表达式为

$$y(n) = g(z(n)) = \frac{z(n)}{|z(n)|} \left[|z(n)| + R \cdot |z(n)| - |z(n)|^3 \right] \quad (4)$$

CMA的核心在于自适应调整横向滤波器的系数 $\mathbf{w}(n)$, 这一过程通过最小均方算法^[13] (Least Mean Squares algorithm, LMS) 实现. 横向滤波器系数更新规则为

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + 2 \cdot \mu \cdot e^*(n) \cdot \mathbf{x}_{\text{sync}}(n) \quad (5)$$

其中, 误差信号 $e(n) = y(n) - z(n)$, 表述滤波器输出信号与期望信号 $y(n)$ 之间的差值; μ 是步长参数, 控制着更新的速度和稳定性. 通过不断调整滤波器系数, CMA能够有效地抑制信号中的线性失真, 最终输出均衡信号 $z(n)$.

3.1.2 判决重构生成参考信号

生成模块基于信号均衡器的输出 $z(n)$, 判决重构生成参考信号 $x_{\text{ref}}(n)$, 为后续 Wiener 模型参数辨识提供监督信息. 生成过程分为符号判决、上采样与成型滤波三个阶段, 其流程如图 3 所示, 最终输出信号与原始发射端的基带信号具有一致的时频特性.

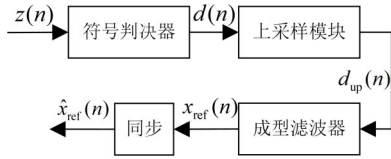


图3 参考信号生成流程

首先, 在符号恢复阶段, 对 CMA 均衡器输出信号 $z(n)$ 进行最小欧氏距离硬判决, 重构离散星座序列得到 $d(n)$:

$$d(n) = \arg \min_{s \in A} \|z(n) - s\|^2 \quad (6)$$

其中, A 表示调制符号集合, 经过判决的信号, 由于非线性失真的干扰, 其会存在误判决点, 在后续章节将会对判决的误码率对 DR-NEA 性能的影响进行评估.

接着, 为实现与接收信号 $x(n)$ 的采样率匹配, 对判决符号进行上采样, 通过零值插入操作将符号速率提升至接收信号的采样速率, 其数学表达式为

$$d_{\text{up}}(n) = \sum_{m=-\infty}^{\infty} d(m) \cdot \delta(n - m \cdot Y) \quad (7)$$

其中, Y 为过采样因子, 满足 $Y = T_s \cdot F_s$, F_s 为接收信号 $x(n)$ 的采样率, T_s 为符号周期. 随后采用发射端同构的成型滤波器 g (根升余弦滤波器, 保持滚降因子与发射端一致) 进行成型滤波, 将离散符号转换为连续波形, 其数学表达式为

$$x_{\text{ref}} = d_{\text{up}} * g \quad (8)$$

其中, $*$ 为卷积运算. 该信号 $x_{\text{ref}}(n)$ 将作为参考信号驱动 Wiener 结构的均衡器的系数辨识, 其生成质量直接决定了 DR-NEA 的最终校正能力.

在使用拟牛顿法对 Wiener 模型的参数进行辨识前, 接收信号 $x(n)$ 与参考信号 $x_{\text{ref}}(n)$ 之间存在未知的延时偏差, 为确保后续参数辨识的准确性, 需对两者进行同步对齐处理.

可使用互相关函数计算信号间的时延相关性:

$$R_{xx_{\text{ref}}}(\tau) = \sum_{n=0}^{N-1} x(n) \cdot x_{\text{ref}}^*(n - \tau) \quad (9)$$

其中, $\tau \in [-G, G]$ 为预设的时延搜索范围, $(\cdot)^*$ 表示取信号的复共轭. 搜索互相关函数计算结果的峰值位置, 确定时延偏差 τ_{peak} :

$$\tau_{\text{peak}} = \arg \max_{\tau} |R_{xx_{\text{ref}}}(\tau)| \quad (10)$$

确定时延偏差 τ_{peak} 后, 即可得到同步对齐后的 Wiener 模型输入信号 $\tilde{x}(n)$ 与参考信号 $\tilde{x}_{\text{ref}}(n)$.

3.2 基于拟牛顿法的 Wiener 模型参数辨识

本节基于同步后的 $\tilde{x}(n)$ 和 $\tilde{x}_{\text{ref}}(n)$, 使用拟牛顿法辨识式 (2) 所示 Wiener 模型参数. 参数辨识的目标为最小化式 (2) 所示模型输出 $\hat{x}(n)$ 与参考信号 $\tilde{x}_{\text{ref}}(n)$ 的均方误差, 可构建如下无约束优化问题:

$$\min_{\theta} J(\theta) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N |\tilde{x}_{\text{ref}}(n) - \hat{x}(n)|^2 \quad (11)$$

其中, $\theta = [\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_Q, \alpha_0, \alpha_1, \dots, \alpha_p]^T$, 包含 Wiener 模型的线性部分系数和非线性部分系数.

首先进行参数初始化, 初始化 θ , 线性参数直接取自 CMA 均衡器收敛结果, 非线性参数 $\alpha_0 = 1$, 其余为 0. Hessian 矩阵的逆矩阵初始化为单位矩阵, 即 $H_0 = I$, 确保初始搜索方向为负梯度方向. 步长 $\eta_0 = 1$, 这种初始化方式能大大减少迭代次数.

第 k 次迭代优化过程如下.

首先进行梯度计算, 基于第 k 次参数 $\theta^{(k)}$ 计算目标函数 $J(\theta)$ 的当前梯度 $\nabla J^{(k)}$, 然后进行收敛判断, 当满足以下条件之一, 拟牛顿法迭代停止.

(1) 当前梯度的 L2 范数满足 $\|\nabla J^{(k)}\|_2 \leq \varepsilon$, 其中 ε 是一个很小的正数, 梯度的 L2 范数趋近于零, 说明在当前参数点 $\theta^{(k)}$ 附近, 目标函数几乎不再下降, 已达到局部极小值或鞍点.

(2) 达到设置的最大迭代次数 100.

如果不收敛, 则继续计算搜索方向 d_k :

$$d_k = -H_k \nabla J^{(k)} \quad (12)$$

求得搜索方向后再按照 Armijo 原则^[14]进行步长搜索, 采用回溯法动态调整步长 η_k , 初始步长直接设置为 1, 然后寻找最大步长满足如下式子:

$$J(\theta^{(k)} + \eta_k d_k) \leq J(\theta^{(k)}) + 10^{-4} \eta_k \nabla J(\theta^{(k)})^T d_k \quad (13)$$

再沿搜索方向更新参数:

$$\theta^{(k+1)} = \theta^{(k)} + \eta_k d_k \quad (14)$$

再通过 BFGS^[15]近似更新矩阵 Hessian 的逆矩阵 H_{k+1} , 避免直接计算 Hessian 矩阵再求逆, 根据参数增量 $\delta_k = \theta^{(k)} - \theta^{(k-1)}$ 和梯度增量 $\gamma_k = \nabla J^{(k)} - \nabla J^{(k-1)}$, H_{k+1} 矩阵更新公式如下:

$$H_{k+1} = H_k + \left(1 + \frac{\gamma_k^T H_k \gamma_k}{\delta_k^T \gamma_k} \right) \frac{\delta_k \delta_k^T}{\delta_k^T \gamma_k} - \left(\frac{\delta_k \gamma_k^T H_k + H_k \gamma_k \delta_k^T}{\delta_k^T \gamma_k} \right) \quad (15)$$

更新完成后, 令 $k = k + 1$, 重复上述步骤.

拟牛顿法终止后, 输出当前的参数 $\theta^{(k)}$, 将其代入 Wiener 均衡器即可. 最后将接收信号 $x(n)$ 通过该 Wiener 均衡

器进行联合线性-非线性校正得到 Wiener 均衡器输出 $\hat{x}(n)$, 再进行匹配滤波与下采样, 输出最终校正的星座图 $\hat{z}(n)$.

3.3 算法复杂度分析

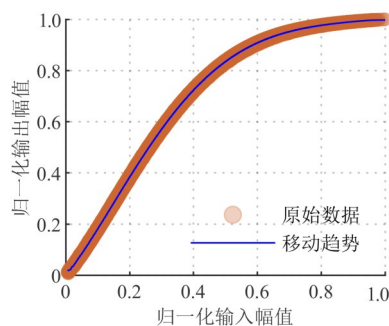
本文算法的复杂度来源于拟牛顿法的参数辨识以及 Wiener 均衡器的计算输出; 在使用拟牛顿法辨识系数时, 其单次迭代的乘法次数为 $O(N^2)^{[16]}$, 当系数求解完毕后, 算法的复杂度来源于 Wiener 均衡器的计算输出, 使用霍纳法则进行简化后单次输出仅需要加法 $P+Q$ 次, 乘法 $P+Q+2$ 次.

4 仿真实验与结果分析

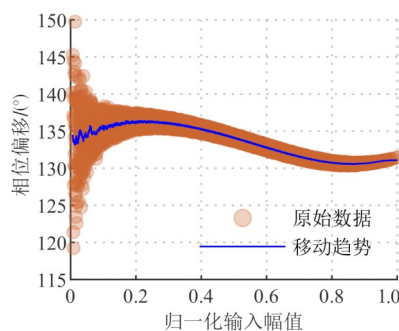
4.1 实验设置与场景描述

为准确验证 DR-NEA 的性能, 在 System Vue 仿真平台上搭建了卫星通信链路. 功放建模使用 Keysight ADS 与 MATLAB, 具体方法为在 Keysight ADS 软件搭建实际功率放大器模型, 并对采集到的输入输出信号在 MATLAB 中处理使用最小二乘法进行拟合得到功放模型(记忆多项式)系数, 功放模型的非线性阶数设为 5 阶, 记忆深度为 2, 其 AM/AM 失真与 AM/PM 失真曲线如图 4 所示, 输入与输出幅度均已归一化处理, 图 4(a) 展示了 AM/AM 效应, 图 4(b) 为 AM/PM 效应.

多径信道选择 System Vue 中系统内置信道, 其采用 4 抽头延迟线结构, 各抽头参数如下: 第 1 抽头相对延时 0 ns, 平均衰减 0 dB; 第 2 抽头延时 110 ns, 平均衰减 -9.7 dB; 第 3 抽头 190 ns, 平均衰减 -19.2 dB; 第 4 抽头 410 ns, 平均衰减 -22.8 dB, 衰减服从瑞利分布. 噪声为加性高斯白噪声. Wiener 均衡器线性阶数设置为 30 阶, 非线性设置为 5 阶.



(a) AM/AM 特性



(b) AM/PM 特性

图 4 功放失真特性

4.2 实验结果与可视化分析

图 5~图 9 分别展示了 16APSK、16QAM、32APSK、32QAM 与 64QAM 信号在比特信噪比为 30 dB 条件下信道数据, 以及使用修正恒模盲均衡算法^[5] (Modified Constant Modulus Algorithm, MCMA) 和 DR-NEA 均衡后的星座图对比.

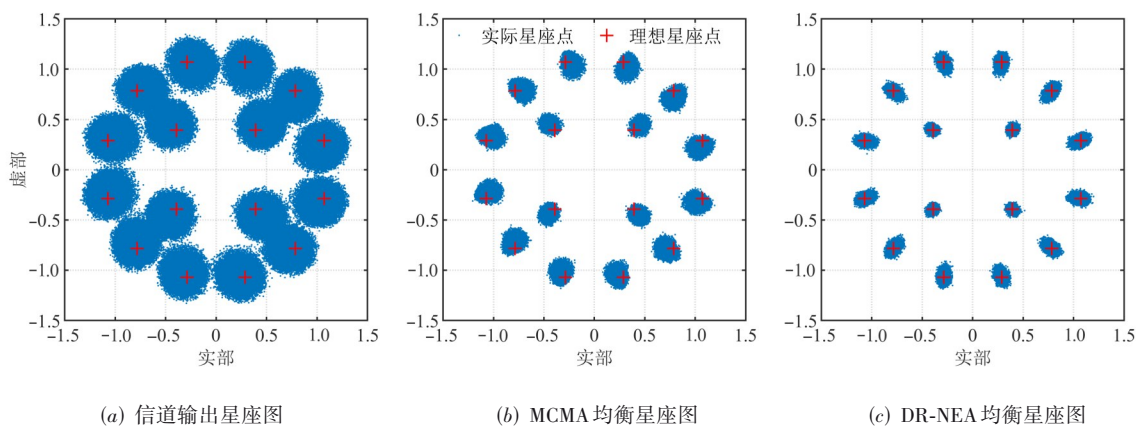


图 5 16APSK 均衡结果对比

从图 5~图 9 可以看出, MCMA 可以解决信道线性失真导致的星座点扩散. 但由于信道非线性失真存在, 均衡后的星座点偏离理想位置, 无论是 APSK 还是 QAM 调制方式, 星座点均呈现明显发散现象, 且 AM/AM 效

应导致外圈与内圈星座点相互靠近, 这一现象在 QAM 调制中尤为显著, 表现为外圈星座点趋近圆形分布. 而采用 DR-NEA 均衡, 星座图的质量明显优于 MCMA 均衡后的结果, 校正后的星座点的位置更接近理想星座

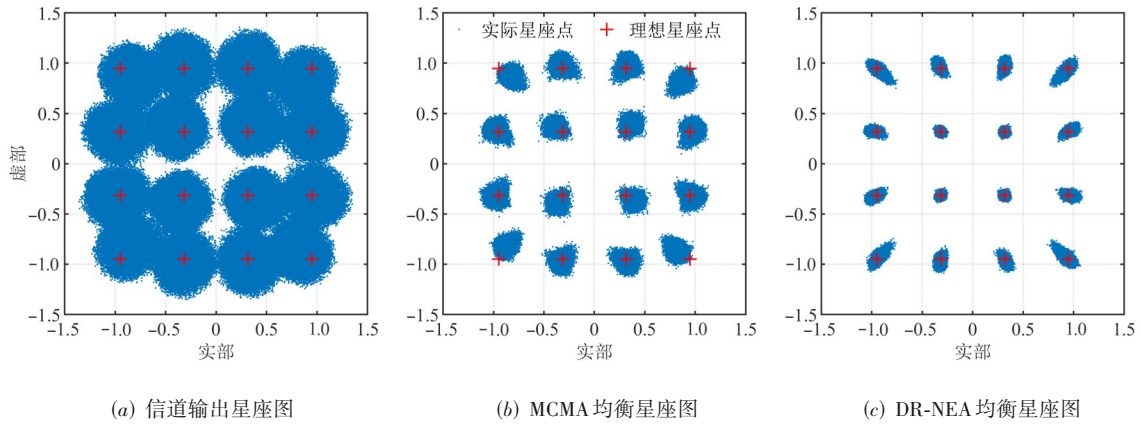


图6 16QAM均衡结果对比

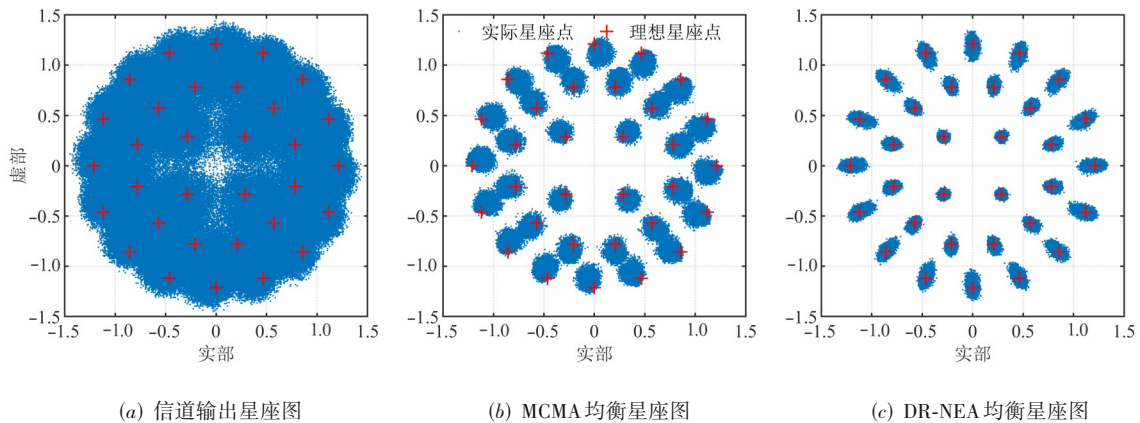


图7 32APSK均衡结果对比

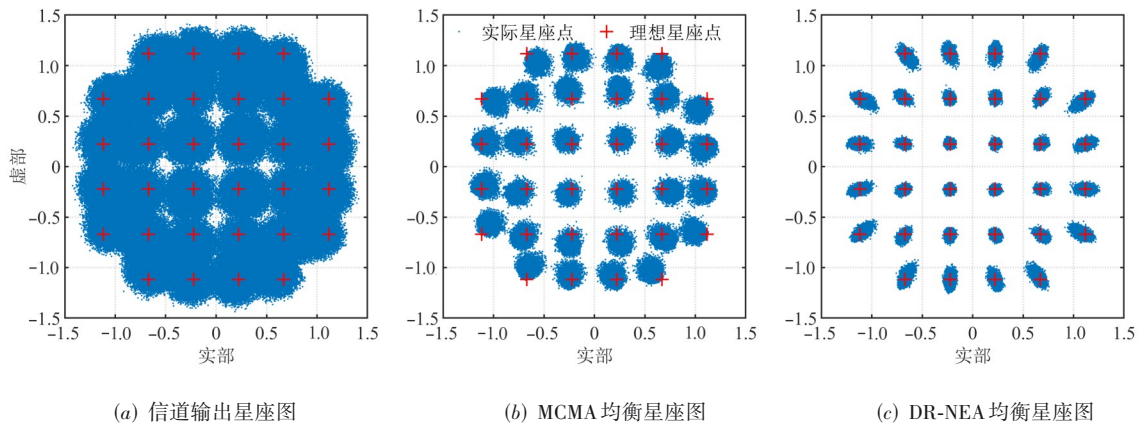


图8 32QAM均衡结果对比

点的位置,表明DR-NEA可以有效补偿信道的非线性失真,解决高阶调制下的星座图的非线性相位旋转与幅度压缩问题.

图8中可以看出,采用DR-NEA处理后的星座点存在略微拉伸现象,在星座图的外圈更为明显,经分析,该现象产生的主要原因有两点.首先,Wiener模型的滤

波器阶数有限,不能实现信道线性失真(多径)的理想补偿,剩余的线性失真经过补偿器,会导致接收星座点出现拉伸现象.其次,功放模型选择记忆多项式结构,而盲均衡采用Wiener模型,因此会存在一定程度的模型补偿误差,也会导致星座点产生拉伸现象.

表1给出了五种调制方式,在比特信噪比为30 dB

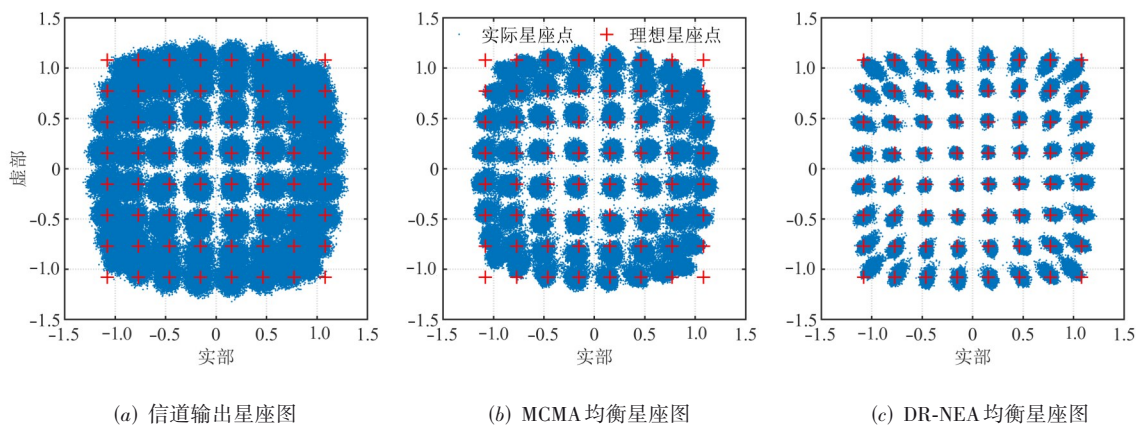


图9 64QAM均衡结果对比

下,信道直出数据,以及使用MCMA和DR-NEA均衡后的EVM.可以看到,在五种调制方式下,DR-NEA均衡后的接收信号的EVM均小于6%,较MCMA均衡后的EVM改善显著.

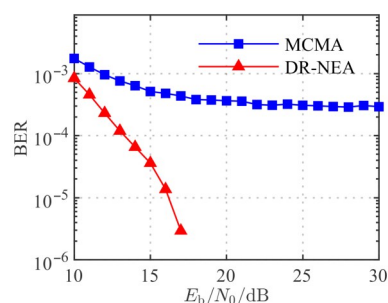
表1 不同算法在不同调制方式下的EVM 单位:%

| 调制方式 | 信道 EVM | MCMA EVM | DR-NEA EVM |
|--------|--------|----------|------------|
| 16APSK | 17.06 | 9.20 | 4.29 |
| 16QAM | 19.47 | 10.15 | 4.99 |
| 32APSK | 24.65 | 10.38 | 4.63 |
| 32QAM | 25.29 | 11.81 | 4.97 |
| 64QAM | 26.21 | 12.06 | 5.68 |

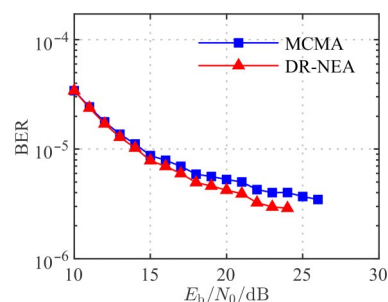
图10对比了DR-NEA与MCMA算法在仅含非线性失真或仅含线性失真条件下的性能表现.结果表明:在仅含线性失真场景下,DR-NEA略优于MCMA算法;而在仅含非线性失真场景中,由于MCMA作为一种线性均衡算法,无法均衡非线性失真,故DR-NEA的性能曲线显著优于MCMA.

图11~图13展示了调制方式32APSK、32QAM和64QAM在同时含非线性失真和线性失真下,使用DR-NEA在不同信噪比相对于线性均衡MCMA的EVM和误码率曲线对比,从结果可以看出,随着信噪比的提升,DR-NEA在这两种调制方式下均展现出显著的性能提升.以误码率 1×10^{-3} 为基准,对于32APSK调制,MCMA需在23 dB的信噪比才能达到该误码率,而DR-NEA在19 dB的信噪比下即可实现相同的误码率性能,DR-NEA相比于MCMA有4 dB的性能增益;而在32QAM、64QAM调制方式下这一性能增益则更为显著.

此外,在低信噪比区域,系统性能主要受加性高斯白噪声限制,此时MCMA与DR-NEA的性能差距较小.随着信噪比的提升,在中高信噪比区域,噪声干扰逐渐减弱,非线性失真成为主要误码因素.MCMA作为线性均衡算法,仅能补偿线性失真,无法应对非线性畸变导



(a) 只含非线性失真



(b) 只含线性失真

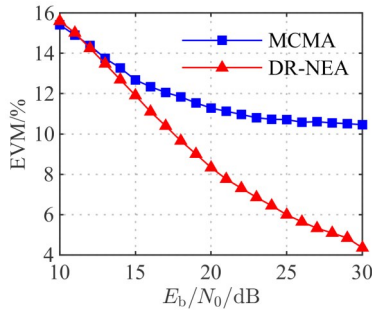
图10 32APSK下只含非线性失真或只含线性失真下性能对比

致的星座点偏移、压缩,因此其EVM和BER曲线趋缓;而DR-NEA可均衡线性和非线性失真,故随信噪比增加,相对性能提升持续增强.

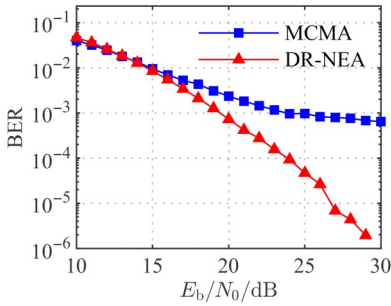
4.3 判决误码对DR-NEA均衡性能的影响

由于噪声和非线性以及残留线性失真的影响,线性均衡输出的结果在判决过程中会出现符号判决错误,导致通过插值滤波生成的参考信号存在失真,进而影响盲均衡器的辨识精度,因此需要对判决误码对DR-NEA算法的性能影响展开分析.

在30 dB信噪比下,调制方式为16QAM,非线性信

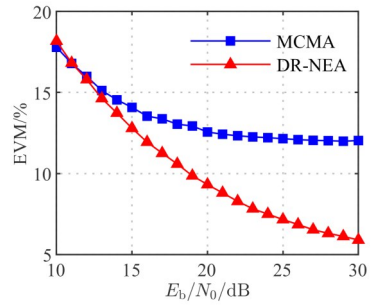


(a) EVM对比

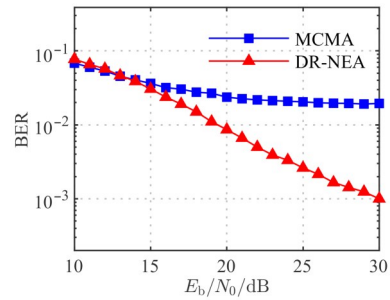


(b) BER对比

图 11 32APSK下的性能对比



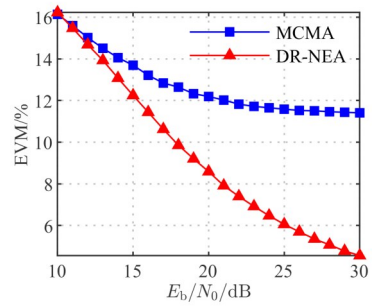
(a) EVM对比



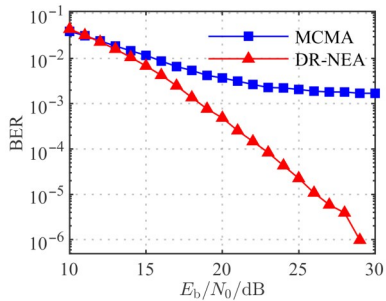
(b) BER对比

图 13 64QAM下的性能对比

误码率低于 9.44% 时, EVM 曲线保持稳定, DR-NEA 的性能与理想情况下(判决误码率为 10^{-4})的性能几乎一致;直到判决误码率大于 9.44% 时,曲线才开始发生明显上升. 通过上述分析表明, DR-NEA 在较高的判决误码率条件下仍能接近理想性能.



(a) EVM对比



(b) BER对比

图 12 32QAM下的性能对比

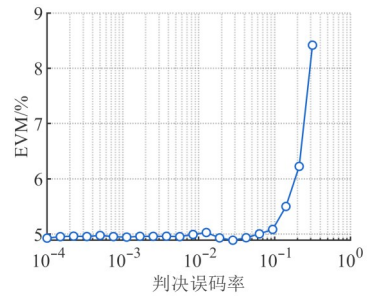


图 14 判决误码率与 DR-NEA 均衡后的 EVM 曲线图

5 结论

针对卫星通信系统中高功率放大器的非线性失真与多径信道线性衰落共同作用导致的联合干扰问题, 本文提出了一种基于判决重构的非线性卫星信道盲均衡算法. 该算法通过级联互补架构实现信道失真的精准补偿, 利用线性盲均衡模块判决插值重构参考信号, 解决传统盲均衡缺乏监督信息的难题, 进而采用拟牛顿法对非线性均衡器参数进行辨识. 实验结果表明, 所提方法对高阶调制信号的非线性失真补偿效果显著.

道同前述仿真环境, 通过在判决过程中加入不同幅度的噪声以获得不同的判决误码率. 图 14 给出了判决误码率对 DR-NEA 均衡的影响, 从图中可以看出, 当判决

参考文献

- [1] 郭业才, 徐冉. 改进的非线性卫星信道均衡器[J]. 计算机应用, 2013, 33(11): 3039-3041, 3075.
GUO Y C, XU R. Improved equalizer of nonlinear satellite channel[J]. Journal of Computer Applications, 2013, 33(11): 3039-3041, 3075. (in Chinese)
- [2] 张祖凡, 陆坤江, 张晨璐. 基于阵列滑窗和波束路由的智能反射面辅助太赫兹通信[J]. 电子学报, 2024, 52(12): 3994-4001.
ZHANG Z F, LU K J, ZHANG C L. Intelligent reflecting surface assisted terahertz communications based on array sliding window and beam routing[J]. Acta Electronica Sinica, 2024, 52(12): 3994-4001. (in Chinese)
- [3] QIN F, ZHU T L, LIU H, et al. CMA blind equalization algorithm based on linear fitting[C]//2022 International Symposium on Networks, Computers and Communications. Piscataway: IEEE, 2022: 9851792.
- [4] 赵太飞, 刘龙飞, 王晶, 等. 无线紫外光散射通信中的改进 CMA-FSE 盲均衡算法[J]. 通信学报, 2019, 40(3): 102-108.
ZHAO T F, LIU L F, WANG J, et al. Improved CMA-FSE blind equalization algorithm for wireless ultraviolet communication[J]. Journal on Communications, 2019, 40(3): 102-108. (in Chinese)
- [5] 肖瑛, 崔艳秋. 基于组合代价函数的双模式盲均衡新算法[J]. 电子学报, 2018, 46(6): 1482-1487.
XIAO Y, CUI Y Q. A new dual mode blind equalization algorithm based on combination cost function[J]. Acta Electronica Sinica, 2018, 46(6): 1482-1487. (in Chinese)
- [6] CHEN D W, WANG Y J, HUANG X Y, et al. Spiking neural network based nonlinear equalizer for optical communication[C]//2024 10th International Conference on Computer and Communications. Piscataway: IEEE, 2025: 1218-1222.
- [7] CHETHANSHARMA B, SUDHEESH P G, SATHISH KUMAR M. Addressing intersymbol interference and non-linearity in quadrature amplitude modulation systems using functional link artificial neural network equalizer[C]//2024 5th International Conference on Communication, Computing & Industry 6.0 (C2I6). Piscataway: IEEE, 2025: 10894814.
- [8] 张婷, 王彬, 刘世刚. 基于 Hammerstein 模型的非线性信道广义线性盲均衡算法[J]. 电子学报, 2015, 43(9): 1723-1731.
ZHANG T, WANG B, LIU S G. Widely linear blind equalization algorithms for nonlinear channels based on the Hammerstein model[J]. Acta Electronica Sinica, 2015, 43(9): 1723-1731. (in Chinese)
- [9] 郭业才, 费赛男, 王惠. 基于多小波双变换的非线性卫星信道盲均衡算法[J]. 电子学报, 2016, 44(10): 2384-2390.
GUO Y C, FEI S N, WANG H. Nonlinear satellite channel blind equalization algorithm based on multi-wavelet double transformation[J]. Acta Electronica Sinica, 2016, 44(10): 2384-2390. (in Chinese)
- [10] 杨茜, 吴泽忠, 贺盛瑜. 一类改进的 BFGS 拟牛顿法及与其他几种拟牛顿法的比较研究[J]. 成都信息工程大学学报, 2023, 38(2): 227-235.
YANG Q, WU Z Z, HE S Y. A kind of improved BFGS Quasi-Newton method and its comparison with other Quasi-Newton methods[J]. Journal of Chengdu University of Information Technology, 2023, 38(2): 227-235. (in Chinese)
- [11] PAN J, CHENG C H. Wiener-Hammerstein model based electrical equalizer for optical communication systems[J]. Journal of Lightwave Technology, 2011, 29(16): 2454-2459.
- [12] 刘顺兰, 蒋树南. 非线性信道的均衡算法研究[J]. 电子学报, 2010, 38(10): 2219-2223.
LIU S L, JIANG S N. Equalization algorithms based on nonlinear channel[J]. Acta Electronica Sinica, 2010, 38(10): 2219-2223. (in Chinese)
- [13] 陈东伟, 刘卫东, 张明怡, 等. 基于 Rayleigh 分布曲线的混合权系数变步长 LMS 算法[J]. 通信学报, 2025, 46(3): 62-73.
CHEN D W, LIU W D, ZHANG M Y, et al. Variable step-size LMS algorithm with hybrid weight coefficients based on the Rayleigh distribution curve[J]. Journal on Communications, 2025, 46(3): 62-73. (in Chinese)
- [14] 于海森, 谭述君, 吴志刚. 基于 Armijo 准则和 BFGS 算法的运载火箭控制重分配[J]. 航空动力学报, 2022, 37(1): 204-213.
YU H S, TAN S J, WU Z G. Reconfiguration control of launch vehicle based on Armijo criterion and BFGS algorithm[J]. Journal of Aerospace Power, 2022, 37(1): 204-213. (in Chinese)
- [15] 杨博, 邢宇航, 刘粉干, 等. 一类求解非凸无约束优化问题的改进 L-BFGS 方法[J]. 火箭军工程大学学报, 2024(6): 67-72.
YANG B, XING Y H, LIU F G, et al. A modified L-BFGS method for nonconvex unconstrained optimization[J]. Journal of Rocket Force University of Engineering, 2024(6): 67-72. (in Chinese)

[16] 林琳, 黄南天, 高兴泉. 基于DFP校正拟牛顿法的傅里叶神经网络[J]. 计算机工程, 2012, 38(10): 144-147.

LIN L, HUANG N T, GAO X Q. Fourier neural network

based on DFP emendatory Quasi-Newton method[J]. Computer Engineering, 2012, 38(10): 144-147. (in Chinese)

作者简介



王华东 男, 1977年生. 博士, 副教授. 主要研究方向为无线通信系统非线性建模及补偿技术、毫米波雷达目标检测技术研究及实现等.

E-mail: wanghuadong@cqupt.edu.cn



张天骐 男, 1971年生. 教授. 主要研究方向为语音信号处理、通信信号的调制解调、盲处理、神经网络实现以及FPGA、VLSI实现.

E-mail: zhangtq@cqupt.edu.cn



杨健鹏 男, 2002年生. 现为重庆邮电大学硕士研究生. 主要研究方向为无线通信系统的非线性建模及盲辨识.

E-mail: m17700644370@163.com