

通信与信息技术

Communication & Information Technology

国内统一连续出版物号: CN 51-1635/TN 国际标准出版物号: ISSN 1672-0164 邮发代号: 62-166

题目: 一种基于 MLP 的智能数字预失真技术

作者: 李校林, 王嘉航, 曾凡琪, 刘旭, 王鹏江

优先出版日期: 2025年2月21日

万方网站: https://w.wanfangdata.com.cn/

优先出版: 优先出版是指编辑部录用并定稿的文章,通过具备网络出版资质的数字出版 平台,先于印刷版杂志出版日期出版,文章内容、排版已定稿,视作正式出版。为确保录用 定稿优先出版文章的严肃性,文章一经发布,不得修改题目、作者、作者排序、工作单位, 只可基于编辑规范进行少量文字修改。

《通信与信息技术》为双月刊,逢单月底出刊,是国内外公开出版的自然科学学术期刊, 设置了运营一线、热点技术、行业观察、解决方案、专网通信等栏目。

办刊宗旨:面向行业,沟通社会;宣传政策,促进发展;为通信发展服务,为通信企业 服务,为通信科技人员和职工服务,为广大通信消费者服务,集信息性、行业性、技术性为 一体的综合类通信刊物。

一种基于 MLP 的智能数字预失真技术

李校林,王嘉航,曾凡琪,刘旭,王鹏江

重庆邮电大学通信与信息工程学院,重庆 400065

摘 要: 在第5代移动通信系统(5G)中,功率放大器(PAs)存在严重的非线性失真和强记忆效应,尤其是对于复杂的高阶调制系统,如 64QAM、256QAM等。针对这一问题,提出一种基于 MLP 模型的智能数字预失真(AI-DPD)系统,用于优化5G NR 物理上行共享信道(PUSCH)的链路性能。通过实验对 64QAM 调制信号下的 AI-DPD、无 DPD 和传统 DPD 技术进行了性能比较。实验结果表明,AI-DPD 技术在所有信噪比(SNR)条件下均展现出最低的误码率(BLER),尤其在 BLER 为 0.01 时,AI-DPD 技术实现了约 1dB 的 SNR 增益。此外,其星座图显示出高度集中和规则的分布,在 SNR 为 30dB 时对应的误差向量幅度(EVM)为 3.71%,远低于 3GPP 规定的 64 QAM 的最小 EVM 要求 8%。相比之下,无 DPD 技术的星座图分布较为分散,EVM 为 12.3%,表明信号经功率放大器(PA)后出现严重失真。传统 DPD 技术的 EVM 为 7.3%。因此,AI-DPD 技术在处理 PA 非线性特性方面相较于传统 DPD 技术展现了更优的性能。

关键词: 5G-NR; 物理上行共享信道; 多层感知机; 数字预失真; 人工智能 中图分类号: TN929.5 文献标志码: A 文章编号:

1 引言

5G通信技术的迅猛发展带来了对功率放大器(Power Amplifier, PA)线性化技术的更高标准,尤其是在数据传输 速率、延迟和连接密度方面^[1]。数字预失真(Digital Predistortion, DPD)技术作为一种有效的PA线性化方法,因 其低成本和配置灵活性而成为主流技术。然而,传统的DPD 技术在处理5G-NR物理上行共享信道^[2](Physical Uplink Shared Channel, PUSCH)时面临着巨大的挑战。这是因为 5G-NR 系统采用了大规模多输入多输出(Massive Multiple-Input Multiple-Output, MIMO)和高阶调制技术,使 得PA的非线性特性更加复杂,传统的DPD技术难以满足这 些新要求^[3-4]。

在早期的DPD神经网络模型中,复值神经网络 (Real-Valued Time—Delay NN, RVTDNN)因其高计算复杂 度和训练难度而受到限制。文献[5]提出的单输入单输出前 馈神经网络模型引入了复数权值,虽然在理论上具有优势, 但在实际应用中却因计算复杂度高而难以实现。为了降低计 算复杂度,文献[6]提出了一种双输入双输出结构,使用实 数权重值分别补偿幅度一幅度(AM/AM)和幅度一相位 (AM/PM)响应,但这种结构可能导致两个神经网络异步 收敛,影响训练效果。

文献[7]中, RVFTDNN通过在输入层划分I/Q分量, 实

现了只包含实数权值的预失真神经网络,显著降低了计算复杂度并提升了性能。文献[8]提出的RVTDNN进一步简化了神经网络结构,避免了在反向传播中的复值梯度运算。文献 [9]中的矢量分解时延神经网络模型则通过输入信号的幅度 及其相关项作为神经网络的输入,仅对输入信号的幅值进行 非线性运算,再对相位信息进行线性加权恢复,这种方式更 符合PA的物理机制,从而在性能上有所提升。

在接收端对PA非线性进行补偿的方式在业内通常称作数字后失真技术(Digital Post-Distortion,DPOD), 2023年, Ericsson的Hamed Farhadi等^[10]提出基于深度学习的解映射 算法,采用均衡后的符号以及估计出的SNR作为模型输入, 传输比特作为标签来训练模型,该模型在64QAM调制方式 下,在BER达到1%时,能带来4dB的增益,可以用来放宽对 带内失真和发射端执行DPD的要求,并提高发射机的能量效 率。

在文献[11]中,Samsung团队的Bin Yu等提出了一种基于 回声状态网络(Echo State Network,ESN)的轻量级的人工智 能神经网络来补偿PA的非线性,该模型仅用了30个节点, 使其能够进行快速在线训练以适应各种非线性特性,而无需 额外开销,并处理各种无线信道环境。与传统方案相比,传 统方案在相对较高的EVM值时接收完全失败,而提出的轻 量级的人工智能神经网络能够无误地接收高阶调制传输。

在文献[12]中, Nokia的Jaakko Pihlajasalo等提出了一种

收稿日期: 2025 年 1 月 21 日; **修回日期**: 2025 年 2 月 19 日 通信作者: 王嘉航(2001—), 男, 硕士研究生, 研究方向为新一代移动通信技术。E-mail: 2547351955@qq.com 名为HybridDeepRx的智能接收机,专为准确检测高EVM的 非线性失真信号而设计。通过两个CNN模型,时域频域联 合处理,联合信道估计、均衡和解映射。采用时域符号作为 输入,传输比特作为标签进行模型训练。所提出的接收器架 构能够检测到严重失真且EVM非常高的信号,而传统接收 机无法很好地检测到这些信号。

射频功率放大器 (PA) 在无线通信系统中扮演着核心 角色,但其非线性特性对信号质量构成挑战。为了应对这一 问题,数字预失真 (DPD) 技术应运而生,通过数字处理补 偿PA的非线性失真。随着技术进步,从PA建模中的Volterra 级数模型到记忆多项式 (MP) 模型,再到基于神经网络的 DPD方法,研究者们不断探索更高效、更精确的解决方案。 同时,接收端的DPOD技术也通过深度学习等先进手段,有 效补偿了PA非线性对信号的影响,提升了通信系统的整体 性能。

上述研究都为DPD技术的发展提供了新的思路,但在

5G-NR等新一代通信系统中,DPD技术仍然需要进一步提升性能和适应性^[13]。AI技术的兴起为DPD的发展注入了全新的动力。研究者们正在探索如何利用AI技术,尤其是深度学习(Deep Learning, DL),来提高DPD的性能,以满足未来新一代通信系统对传输速率和稳定性更高的要求。

2 基于人工智能的数字预失真方案

2.1 系统模型

研究采用的数据集均源自遵循3GPP标准TS 38.211和 TS 38.212^[14-15]的5G NR PUSCH模型,这些数据通过随机生 成。设计PUSCH模型时,充分考虑5G NR的主要技术需求, 如频谱的灵活使用、数据传输的高效率,以及对大规模 MIMO技术的支持。

在模型的开发过程中,确保了所有步骤和参数的选取均 严格遵循3GPP的规定,以确保模型的精确性和适用性。链 路处理过程如图1所示。



图 1 PUSCH 发送链路处理过程

研究设计了一个包含AI-DPD功能的5G NR PUSCH通 信链路模型。这个模型覆盖了信号从产生到无线传输的整个 流程,涉及基带处理、OFDM符号生成、数字预失真、射频 放大以及接收信号处理等多个环节。在发射机部分,OFDM 信号经过傅里叶逆变换(IFFT)处理并通过CFR模块进行峰 值削减,以满足OFDM系统的要求。AI-DPD模块为本系统 最关键的部分,采用深度学习技术实时预测补偿功率放大器 的非线性行为,提升信号传输的效率。在接收端,信号经低 噪声放大器(Low Noise Amplifier, LAN)放大、ADC转换, 通过傅里叶变换后进行信道估计和均衡,以确保信号准确接 收。同时,系统内还集成了数据存储模块,用于收集训练数 据,用于AI-DPD模型的训练和性能提升。

该系统旨在满足5G NR对于高速率、低延迟和高可靠性的通信需求,并通过集成AI技术,有效补偿功率放大器的非 线性失真,优化了PUSCH的性能表现。系统模型的详细结构见图2。



图 2 系统模型

2.2 PA 模型

本文采用无记忆多项式模型(Memory-Less Polynomial Model)对发射端PA非线性进行建模。PA的非线性建模如下:

$$y_p(n) = \sum_{k \in K_p} a_k x(n) |x(n)|^{2k}$$
 (1)

其中 n 是时间索引; x(n)是 PA 的输入; $y_p(n)$ 是 PA 的输出; a_k 是 k 阶多项式系数; 且 K_p 是在模型中考虑的多项式阶数的集合。CMOS 和 GaN 技术的 PA 模型参数在文献[13] 中有详细说明。本文基于 PA 模型对 GaN 工艺进行 PA 仿真实验。

2.3 AI-DPD 模型架构与设计原理

本研究构建了一种基于人工智能的数字预失真 (AI-DPD)模型,用于提升5G NR PUSCH发射链路的总体 性能。该模型应用神经网络对功率放大器的非线性失真进行 精准预测与校正,增进信号传输的效能和品质。多层感知机 (MLP)具有强大的非线性拟合能力、良好的泛化性能、易 于实现等优点。模型框架选择MLP结构,由多个串联的隐藏 层构成,每层通过执行矩阵运算、偏置累加以及ReLU激活 函数来捕捉复杂的非线性规律。模型输入端接收来自功率放 大器处采集的特征数据,而输出端则产生用于抵消非线性影 响的预失真信号。整个模型的网络架构详见图3。



图 3 AI-DPD 模型架构

前馈神经网络数字预失真模型包括输入层、隐藏层和输 出层,其中,输入为时域OFDM信号当前采样点信号、前一 采样点信号与后一个采样点信号,分别将他们的实部和虚部 组成一个1*6的向量输入给下一层(当n=0时,n-1为时域信 号中最后一个采样点的信号;同理当n为最后一个采样点时, n+1代表初始采样点的信号)。

在第t层的第i个神经元的输出为:

$$a_{i}^{t} = f\left(\sum_{j=1}^{j} w_{ij}^{t} a_{j}^{(t-1)} + b_{i}^{t}\right)$$
(2)

式(2)中 w_{ij}^{t} 表示从第(t-1)层的第j个神经元到第t层的第 i个神经元连接权重; $a_{j}^{(t-1)}$ 代表第(t-1)层中第j个神经元的输 出信号; b_{i}^{t} 为第t层第i个神经元的偏置项;而f则代表激活函 数。

该网络的输出向量可写为:

 $Y = \left[y_I(n), y_Q(n) \right] \tag{3}$

其中y_l(n)和y_Q(n)表示为输出信号的实部和虚部。

用测量预测值与真实值之间的均方误差(Mean Squared Error, MSE)作为训练模型的代价函数,可写为:

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} (y_i - \hat{y}_i)$$
(4)

在单次迭代过程中,一旦计算出神经元的代价函数,便 采用列文伯格-马夸尔特(Levenberg-Marquardt,LM)方法 来调整权重和偏置参数,这是众所周知的误差反向传播 (Error BackPropagation, BP)算法,已被证明具有非常好的性能。然后使用更新的权重系数和偏置的值再次计算代价函数,在下一次迭代中再次更新权重系数和偏置的值。训练过程中,一旦前馈神经网络模型满足了期望的建模性能或达到预设的最大迭代次数,就停止迭代。

激活函数的目的是实现所期望的非线性建模精度和增强拟合性能。根据模型的类型以及数据的动态范围,可以应用不同的激活函数。ReLU函数是当前最流行的激活函数之一,它简单、计算效率高,并且在正区间内是线性的,有助于缓解梯度消失问题。因此本模型采用修正线性单元(ReLU)作为激活函数。ReLU激活函数被定义为:

$$ReLU(x) = \max(0, x) \tag{5}$$

本研究提出的AI-DPD模型采用精心设计的多层感知机 架 构, 使用均方误差作为代价函数, 结合 Levenberg-Marquardt 算法的高效优化能力。模型的输出直 接应用于信号的预失真处理,使其在实际的通信系统中具有 很高的实用价值。

3 仿真结果及分析

基于链路仿真来呈现评估结果,将提出的AI-DPD模型的性能在PA非线性的情况下传统接收机的接收性能与传统 发射机在非线性PA的情况下的传统接收机的接收性能进行 比较。用于训练神经网络模型的链路级仿真配置总结在表1 中。 评估所考虑的性能度量包括误块率(BLER)、误差矢 量幅度(EVM)、星座图以及AM-AM特性曲线。

表1 链路级仿真配置

配置
1
4
CP-OFDM
100M
4096
15K
Memoryless polynomial model
378/1024 (LDPC)
AWGN
64QAM

针对64QAM调制信号。对三种方式下的64QAM信号进 行了仿真实验,用表1给出的参数配置各跑了3000帧的数据, 最后统计各个方式下的BLER曲线。AI-DPD、无DPD和传统 DPD技术在不同SNR下的BLER性能比较如图4所示。可以看 出,在作为合理操作点的10%BLER处,所提出的方法达到 大约1dB的性能增益。可以观察到,随着SNR的增加,三种 技术的BLER均呈下降趋势,但下降速率不同。AI-DPD技术 在所有SNR下均展现出最低的BLER,表明其在处理PA非线 性特性方面具有明显优势。传统DPD技术次之,而无DPD 的情况在高SNR下的性能最差。



图 4 BLER 性能C和

统计AI-DPD、无DPD和传统DPD三种情况在SNR30dB 下接收端信道均衡后的符号在星座图上的分布情况以及各 自的EVM。

如图5所示。可以看出AI-DPD的星座图显示出最集中和 规则的分布,此时的EVM为3.71%,远低于3GPP规定的64 QAM的最小EVM要求8%。相比之下,不加DPD的星座图分 布较为分散,EVM为12.3%,表明信号过PA之后出现严重失 真。传统DPD技术的EVM为7.3%,虽然达到了3GPP规定的 最小EVM要求,但仍然不如AI-DPD技术,这进一步验证了 AI-DPD技术在处理PA非线性特征方面的优势。









图6描绘了64QAM调制信号在AI-DPD系统中的输入输 出信号的AM-AM特性曲线,其中横纵坐标的数值均表示归 一化的幅度强度。随着输入信号幅度的增加,输出信号的幅 度增长变得平缓,不再遵循线性增长模式。

图6(a)中深色区域较宽,意味着对于相同的输入信号

振幅,会对应多个不同的输出信号振幅,这反映出在非线性 信道中,输出信号的振幅变化很大。经过AI-DPD处理后, 非线性信道的AM-AM特性曲线接近线性,并且与线性信道 的AM-AM曲线几乎一致,这表明AI-DPD能够有效地提高系 统的线性性能。



(a)NO-DPD

(b)AI-DPD

图 6 AM-AM 特性比较

4 结束语

这些评估结果证明,即使在加性白高斯噪声(AWGN) 信道、多个RX天线的现实假设下,所提出的AI-DPD也能够 补偿由PA引起的非线性失真,并且将EVM从传统的7.3%降 低到3.71%。

同时保持可接受的BLER性能,因此利用AI-DPD来处理 PA非线性特性引起的失真相较于传统DPD展现出了更优的 性能。 文中设计并实现了一种基于多层感知机的数字预失真 模型,用于优化5GNR物理上行共享信道的链路性能。该模 型通过AI技术实现了对功率放大器非线性失真的高精度预 测和补偿,显著提升了链路的传输效率和性能。通过一系列 实验对64QAM调制信号下的AI-DPD、无DPD和传统DPD技 术进行了性能比较。实验结果表明,AI-DPD技术在所有信

噪比(SNR)条件下均展现出最低的误码率(BLER),尤 其在SNR为10%时,AI-DPD技术实现了约1dB的性能增益。 此外,星座图分析进一步验证了AI-DPD技术的有效性,其 星座图显示出高度集中和规则的分布,对应的误差向量幅度 (EVM)为3.71%,远低于3GPP规定的64 QAM的最小EVM 要求8%。相比之下,无DPD技术的星座图分布较为分散, EVM为12.3%,表明信号经功率放大器(PA)后出现严重失 真。传统DPD技术的EVM为7.3%,虽然达到了3GPP的最小 EVM要求,但性能仍不及AI-DPD技术。这些评估结果证明, 即使在AWGN信道和多径效应的复杂环境下, AI-DPD技术 仍能有效补偿由PA引起的非线性失真,显著降低EVM,同 时保持可接受的误码率性能。因此, AI-DPD技术在处理PA 非线性特性方面相较于传统DPD技术展现了更优的性能。未 来的工作将更加深入,包括提升模型的适应能力,实现模型 的实时参数更新,以及探索模型在多样化通信场景下的应用。 期望将AI-DPD技术标准化,并推动其在商业产品中的应用, 为未来通信系统的性能提升提供强有力的支持,为实现更智 能、更快速的无线通信网络贡献力量。

参考文献

[1] 解程杰,马施榆.基于 FPGA 的并行 MMSA 数字预失真器设计与 实现[J].无线通信技术,2022,31(03):50-53+62.

[2] 方俊,叶焱,苏日娜,等.用于 5G RF PA 线性化的多频段通用数字 预失真器[J].微波学报,2022,38(06):90-94.

[3] Raab F H,Asbeck P,Cripps S,et al.Power Amplifiers and Transmitters for RF and Microwave[J].IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques,2002,50(3):814-826.

[4] Pipilos S,Papananos Y,Naskas N,et al.A Transmitter IC for TETRA Systems Based on a Cartesian Feedback Loop Linearization Technique[J].IEEE Journal of Solid-State Circuits,2005,40(3):707-718.

[5] Ibnkahla M, Sombrin J, Castanie F, et al. Neural networks for modeling nonlinear memoryless communication channels[J]. IEEE Trans Commun,1997,45(7):768-771.

[6] Benvenuto N, Piazza F, and Uncini A. A neural network approach to data predistortion with memory in digital radio systems. Proc[J]. IEEE Int Commun. Conf.Singapore: IEEE,1995:152-156. [7] Rawat M, et al. Adaptive Digital Predistortion of Wireless Power Amplifiers/Transmitters Using Dynamic Real-Valued Focused Time-Delay Line Neural Networks[J]. IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques, 2010, 58(1): 95-104.

[8] Yikang Zh,Yue L,Falin L, et al.Vector Decomposition Based Time-Delay Neural Network Behavioral Model for Digital Predistortion of RF Power Amplifiers.[J].IEEE Access,2019,7(1):91559-91568.

[9] Taijun L, Slim B,Fadhel M. Dynamic Behavioral Modeling of 3G Power Amplifiers Using Real-Valued Time-Delay Neural Networks[J].IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques,2004,52(3):1025-1033.

[10] Farhadi H, Haraldson J, Sundberg M. A Deep Learning Receiver for Non-Linear Transmitter [J]. IEEE Access, 2023,11: 2796-2803.

[11] Yu B,et al. Light-Weight AI Enabled Non-Linearity Compensation Leveraging High Order Modulations [J]. IEEE Transactions on Communications,2024, 72(1):539-552.

[12] Pihlajasalo J,et al. HybridDeepRx. Deep Learning Receiver for High-EVM Signals [J]. 2021 IEEE 32nd Annual International Symposium on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications (PIMRC), Helsinki, Finland, 2021:622-627.

[13] 刘昕,陈文华,吴汇波,等.功放数字预失真线性化技术发展趋势 与挑战[J].中国科学:信息科学,2022,52(04):569-595.

[14] GPP.TS38.211. Physical Channels and Modulation [S]. France:3GPP Organizational Partners, 2019.

[15] GPP.TS38.212. Multiplexing and channel coding [S]. France: 3GPP Organizational Partners, 2019.

[16] Further Elaboration on PA Models for NR [S]. document R4-165901, 3GPP, RAN4 Tdoc, 2016.

作者简介

李校林(1968—),男,硕士研究生,正高级工程师,主要研究方向 为云计算、大数据、物联网、5G等新一代信息技术应用与软件系统开 发。E-mail: lixlin@cqcyit.com

曾凡琪(2001—),女,硕士研究生,主要研究方向为智能反射面、 深度学习。E-mail: 1664821860@qq.com

刘旭(2000—),男,硕士研究生,主要研究方向为计算机视觉、 深度学习。E-mail: 2632210442@qq.com

王鹏江(2000—),男,硕士研究生,主要研究方向为小目标检测、 深度学习。E-mail: 1623867434@qq.com

An intelligent digital predistortion technique based on MLP

LI Xiao-lin, WANG Jiahang, ZENG Fanqi, LIU Xu, WANG Pengjiang

School of Communications and Information Engineering, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China

Abstract: In the 5th generation mobile communication systems (5G), power amplifiers (PAs) exhibit severe nonlinear distortion and strong memory effects, especially for complex modulation systems such as 16QAM, 64QAM, etc. Addressing this issue, this paper proposes an MLP-based digital predistortion (AI-DPD) system to optimize the performance of the 5G NR PUSCH. Through a series of experiments, we compared the performance of AI-DPD, non-DPD, and traditional DPD technologies under 64QAM modulation signals. The experimental results show that AI-DPD technology exhibits the lowest bit error rate (BLER) under all signal-to-noise ratio (SNR) conditions, particularly at BLER of 0.01, where AI-DPD technology achieves approximately 1dB SNR gain. Additionally, its constellation diagram shows a highly concentrated and regular distribution, with an EVM of 3.71%, significantly lower than the minimum VM requirement of 8% for 64QAM set by 3GPP. In contrast, the constellation diagram of non-DPD technology is more dispersed, with an EVM of 12.3%,The EVM of traditional DPD technology is 7.3%, which meets the minimum VM requirement set by 3GPP. Therefore, AI-DPD technology demonstrates superior performance in handling the nonlinear characteristics of PAs compared to traditional DPD technology.

Keywords: 5G-NR, PUSCH, MLP, DPD, AI