

特邀文章

# 基于机器学习的数字预失真进展<sup>\*</sup>

刘发林<sup>1,2</sup> 张牵牵<sup>1,2</sup> 王俊森<sup>1,2</sup> 昌 昊<sup>1,2</sup> 姜成业<sup>1,2</sup> 杨贵晨<sup>1,2</sup> 韩仁龙<sup>1,2</sup>

(1. 中国科学技术大学 电子工程与信息科学系, 合肥 230027; 2. 中国科学院 电磁空间信息重点实验室, 合肥 230027)

**摘 要:** 数字预失真技术目前被广泛用于矫正功率放大器的非线性, 降低发射机前端的功率损耗。随着通信技术的发展, 高性能、低复杂度的数字预失真技术已成为当前研究的热点。机器学习的发展也为研究提供了新的思路, 在数字预失真技术发展过程中发挥了重要作用。文章以机器学习为基础, 围绕数字预失真中的模型构建、参数求解和动态数字预失真这三个研究方向展开, 总结了相关文献, 对各方向的现有方法进行了阐述和总结。

**关键词:** 数字预失真 机器学习 功率放大器 参数提取 时变传输配置

## Recent Progresses in Digital Predistortion Based on Machine Learning

LIU Fa-lin<sup>1,2</sup> ZHANG Qian-qian<sup>1,2</sup> WANG Jun-sen<sup>1,2</sup> CHANG Hao<sup>1,2</sup> JIANG Cheng-ye<sup>1,2</sup> YANG Gui-chen<sup>1,2</sup> HAN Ren-long<sup>1,2</sup>

(1. Department of Electronic Engineering and Information Science, University of Science and Technology of China, Hefei 230027, China;

2. Key Laboratory of Electromagnetic Space Information, Chinese Academy of Sciences, Hefei 230027, China)

**Abstract:** Digital predistortion (DPD) techniques are now widely used to correct the nonlinearity of power amplifiers (PAs) and reduce power dissipation in the transmitter front-ends. With the development of communication technology, high-performance and low-complexity DPD technology has become a hot spot of current research. The development of machine learning (ML) provides new ideas for research and plays an important role in the development process of DPD. Based on ML, this paper focuses on the three research directions of model construction, parameter extraction and varying transmission configurations DPD, summarises the relevant literature, and elaborates the existing methods in each direction.

**Key words:** digital predistortion (DPD), machine learning (ML), power amplifier (PA), parameter extraction, varying transmission configurations

## 引 言

数字预失真 (Digital Predistortion, DPD) 是一种被广泛应用于矫正功率放大器 (Power Amplifier, PA) 的非线性的方法。自 20 世纪 90 年代初以来, 针对 DPD 领域中的模型构建、参数提取和架构优化三个方向研究者们不断进行探索和突破, 文献 [1] 对这些成果进行了系统的总结, 但更侧重于传统方向。本文对利用机器学习 (Machine Learning, ML) 解决 DPD 领域问题的方法进行了较为系统的总结, 涵盖了最新的进展。多数的 DPD 模型是基于沃特拉 (Volterra) 级数的截断模型, 其复杂度与建模精度的折衷是研究者们不懈的追求。随着计算能力的提

高, ML 技术已成功应用于图像和信号处理, 也为微波技术的研究提供了新的思路。考虑模型的构建复杂度, 通常希望用最少的基函数构建最精确的模型。找出相对重要的基函数就涉及到基函数空间的搜索问题, 一系列启发式算法在这一方向发挥了重要作用。神经网络 (Neural Network, NN) 由于其强大的非线性拟合能力成为另一种建模 PA 非线性行为的方法, 其性能可突破传统建模方式的上限。随着 5G 通信系统的发展和 6G 研究的深入, 信号趋于大带宽, 反馈回路中的高采样率模数转换器 (Analog-to-Digital Converter, ADC) 将成为重要的功耗来源。于是, 基于带限架构的低采样率 DPD 模型成为研究热点。然而, 随着反馈回路中的带限滤波器变窄, 基函

\* 收稿日期: 2023-08-24

基金项目: 国家自然科学基金 (62371436)

数矩阵的条件数急剧增加,这意味着带限最小二乘面临严重的数值不稳定问题。使用流行正则化(Manifold Regularization, MR)和迁移学习(Transfer Learning, TL)的方法来解决这一问题,取得了显著效果。此外,在时变传输配置下的动态DPD的需求越来越迫切,传统多项式模型遇到了瓶颈。而ML由于强大的拟合能力,逐渐引起了研究者的重视。

## 1 模型构建

ML在DPD模型构建上的应用主要在于针对沃特拉截断模型的基空间搜索和神经网络模型构建。在本节中,我们将对这两个方向近期所提出的方法做阐释。

### 1.1 线性参数模型

Volterra级数被广泛应用于非线性建模领域,由于直接使用Volterra级数模型会导致系数过多,人们提出了多种基于Volterra级数的截断模型。将Volterra级数模型仅保留其对角项,得到记忆多项式模型(Memory Polynomial Model, MP)<sup>[2]</sup>。在MP的基础上引入当前复信号与其超前项或滞后项的交叉项得到更适合宽带系统的广义记忆多项式模型(Generalized Memory Polynomial Model, GMP)<sup>[3]</sup>。在传统的Volterra级数中,非线性阶数和记忆深度的增长对于待估计的模型参数来说作用是相同的,都是使其呈指数级增长,为控制复杂度,Volterra级数只能被实际应用于弱非线性系统中。动态偏差减小模型(Dynamic Deviation Reduction, DDR)可以有效解决这一问题<sup>[4]</sup>。它使用修正后的Volterra级数将静态非线性和动态部分分离,避免了上述缺点。为易于参数求解,在进行动态项截断后可将其写为经典Volterra级数形式。

Volterra级数具有一些固有的局限性,例如,它只适用于弱非线性和连续光滑系统的建模。对于一些复杂的PA架构,分段建模的模型具有更出色的性能。规范分段线性函数(Canonical Piecewise-linear Function, CPWL)对一系列在不同分区中经过绝对值操作的线性函数求和来逼近一个非线性函数<sup>[5]</sup>,但是它不满足参数线性和处理复值信号这两个线性参数DPD建模条件。矢量分解旋转模型(Decomposed Vector Rotation, DVR)通过将绝对值操作对象从整个线性滤波器转移到每个延迟样本上,实现了参数与模型输出之间的线性关系<sup>[6]</sup>。但这种方式将使模型失去当前样本及其延迟项之间的非线性相互影响。为了弥补这一缺陷,引入更多的

振幅相关信息,对模型中的一阶基函数项做一些扩展。另一方面DVR采用了首先使用信号幅值进行运算再做相位恢复的方法实现了对复值信号的处理。在DVR模型的基础上,幅度选择仿射函数模型(Magnitude-Selective Affine Function, MSA)采用可选择幅度的仿射函数作为非线性算子来构造模型的非线性行为<sup>[7]</sup>,从而实现了高效的硬件结构。

当PA的特征变得复杂时,截断模型通常具有较高的复杂性。为了在不损失模型性能的前提下充分降低截断模型的复杂度,引入机器学习的有关方法,提出了一些对模型参数进行优化的启发式算法。文献[8]和[9]中使用遗传算法减少MP和GMP模型的系数个数并优化其性能。文献[10]提出了一种基于爬山启发式算法的GMP模型结构搜索算法,在不同搜索条件下,取得了建模精度和复杂性之间最佳平衡。为了构建具有高线性化性能和低运行复杂度的通用Volterra级数DPD模型,文献[11]提出了一种基于剪枝基空间搜索的行为建模技术。首先提出了一种构造包含多种基函数的基空间的方法,特别是包括基于偶阶项的Volterra级数,并开发了一种基于基函数复用的复杂性识别算法,可用于任何一组基函数。然后,通过模型稀疏化算法对基空间进行剪枝,得到基于PA行为状态的剪枝基空间。最后,采用启发式算法在剪枝基空间中找到最优DPD模型。

### 1.2 神经网络模型

近年来,NN在有关领域的成功应用为DPD的研究提供了新的思路。在很多研究中人工神经网络技术已经成功地应用于射频和微波领域,因为它们可以很好地近似任何连续函数。文献[12]提出了一种实值时延神经网络(Real-Valued Time-Delay NN, RVTDDN),使用输入信号的同相和正交分量作为神经网络的输入样本的方式,避免NN在反向传播中复杂的复值梯度运算。由于在PA非线性失真中输出信号幅度特性和相位特性主要受输入信号幅度的影响,文献[13]中提出的矢量分解时延神经网络模型(Vector Decomposition Based Time-Delay NN, VDTDNN)使用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,相比于RVTDDN有较好的性能提升。为了进一步提高模型的线性化性能,文献[14]提出了一种向量分解的长短期记忆模型(Vector Decomposed Long Short-Term Memory, VDLSTM)。采

取与 VDTDNN 相同的输入样本形式,对 LSTM 单元的输出进行相位恢复操作后加权得到输出信号的 I/Q 分量。文献[15]也采取 LSTM 单元进行 PA 行为的非线性拟合,与文献[14]不同的是,它采取 RVTDDNN 的输入形式,且使用序列对序列的网络结构。文献[16]采用了结构更为简单的门控循环神经网络单元 ( Gated Recurrent Unit , GRU) 来拟合 PA 的动态非线性行为。

受并行维纳模型和上述 VDTDNN 的启发,使用 NN 实现 FIR 滤波器和非线性块,一个面向块的时延神经网络模型 ( Block-Oriented Time-delay NN , BOTDNN) 在文献[17]中被提出。在这个模型中,有限脉冲响应 ( Finite Impulse Response , FIR) 滤波器提供丰富的相位组合信息并保证单一相位约束,且非线性作用于 FIR 滤波器输出的幅度上符合功放的非线性物理机制。基于上述原因,BOTDNN 可以在较低复杂度下保持优越的性能。文献[18]提出了实值时延卷积神经网络模型 ( Real-Valued Time-Delay Convolutional NN , RVTDCNN) 模型的输入数据被排列成由当前和过去信号的 I/Q 分量以及包络相关项组成的图,这使得卷积神经网络的应用从图像处理的范围扩展到了功放建模。文献[19]采取扩大因果卷积实现了跳步操作使得神经网络以更小的体量获得更大范围内的时序信息,并且结合残差块缓解了网络信息丢失问题。在宽带系统中,PA 的幅度和相位特性不仅取决于输入信号幅度,也会受到其相位的影响。基于相位门的循环神经网络,利用相位门模拟 PA 中幅度与相位信息的互动,在宽带场景下被证明有效<sup>[20]</sup>。文献[21]通过用循环状态表示 DVR 的记忆项,并重新设计分段建模,提出了一种新的循环 DVR 结构,使用更少的参数实现了与文献[20]所提方法相当的性能。

此外,文献[22]通过改变输入样本矩阵的排布方式,使用循环神经网络 ( Recurrent NN , RNN) 在每一个时间步同时输出两个预测样本,达到网络运行复杂度几乎减半且性能保持不变的效果,充分发挥了循环神经网络的潜力。

## 2 参数提取

在线性模型中,我们常用最小二乘 ( Least Square , LS) 算法求解参数,LS 复杂度主要由样本长度和系数个数决定,因此可通过降维技术和小样本学习 ( Few-Sample Learning , FSL) 降低计算复杂度,实现快速参数求解。

### 2.1 降维和小样本学习技术

对于 PA 行为建模和 DPD 线性化,目前为止,已经提出了几种重要的降维技术。文献[23]提出稀疏贝叶斯追踪 ( Sparse-Bayesian Pursuit , SBP) ,引入了一种贝叶斯框架,使得可以在直接学习架构中设计 DPD 模型结构,去除无效回归器并重新调整系数。文献[24]介绍了一种基于自适应主成分分析 ( Adaptive Principal Component Analysis , APCA) 技术的参数估计方法,该技术适用于在线现场可编程门阵列或片上系统实现。通过利用 APCA 技术得到的转换矩阵的正交性,可以减少需要估计的系数数量,并且具有有益的正则化效果,防止病态或过拟合问题。文献[25-26]提出通过在 DPD 反馈识别路径中采用偏最小二乘 ( Partial Least Squares , PLS) 回归方法解决参数估计的正则化问题和减少所需估计参数的数量。文献[27]针对小样本学习提出了一种基于广义岭回归 ( Generalized Ridge Regression , GRR) 的稳健参数识别方法,并给出了两种快速实现的 GRR 闭合表达式,这种方法还可以在不需要先验知识的情况下,比先前的参数识别方法具有更好的性能。

### 2.2 样本选择方法

上述方法在针对 DPD 小样本学习有一定帮助的同时,若结合有效的样本选择策略,可进一步提高性能。以往的样本选择方法 ( Sample Selection Methods , SSMs) 主要分为以下几类。

#### 2.2.1 连续信号序列的样本选择方法

文献[28]提出一种 1 bit 岭回归方法,利用短训练序列解决基于 LS 模型提取中的病态问题,提出了一种基于均方根的系数加权平均方法,以减少训练数据与实际发射信号之间统计特征不匹配引起的模型提取误差。结合上述解决方案,可以使用非常短连续序列准确提取模型系数。文献[29]使用岭回归放松对数字预失真中训练样本数量和最大幅度的要求。该方法在训练样本数量和最大幅度分别降低 95% 和 30% 后,只产生轻微的性能损失。

#### 2.2.2 基于欠采样的样本选择方法

文献[30]提出了一种紧凑型的基于欠采样的 DPD 技术,包括硬件架构和 DPD 算法。尤其是文中提出一种基于单个 ADC 的 DPD 取样接收器结构,即仅使用一个 ADC 和某些模拟滤波器来替换通常包含混频器或模拟解调器、本地振荡器和中高速 ADC 的传统 DPD 反馈路径。文献[31]使用一个欠采样 ADC 和一个低通滤波器代替传统反馈回路来



设计一种紧凑型单通道宽带数字预失真系统。

### 2.2.3 分类后随机选择样本

文献[32]提出的网格选择方法通过 I/Q 信号采样点选择降低数据矩阵的维度来减少计算复杂度,该方法在宽带信号下取得了更好的降维效果。文献[33]提出基于信号幅度直方图选择样本的方法,该方法针对射频功率放大器和发射信号的特性进行了优化。一些实验表明,该方法可将 DPD 自适应的计算复杂度降低至原来的 1/400,同时保留了传统方法的线性化性能。

### 2.2.4 其他样本选择方法

虽然上述第三类方法总能取得最好的表现,但其忽略了滞后项的作用。最新研究中,文献[34]发现在样本数量很少的情况下高幅度滞后项的样本有助于参数提取,所以文章提出了一种性能优异的基于高功率记忆(High-Power Memory, HPM)的样本选择方法。文献[35]将传统的 SSM 向前推进一步,提出了一种基于记忆特征(Memory Feature-Based, MFB)的样本选择策略。基于提出的 MFB 矩阵,文章介绍了两种选择代表性子集的方法,并通过聚类使其能够以较低的计算复杂度运行,该方法在复杂度和性能方面都有进一步提升,并且线性化性能波动较小。

## 2.3 参数识别方法

传统全采样(Full Sampling, FS) DPD 系统一般要求使用 3 ~ 5 倍信号带宽的 ADC,而高速 ADC 价格昂贵且功耗高。文献[36]基于直接学习架构(Direct Learning Architecture, DLA)研究了具有混叠信号的 DPD,并且证明了 DPD 可以只用单个欠采样 ADC 实现。以上方法虽然可以降低 ADC 的采样率,但仍需 5 倍采集带宽来保证能够采集到正确的混叠信号。文献[37]基于 MR 的半监督学习提出一种新的带限 DPD 来降低反馈采样率和采集带宽,该方法利用未标记数据的几何结构构造正则项来缓解过拟合问题;为了进一步提高线性化性能,文章又提出一种更符合低采样率 DPD 的扩展 MR(Extended MR, ExMR)方法。

## 3 动态 DPD

随着 5G 和 6G 通信的发展,在 PA 的实际应用场景中,传输功率、信号带宽、调制类型等传输配置将根据服务类型和当前可用的通信资源发生变化。传输配置的变化会影响 PA 的行为,为了使 DPD 匹配当前 PA 行为,需要激活反馈链路来更新 DPD 的

参数。然而,这种不断更新 DPD 以适应配置变化的方法不仅增加了功耗,还导致在过渡期间的 DPD 与 PA 行为不匹配,如图 1 所示。其中蓝线是输入信号幅度随时间变化的曲线,带有标记点的红线代表经 DPD 线性化处理后的邻近信道功率比(Adjacent Channel Power Ratio, ACPR)。每当输入信号状态发生改变,会有一段因 DPD 与 PA 行为不匹配而导致线性化性能恶化的时间即滞后时间。

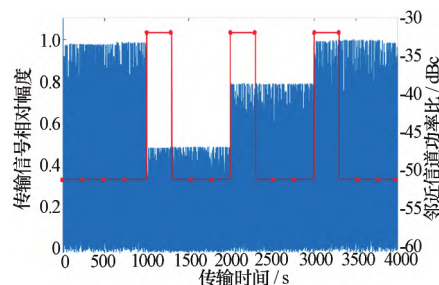


图 1 动态配置下的 DPD 线性化效果滞后示意图

解决上述问题的方法主要有两类:一种是加快 DPD 更新速度以减少不匹配时间;另一种是构造广义 DPD,增强 DPD 本身的自适应能力,使得在传输配置发生改变时,DPD 也能保持较好的线性化性能。

### 3.1 基于快速自适应的方法

为了解决复杂的 PA 非线性问题,未来的 DPD 模型将不可避免地涉及大量的系数,为了实时跟踪 PA 行为变化和解决复杂性问题,研究者们提出了一些自适应策略来减少待辨识参数个数或降低更新频率。文献[38]中提出一种自适应控制器,根据当前 PA 状态修正 DPD 的初始系数并生成列表。系数列表和自适应控制器的结合使用允许系统从过去的经验中学习,加快了 DPD 系数的收敛。在文献[39]提出的可扩展 DPD 中,根据信号的平均功率索引静态非线性函数的预定查找表(Look-Up Table, LUT),带宽信息用于选择记忆多项式函数的维数,识别过程中只有记忆多项式函数的系数需要更新。研究表明,不同传输配置下 PA 的非线性行为是强相关的<sup>[40-41]</sup>,基于这一发现,文献[42]首先离线提取在不同传输配置下 PA 行为的共同特征,预训练后的在线模型自适应过程只需要识别少量的转移系数,因此可以大大降低计算复杂度。研究者们发现,信号平均功率的改变主要影响 PA 的静态失真,且在信号幅值较小时影响尤为显著,文献[43]利用双盒模型中将 PA 的静态非线性特性与动态线性特性分离建模的特点,采用维纳模型建模动态功率配置下的 PA。采用 MSA 模拟 PA 的静态非线性特性,

当信号功率发生变化时,分段模型只更新低幅值段的参数。文献[44]中提出了基于迁移学习的参数识别方法来减少 DPD 模型系数估计的误差,利用过去状态下的参数信息对参数估计过程增加合理的约束,使得在传输配置改变时可以用较小的训练集快速更新参数。

### 3.2 广义 DPD

虽然上述方法已被证明是有效的,但重新校准总是需要时间,而构造广义的 DPD 模型更适用于较为频繁切换配置的场景。文献[40]提出了一种功率自适应 DPD,选取某一输入信号功率下的 DPD 参数为参考值,使用与参考模型相同的基函数矩阵针对功率改变时输入信号的变化值提取 DPD 参数随 PA 行为变化而改变的动态部分,并提出了一种有效的在线系数更新方法。文献[45]提出了一种基于深度学习的动态包络自适应 DPD 模型,但其复杂度过高。文献[46]提出了一种数据聚类的 DPD 方法,基于数据分析,可以对不同配置的相似发射机状态进行聚类,从而显著减少线性化状态。利用惩罚因子可以进一步降低聚类内的模型复杂度。文献[47]提出了一种持续学习 DPD 技术,该方法可以利用知识保留和迁移的能力将新状态下的 PA 行为模式合并到之前的模型中,并且能够通过持续学习最终适应所有已知的传输配置状态。文献[48]中提出了一种自适应决策树的方法,采用两步联合迭代算法使得决策树与从简化全向基函数传播选择(Reduced-Complexity Full Basis-Propagating Selection, RC-FBPS)模型中获得的子模型很好地匹配<sup>[49]</sup>。自适应决策树模型继承并增强了决策树模型和 RC-FBPS 模型各自的优点,潜在地具有强大的自适应能力。文献[50-51]都属于基于神经网络的异构输入模型,即将传输配置信息和输入信号一起馈入主干网络进行拟合。文献[52]中提出了一种门控动态神经网络模型(Gated Dynamic Neural Network, GDNN),采用门控网络来学习受传输配置变化影响的 PA 行为的变化模式,以产生与传输配置相关的权值用于调整从骨干网隐藏层提取的特征。对于相同传输配置的一批信号样本,门控网络只计算一次权值,因此门控网络不会引入过多的复杂度,且实验表明有较好的性能。

## 4 结束语

DPD 由于其低成本和配置灵活性而成为 PA 的主流线性化技术,为满足用户对传输速率和稳定性

的更高要求,下一代通信系统已经部署了大规模多输入多输出(Multiple Input Multiple Output, MIMO)系统和复杂调制方案等关键技术。这些先进的技术使系统特性变得更为复杂,从而对 DPD 提出了更大的挑战。ML 的出现为 DPD 的发展注入了新的力量,随着技术进步,ML 在未来将会成为 DPD 研究的重要途径,或许能够为 MIMO 在严格的性能指标、复杂的失真特性和动态资源配置下所面临的困难带来新的解决方案。本文总结归纳了现有机器学习基础上 DPD 技术的进展,可为下一步研究提供参考,对促进 5G 背景下 DPD 技术的发展具有积极意义。

### 参考文献

- (1) 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(4): 569-595  
Liu X, Chen W H, Wu H B, et al. Digital predistortion: development trends and key techniques[J]. Scientia Sinica: Informationis, 2022, 52(4): 569-595
- (2) Ding L, Zhou G T, Morgan D R, et al. A robust digital baseband predistorter constructed using memory polynomials[J]. IEEE Transactions on Communications, 2004, 52(1): 159-165
- (3) Morgan D R, Ma Z X, Kim J, et al. A generalized memory polynomial model for digital predistortion of RF power amplifiers[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2006, 54(10): 3852-3860
- (4) Zhu A. Dynamic deviation reduction-based volterra behavioral modeling of RF power amplifiers[J]. IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques, 2006, 54(12): 4323-4332
- (5) Chua L O, Kang S M. Section-wise piecewise-linear functions: canonical representation, properties, and applications[J]. Proceedings of the IEEE, 1977, 65(6): 915-929
- (6) Zhu A. Decomposed vector rotation-based behavioral modeling for digital predistortion of RF power amplifiers[J]. IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques, 2015, 63(2): 737-744
- (7) Li Y, Cao W, Zhu A. Instantaneous sample indexed magnitude-selective affine function-based behavioral model for digital predistortion of RF power amplifiers[J]. IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques, 2018, 66(11): 5000-5010
- (8) Mondal R, Ristaniemi T, Doula M. Genetic algorithm optimized memory polynomial digital pre-distorter for RF power amplifiers[A]. IEEE International Conference on

- Wireless Communications & Signal Processing [C], Hangzhou, China, 2013
- (9) Qiao W, Jiang C Y, Yang G C, et al. Oriented genetic algorithm for digital predistortion model structure optimization [A]. Asia-Pacific Microwave Conference (APMC) [C], Brisbane, Australia, 2021. 205-207
  - (10) Wang S Q, Hussein M A, Venard O, et al. A novel algorithm for determining the structure of digital predistortion models [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2018, 67(8): 7326-7340
  - (11) Han R L, Jiang C Y, Yang G C, et al. Pruned basis space search for digital predistortion of RF power amplifiers [J]. IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques, 2023, 71(7): 2946-2957
  - (12) Liu T J, Boumaiza S, Ghannouchi F 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
  - (13) Zhang Y K, Li Y, Liu F L, et al. Vector decomposition based time-delay neural network behavioral model for digital predistortion of RF power amplifiers [J]. IEEE Access, 2019, 7: 91559-91568
  - (14) Li H M, Zhang Y K, Li G, et al. Vector decomposed long short-term memory model for behavioral modeling and digital predistortion for wideband RF power amplifiers [J]. IEEE Access, 2020, 8: 63780-63789
  - (15) 陈豪, 刘太君, 叶焱, 等. 基于广义 LSTM 神经网络的宽带射频功放数字预失真线性化 [J]. 微波学报, 2020, 36(3): 71-75  
Chen H, Liu T J, Ye Y, et al. Digital pre-distortion linearization based on generalized LSTM neural networks for wideband RF power amplifiers [J]. Journal of Microwaves, 2020, 36(3): 71-75
  - (16) Li G, Zhang Y K, Li H M, et al. Instant gated recurrent neural network behavioral model for digital predistortion of RF power amplifiers [J]. IEEE Access, 2020, 8: 67474-67483
  - (17) Jiang C Y, Li H M, Qiao W, et al. Block-oriented time-delay neural network behavioral model for digital predistortion of RF power amplifiers [J]. IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques, 2022, 70(3): 1461-1473
  - (18) Hu X, Liu Z J, Yu X F, et al. Convolutional neural network for behavioral modeling and predistortion of wideband power amplifiers [J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2022, 33(8): 3923-3937
  - (19) 陈景豪, 许高明, 刘太君, 等. 基于实值时间卷积神经网络的功放预失真研究 [J/OL]. 微波学报, 2023-08-15  
Chen J H, Xu G M, Liu T J, et al. Study on power amplifier predistortion based on real-valued temporal convolutional neural networks [J/OL]. Journal of Microwaves, 2023-08-15
  - (20) Kobal T, Li Y, Wang X Y, et al. Digital predistortion of RF power amplifiers with phase-gated recurrent neural networks [J]. IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques, 2022, 70(6): 3291-3299
  - (21) Kobal T, Zhu A D. Digital predistortion of RF power amplifiers with decomposed vector rotation-based recurrent neural networks [J]. IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques, 2022, 70(11): 4900-4909
  - (22) Zhang Q Q, Jiang C Y, Yang G C, et al. Multi-output recurrent neural network behavioral model for digital predistortion of RF power amplifiers [J]. IEEE Microwave and Wireless Technology Letters, 2023, 33(7): 1067-1070
  - (23) Crespo-Cadenas C, Madero-Ayora M J, Becerra J A, et al. A sparse-bayesian approach for the design of robust digital predistorters under power-varying operation [J]. IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques, 2022, 70(9): 4218-4230
  - (24) López-Bueno D, Pham Q A, Montoro G, et al. Independent digital predistortion parameters estimation using adaptive principal component analysis [J]. IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques, 2018, 66(12): 5771-5779
  - (25) 林鑫, 刘发林, 李泓旻, 等. 基于偏最小二乘的低复杂度数字预失真 [J]. 微波学报, 2021, 37(1): 64-69  
Lin X, Liu F L, Li H M, et al. Low computational complexity digital predistortion based on partial least squares [J]. Journal of Microwaves, 2021, 37(1): 64-69
  - (26) Pham Q A, López-Bueno D, Wang T, et al. Partial least squares identification of multi look-up table digital predistorters for concurrent dual-band envelope tracking power amplifiers [J]. IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques, 2018, 66(12): 5143-5150
  - (27) Yang G C, Qiao W, Jiang C Y, et al. Generalized ridge regression-based few-sample learning digital predistortion [J]. IEEE Microwave and Wireless Components Letters, 2022, 32(6): 603-606
  - (28) Guan L, Zhu A D. Optimized low-complexity implementation of least squares based model extraction for digital predistortion of RF power amplifiers [J]. IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques, 2012, 60(3): 594-603

- (29) Liu Y , Xia X J , Xu Q , et al. Relaxing requirements on training samples in digital predistortion by using ridge regression [J]. IEEE Microwave and Wireless Components Letters , 2021 , 31( 6) : 616-619
- (30) Wang Z M , Guan L , Farrell R. Undersampling observation-based compact digital predistortion for single-chain multiband and wideband direct-to-RF transmitter [J]. IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques , 2017 , 65( 12) : 5274-5283
- (31) Wang Z M , Guan L , Farrell R. Compact undersampled digital predistortion for flexible single-chain multi-band RF transmitter [A]. 2017 IEEE MTT-S International Microwave Symposium ( IMS ) [C] , Honolulu , USA , 2017. 1542-1545
- (32) Wang T , Gilabert P L. Mesh-selecting for computational efficient PA behavioral modeling and DPD linearization [J]. IEEE Microwave and Wireless Components Letters , 2021 , 31( 1) : 37-40
- (33) Kral J , Gotthans T , Marsalek R , et al. On feedback sample selection methods allowing lightweight digital predistorter adaptation [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems I: Regular Papers , 2020 , 67( 6) : 1976-1988
- (34) Yang G C , Li H M , Qiao W , et al. Digital predistortion based on sample selection with memory effect [J]. International Journal of RF and Microwave Computer-Aided Engineering , 2022 , 32( 2) : e22976
- (35) Yang G C , Qiao W , Jiang C Y , et al. Memory feature-based sample selection strategy for few-sample learning digital predistortion [J]. IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques , 2023 , 71( 2) : 602-612
- (36) Guan N , Wu N , Wang H. Digital predistortion of wideband power amplifier with single undersampling ADC [J]. IEEE Microwave and Wireless Components Letters , 2017 , 27( 11) : 1016-1018
- (37) Jiang C Y , Qiao W , Yang G C , et al. A manifold regularization approach for low sampling rate digital predistortion with band-limited feedback [J]. IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques , 2022 , 70 ( 11) : 4928-4939
- (38) Li Y , Wang X Y , Zhu A D , et al. Complexity-reduced model adaptation for digital predistortion of RF power amplifiers with pretraining-based feature extraction [J]. IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques , 2021 , 69( 3) : 1780-1790
- (39) Hammi O , Kwan A , Ghannouchi F M. Bandwidth and power scalable digital predistorter for compensating dynamic distortions in RF power amplifiers [J]. IEEE Transactions on Broadcasting , 2013 , 59( 3) : 520-527
- (40) Guo Y , Yu C , Zhu A D. Power adaptive digital predistortion for wideband RF power amplifiers with dynamic power transmission [J]. IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques , 2015 , 63( 11) : 3595-3607
- (41) Barradas F M , Nunes L C , Cunha T R , et al. Compensation of long-term memory effects on GaN HEMT-based power amplifiers [J]. IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques , 2017 , 65( 9) : 3379-3388
- (42) Li Y , Wang X Y , Zhu A D , et al. Complexity-reduced model adaptation for digital predistortion of RF power amplifiers with pretraining-based feature extraction [J]. IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques , 2021 , 69( 3) : 1780-1790
- (43) Wu J Y , He S B , Peng J , et al. Magnitude scaling-based behavioral model for power amplifiers with dynamic power transmission [J]. IEEE Microwave and Wireless Components Letters , 2022 , 32( 5) : 463-466
- (44) Yang G C , Jiang C Y , Han R N , et al. Reducing parameter estimation error of behavioral modeling and digital predistortion via transfer learning for RF power amplifiers [J]. IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques , 2023
- (45) Sun J L , Wang J , Guo L , et al. Adaptive deep learning aided digital predistorter considering dynamic envelope [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology , 2020 , 69( 4) : 4487-4491
- (46) Yin H , Yu Z Q , Yu C , et al. Data-clustering-assisted digital predistortion for 5G millimeter-wave beamforming transmitters with multiple dynamic configurations [J]. IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques , 2021 , 69( 3) : 1805-1816
- (47) Yu Y C , Chen P , Zhu X W , et al. Continual learning digital predistortion of RF power amplifier for 6G AI-empowered wireless communication [J]. IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques , 2022 , 70( 11) : 4916-4927
- (48) Han R L , Qiao W , Jiang C Y , et al. Low complexity adaptive model for digital predistortion of RF power amplifiers in time-varying configurations [J]. IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques , 2022 , 71 ( 5) : 2004-2015
- (49) Han R L , Qiao W , Jiang C Y , et al. A low running complexity model for digital predistortion of RF power amplifiers [J]. IEEE Microwave and Wireless Components Letters , 2022 , 32( 11) : 1371-1374
- (50) Yin H , Jiang Z B , Zhu X W , et al. Over-the-air behavioral modeling of millimeter wave beamforming transmitters with concurrent dynamic configurations utilizing het-

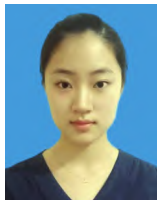


erogenous neural network [A]. 2020 IEEE/MTT-S International Microwave Symposium (IMS) [C], Los Angeles, USA, 2020. 397-400

- (51) Yu Y C, Cai J L, Zhu X W, et al. Self-sensing digital predistortion of RF power amplifiers for 6G intelligent radio[J]. IEEE Microwave and Wireless Components Letters, 2022, 32(5): 475-478
- (52) Jiang C Y, Yang G C. Gated dynamic neural network model for digital predistortion of RF power amplifiers with varying transmission configurations [J]. IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques, 2023, 71(8): 3605-3616



**刘发林** 男,1963 年生,教授,博士生导师。  
主要研究方向:微波通信,计算电磁学。  
E-mail: liuf@ustc.edu.cn



**张牵牵** 女,1999 年生,博士生。主要研究方向:数字预失真,机器学习。



**王俊森** 男,1999 年生,硕士生。主要研究方向:数字预失真,机器学习。



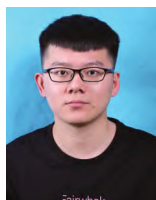
**昌昊** 女,2001 年生,硕士生。主要研究方向:射频功放的行为建模,功放的数字预失真技术。



**姜成业** 男,1996 年生,博士生。主要研究方向:数字预失真,机器学习。



**杨贵晨** 男,1997 年生,博士生。主要研究方向:数字预失真,机器学习。



**韩仁龙** 男,1998 年生,博士生。主要研究方向:射频功放的行为建模,功放的数字预失真技术。