

射频功率放大器行为模型基函数自适应生成技术

钟天阳, 彭 俊*, 何松柏, 游 飞, 王鑫宇, 梁宸瑞

(电子科技大学电子科学与工程学院, 四川成都 611731)

摘 要: 随着5G/6G通信技术的演进, 高阶调制和宽带(百MHz量级)信号的应用导致射频功率放大器(Power Amplifiers, PAs)被迫工作在接近饱和的区域, 从而呈现出显著的强记忆效应与非线性特性。为了在保证高能效的同时完成高线性度指标, 数字预失真(Digital PreDistortion, DPD)已成为基带处理端的关键技术。而传统的记忆多项式行为模型受限于固定结构, 其核系数数量随着记忆深度和非线性阶数的增加呈指数级增长, 面临严重的“维数灾难”, 使得数字预失真系统的实现复杂度较高。同时, 现有的动态生成模型依然未脱离传统多项式乘积机制, 在宽带场景下易引发字典空间急剧膨胀与巨大的计算开销等问题。针对上述问题, 本文提出了一种基于线性B样条基的功放行为模型基函数自适应生成技术。该技术摒弃了繁冗的高阶多项式乘积运算, 以具有严格局部支撑性和良好数值稳定性的线性B样条函数为基础构建单元, 引入基于子空间系数重估的贪婪迭代搜索策略, 通过探测残差方向自适应构建与特定记忆深度匹配的幅度增益函数。同时, 该技术将非线性幅度映射扩展至复数域, 显著增强了对宽带信号复杂幅相失真的捕获能力, 从而实现对功率放大器特性的精确拟合。在实现层面, 该生成技术充分发挥B样条函数局部渐进逼近的优势, 其构建的模型可简化为硬件友好的查找表(Look-Up Table, LUT)配合线性插值的结构。这种结构成功将复杂的非线性代数计算转化为底层存储位置的索引与简单的加乘组合, 在保证精度的同时显著降低了计算复杂度与乘法器逻辑资源的消耗。为了验证所提技术的性能, 本文基于100 MHz宽带信号和功放搭建了测试平台。实验结果表明, 在保证与传统模型相当的线性化性能下, 模型系数缩减了近90%, 实现复杂度减少了74%, 提升了行为建模和数字预失真效率。最后, 通过对不同非线性特性功放的扩展测试, 结果表明该自适应算法不依赖特定功放的物理先验特征, 进一步证实所提模型具备较好的泛化能力, 且易于在实际工程应用。

关键词: 功率放大器; 行为模型; 数字预失真; B样条基函数; 查找表; 线性插值

基金项目: 国家自然科学基金(No.62571092, No.62271114)

中图分类号: TN911.72

文献标识码: A

文章编号: 0372-2112(2026)06-2481-12

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

DOI: 10.12263/DZXB.20260304

Adaptive Basis Function Generation Technique for Behavioral Model of RF Power Amplifier

ZHONG Tianyang, PENG Jun*, HE Songbai, YOU Fei, WANG Xinyu, LIANG Chenrui

(School of Electronic Science and Engineering, University of Electronics Science and Technology of China, Chengdu, Sichuan 611731, China)

Abstract: With the evolution of 5G/6G communication technologies, the application of high-order modulation and wideband signals (in the order of hundreds of MHz) forces radio frequency (RF) power amplifiers (PAs) to operate in near-saturation regions, thereby exhibiting significant strong memory effects and nonlinear characteristics. To achieve high linearity specifications while maintaining high energy efficiency, digital predistortion (DPD) has become a key technology at the baseband processing end. However, traditional memory polynomial behavioral models are constrained by their fixed structures. The number of their kernel coefficients grows exponentially with the increase of memory depth and nonlinearity order, leading to a severe “curse of dimensionality” and resulting in high implementation complexity for DPD systems. Furthermore, existing dynamic generation models still rely on traditional polynomial multiplication mechanisms, which are prone to causing rapid expansion of the dictionary space and massive computational overhead in wideband scenarios. To address these issues, this paper proposes an adaptive basis function generation technique for PA behavioral models based on linear B-spline basis. This technique abandons cumbersome high-order polynomial multiplication operations, utilizing linear B-spline functions—which possess strict local support and excellent numerical stability—as fundamental building blocks. It introduces a greedy iterative search strategy based on subspace coefficient re-estimation to adaptively construct amplitude gain functions that match specific memory depths by detecting the residual direction. Additionally, this technique extends

the nonlinear amplitude mapping to the complex domain, significantly enhancing the capability to capture the complex amplitude and phase distortions of wideband signals, thereby achieving precise fitting of PA characteristics. At the implementation level, by fully leveraging the local asymptotic approximation advantages of B-spline functions, the model constructed by this generation technique can be simplified into a hardware-friendly structure combining look-up tables (LUTs) with linear interpolation. This structure successfully transforms complex nonlinear algebraic computations into underlying memory location indexing and simple addition-multiplication combinations, significantly reducing computational complexity and multiplier logic resource consumption while maintaining accuracy. To verify the performance of the proposed technique, a test platform is constructed based on a 100 MHz wideband signal and PAs. Experimental results demonstrate that, while maintaining linearization performance comparable to traditional models, the proposed method reduces the number of model coefficients by nearly 90% and decreases implementation complexity by 74%, significantly improving the efficiency of both behavioral modeling and DPD. Finally, extended tests on PAs with varying nonlinear characteristics indicate that the adaptive algorithm does not rely on the physical a priori features of specific PAs. This further confirms that the proposed model possesses good generalization capabilities and is easy to apply in practical engineering.

Keywords: power amplifier; behavioral model; digital predistortion; B-spline basis function; look-up table; linear interpolation

Foundation Item(s): National Natural Science Foundation of China (No.62571092, No.62271114)

0 引言

在无线发射链路中,射频功率放大器(Power Amplifier, PA)的非线性失真已成为通信质量、频谱效率及能量效率的关键瓶颈^[1]。为了在保证高能效的同时完成高线性度指标,数字预失真(Digital PreDistortion, DPD)技术被广泛应用于基带处理端^[2]。其基本原理是在基带域构建PA的逆非线性系统,通过级联方式抵消PA引入的幅度和相位畸变。然而,随着移动通信向5G及6G演进,通信系统对宽带信号处理能力提出了更为严苛的要求^[3],同时对DPD系统的设计构成了巨大挑战。此外,信号带宽向百兆赫兹量级的拓展以及调制方式的复杂化,使得PA表现出较强的动态非线性和记忆效应失真^[4],进一步增加了PA非线性行为建模的复杂度,也凸显了对兼顾高精度与低复杂度的高性能DPD系统的迫切需求^[5]。

如何在确保建模精度的前提下大幅降低实现复杂度,已成为当前高性能DPD技术研究中亟待突破的核心难题。针对上述挑战,现有解决方法主要可归纳为预设固定结构模型与动态裁剪/生成模型两大类,但均面临难以兼顾精度与复杂度的困境。第一类预设固定结构模型大多以Volterra级数^[6]为基础进行简化。其中,广义记忆多项式(Generalized Memory Polynomial, GMP)模型^[7]因其具有较好的“精度-复杂度”平衡性能和参数线性化求解特性被广泛应用于各种PA的线性化处理中。此外,文献[8]提出了分解矢量旋转(Decomposed Vector Rotation, DVR)模型。该模型作为全局分段模型的典型代表,利用规范分段线性(Canonical PieceWise Linear, CPWL)理论来对负载调制类功放引入的非线性成分进行补偿。类似地,文献[9]提出了基于幅度选择仿射函数(Magnitude-

Selective Affine, MSA)模型,以增强对非线性特征的拟合灵活性。但这类模型受限于预设的固定结构,为了补偿PA在宽带信号激励下的复杂非线性失真,通常需要大幅增加非线性阶数(DVR、MSA中称为非线性分段数)和记忆深度,这不仅极大地消耗了硬件逻辑资源,更加剧了系统的处理时延和运行功耗。

第二类动态裁剪/生成模型试图通过稀疏化机制突破固定结构的限制。其中,基于压缩感知理论的稀疏化算法,如正交匹配追踪(Orthogonal Matching Pursuit, OMP)算法^[10],逐渐受到关注。该类方法通过在预设的过完备字典中迭代筛选与残差向量最相关的基函数,实现了模型的稀疏化。其改进版本,双向正交匹配追踪(Doubly OMP, DOMP)算法^[11],进一步加快了基函数的选择速度。然而,OMP类算法的性能高度依赖于预设字典的完备性。为了覆盖宽带PA所有可能的非线性特性,必须构建极其庞大的基函数字典,这不仅带来了巨大的存储开销,还导致了基函数匹配过程中的计算瓶颈。因此,这类方法面临一个直接的矛盾:字典过小无法保证建模精度,而字典过大又会带来极高的计算量,违背了降低复杂度的初衷。

与此同时,学术界也有动态生成模型的尝试和研究。其中,基传播选择(Basis-Propagating Selection, BAPS)方法^[12]作为一种贪婪式的基函数生成策略被广泛应用。该方法不依赖预设字典,而是通过对现有基函数进行组合变换,迭代搜索能最大化降低当前建模残差的新基函数,从而生成适应特定PA特性的稀疏基函数组。其拓展算法还有低复杂度全向基传播选择(Reduced-Complexity Full Basis-Propagating Selection, RC-FBPS)方法^[13]以及裁剪基空间搜索(Pruned Basis Space Search, PBSS)方法^[14]。相比于OMP算法,

BAPS类算法在模型紧凑性与泛化能力上均有显著提升。然而,BAPS类算法在基函数生成阶段面临“组合爆炸”问题:随着迭代的进行,由现有基函数衍生出的“潜在”候选基函数数量呈指数级增长,导致搜索空间急剧膨胀,严重削弱了其在宽带长记忆场景下的建模效率与生成能力。文献[15]提出了一种层级式结构来避免上述问题,但在应对宽带信号时,模型生成过程依然存在冗余问题。这是因为现有的生成模型依然基于传统的多项式乘积机制,并没有降低高阶非线性运算的复杂性,在基函数搜索和生成阶段依然会产生巨大的计算开销。

为从根源上解决上述“精度-复杂度”的困境以及当前高性能DPD系统设计的问题,本文提出了一种基于线性B样条基的功放行为模型基函数自适应构建技术。该技术的设计思路与现有方法截然不同:它摒弃了BAPS类算法中基于多项式乘积的基函数传播机制,创新性地利用线性B样条函数构建非线性幅值映射,通过贪婪搜索算法自动确立最优的记忆深度组合与非线性映射函数,从而大幅降低了基函数生成过程中的字典库维度与搜索复杂度。在具体硬件实现上,该方法充分发挥线性B样条函数的局部支撑特性,将复杂的非线性运算巧妙地映射为“查找表(Look-Up Table, LUT)+线性插值”的硬件友好型结构,从架构层面保障了硬件实现的高效性。综合来看,本方法的先进性体现在:其一,在生成机制层面,以线性B样条替代多项式乘积,从根本上避免了候选基函数的指数级膨胀;其二,在硬件实现层面,通过LUT+线性插值结构实现了复杂的非线性映射,达成了精度与复杂度的协同优化。理论分析与实验结果均表明,与现有的传统多项式GMP模型、OMP类及BAPS类方法相比,本文所提技术生成的基函数模型在保持优异线性化性能的同时,显著减少了模型系数,并大幅降低了计算复杂度与硬件资源消耗,为高性能DPD系统设计提供了一条兼具理论创新性与工程实用性的新路径。

1 相关工作

当前射频功率放大器行为建模与DPD技术的主流研究路线大致可分为两大类:一是预设固定结构模型,即通过显式表达式进行建模和预失真;二是动态裁剪/生成模型,即通过误差动态选择或生成模型结构进行建模与预失真。下面将对这两种路线进行总结。

1.1 传统固定结构模型

在PA的行为建模与DPD领域,Volterra级数^[6]理论是描述具有记忆效应的非线性系统的通用数学框

架,其复数基带信号形式如下^[14]:

$$y(n) = \sum_{k=1}^K \sum_{\tau_1=0}^D \sum_{\tau_2=0}^D \cdots \sum_{\tau_k=0}^D h_k(\tau_1, \tau_2, \cdots, \tau_k) \times \prod_{i=1}^{\frac{k+1}{2}} x(n-\tau_i) \prod_{j=\frac{k+3}{2}}^k x^*(n-\tau_j) \quad (1)$$

其中: $x(n)$ 、 $y(n)$ 分别表示基带输入与输出信号; $\tau_1, \tau_2, \cdots, \tau_k$ 代表 k 阶多项式的各个时间延迟索引; $(\cdot)^*$ 代表共轭操作; K, D 分别为非线性阶数和记忆深度; $h_k(\tau_1, \tau_2, \cdots, \tau_k)$ 为 k 阶Volterra核系数。然而,全阶Volterra级数的核系数数量随着记忆深度和非线性阶数的增加呈指数级增长,面临严重的“维数灾难”。为了在模型精度与计算复杂度之间取得平衡,学术界提出了多种基于Volterra级数的简化模型,其中广义记忆多项式(GMP)模型^[7]因其优异的建模性能而被广泛采用,其表达如下:

$$y_{\text{GMP}}(n) = \sum_{k=0}^{K_a-1} \sum_{l=0}^{L_a-1} a_{kl} x(n-l) |x(n-l)|^k + \sum_{k=1}^{K_b} \sum_{l=0}^{L_b-1} \sum_{q=1}^{Q_b} b_{klq} x(n-l) |x(n-l-q)|^k + \sum_{k=1}^{K_c} \sum_{l=0}^{L_c-1} \sum_{q=1}^{Q_c} c_{klq} x(n-l) |x(n-l+q)|^k \quad (2)$$

其中: K_a, L_a 分别表示信号与幅度对齐项的非线性阶数和记忆深度; K_b, L_b, Q_b 表示滞后交叉项的非线性阶数、记忆深度及滞后记忆深度; K_c, L_c, Q_c 表示超前交叉项的非线性阶数、记忆深度及超前记忆深度; a, b, c 代表不同非线性基函数的权重系数, $|\cdot|$ 代表取模运算。分解矢量旋转(DVR)模型^[8]则是利用规范分段线性理论,在幅值全局范围内进行分段截断来拟合非线性,其1阶项表达式如下:

$$y_{\text{DVR}}(n) = K \sum_{i=0}^M a_i x(n-i) + \sum_{k=1}^K \sum_{i=0}^M c_{ki,1} |x(n-i)| - \beta_k |e^{j\theta(n-i)}| \quad (3)$$

其中, β_k 为分段阈值, K, M 分别为分段数量和记忆深度。实际使用时为了提高精度,需要将其拓展至更高阶数来拟合更复杂的非线性。从式(1)~(3)可以看出,传统固定结构模型的拟合能力高度依赖于预设的构造参数。为了提升其对非线性行为的表征能力,必须通过调整非线性阶数等参数来重构模型结构。

以GMP为代表的传统多项式模型的一个重要的数学特性是线性参数化(linear-in-parameters)。尽管该模型描述的是输入与输出之间的强非线性关系,但对于待辨识的模型系数而言,输入基函数矩阵和输出之间是线性关系。这意味着模型可以表示为线性回归的形式,即

$$\mathbf{y} = \mathbf{H}\boldsymbol{\theta} \quad (4)$$

其中, $\mathbf{y}$ 代表输出信号的向量表示, $\mathbf{H}$ 是由输入信号及其非线性构成的基函数矩阵, $\boldsymbol{\theta}$ 为系数向量。基于这一特性, 可以采用线性估计算法来求解全局最优系数, 如最小二乘法 (Least Squares, LS)^[16]、递归最小二乘法 (Recursive LS, RLS)^[17] 以及最小均方算法 (Least Mean Squares, LMS)^[18]。

1.2 动态裁剪/生成模型

针对动态裁剪算法模型, 本文以 DOMP 算法^[11]为例。DOMP 算法基于完备的多项式字典, 不同于固定结构模型, 该算法采用迭代搜索策略, 在每一步选择中嵌入正交化处理, 以消除候选基函数与已选基函数之间的冗余相关性, 从而实现模型结构的动态稀疏化。其中, 在第 t 次迭代中, 算法通过最大化正交化后的基向量与当前残差的投影能量来选择下一个基函数的索引 γ' , 其寻优方法如下:

$$\gamma' = \arg \max_{j \notin \mathbf{S}^{t-1}} \frac{\left| \left(\mathbf{z}_j^{t-1} \right)^H \mathbf{v}^{t-1} \right|}{\left\| \mathbf{z}_j^{t-1} \right\|_2} \quad (5)$$

其中: $\mathbf{S}^{t-1}$ 表示上一轮已选出的基函数集合; $\mathbf{v}^{t-1}$ 为当前的建模误差; $\mathbf{z}_j^{t-1}$ 为正交化处理后的候选基向量, 此时的输入基函数矩阵已经进行了正交化处理; $\|\cdot\|_2$ 代表向量 2 范数; $(\cdot)^H$ 代表共轭转置。

针对动态生成算法模型, 本文以 BAPS 类算法^[12]为例。BAPS 类算法是一种通过已有基函数组合生成新基函数的方法, 利用贪婪寻优策略, 选取单次建模精度最高的基函数, 并以此迭代生成更多基函数组。文献[12]中提出了两种基本的组合操作: 延迟操作和非线性操作, 其组合方式如下:

$$\text{Type I: } \phi_r(n) = \phi_i(n-m) \quad (6)$$

$$\text{Type II: } \phi_r(n) = \phi_i(n) \phi_k(n) \phi_j(n)^*$$

其中: $\phi_r(n)$ 为第 r 个基函数; $i, j, k < r$, $\phi_i(n-m)$ 为 $\phi_i(n)$ 延时 m 个采样周期所得。通过这两种操作, 可以利用已有基函数的延时和乘积组合不断地产生新的基函数成分, 从而提高模型的建模精度。因已有基函数的高效复用, 该模型能够以较低的复杂度构造基函数矩阵。但 Type II 的非线性组合仍需要较多的乘法运算, 因此文献[13]基于传统多项式的结构提出了第 3 种非线性操作:

$$\text{Type III: } \phi_r(n) = \phi_i(n) |x(n-m)| \quad (7)$$

通过 Type III 幅值非线性组合操作, 可以减少基函数乘积组合时的运算量, 进一步降低模型的实现复杂度。

2 B 样条基自适应生成模型

结合第 1.2 节中多项式结构与贪婪算法寻找最优基函数的思想, 本节提出了一种基于线性 B 样条函数的功放行为模型基函数自适应构建技术。首先, 简要阐述 B 样条基函数的构造理论及优势。根据传统记忆多项式的构造方法, 扩展基函数表达式; 利用贪婪算法逐步生成新的基函数, 并以 LUT+线性插值的低复杂度方式进行存储。最后, 对所提技术生成的模型的运行复杂度进行分析。

2.1 B 样条基函数

样条基函数 (Spline Basis Function) 是构建分段非线性模型的数学核心^[19]。在功放行为建模中, 除了常规的高阶幂级数外, 传统规范分段线性 (CPWL) 基函数^[8-9]也常被采用。然而传统 CPWL 基函数由于缺乏严格的局部支撑性, 在宽带建模下容易陷入参数提取矩阵病态的困境, 导致出现精度-复杂度瓶颈^[20]。与单一高阶全局函数或非稀疏线性结构覆盖整个输入范围不同, 样条基函数通过在预设的结点集合 $\mathbf{T} = \{t_1, t_2, \dots, t_p\}$ (输入信号最大值归一化后, 输入信号的范围为 $(0, 1]$, P 为结点总数) 上定义分段多项式, 实现对非线性特性的局部渐进逼近。

B 样条基函数 (B-Spline Basis Function) 是一类基于最小支撑集的样条函数, 具有局部支持性和良好的数值稳定性^[21]。B 样条基函数通过线性组合来表示定义域内任意形状的 B 样条曲线 $S(x)$, 表达式如下:

$$S(x) = \sum_{p=1}^P c_p B_{k,p}(x) \quad (8)$$

其中, $B_{k,p}(x)$ 为阶数为 k 的 B 样条基函数, c_p 代表控制系数。B 样条基函数常采用 De Boor 递归公式^[22]计算, 公式如下:

$$B_{0,p}(x) = \begin{cases} 1, & t_p \leq x < t_{p+1} \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$$

$$B_{k,p}(x) = \frac{x - t_p}{t_{p+k} - t_p} B_{k-1,p}(x) + \frac{t_{p+k+1} - x}{t_{p+k+1} - t_{p+1}} B_{k-1,p+1}(x) \quad (9)$$

此外, 相比同样具有分段特性但构造函数复杂的径向基函数 (Radial Basis Function, RBF)^[23], B 样条的分段构造结构在底层硬件实现中, 天然易于通过 LUT 进行高效映射, 能够大幅降低对硬件 DSP 乘法器资源的消耗。在实际应用中, 为简化分段点的自适应估计算法, 本文采用均匀划分的方式 (均匀样条), 使基函数在时域上具有规则的结构, 即 $\delta_x \equiv t_{p+1} - t_p$, δ_x 为均匀分段宽度。引入 B 样条基函数的主要意义在于:

(1)低阶复杂度: B样条基函数允许在每个局部区域采用低阶多项式来拟合非线性特性,避免了传统多项式的高阶运算。

(2)数值稳定性: 相比于高阶幂级数基函数, B样条基函数具有良好的局部特性,能够有效改善回归矩阵的条件数,从而使辨识过程更加鲁棒^[24]。

2.2 基函数构造

本文将式(2)中的幅值幂函数抽象为一个从实数域映射到复数域的函数来表征非线性特性,并保留记忆交叉项的特性,从而得到模型中的基函数表达式,如下所示:

$$\phi(n) = x(n-l)G(|x(n-m)|) \quad (10)$$

其中, l 和 m 分别代表信号项和幅值项的记忆深度, $G(\cdot) = G_{\Re}(\cdot) + jG_{\Im}(\cdot)$ 代表模值的实数-复数的非线性函数, $G_{\Re}$ 和 $G_{\Im}$ 分别对应函数的实部和虚部。与GMP中的基函数表达式相比,本文作出了以下两个改进:

(1)记忆深度组合的灵活化: PA在宽带信号激励下,并不是每一个记忆深度的非线性表征能力都相同,式(10)将记忆深度灵活排列,可以用更少的基函数实现更丰富的记忆效应表达。

(2)相位建模能力的扩展: 与模值相关的函数从幂指数(实数)扩展为复数函数,相比于GMP模型中基函数的相位完全取决于信号项的相位,这种拓展能够丰富基函数的相位建模能力。

改进后的基函数表达式不仅通过灵活的时延组合实现了模型结构的稀疏化,同时利用复数映射增强了模型对宽带信号复杂幅相失真的捕获能力。

为了对式(10)中的复数非线性函数 $G(\cdot)$ 进行灵活的逼近拟合,本文采用B样条基函数作为构建基底,将功放非线性特征的捕获转化为B样条基函数组合系数的求解过程。综合考虑建模精度与模型复杂度,本文选择一阶B样条基函数($k=1$)作为基础支撑单元。令式(9)中 $k=1$,可得到 P 个一阶B样条基函数。以 $P=6$ 为例,其函数图像如图1所示。

从图1中可以看出,任意归一化幅度下的一阶B样条基函数 $B_{l,p}$ 之和为1。对于定义域内的任意输入幅值 $u(n)$,假设其落在第 p_n 个区间 $[t_{p_n}, t_{p_n+1})$ 内,该区间内的非线性函数 $G(u(n))$ 的全局求和可以化简为

$$G(u(n)) = c_{p_n} B_{l,p_n}(u(n)) + c_{p_n+1} B_{l,p_n+1}(u(n)) \quad (11)$$

这样,对于任意输入幅值,函数计算都可以化简为相邻复数系数 c_{p_n} 与 c_{p_n+1} 之间的线性加权组合。这种组合在硬件实现中,可以通过低复杂度的LUT离线存储配合线性插值的方式实现,从而降低了硬件实现上的模型复杂度。

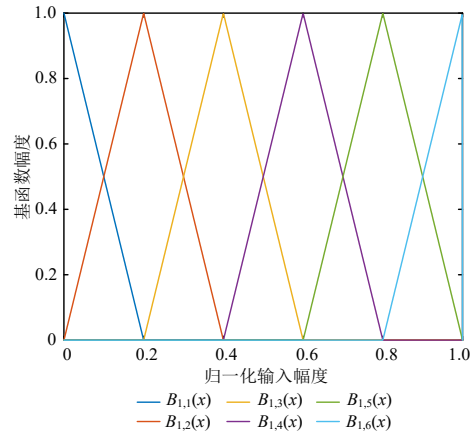


图1 $P=6$ 时一阶B样条基函数的幅值曲线

Figure 1 The amplitude curves of first-order B-spline basis functions when $P=6$

2.3 基函数生成

为了构建最优的非线性模型序列,本文采用贪婪迭代策略,旨在每次迭代中找到能够最大程度降低当前建模误差的基函数。在此过程中,如何确定给定记忆深度范围内的最优幅度增益函数 $G(\cdot)$,是模型生成的关键。

根据式(8),幅度增益函数本质上是由 P 个B样条基函数线性组合而成。在迭代搜索阶段,对于式(10)中每一个候选的记忆深度组合 (l, m) ,将其展开为由 P 个B样条基函数组成的局部子空间。由于基函数之间存在非正交性导致的误差掩蔽,若将基函数的系数统一置为1后直接优化函数 G ,往往难以收敛至全局最优。因此,为确保贪婪算法能够精准捕捉误差方向,本文采用了子空间系数重估的方法,即将当前子空间内的 P 个B样条基与模型中已有的基函数合并,通过最小二乘法求解所有系数。值得注意的是,在更新阶段,仅采纳当前子空间内的系数计算结果来构造新基函数,其余既有基函数不作调整。具体而言,第 r 次迭代的基函数生成过程包含以下三个步骤:

(1)子空间展开: 遍历所有可能的记忆项组合 (l, m) ,利用B样条基函数结构将式(8)拓展为 P 个独立的样条基向量,构建候选子空间 $\mathbf{S}_{l,m} \in \mathbb{C}^{N \times P}$ 如下:

$$\mathbf{S}_{l,m}(n) = [s_1, s_2, \dots, s_P] \quad (12)$$

其中第 p 个元素 s_p 定义为

$$s_p = x(n-l)B_{l,p}(|x(n-m)|) \quad (13)$$

(2)全局投影寻优: 将 $\mathbf{S}_{l,m}$ 并入现有模型中,通过LS算法求解得到当前最优的样条控制系数。该步骤在数学上等效于将残差信号投影到该子空间,从而确定该延迟下的最优非线性形状。

(3)基函数更新:确定使整体建模误差最小的记忆深度组合 $(\hat{l}, \hat{m})$,利用对应的最优系数 β 将 P 个B样条基向量加权合成为单一的基函数。在硬件实现中,该基函数对应一张“LUT+线性插值”表。具体生成流程如算法1所示。

算法1 自适应样条基函数生成算法

输入:输入信号向量 $\mathbf{x}$,输出信号向量 $\mathbf{y}$,生成最大基函数数量 $R_{\max}$,

误差门限 δ ,候选记忆深度集合 Ω

输出:基函数矩阵 Φ

1. 初始化:残差向量 $\varepsilon = \mathbf{y}$,初始基函数矩阵 $\Phi = \mathbf{x}$,迭代次数 $r = 1$
2. WHILE $r \leq R_{\max}$ AND $\|\varepsilon\|_2 > \delta$ DO
3. 初始化建模最小误差 $E_{\min} = \infty$
4. FOR 每一个候选记忆深度组合 $(l, m) \in \Omega$ DO
5. 根据式(12)和式(13)构建当前的 $S_{l,m}$
6. 构造临时基函数矩阵 $\Phi_{\text{temp}} = [\Phi, S_{l,m}]$
7. 最小二乘法求解 $\omega = (\Phi_{\text{temp}}^H \Phi_{\text{temp}})^{-1} \Phi_{\text{temp}}^H \mathbf{y}$,其中 $(\cdot)^{-1}$ 代表矩阵的逆
8. 计算当前的拟合误差 $E_{\text{temp}} = \|\mathbf{y} - \Phi_{\text{temp}} \omega\|_2$
9. IF $E_{\text{temp}} < E_{\min}$ THEN
10. 更新最小误差 $E_{\min} = E_{\text{temp}}$,记录最佳组合 $(\hat{l}, \hat{m})$
11. 记录对应的样条系数 $\beta(\omega)$ 的最后 P 项)
12. 记录对应的最佳子空间矩阵 $\hat{S} = S_{\hat{l}, \hat{m}}$
13. END IF
14. END FOR
15. 计算新基向量 $\Phi_r = \hat{S}\beta$ 并将其存储为LUT表
16. 更新模型 $\Phi = [\Phi, \Phi_r]$,更新残差 $\varepsilon = \mathbf{y} - \Phi(\Phi^H \Phi)^{-1} \Phi^H \mathbf{y}$
17. $r = r + 1$
18. END WHILE
19. RETURN Φ

2.4 复杂度分析

一个线性参数求解的DPD模型的运行复杂度可以分为两个部分:基函数线性组合复杂度和基函数构造复杂度。其中,前者对应基函数与系数进行线性加权的运算过程,后者对应模型非线性基函数的构造过程。为了方便统一对比,本文采用浮点数运算(Floating-point Operations, FLOPs)的数量作为衡量DPD模型硬件消耗的指标^[25]。本文涉及的常用运算与其对应的FLOPs数量如表1所示。

一个具有 N_{basis} 个基函数的线性参数模型,其线性组合复杂度已在文献[12]中论证,如式(14)所示:

$$C_{\text{linear}} = 8N_{\text{basis}} - 2 \quad (14)$$

对于上述的生成式模型,每个基函数本质上都由一个线性LUT插值表与基带信号延迟项相乘组成。根据式(10),每个基函数的非线性映射函数可以分为实部和虚部两张LUT表,那么构造单个基函数的步骤如下:

- (1)根据归一化幅度确定插值区间;

表1 常用运算所对应的FLOPs数

Table 1 Number of FLOPs for common operations

运算	FLOPs数
信号延迟	0
实数-实数加法	1
实数-实数乘法	1
复数-实数乘法	2
复数-复数乘法	6
模值运算 $ \cdot $	7

- (2)进行线性插值;

- (3)与信号延迟项相乘,得到基函数输出。

步骤(1)需要根据信号归一化幅值 $|x(n)|$ 选择对应的区域索引 p_n 及该区域内的相对位置值 u_n ,计算方式如下:

$$p_n = \left\lfloor \frac{|x(n)|}{\delta_x} \right\rfloor + 1 \quad (15)$$

$$u_n = \frac{|x(n)|}{\delta_x} - (p_n - 1)$$

其中, $u_n \in [0, \delta_x)$, $\lfloor \cdot \rfloor$ 代表向下取整操作。式(15)总共需要1次实数-实数乘法运算和1次实数-实数减法运算(取整不引入额外的运算,索引上的加减在实际应用于硬件LUT时表现为存储位置的移动,也不需要实际的加减运算),因此步骤(1)所需FLOPs数为2。

在通过步骤(1)确定插值区间及其相对位置后,步骤(2)中的线性插值方法可将式(11)简化为

$$G(|x(n)|) = c_{p_n} + u_n \cdot (c_{p_{n+1}} - c_{p_n}) \quad (16)$$

非线性函数 G 的实部和虚部分别需要2次实数-实数加法运算,1次实数-实数乘法运算,所以步骤(2)所需FLOPs数为6。步骤(3)则需要一次复数-复数乘法运算,所需FLOPs数为6,因此,构造单个基函数所需FLOPs数为14。在生成时,每个基函数的 G 函数插值点不同,且不同延迟之间的幅值不需要重复运算,因此,具有 N_{basis} 个基函数的本文所提模型的运行复杂度 C_{running} 如下:

$$C_{\text{running}} = 8N_{\text{basis}} - 2 + 14(N_{\text{basis}} - 1) + 7 \quad (17)$$

$$= 22N_{\text{basis}} - 9$$

其中,7为输入信号模值运算所需的FLOPs数。

3 实验结果

验证本文模型的实验平台如图2所示。实验平台处理链路如下。首先,在计算机(Personal Computer, PC)上利用Matlab生成基带I/Q数据流,并将其载入到矢量信号发生器(Vector Signal Generator, VSG)。VSG将基带信号进行数模转换及上变频,生成射频激励信号。该信号经驱动放大器放大后,输入

至待测功放。待测功放的输出信号经过衰减器衰减后,进入矢量信号分析仪(Vector Signal Analyzer, VSA)。最后,由VSA进行下变频采样及模数转换,将采集到的数字基带信号通过局域网传回PC,进行后续的对齐、建模和DPD处理。

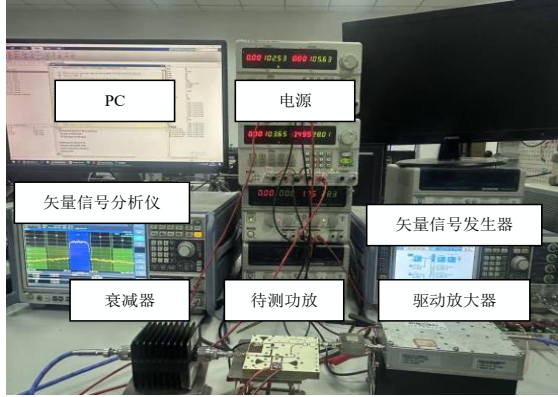


图2 实验平台实际图

Figure 2 Photograph of the experimental setup

本次实验选用两款具有不同非线性特性的Doherty PA作为待测功放,主测试功放(PA1)的工作频带为3.3~3.8 GHz,在中心频率为3.55 GHz时饱和功率为31.5 dBm。另一款功放(PA2)的工作频带为1.35~1.8 GHz,在中心频率为1.5 GHz时饱和功率为37 dBm。测试信号统一采用带宽100 MHz的正交频分复用(Orthogonal Frequency Division Multiplexing, OFDM)信号,采样率491.52 Msps。基于互补累积分布函数(Complementary Cumulative Distribution Function, CCDF)分析,测试信号在0.1%概率分布下的有效峰均比约为8.09 dB。测试OFDM信号的子载波数为16,单载波的符号数为384,所搭载的信号为64正交振幅调制(64-Quadrature Amplitude Modulation, 64-QAM)信号。在数据集划分方面,为充分验证模型的泛化性能,实验时选取30 000个基带信号点用于模型训练与参数求解,另取70 000个基带信号点进行建模验证和线性化效果测试。

在功放的正向行为建模时,使用归一化均方误差(Normalized Mean Squared Error, NMSE)作为建模精度指标,其计算方式如下:

$$\text{NMSE}_{\text{dB}} = 10 \log_{10} \left(\frac{\sum_{n=1}^N |y(n) - \hat{y}(n)|^2}{\sum_{n=1}^N |y(n)|^2} \right) \quad (18)$$

其中, N 代表样本点数, $\hat{y}(n)$ 代表经模型拟合估计的输出信号(在DPD性能验证时,该指标代表功放线性化

后的输出信号和原始输入信号之间的差异)。在DPD性能验证时,采用相邻信道功率比(Adjacent Channel Power Ratio, ACPR)来衡量模型的频域线性化能力,其计算方式如下:

$$\text{ACPR}_{\text{dBc}} = 10 \log_{10} \left(\frac{\int_{\text{BW}_{\text{adj}}} P(f) df}{\int_{\text{BW}_{\text{main}}} P(f) df} \right) \quad (19)$$

其中, $P(f)$ 代表输出信号的功率谱密度, BW_{main} 代表主信道的频带范围, BW_{adj} 代表邻信道的频带范围。同时采用误差向量幅度(Error Vector Magnitude, EVM)衡量输出信号的调制精度,其计算方式如下:

$$\text{EVM} = \sqrt{\frac{\sum_{n=1}^N |x(n) - y_{\text{meas}}(n)|^2}{\sum_{n=1}^N |x(n)|^2}} \times 100\% \quad (20)$$

其中, $y_{\text{meas}}(n)$ 代表实际输出信号。

本次实验对比了GMP模型、DVR模型(分段模型类代表)、DOMP算法(OMP算法类代表)、RC-FBPS算法(BAPS算法类代表)以及本文提出的基于线性B样条基的自适应生成模型。其中GMP模型的最大记忆深度设置为10,最大非线性阶数设置为10,其运行复杂度在文献[14]中已经给出。DVR模型的最大分段数为10,最大记忆深度设置为10,其运行复杂度在文献[8]中已经给出计算方法。采用DOMP算法挑选全阶Volterra级数,其中Volterra级数的记忆深度为10,非线性阶数为7,其裁剪Volterra级数后模型的运行复杂度在文献[12]中已讨论过。而RC-FBPS算法的最大探索记忆深度为10,基函数数量最大值为90,其运行复杂度的计算方法则在文献[13]中给出。本文所提出的自适应生成线性B样条基模型的最大记忆深度为10,基函数数量最大值为20。

3.1 正向建模效果比较

在进行功放正向行为建模时,为了准确表征功放的非线性特性,信号链路设置如下:PC端生成未经预失真的原始基带信号并下载至VSG,VSG直接发送信号至待测功放(PA1)。功放的输出信号(此时为失真信号)经过衰减器接入VSA,VSA下采样至基带并送回PC端,利用基带输入输出信号关系进行非线性行为建模和分析,记录此时的NMSE指标和频域误差。测试过程中,PA1的中心频点设置为3.55 GHz,平均输出功率控制在24.5 dBm。在该功率水平下,仅有少部分信号点存在严重失真,对系统指标的影响较小,因此本次实验中并没有使用削峰技术。

首先,确定自适应线性B样条基的分段数,修改

B样条函数的结点 P ,比较模型在生成20个基函数时的建模精度,其结果如图3所示。

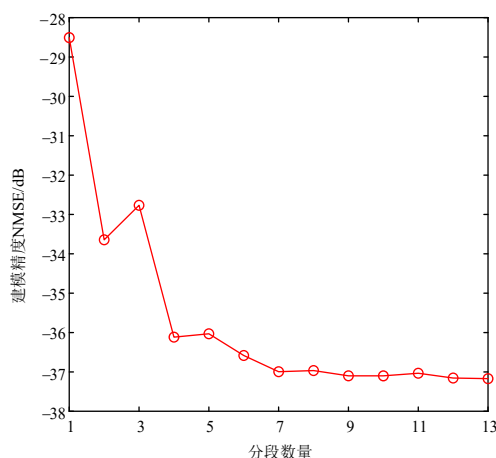


图3 建模精度随分段数量的变化关系(PA1)

Figure 3 Modeling performance versus the number of segments (PA1)

随着分段数量增加,正向建模精度也随之提高,但过多的节点数量会导致模型基函数的存储资源增加。综合考虑建模性能和LUT规模,后续测试中设置分段数量 $P=9$ 比较合理。

确定了节点数量后,图4展示了各模型的正向建模能力与运算复杂度的对比。

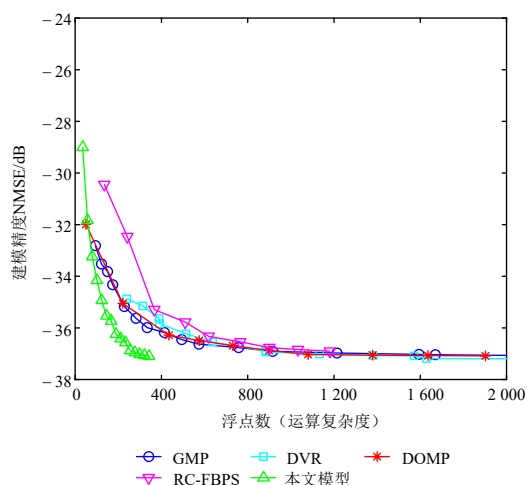


图4 不同模型的建模精度随运算复杂度的变化关系(PA1)

Figure 4 Modeling performance versus computational complexity for different models (PA1)

由于模型的建模精度与运算复杂度呈离散分布,为了公平比较,我们选取各模型性能的帕累托前沿来代表其“能力-复杂度”的最优曲线^[14]。具体选取方法为:在遍历GMP模型超参数生成的精度(NMSE)与复杂度(FLOPs数)散点集中,严格筛选出所有的“非

劣解”,即对于前沿上的任意一点,均不存在其他点能在不增加复杂度的前提下实现更优的精度^[26]。将这些非劣解集合成帕累托前沿,直观展示了该模型架构所能达到的性能边界。结果表明,所提出的模型相比已有的模型算法达到相同建模精度所需的运算复杂度明显更低。图5展示了所提出模型的建模输出与实际信号的功率谱密度,证明该模型对于功放的带内和带外失真均有优异的拟合能力。

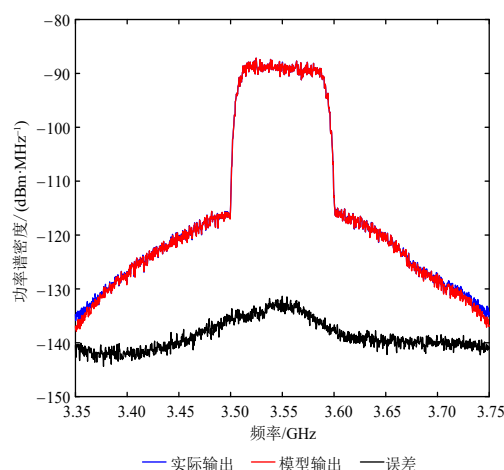


图5 本文模型正向建模功率谱密度结果(PA1)

Figure 5 Power spectral density of forward modeling for the proposed model (PA1)

3.2 线性化效果比较

为了验证模型的预失真应用能力,本次测试采用直接学习结构(Direct Learning Architecture, DLA)^[27]。与正向建模不同,线性化阶段的信号链路如下。PC端生成的原始基带信号首先经过预失真模块处理,计算得到预失真信号。该信号经上变频后发送至待测功放(PA1)。功放的输出信号(此时为预失真后的输出信号)经过衰减器接入VSA后采样回到PC基带端进行分析。其中DLA架构需要通过迭代(次数设置为5次)不断更新DPD模型系数,使得输出信号尽可能逼近原始输入信号,记录此时的ACPR、NMSE和EVM指标。

在实际工程应用中,数字预失真(DPD)模型的性能评估需同时兼顾建模精度与硬件部署的可行复杂度。如图4所示,-37 dB不仅是传统模型(如GMP、DOMP等)趋于收敛的精度极限,也是避免因“边际效益递减”而过度消耗计算资源的合理阈值。基于此,本文选取-37 dB作为模型结构参数的基准,对各算法进行公平的DPD性能评估,其输出信号的关键指标如表2所示。本文所提模型在运算复杂度上具有显著优势,仅需15个系数和321次FLOPs。相比于全阶GMP模型高达140个系数和1 214次FLOPs的运算开

销,本文模型将系数数量缩减了近 90%,运算量降低了 74%。同时,传统分段模型 DVR 需要 87 个系数,复杂度约为本文模型的 3 倍。与 DOMP 和 RC-FBPS 等其他低复杂度模型相比,本文模型具有明显的轻量化优势:DOMP 和 RC-FBPS 算法仍需 75 个和 85 个系数,运算复杂度在 1 100 ~ 1 200 次 FLOPs 范围内,是本文模型复杂度的近 4 倍。在极低的运行复杂度下,所提模型线性化后的输出 NMSE 仍有 -32.09 dB,较未预失真时改善了 21.47 dB,与全阶 GMP 仅有 0.31 dB 的差距,且优于 DVR (-32.21 dB)、DOMP (-31.76 dB) 和 RC-FBPS (-30.74 dB)。同时,ACPR 达到 -50.58/-51.16 dBc,较未预失真时降低了 20.42/21.21 dBc,优于其他 3 种模型;EVM 仅有 0.76%,较未预失真时的 6.66% 降低了 5.90 个百分点,与其他 3 种模型处于同一水平。综上所述,所提模型在大幅降低运算资源的同时,仍能保持稳定的非线性补偿能力。图 6 展示了频域带外成分的矫正效果。

表 2 不同模型在建模精度 -37 dB 时的 DPD 性能 (PA1)

Table 2 DPD performance of different models with -37 dB modeling performance (PA1)

模型	模型系数数量	FLOPs 数	NMSE/dB	ACPR/dBc	EVM/%
无预失真	—	—	-10.62	-30.16/-29.95	6.66
GMP	140	1 214	-32.40	-50.43/-51.09	0.80
DVR	87	883	-32.21	-50.45/-51.02	0.76
DOMP	75	1 080	-31.76	-50.49/-50.92	0.74
RC-FBPS	85	1 181	-30.74	-49.93/-50.40	0.79
本文模型	15	321	-32.09	-50.58/-51.16	0.76

本文模型将原始输出信号的邻带频谱泄露抑制了约 20 dBc,与 GMP 和 DVR 模型的输出频谱特征高

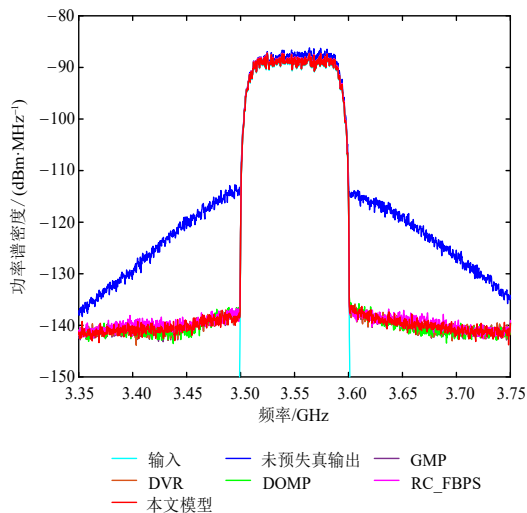


图 6 各模型 DPD 后的功率谱密度结果 (PA1)

Figure 6 Power spectral density of different models after DPD (PA1)

度重合。所提出模型 DPD 后的幅度调制-幅度调制 (Amplitude Modulation-Amplitude Modulation, AM-AM) 和幅度调制-相位调制 (Amplitude Modulation-Phase Modulation, AM-PM) 特性如图 7 所示。

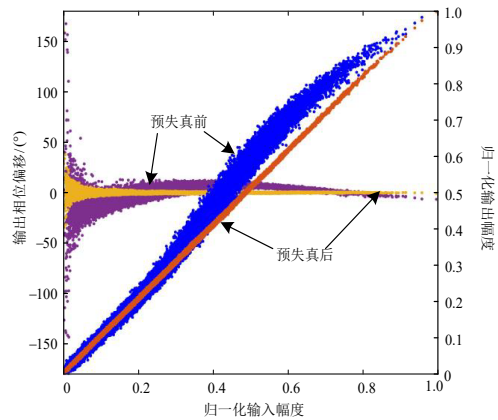


图 7 本文模型预失真前后的 AM/AM、AM/PM 特性 (PA1)

Figure 7 AM/AM and AM/PM characteristics of the proposed model without and with DPD (PA1)

从特性曲线可以看出,尽管此时的 PA 具有较强的非线性和记忆效应,所提出的模型仍然具有很好的线性化能力,成功补偿了功放的幅度失真和相位失真。最后,图 8 直观反映了 64-QAM 信号的解调质量。经过线性化后,原本模糊发散的星座点变得清晰聚焦,消除了符号间的粘连干扰,确保了高阶调制信号的可靠传输。

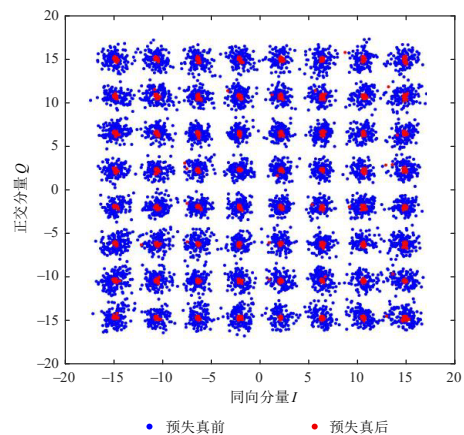


图 8 本文模型预失真前后的星座图结果 (PA1)

Figure 8 Constellation results of the proposed model with and without DPD (PA1)

3.3 模型适应性验证

为了进一步验证本文模型对于功放的适应能力 and 可重复验证性,本节选用另一款不同特性的 PA (PA2) 对所提模型和算法进行了行为模型建模和线

性化效果测试。在本次测试中,PA2的工作频点设置为1.5 GHz,平均输出功率控制在30 dBm。同理,本次实验亦不需要削峰技术来控制信号峰均比。本节中所有模型与4.1节中保持相同的结构参数设定,以更加公平地验证其自适应生成能力,其平台设置也与4.1和4.2节中相同,这里不再赘述。

各模型针对PA2的正向建模能力比较如图9所示。

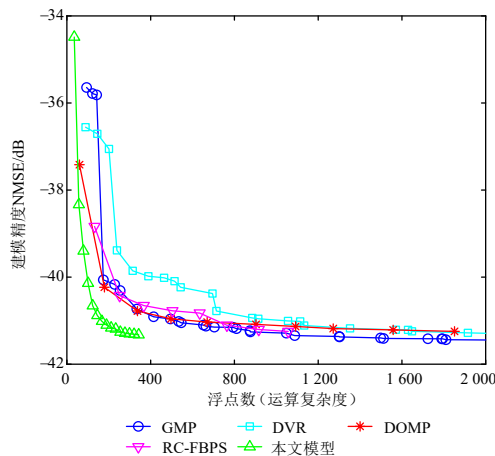


图9 不同模型的建模精度随运算复杂度的变化关系(PA2)

Figure 9 Modeling performance versus computational complexity for different models (PA2)

根据图9,本次测试选择建模精度为-41 dB时的各模型结构参数来进行DPD性能比较,其输出信号关键指标如表3所示。从测试结果可以看出,面对不同频段和非线性特性的功放,所提模型依然表现出卓越的鲁棒性。在运算复杂度与系数数量均维持在较低水平(11个系数,233次FLOPs)的情况下,本文模型的输出NMSE达到了-38.73 dB,ACPR达到了-51.05/-51.13 dBc,与其他模型相比,依然具有低复杂度和良好线性化能力的优势。图10展示了PA2在使用本文模型进行DPD前后的AM-AM、AM-PM特性,再次验证其对于不同非线性特性的功放依然具有良好的线性化能力。

综合两款功放的测试,可以充分证实,本文所提的生成模型技术不依赖于特定功放的先验物理特征,能够有效适应不同功放的非线性失真场景。

4 结论

针对新一代宽带通信系统中射频功率放大器面临的非线性建模复杂度高的问题,本文提出了一种基于线性B样条基的功放行为模型基函数自适应构建技术。该技术利用线性B样条基作为非线性建模的基础单元,摒弃了传统记忆多项式的结构,通过误差

表3 不同模型在建模精度-41 dB时的DPD性能(PA2)

Table 3 DPD performance of different models with -41 dB modeling performance (PA2)

模型	模型系数数量	FLOPs数	NMSE/dB	ACPR/dBc	EVM/%
无预失真	—	—	-12.33	-30.80/-30.64	6.77
GMP	90	876	-39.61	-51.43/-51.20	0.88
DVR	115	1 113	-39.11	-50.11/-49.60	0.92
DOMP	55	903	-39.29	-50.60/-50.55	0.89
RC-FBPS	60	764	-38.95	-50.26/-49.69	0.92
本文模型	11	233	-38.73	-51.05/-51.13	0.99

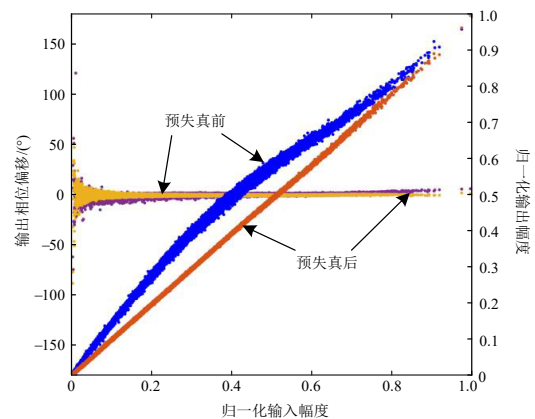


图10 本文模型预失真前后的AM/AM、AM/PM特性(PA2)

Figure 10 AM/AM and AM/PM characteristics of the proposed model without and with DPD (PA2)

子空间探索机制,自适应生成与特定记忆深度匹配的幅度增益函数。其硬件实现方式使用低复杂度的“LUT+线性插值”的方法,大大降低了模型的运行复杂度。

实验结果表明,在相同的测试条件下,所提模型相比全阶GMP模型,在保持同等线性化性能的前提下,模型系数数量缩减了近90%,FLOPs数降低了74%。此外,相比于现有的压缩感知模型和基传播选择模型,本文的模型在极低复杂度下展现出了更优的预失真性能。本文的研究成果验证了“LUT+线性插值”的硬件友好型结构能够应用于宽带PA建模和数字预失真基函数构造和生成。同时,对不同非线性特性PA的扩展测试,进一步证实所提模型具备优异的泛化能力,易于实际工程应用。后续将进一步结合硬件特征,探索基函数的复用机制,针对性地优化算法的流水线结构。

参考文献

- [1] 叶敏,陆云龙,黄季甫,等. 双频功率放大器与圆极化天线的直接集成设计[J]. 电子学报, 2025, 53(8): 2962-2969.
Ye Min, Lu Yunlong, Huang Jifu, et al. Integrated design of dual-band power amplifier and circularly polarized

- antenna[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2025, 53(8): 2962-2969. (in Chinese)
- [2] 吴林煌, 苏凯雄, 王琳, 等. 正交匹配追踪和 BIC 准则的自适应双频段预失真模型优化算法[J]. *电子学报*, 2018, 46(9): 2149-2156.
- Wu Linhuang, Su Kaixiong, Wang Lin, et al. Adaptive dual-band predistortion model optimization algorithm based on orthogonal matching pursuit and Bayesian information criterion[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2018, 46(9): 2149-2156. (in Chinese)
- [3] Liu Ruijia, Jia Haoyang, Wu Qian, et al. A hybrid-biased dual-band GaN MMIC Doherty power amplifier for 6G FR3[J]. *IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques*, 2026, 74(2): 1507-1517.
- [4] Liu Xu, Zhai Jianfeng, Zhang Zuofeng, et al. High-precision digital predistortion for sub-6-GHz GaN power amplifiers excited by a signal with 400-MHz modulation bandwidth[J]. *IEEE Microwave and Wireless Technology Letters*, 2024, 34(5): 552-555.
- [5] Chen Jinghao, Xu Gaoming, Zhao Wenhua, et al. Exploring dynamic sparse memory effect under varying transmission states for digital predistortion of RF power amplifiers[J]. *IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques*, 2026, 74(1): 581-595.
- [6] Boyd S, Chua L. Fading memory and the problem of approximating nonlinear operators with Volterra series[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems*, 1985, 32(11): 1150-1161.
- [7] Morgan D R, Ma Z, 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.
- [8] Zhu Anding. 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.
- [9] Cao Wenhui, Li Yue, Zhu Anding. Magnitude-selective affine function based digital predistorter for RF power amplifiers in 5G small-cell transmitters[C]//2017 IEEE MTT-S International Microwave Symposium. Piscataway: IEEE, 2017: 1539-1541.
- [10] Reina-Tosina J, Allegue-Martínez M, Crespo-Cadenas C, et al. Behavioral modeling and predistortion of power amplifiers under sparsity hypothesis[J]. *IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques*, 2015, 63(2): 745-753.
- [11] Becerra J A, Madero-Ayora M J, Reina-Tosina J, et al. A doubly orthogonal matching pursuit algorithm for sparse predistortion of power amplifiers[J]. *IEEE Microwave and Wireless Components Letters*, 2018, 28(8): 726-728.
- [12] Cao Wenhui, Wang Siqi, et al. Complexity optimized digital predistortion model of RF power amplifiers[J]. *IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques*, 2022, 70(3): 1490-1499.
- [13] Han Renlong, Qiao Wen, Jiang Chengye, 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.
- [14] Han Renlong, Jiang Chengye, Yang Guichen, 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.
- [15] Zhong Tianyang, Peng Jun, He Songbai, et al. An effective basis function generation structure for digital predistortion in wideband scenarios[C]//2025 IEEE/MTT-S International Microwave Symposium - IMS 2025. Piscataway: IEEE, 2025: 1083-1086.
- [16] Ding Lei, 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.
- [17] Ghannouchi F M, Hammi O, Helaoui M. Characterization and identification techniques[C]//Behavioral Modeling and Predistortion of Wideband Wireless Transmitters. John Wiley & Sons, Ltd, 2015: 153-184. DOI: 10.1002/9781119004424.ch8.
- [18] 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.
- [19] Cai Tianfu, Kong Shuman, Zhang Xiaodong, et al. The block-oriented digital predistortion based on the 2-D complex-valued spline interpolation lookup table method[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems I: Regular Papers*, 2026, 73(3): 2066-2079.
- [20] Han Renlong, Jiang Chengye, Yang Guichen, et al. Decomposed vector combination-based low-complexity behavioral model for digital predistortion of RF transmitters[J]. *IEEE Transactions on Broadcasting*, 2024, 70(1): 334-346.
- [21] Pascual Campo P, Anttila L, Korpi D, et al. Cascaded spline-based models for complex nonlinear systems: Methods and applications[J]. *IEEE Transactions on Sig-*

- nal Processing, 2021, 69: 370-384.
- [22] De Boor C. A practical guide to splines[M]. New York: Springer New York, 1978.
- [23] Wang Wanle, Wu Tingyong, Duan Jianhua, et al. Lightweight complex-valued delay RBFNN for predistortion of wideband power amplifiers[C]//2025 13th International Conference on Intelligent Computing and Wireless Optical Communications. Piscataway: IEEE, 2025: 327-333.
- [24] Barradas F M, Cunha T R, Lavrador P M, et al. Polynomials and LUTs in PA behavioral modeling: A fair theoretical comparison[J]. IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques, 2014, 62(12): 3274-3285.
- [25] Tehrani A S, Cao H Y, Afsardoost S, et al. A comparative analysis of the complexity/accuracy tradeoff in power amplifier behavioral models[J]. IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques, 2010, 58(6): 1510-1520.
- [26] Yin Hang, Zhu Anding. Pareto-optimal multimetric model extraction for digital predistortion of RF power amplifiers for error spectrum redistribution[J]. IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques, 2025, 73(4): 2230-2241.
- [27] Becerra J A, Pérez-Hernández A, Madero-Ayora M J, et al. A reduced-complexity direct learning architecture for digital predistortion through iterative pseudoinverse calculation[J]. IEEE Microwave and Wireless Components Letters, 2021, 31(8): 933-936.

作者简介



钟天阳 男, 2001年8月出生于四川省自贡市。现为电子科技大学电子科学与工程学院博士研究生。主要研究方向为射频功率放大器行为模型建模与数字预失真。

E-mail: tianyangzhong@foxmail.com



彭俊 男, 1990年8月出生于四川省自贡市。分别于2013年和2019年获电子科技大学学士和博士学位。现任电子科技大学副研究员。主要研究方向为射频无线收发系统、射频前端数字化与集成化以及中射频算法。

E-mail: junpeng@uestc.edu.cn



何松柏 男, 1971年12月出生于四川省巴中市。分别于1995年、1998年和2003年获电子科技大学学士、硕士和博士学位。现任电子科技大学电子科学与工程学院教授、博士生导师。主要研究方向为射频/微波电路与系统、频率合成、无线通信以及非线性动力系统。

E-mail: sbhe@uestc.edu.cn



游飞 男, 1982年1月出生于重庆市。分别于2004年、2009年获电子科技大学学士、博士学位。现任电子科技大学教授、博士生导师。主要研究方向为高效率功率放大器设计、高效率宽带直流调制器、射频-直流转换、数字功率放大器以及射频CMOS集成电路设计。

E-mail: feiyou@uestc.edu.cn



王鑫宇 男, 1999年9月出生于安徽省滁州市。现为电子科技大学电子科学与工程学院博士研究生。主要研究方向为射频功率放大器行为数字预失真与数字谐波抑制。

E-mail: yuuuu_wang@foxmail.com



梁宸瑞 男, 2000年11月出生于湖南省湘西土家族苗族自治州。现为电子科技大学电子科学与工程学院博士研究生。主要研究方向为功率放大器数字预失真技术和数字谐波抑制技术。

E-mail: liangcr2024@foxmail.com