

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2107158

# 基于压缩感知算法的数字预失真简化模型

李怡然 郭肃丽 王 帅

(中国电子科技集团公司第五十四研究所 石家庄 050081)

**摘要:** 为了能够在保证功放建模精度的基础上减少模型系数个数,本文创新性的提出一种基于压缩感知算法的功放简化模型,该模型使用去重复稀疏度自适应匹配追踪(RDSAMP)算法对模型系数进行简化。相较于广义记忆多项式(GMP)、分段简化动态偏差减少(PSDDR)全系数模型,数字预失真测试结果表明所提出的简化模型建模精度分别提高1、-0.6 dB,达到-46.01 dB,邻信道功率比(ACPR)分别提高3.2、-1 dB,达到-50 dBc,与此同时,模型系数个数分别大幅度减少了72%、65%。因此,所提出的模型能够在保持建模精度的基础上大幅度减少模型系数,对目前存在的功放模型简化问题有很高的参考价值。

**关键词:** 功率放大器;数字预失真;简化模型;压缩感知

**中图分类号:** TN914 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.5025

## Simplified digital pre-distortion model based on compressed sensing algorithm

Li Yiran Guo Suli Wang Shuai

(The 54<sup>th</sup> Research Institute of CETC, Shijiazhuang 050081, China)

**Abstract:** In order to reduce the number of model coefficients while ensuring the accuracy of power amplifier modeling, this paper creatively proposes a simplified power amplifier model based on compressed sensing algorithm, which uses remove duplicates sparse adaptive matching pursuit (RDSAMP) algorithm to simplify the model coefficients. Compared with the generalized memory polynomial (GMP) and the piecewise simplified dynamic deviation reduction (PSDDR) full coefficient model, the digital pre-distortion test results show that the modeling accuracy of the simplified model proposed is improved by 1 and -0.6 dB to -46.01 dB, and the adjacent channel power ratio (ACPR) is increased by 3.2 and -1 dB to -50 dBc, respectively. At the same time, the number of model coefficients is greatly reduced by 72% and 65%, respectively. Therefore, the model proposed can greatly reduce the model coefficient on the basis of maintaining the modeling accuracy, which has a high reference value for the existing power amplifier model simplification problem.

**Keywords:** power amplifier; digital pre-distortion; simplified model; compressed sensing

### 0 引 言

高传输速率一直是无人机测控通信系统的追求目标,但是面临的低仰角多径问题使得必须采用合适的通信体制进行宽带数据传输。正交频分复用(orthogonal frequency division multiplexing, OFDM)信号可以降低低仰角多径问题,不过由于其具有包络非恒定、高峰均比<sup>[1]</sup>等特点,极大考验着功率放大器的性能。宽带宽、高峰均比的信号会加重功放的失真特性<sup>[2]</sup>,将造成信号频谱展宽、误差矢量幅度(error vector magnitude, EVM)恶化、误码率提高等后果,严重影响通信质量。为解决以上问题,研究者们提出了很

多功放线性化的方案,其中数字预失真(digital pre-distortion, DPD)技术因其方法简单、模型精度高、稳定性好等特点被大量研究,具有广阔的市场前景。

准确描述功放模型是数字预失真技术的关键,功放模型主要分为无记忆模型和有记忆模型,因为目前信号存在宽带宽、高阶调制等情况,功放会产生严重的记忆效应,所以主要使用的是有记忆模型。有记忆模型主要分为4大类:Wiener-Hammerstein类模型、沃特拉级数(voltterra series, VS)类模型、神经网络<sup>[3]</sup>模型以及其他类模型<sup>[4]</sup>。VS类模型因其具有良好的功放非线性和记忆效应的拟合效果,得到了广泛应用。但随着信号带宽不断增加、高阶调

收稿日期:2021-07-04

制方式不断出现,功放的非线性和记忆效应变得更加严重,VS 简化模型面临两大问题<sup>[5]</sup>:1)为提高建模精度,模型系数会随着阶数、记忆深度的不断增加而迅速增长,会产生大量冗余项,造成系数求解不稳定;2)特定的简化模型往往只针对特定的功放系统,不具有普遍性。因此在保证建模精度和预失真效果的基础上减少模型系数个数、增强系统稳定性,成为功放模型研究的重点。Kekatos 等<sup>[6]</sup>提出用压缩感知算法来进行模型系数的简化,拓展了模型简化的新思路,Becerra 等<sup>[7]</sup>则比较了基于不同压缩感知算法的数字预失真效果。

本文在 VS 模型基础上提出了适用于较强非线性系统的功放模型,并且基于压缩感知技术在保证模型精度和预失真效果的基础上大幅度减少了模型系数个数,并将该模型与其他常用模型在建模精度、模型系数个数和预失真效果三方面进行对比,证明了该模型的优越性,为功放模型的简化提出了新方法。

## 1 功放模型描述

VS 简化模型主要包括记忆多项式<sup>[8]</sup>(memory polynomial,MP)、广义记忆多项式<sup>[9]</sup>(generalized memory polynomial,GMP)、动态偏差减少<sup>[10]</sup>(dynamic deviation reduction,DDR)等模型。

### 1.1 广义记忆多项式模型

广义记忆多项式模型包含了记忆多项式和交叉记忆多项式,因此具有较强的功放非线性拟合特性,可以用于强非线性功放系统的预失真处理。广义记忆多项式的模型表达式如下:

$$y(n) = \sum_{k=0}^{K_a-1} \sum_{m=0}^{M_a-1} a_{km} x(n-m) |x(n-m)|^k + \sum_{k=1}^{K_b-1} \sum_{m=0}^{M_b-1} \sum_{q=0}^{Q_b-1} b_{kmq} x(n-m) |x(n-m-q)|^k + \sum_{k=1}^{K_c-1} \sum_{m=0}^{M_c-1} \sum_{q=0}^{Q_c-1} c_{kmq} x(n-m) |x(n-m+q)|^k \quad (1)$$

其中,  $x(n)$  和  $y(n)$  分别表示功放的输入信号、输出信号;  $K_a$ 、 $M_a$  和  $a_{km}$  分别表示记忆多项式的非线性阶数、记忆深度和对应模型系数;  $K_b$ 、 $M_b$ 、 $Q_b$  和  $b_{kmq}$  分别表示滞后交叉记忆多项式的非线性阶数、记忆深度、交叉记忆深度和对应模型系数;  $K_c$ 、 $M_c$ 、 $Q_c$  和  $c_{kmq}$  分别表示超前交叉记忆多项式的非线性阶数、记忆深度、交叉记忆深度和对应模型系数。

但是由于 GMP 模型加入了超前、滞后的交叉项,会使模型系数个数随着非线性和记忆深度的增加而急剧增长,提高计算复杂度的同时,容易造成系数求解不稳定。

### 1.2 简化动态偏差减少模型

动态偏差减少模型是在 VS 模型的基础上进行修剪,从而达到模型简化的目的。功放非线性主要分为静态非线性和动态非线性,一般来说,动态非线性会随着非线性阶数

的提高而减少,可以忽略 VS 模型中的高阶动态非线性从而达到简化模型的目的。对于非线性较强的功放系统,二阶 DDR 模型可以达到更好的拟合性能,Guan 等<sup>[11]</sup>在二阶 DDR 的基础上提出了简化二阶 DDR 模型,简化模型只保留了 DDR 全模型的二阶基本项,同时将二维卷积变为一维卷积,降低了运算复杂度。简化二阶 DDR 模型表达式为:

$$y(n) = \sum_{k=0}^{\frac{K-1}{2}} \sum_{m=0}^M a_{2k+1,1} |x(n)|^{2k} x(n-m) + \sum_{k=1}^{\frac{K-1}{2}} \sum_{m=1}^M a_{2k+1,2} |x(n)|^{2(k-1)} x^2(n) x^*(n-m) + \sum_{k=1}^{\frac{K-1}{2}} \sum_{m=1}^M a_{2k+1,3} |x(n)|^{2(k-1)} x(n) |x(n-m)|^2 + \sum_{k=1}^{\frac{K-1}{2}} \sum_{m=1}^M a_{2k+1,4} |x(n)|^{2(k-1)} x^*(n) x^2(n-m) \quad (2)$$

其中,  $x(n)$  和  $y(n)$  分别表示功放的输入信号、输出信号;  $K$  为非线性阶数,只取奇数;  $M$  为记忆深度;  $a_{2k+1,i}$  ( $i=1,2,3,4$ ) 表示模型系数;  $(\cdot)^*$  表示取共轭;  $|\cdot|$  表示取模值。

### 1.3 分段简化动态偏差减少模型

为进一步提高非线性拟合能力,在简化动态偏差减少(simplified dynamic deviation reduction, SDDR)模型中引入分段思想,从而得到分段简化动态偏差减少(piecewise simplified dynamic deviation reduction, PSDDR)模型。分段思想的原理如图 1 所示,将信号按幅度分成几个不同的子分量,对各分段信号的非线性特征进行逐一分析研究后,分别对其进行功放建模、数字预失真处理。

信号经过矢量分解所得各分段函数的数学表达式,可由如下公式求得:

$$x_t(n) = \begin{cases} 0, & |x(n)| \leq v_{t-1} \\ [ |x(n)| - v_{t-1} ] e^{j\varphi}, & v_{t-1} < |x(n)| \leq v_t \\ [v_t - v_{t-1}] e^{j\varphi}, & |x(n)| > v_t \end{cases} \quad (3)$$

式中:  $x(n)$  表示原信号;  $x_t(n)$  为  $x(n)$  经过分段后的第  $t$  个子分量;  $\varphi$  为对应信号  $x(n)$  的相位;  $v_t$  表示矢量分解的第  $t$  个分段点,所以信号分段点的集合可定义为  $v = \{v_1, v_2, \dots, v_T\}$ , 其中  $T$  为信号分段点的总个数,  $v_0 = 0$ 。

从式(3)可以看出,分段处理仅对信号的幅值进行了分段,相位则与原信号保持一致,因此不会在分段处产生相位的突变,从而影响建模精度。分段思想的引入,提高了 SDDR 模型的非线性建模精度,据测试结果表明在同等参数条件下 PSDDR 的建模精度比 SDDR 高出 4 dB 左右。

## 2 模型系数简化

压缩感知(compressed sensing,CS)理论突破了传统奈奎斯特采样定理对信号采样频率的限制,根据信号的可压缩特性,使用远低于奈奎斯特采样频率的信号采样频率完

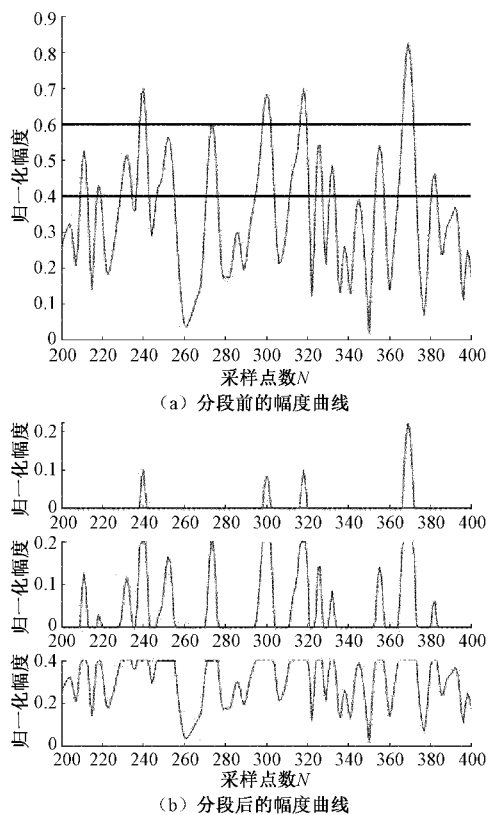


图 1 分段思想原理

成信号采集,获得与原信号相似度极高的信号。压缩感知理论提出后,获得了广泛的研究<sup>[12]</sup>,不仅在信号处理领域取得巨大的成就,也在图像处理、核磁共振成像等领域获得了有效的应用<sup>[13]</sup>。

近些年,压缩感知理论开始应用于功放模型的简化:利用正交匹配追踪<sup>[14]</sup>(orthogonal matching pursuit,OMP)算法对模型系数进行简化<sup>[15]</sup>,或者利用正则化正交匹配追踪(regularize orthogonal matching pursuit,ROMP)算法来进行系数个数简化<sup>[16]</sup>。这两种算法都是通过贪婪思想每次迭代更新支撑集,并用最小二乘(least squares,LS)算法求得近似解,不断逼近原始信号。但是以上两种算法均需要知道当前信号的稀疏度,如果稀疏度预判不合适会造成重构精度不高,即简化模型对实际功放的拟合程度低。为避免提前估计稀疏度,本文利用稀疏度自适应匹配追踪<sup>[17]</sup>(sparsity adaptive matching pursuit,SAMP)算法进行模型系数简化,SAMP算法不需要提前知道信号的稀疏度,可以通过调整步长来自适应重构信号。同时,本文在SAMP算法的基础上进行改进,减轻了SAMP算法对终止条件的敏感度。类比压缩感知理论的3个步骤:信号压缩、信号观测、信号重构,提出PSDDR模型系数的简化过程。

### 2.1 系数可稀疏性

压缩感知的前提条件是观测信号在某变换域是可稀疏的,因此要完成系数简化首先要证明功放系数本身是可稀

疏的。由于PSDDR模型的系数与非线性基函数呈线性关系,因此可以写为如下矩阵形式:

$$\mathbf{y} = \mathbf{X} \cdot \mathbf{a} \quad (4)$$

其中, $\mathbf{y}$ 是输出信号采样点为 $N$ 的列向量, $\mathbf{X}$ 是由PSDDR模型的非线性基函数组成的 $N \times P$ 矩阵, $\mathbf{a}$ 是与基函数矩阵 $\mathbf{X}$ 相对应的 $P \times 1$ 系数向量, $P$ 为系数个数,表达式如下:

$$P = T \cdot \left( \frac{(K+1)(M+1)}{2} + \frac{3M(K-1)}{2} \right) \quad (5)$$

其中, $K$ 为非线性阶数,只取奇数; $M$ 为记忆深度; $T$ 为分段个数。

利用LS算法对模型系数进行估计,得到如下估计值:

$$\hat{\mathbf{a}} = (\mathbf{X}^H \cdot \mathbf{X})^{-1} \cdot \mathbf{X}^H \cdot \mathbf{y} \quad (6)$$

使用MATLAB画出如图2所示的系数模值针状图。

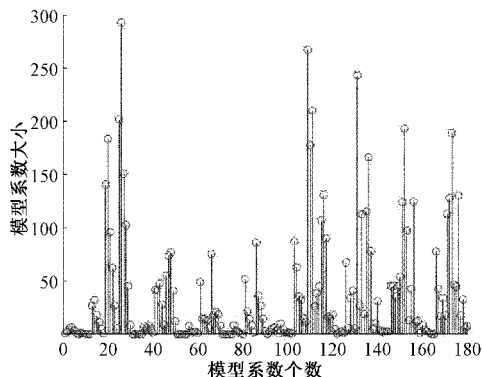


图 2 PSDDR 模型系数大小比较

从图2中可以看出,PSDDR模型系数的大小差距非常大,这表明不同系数对应的非线性基函数对于模型建立的贡献度是不同的,如果保留贡献度大的基函数,去除贡献度很小的基函数,即将模型系数趋于0的数值置为0,对建模精度的损失是非常小的。在此基础上,可以认为系数向量是含有0的,即是可稀疏的。

### 2.2 观测矩阵设计

对可稀疏系数的观测关键在于观测矩阵的设计,观测矩阵必须满足约束等距性条件(restricted isometry property,RIP)。由于建立基函数矩阵的采样点数远大于系数个数,可以保证观测矩阵的列向量不相关性,那么矩阵便包含更多的信息可以重构出信号<sup>[18]</sup>。因此VS类模型的基函数矩阵可以作为观测矩阵。

### 2.3 系数个数简化

信号重构问题可以看作 $l_0$ 范数最优化问题,即:

$$\min \|\hat{\mathbf{a}}\|_0 \quad \text{s. t.} \quad \|\mathbf{y} - \mathbf{X}\hat{\mathbf{a}}\| \leq \epsilon \quad (7)$$

模型系数的辨识可以看作是信号的重构,虽然无需提前知道模型系数的稀疏度,但SAMP算法需要设置终止条件来终止迭代,数字预失真中用归一化均方误差(normalized mean square error,NMSE)来衡量建模精度,因此需要将终止条件设置为合适的NMSE值。实验中发

现当功放非线性较强时,步长选择对终止条件的设置更为敏感,如果设置的 NMSE 值不合适,算法将无法输出数据。本文在 SAMP 算法基础上提出一种去重复稀疏度自适应匹配追踪(remove duplicates sparsity adaptive matching pursuit, RDSAMP)算法,因为 SAMP 算法在同一阶段(即同一步长)迭代时残差不断更新,根据 LS 算法的特性,此时将不会选择相同的原子加入支撑集。在步长扩大时,残差在进入下一阶段之前不会改变,随着步长不断扩大,便有可能不断选取相同的原子加入支撑集,从而造成支撑集数量不断增大但是却无法满终止条进而陷入死循环的情况。因此,RDSAMP 算法对选择的原子加入去重步骤,去掉与现有支撑集重复的原子,使得算法不会陷入死循环。本文采用 RDSAMP 算法来进行 PSDDR 模型系数的稀疏。具体稀疏步骤如下:

输入:观测矩阵  $\mathbf{X}$ , 观测向量  $\mathbf{y}$ , 步长  $s$ ;

输出:模型系数估计值  $\hat{\mathbf{a}}$ ;

初始化:残差  $\mathbf{r}_0 = \mathbf{y}$ , 支撑集  $\mathbf{F}_0 = \emptyset$ , 支撑集长度  $L = s$ , 迭代次数  $k = 1$ ;

迭代过程:

1) 计算观测矩阵与残差的内积  $\mathbf{u} = |\mathbf{X}^H \mathbf{r}_{k-1}|$ , 取出  $\mathbf{u}$  中前  $L$  个最大的值,  $\mathbf{X}$  中对应位置的向量构成集合  $\mathbf{S}_k$ ;

2) 更新索引集  $\mathbf{C}_k = \mathbf{F}_{k-1} \cup \mathbf{S}_k$ ;

3) 如果  $\mathbf{C}_k$  中有相同的原子则剔除重复原子;

4) 求出  $\mathbf{y} = \mathbf{X}_{\mathbf{C}_k} \cdot \mathbf{a}_{\mathbf{C}_k}$  的最小二乘解:  $\hat{\mathbf{a}}_{\mathbf{C}_k} = (\mathbf{X}_{\mathbf{C}_k}^H \cdot \mathbf{X}_{\mathbf{C}_k})^{-1} \cdot \mathbf{X}_{\mathbf{C}_k}^H \cdot \mathbf{y}$ , 从  $|\hat{\mathbf{a}}_{\mathbf{C}_k}|$  取出前  $L$  个最大的值,  $\mathbf{X}$  中对应位置的向量更新至支撑集  $\mathbf{F}$ ;

5) 更新残差  $\mathbf{r} = \mathbf{y} - \mathbf{X}_{\mathbf{F}} \cdot (\mathbf{X}_{\mathbf{F}}^H \cdot \mathbf{X}_{\mathbf{F}})^{-1} \cdot \mathbf{X}_{\mathbf{F}}^H \cdot \mathbf{y}$ ;

当满足终止条件时退出迭代,输出  $\hat{\mathbf{a}} = (\mathbf{X}_{\mathbf{F}}^H \cdot \mathbf{X}_{\mathbf{F}})^{-1} \cdot \mathbf{X}_{\mathbf{F}}^H \cdot \mathbf{y}$ ; 不满足时:如果  $\|\mathbf{r}\|_2 \geq \|\mathbf{r}_{k-1}\|_2$ , 更新  $L = L + s$ , 继续迭代;如果  $\|\mathbf{r}\|_2 < \|\mathbf{r}_{k-1}\|_2$ , 更新  $\mathbf{F}_k = \mathbf{F}, \mathbf{r}_k = \mathbf{r}, k = k + 1$ , 继续迭代。

### 3 模型精度验证

利用仪器平台验证 PSDDR-RDSAMP 模型的有效性。用计算机产生峰均比为 8.4 dB、带宽为 20 MHz 的 OFDM 信号,下载至矢量信号源(SMBV100A);然后该信号经过饱和输出功率为 37.2 dBm 的 C 波段砷化镓功放后输出功率放大至 31.1 dBm,随后经过衰减器,由实时信号分析仪(RSA5126B)采集数据;最后将数据送回 MATLAB 中进行同步、提取模型系数和产生预失真信号的工作。为更好地验证 PSDDR-RDSAMP 的效果,验证工作以全系数 PSDDR 模型和全系数 GMP 模型为参考。

验证前对全系数 PSDDR 与全系数 GMP 模型的非线性阶数和记忆深度进行扫描。首先确定 PSDDR 模型分为 2 段,分段点为 0.6, GMP 模型交叉记忆深度为 2;然后确定扫描范围:非线性阶数为 3~13 中的奇数项,记忆深度为 1~7,扫描结果如图 3 所示。

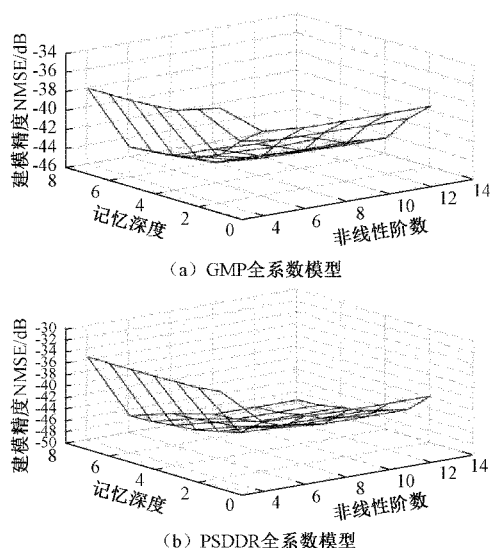
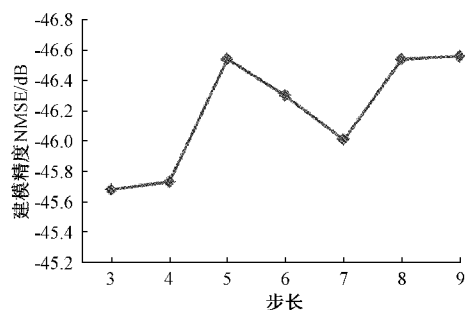


图 3 GMP、PSDDR 全系数模型取不同参数时的建模精度比较

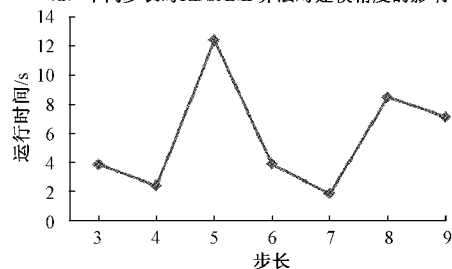
对不同参数下的建模精度进行比较后,选定 PSDDR 模型、GMP 模型的非线性阶数和记忆深度分别为 9、5。

下面比较在 RDSAMP 算法中不同步长对于模型系数稀疏度、建模精度和运行时间的影响,设置算法终止条件为全系数 PSDDR 模型 NMSE 值的 98%,结果如图 4 所示,从以上 3 个方面比较后选定步长为 7。

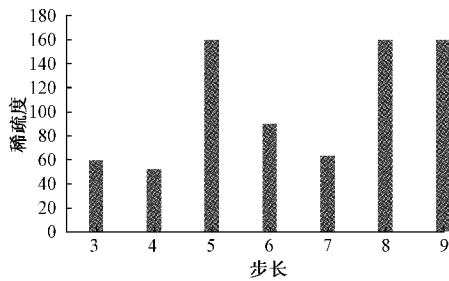
表 1 从系数个数、模型精度两方面对比了 GMP 模型、PSDDR 模型和 PSDDR-RDSAMP 模型。可以看出在非线性阶数和记忆深度一致的情况下,PSDDR-RDSAMP 模型比 GMP 模型精度提高 1 dB,性能与 PSDDR 基本一致,但是系数个数比 GMP 模型、PSDDR 模型分别减少 72%、65%。结果表明 PSDDR-RDSAMP 模型能够在保持建模精度的前提下,达到大幅度简化模型系数的目的。



(a) 不同步长时 RDSAMP 算法对建模精度的影响



(b) 不同步长时 RDSAMP 算法对运行时间的影响



(c) 不同步长时RDSAMP算法对稀疏度的影响

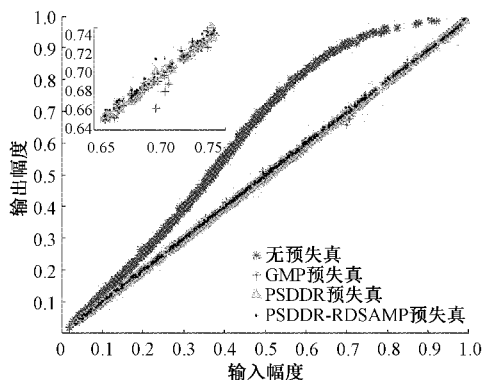
图 4 RDSAMP 算法在不同步长下的性能比较

表 1 3 种模型性能比较

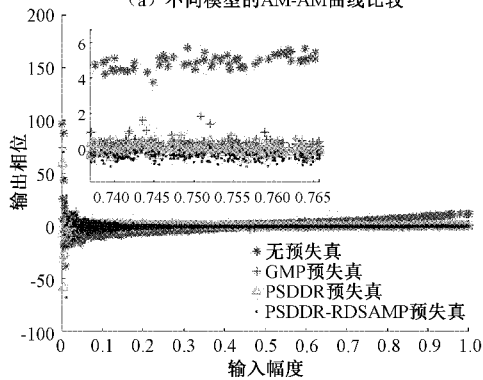
模型	系数个数	模型精度 NMSE/dB
GMP	225	-45.00
PSDDR	180	-46.61
PSDDR-RDSAMP	63	-46.01

#### 4 数字预失真效果验证

图 5 为 GMP、PSDDR 和 PSDDR-RDSAMP 3 种模型的 AM-AM、AM-PM 曲线。可以看出 3 种模型均有效补偿了功放的失真特性,提高了功放线性度。本文提出的 PSDDR-RDSAMP 模型与 PSDDR 全系数模型效果相当,略优于 GMP 全系数模型。



(a) 不同模型的AM-AM曲线比较



(b) 不同模型的AM-PM曲线比较

图 5 不同模型 AM-AM、AM-PM 曲线比较

3 个模型的预失真结果如表 2 所示。测试数据显示出 3 种算法均将功放的邻信道功率比(adjacent channel power ratio,ACPR)降至-45 dBc 以下。PSDDR-RDSAMP 模型比 GMP 模型的 ACPR 效果分别高出 4.2、2.6 dB,略低于 PSDDR 全系数模型,这表明 PSDDR-RDSAMP 模型虽然模型系数大幅度减少,但是依然保持着优异的预失真效果,验证了本文模型的优越性,同时也证明了功放模型系数稀疏化的合理性。

表 2 3 种模型预失真效果比较

模型	ACPR/L	ACPR/H
预失真前	-31.2	-31.4
GMP	-46.8	-48.5
PSDDR	-51.0	-51.1
PSDDR-RDSAMP	-50.0	-49.7

图 6 所示为 3 种模型预失真处理后的输出功率谱密度,更加直观地展示出 3 种模型预失真效果对比。

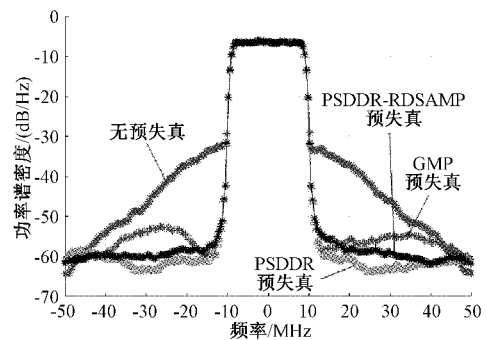


图 6 不同模型预失真输出功率谱密度比较

#### 5 结 论

随着技术发展日新月异,通信向着高速率、超宽带、高峰均比等方向发展,这对功放的线性化提出了越来越高的要求。本文提出了功放简化模型 PSDDR-RDSAMP,该模型在 PSDDR 模型的基础上利用改进的 SAMP 算法即 RDSAMP 算法进行系数稀疏,相比于 GMP、PSDDR 模型的系数个数分别减少了 72%、65%,在保证建模精度和预失真效果的基础上,有效减少了系数个数、降低了复杂度,具有重要的研究意义。

#### 参考文献

- [1] 邸成良,纪金伟,殷娣娣.降低峰均比对通信系统性能收益研究[J].无线电工程,2017,47(7):71-74.
- [2] 毛忠阳,陆发平,刘传辉,等.一种新的 PSWF 调制信号 PAPR 抑制方法[J].无线电通信技术,2017,43(2):6-11.
- [3] JARAUT P, ABUBAKER A, CHENINI H, et al. Augmented convolutional neural network for

- behavioral modeling and digital predistortion of concurrent multiband power amplifiers [J]. IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques, 2021, 69(9): 4142-4156.
- [4] 张嘉磊. 基于记忆多项式功放模型的数字预失真算法研究与实现[D]. 成都:电子科技大学,2020.
- [5] PENG J, HE S, WANG B, et al. Digital predistortion for power amplifier based on sparse Bayesian learning[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Express Briefs, 2016, 63(9): 828-832.
- [6] KEKATOS V, GIANNAKIS G B. Sparse volterra and polynomial regression models: Recoverability and estimation [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2011, 59(12): 5907-5920.
- [7] BECERRA J A, MADERO-AYORA M J, CRESPO-CADENAS C. Comparative analysis of greedy pursuits for the order reduction of wideband digital predistorters[J]. IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques, 2019, 67(9): 3575-3585.
- [8] CHEN W H, ZHANG S L, LIU Y J, et al. Efficient pruning technique of memory polynomial models suitable for PA behavioral modeling and digital predistortion[J]. IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques, 2014, 62(10): 2290-2299.
- [9] KANTANA C, VENARD O, BAUDOIN G. Comparison of GMP and DVR models [C]. 2018 International Workshop on Integrated Nonlinear Microwave and Millimetre-wave Circuits(INMMIC), IEEE, 2018: 1-3.
- [10] LI Z, YU C, LIU Y. A modified dynamic deviation reduction based volterra model for digital predistortion of RF power amplifiers [C]. 2019 IEEE 6th International Symposium on Electromagnetic Compatibility(ISEMC), IEEE, 2019: 1-3.
- [11] GUAN L, ZHU A. Simplified dynamic deviation reduction-based Volterra model for Doherty power amplifiers[C]. 2011 Workshop on Integrated Nonlinear Microwave and Millimetre-Wave Circuits, IEEE, 2011: 1-4.
- [12] 王学伟,杨京. 动态测试信号模型及电能压缩感知测量方法[J]. 仪器仪表学报,2019,40(1):92-100.
- [13] 王雪琼,郭静波. 动态压缩感知理论研究综述[J]. 电子测量与仪器学报,2020,34(10):1-16.
- [14] 张珊珊,赵建华. 基于压缩感知的重建算法仿真分析[J]. 国外电子测量技术,2019,38(10):44-48.
- [15] REINA-TOSINA J, ALLEGUE-MARTINEZ M, MADERO-AYORA M J, et al. Digital predistortion based on a compressed-sensing approach [C]. 2013 European Microwave Conference, IEEE, 2013: 408-411.
- [16] 高明明,洪素丽,南敬昌. 稀疏的归一化功放模型及预失真应用[J]. 计算机应用研究,2017,34(10):3032-3035.
- [17] QIU S, HU X, DU X, et al. On optimization algorithm of SAMP step size based on compressed sensing [C]. 2017 4th International Conference on Information Science and Control Engineering (ICISCE), IEEE, 2017: 497-502.
- [18] 赵亚涛. 宽带通信中数字预失真技术研究及验证[D]. 成都:电子科技大学,2017.

#### 作者简介

李怡然,硕士研究生,主要研究方向为数字预失真。

E-mail:1556512820@qq.com

郭肃丽,研究员,主要研究方向为相控阵天线技术。

E-mail:guosuli1026@163.com

王帅,高级工程师,主要研究方向为射频收发信机设计和数字预失真。

E-mail:hustime@163.com