

DOI: 10.13382/j.jemi.B2104267

压缩感知在分段式双反馈预失真器的模型简化研究*

高明明^{1,2} 边廷玥¹ 南敬昌¹ 梁 琦¹
(1. 辽宁工程技术大学电子与信息工程学院 葫芦岛 125105; 2. 大连海事大学信息科学技术学院 大连 116026)

摘 要:针对预失真器中模型参数过多的问题,从压缩感知(compressed sensing,CS)的理论出发,提出了一种用于宽带射频功率放大器(power amplifier,PA)的预失真器模型简化方法。在稀疏度自适应匹配追踪(sparsity adaptive matching pursuit,SAMP)算法的基础上进行改进,提出了基于频域陷波的相关支集选择 SAMP 算法(RSS-FNSAMP)。该算法能够对 PA 行为模型进行简化,而后将其运用在提出的分段式双反馈 DPD 系统中,以补偿被带内残差所掩盖的带外失真,在增强了系统稳定性的同时降低了其复杂度,提升了 DPD 线性化效果。为了验证该方法,使用 20 MHz LTE 信号驱动一个 35 dBm 的 F 类功率放大器。实验结果表明,归一化均方误差(normalized mean squared error,NMSE)与 ILA-SAMP、ILA-DOMP 和分段式双反馈-DOMP 相比提升了 3~5 dB,相邻信道功率比(adjacent channel power ratio,ACPR)改善了 25 dBc,表明该方法能够在降低模型参数数目的同时,提升功放的线性度。

关键词:数字预失真;压缩感知;稀疏度自适应匹配追踪;线性化;模型简化

中图分类号: TN722.5 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.5015

Research on model simplification of compressed sensing in segmented dual feedback predistorter

Gao Mingming^{1,2} Bian Tingyue¹ Nan Jingchang¹ Liang Qi¹
(1. School of Electronic and Information Engineering, Liaoning Technical University, Huludao 125105, China; 2. School of Information Science and Technology, Dalian Maritime University, Dalian 116026, China)

Abstract:To address the problem of too many model parameters in predistorters, this paper proposes a predistorter model simplification method for broadband power amplifier (PA) based on the theory of compressed sensing (CS). On the basis of the sparsity adaptive matching pursuit (SAMP) algorithm, the relevant support selection SAMP algorithm based on frequency domain notch (RSS-FNSAMP) is proposed. The PA behavior model can be simplified and used in the proposed segmented dual-feedback DPD system, and the out-of-band distortion masked by the in-band residual can be compensated, which not only enhanced the stability of the system, but also reduced its complexity and improved the linearization effect of DPD. To verify the method, a 35 dBm class F power amplifier is driven by 20 MHz LTE signal. The experimental results show that the normalized mean squared error (NMSE) is improved by 3~5 dB compared with ILA-SAMP, ILA-DOMP and segmented dual feedback-DOMP, and the adjacent channel power ratio (ACPR) is improved by 25 dBc, which shows that the proposed method can improve the linearity of power amplifier while reducing the number of model parameters.

Keywords: digital predistortion (DPD); compressed sensing (CS); sparsity adaptive matching pursuit; linearization; model simplification

0 引言

数字预失真 (digital predistortion, DPD) 是一种广泛应用的线性化技术, 可以解决功率放大器 (power amplifier, PA) 的非线性失真问题。现在的无线通信系统中^[1-2], 通常采用高阶调制方式提高频谱效率, 但会导致更高的峰均功率比 (peak to average power ratio, PAPR), 进而引起严重的非线性行为。由于 DPD 结构需要一个复杂的模型来补偿严重的非线性失真, 所以 DPD 技术^[3-4]面临着新的挑战。

在对高效率射频发射机中的宽带信号进行载波聚合或多频带配置时, DPD 模型中补偿 PA 的非线性和记忆效应所需的参数数量会急剧增加, 进而导致 DPD 估计参数阶段的过度拟合和低精确度。为了解决这种问题, 可以采用合适的数字预失真学习结构和模型简化技术。DPD 参数提取有两种常见的自适应学习结构, 即直接学习结构 (direct learning architecture, DLA)^[5] 和间接学习结构 (indirect learning architecture, ILA)^[6]。其中 DLA 可以预先求出功放模型特性, 估计预失真器的参数, 但此种结构在收敛至最优参数之前需要多次迭代, 计算比较复杂; ILA 估计 PA 的后逆模型, 并将其复制给预失真器, 此种方法的参数辨识过程比较简单。本文提出了基于 ILA 的分段式双反馈预失真器结构, 通过识别最优的 DPD 信号, 消除建模误差, 进行参数辨识。

压缩感知 (CS) 算法^[7-9]既考虑计算复杂度又考虑搜索效率, 因此可以对预失真器模型进行简化。正交匹配追踪 (orthogonal matching pursuit, OMP) 算法^[10]是经典的 CS 算法之一, 与最小二乘法 (least squares, LS) 结合, 简化了 PA 行为模型, 但计算量很大。随后 Needle 等提出的压缩采样匹配追踪 (compressed sampling matching pursuit, CoSaMP) 算法^[11]不需要对所有原子进行正交化处理, 直接对 PA 行为模型的冗余项进行修剪, 但需要大量的采样数据。文献[12]提出稀疏度自适应匹配追踪 (sparsity adaptive matching pursuit, SAMP) 算法, 可以在稀疏度未知的情况下以恒定步长来调整稀疏度。Becerra 等^[13]在 OMP 算法的基础上提出双正交匹配追踪 (doubly orthogonal matching pursuit, DOMP) 的模型剪枝算法, 在迭代中使用 Gram-Schmidt 正交化, 可以对所选模型回归量与待选分量中选择高度相关的支撑集。Zhu 等^[14]提出了基于 Dice 系数的 SAMP 算法, 通过 Dice 系数匹配准则衡量残差与原子间的相关性对 DPD 模型剪枝, 但没有考虑噪声对其相关性的影响。本文在 SAMP 算法的基础上, 通过频域陷波校正带外失真, 引入了相关支集系数矩阵选择最优支撑集, 提出基于频域陷波的相关支集选择 SAMP (RSS-FNSAMP) 算法。

在上述研究的基础上, 本文首先提出了基于间接学习结构的分段式双反馈数字预失真结构, 得到 PA 输出后, 采用广义记忆多项式 (general memory polynomial, GMP) 模型作为全功放模型, 其次利用 RSS-FNSAMP 算法来获取简化后的预失真器模型参数, 最后通过 ACPR 和 NMSE 值估计模型精度。在宽带应用场景中, 本文所提出的基于 RSS-FNSAMP 算法的分段式双反馈 DPD 方法能够实现更好的线性化性能并且增加了系统的稳定性, 同时具有相对较低的计算复杂度, 且可以最小化由带外失真引起的均方误差。

1 数字预失真技术及压缩感知理论

1.1 DPD 基本原理

数字预失真的思想是在功放的前端加入一个预失真器, 先将原始输入信号通过预失真器进行非线性变换, 再通过功放进行放大, 使功放输出信号保持线性。预失真功放原理如图 1 所示。

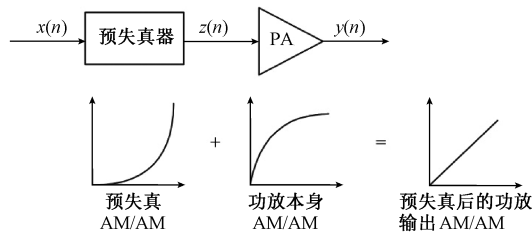


图 1 预失真功放原理

Fig. 1 Schematic of predistortion power amplifier

1.2 数字预失真系统学习结构

DPD 参数提取有两种常见的自适应学习结构^[15], 即直接学习结构和间接学习结构。间接学习结构框图如图 2 所示, $y_{PA}(n)$ 作为参数辨识模块的输入, 通过训练, 系统不断更新模型中的未知系数, 等到模型系数稳定收敛后, 估计功放的后逆模型, 并将其复制给预失真器。间接学习结构解决了直接学习结构在处理含有记忆效应的复杂模型时, 预估模型系数困难的问题, 且具有稳定性。

1.3 CS 理论

CS 是一种信号处理技术, 利用信号的稀疏性^[16], 使用最小的测量值来解决欠定系统, 如 PA 建模问题。假设 $\mathbf{x}$ 为 N 维稀疏信号, $\mathbf{y}$ 为 M 维观测向量, 则线性系统如下:

$$\mathbf{y} = \Phi \mathbf{x} \quad (1)$$

式中: Φ 是 $M \times N$ 维测量矩阵, 且 $\Phi = \{\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3, \dots, \lambda_M\}^T$, λ_i 是 Φ 的第 i 列向量。 $\mathbf{x}$ 可以用稀疏基表示为 $\mathbf{x} = \Psi \boldsymbol{\theta}$, Ψ 为稀疏基矩阵。设 $\boldsymbol{\theta}$ 为 $\mathbf{x}$ 的稀疏表示, 则 $\mathbf{y}$ 表示为:

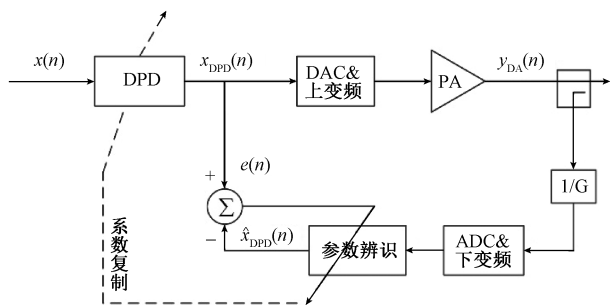


图2 间接学习结构框图

Fig. 2 Block diagram of indirect learning architecture

$$\mathbf{y} = \Phi \Psi \boldsymbol{\theta} = \boldsymbol{\Theta} \boldsymbol{\theta} \quad (2)$$

式中： $\boldsymbol{\Theta}$ 为传感矩阵，由于系统表示($M < N$)的是非全秩，CS理论^[17]可以通过直接寻找问题的最稀疏解来获取感兴趣的信号。假设变换后的信号在某个变换域内是稀疏的前提下，将问题转化为一个具有稀疏性的欠定系统^[18]，表示如下：

$$\min_{\boldsymbol{\theta}} \|\boldsymbol{\theta}\|_0 \text{ subject to } \|\mathbf{y} - \boldsymbol{\Theta} \boldsymbol{\theta}\|_2^2 \leq \varepsilon \quad (3)$$

目标是使 ℓ_0 范数最小化，约束条件为 ℓ_2 范数平方的辨识误差，其中 $\hat{\boldsymbol{\theta}}$ 表示稀疏系数估计向量。

2 基于压缩感知算法的分段式双反馈数字预失真方法研究

2.1 分段式双反馈间接学习结构

图3所示为分段式双反馈DPD结构框图，本文所提出的结构分为两部分，1)通过基集选择模块构造一个负反馈迭代回路，得到最优支撑集；2)利用第1部分得到的最优支撑集来定义前向路径中的预失真器函数，然后通过行为模型辨识算法提取模型系数，最终复制给预失真器。

1) 负反馈迭代回路

负反馈迭代回路如图3所示(Part1部分)。首先将输入信号 $x_{\text{DPD}}(n)$ 输入至基集选择模块，通过基集选择模块简化预失真器模型，其次将选择出的最相关的基函数与PA输出信号 $y(n)$ 做差，即 $e_1(n) = y(n) - \hat{y}(n)$ ，求取其误差反馈至基集选择模块中，以得到最优支撑集；将其定义给预失真器，且此过程只进行一次，获得简化后的预失真器模型，减少了计算复杂度，以便于自适应模型参数的提取。

2) 基于间接学习结构的参数辨识回路

Part2部分为图3中基于间接学习结构的参数辨识回路。首先将经过负反馈迭代回路后得到的最优支撑集

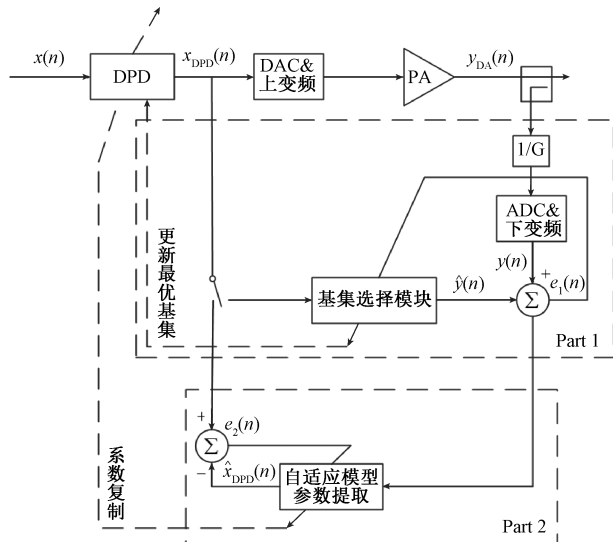


图3 分段式双反馈间接学习结构框图

Fig. 3 Block diagram of segmented dual feedback indirect learning structure

定义给预失真器，其次通过自适应模型参数提取模块进行反馈迭代，最后得到预失真器的模型参数。因此，预失真器模型经过简化后，不会出现由于参数过多而导致的迭代误差过大、迭代次数增多和逆矩阵计算不准确的问题，降低了整个预失真系统的计算复杂度。

2.2 基于频域陷波的相关支集选择 SAMP 算法

1) 功放行为模型辨识

在图3所示的分段式双反馈间接学习结构框图中，经过基集选择模块后估计的功放行为模型输出信号 $\hat{y}$ ，如式(4)所示。

$$\hat{\mathbf{y}} = \boldsymbol{\Theta}_x \hat{\boldsymbol{\theta}}_{\text{PA}} \quad (4)$$

式中： $\boldsymbol{\Theta}_x$ 是由基函数组成的感知矩阵，大小为 $M \times N$ ； $\hat{\boldsymbol{\theta}}_{\text{PA}}$ 为 $N \times 1$ 维信号稀疏表示系数估计向量。

为了最小化DPD函数在前向路径中所需的系数数量，假设DPD所选基函数的最优子集和用于PA行为建模的最优子集相同，在本文提出的改进算法中采用广义记忆多项式(GMP)行为模型^[19-20]，如下所示：

$$\hat{y}(n) = \sum_{i=0}^{N_a-1} \sum_{p=0}^{P_a-1} \alpha_{pi} \cdot x(n - \tau_i^a) |x(n - \tau_i^a)|^p + \sum_{j=1}^{M_b} \sum_{i=0}^{N_b-1} \sum_{p=0}^{P_b} \beta_{ji} \cdot x(n - \tau_i^b) |x(n - \tau_i^b - \tau_j^c)|^p + \sum_{j=1}^{M_c} \sum_{i=0}^{N_c-1} \sum_{p=0}^{P_c} \gamma_{pij} \cdot x(n - \tau_i^c) |x(n - \tau_i^c + \tau_j^c)|^p \quad (5)$$

式中： α_{pi} 、 β_{ji} 和 γ_{pij} 是模型系数； N_a 、 N_b 和 N_c 为非线性阶数， P_a 、 P_b 和 P_c 为记忆深度； M_b 和 M_c 分别为滞后项和超前项的交调度； τ_i^a 、 τ_i^b 和 τ_i^c ($\tau \in \mathbf{Z}$ 且 $\tau_0 = 0$) 是输入信号 $x(n)$ 的非连续延迟，能更好地描述PA的记忆效应。因此把式(4)中用于DPD线性化的 $\boldsymbol{\Theta}_x$ 定义为：

$$\Theta_x = (\varphi_x(0), \varphi_x(1), \dots, \varphi_x(n), \dots, \varphi_x(M-1))^T \quad (6)$$

式中: $\varphi_x(n) = (\phi_0^x(n), \phi_1^x(n), \dots, \phi_r^x(n), \dots, \phi_{N-1}^x(n))^T$ 是在 n 时刻的 $N \times 1$ 维基函数。

2) 基于频域陷波的相关支集选择 SAMP 算法

本文针对补偿带外失真所提出的改进的 SAMP 算法,通过带内陷波最小化均方误差,正确地选择出最优支撑集。如图 4 所示为 RSS-FNSAMP 算法模块。



图 4 基于频域陷波的相关支集选择 SAMP 算法模块

Fig. 4 Module of SAMP algorithm for related support selection based on frequency domain notch

首先利用文献[21]的频域陷波函数,将 PA 输出信号 $y(n)$ 带内陷波,如式(7)所示。

$$Y_f(k) = \Gamma\{Y(k)\} = \frac{Y(k)}{1 + \alpha |Y(k)|^2} \quad (7)$$

式中: α 是控制陷波水平的参数,不同 α 值的 PA 输出频谱如图 5 所示。

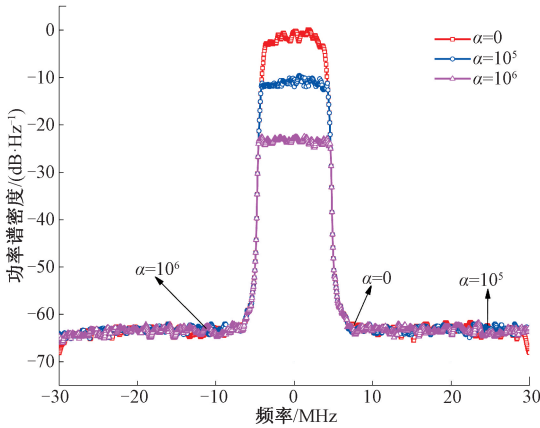


图 5 不同 α 值的 PA 输出频谱

Fig. 5 PA output spectrum for different α values

$Y(k)$ 是 $y(n)$ 的离散傅里叶变换(DFT),如下:

$$Y(k) = DFT_T\{y(n)\} = \sum_{n=0}^{T-1} y(n) e^{-j\frac{2\pi}{T}kn} \quad (8)$$

式中: $k=0, \dots, T-1$ 且 $T \geq M$ 。将每个基函数在频域中进行滤波得到基函数为:

$$\mathbf{Y}_{x,f}(k) = \Gamma\{\mathbf{Y}_x(k)\} = (\Gamma\{\psi_0^x(k)\}, \dots, \Gamma\{\psi_r^x(k)\}, \dots, \Gamma\{\psi_{N-1}^x(k)\})^T \quad (9)$$

式中: $\psi_r^x(k)$ ($r=0, \dots, N-1$) 是 $\phi_r^x(n)$ 的离散傅里叶变换, $\Gamma\{\cdot\}$ 是频域陷波算子。将 $T \times N$ 维滤波基函数组成的矩阵定义为:

$$\Psi_{x,f} = (\mathbf{Y}_{x,f}[0], \dots, \mathbf{Y}_{x,f}[k], \dots, \mathbf{Y}_{x,f}[T-1])^T \quad (10)$$

其次为了选择更为相关的支撑集,定义了相关支集系数矩阵 $\mathbf{D}_i$ 来测量信号在谱带中的分布,表达式如下:

$$\mathbf{D}_i(\Psi_{x,f}, \mathbf{Y}) = \frac{\sum_{i=1}^N (\Psi_{x,f} - \bar{\Psi}_{x,f})(\mathbf{Y} - \bar{\mathbf{Y}})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (\Psi_{x,f} - \bar{\Psi}_{x,f})^2 (\mathbf{Y} - \bar{\mathbf{Y}})^2}} \quad (11)$$

式中: $\mathbf{Y}$ 为 $T \times 1$ 观测信号。

由于多余的噪声会减小残差与感知矩阵之间的相关性。因此,通过式(12)进行放大,选择相关性大的基函数构成支撑集,提高基函数的正确选择率。

$$d_k = \|\mathbf{D}_k\|_2 \quad k=1, 2, \dots, N \quad (12)$$

式中: $\mathbf{D}_k$ 是矩阵 $\mathbf{D}$ 的第 k 列向量; d_k 表示信号子空间向量与感知矩阵 $\Psi_{x,f}$ 的关系。

基于以上分析,本文所提出的 RSS-FNSAMP 算法如下。

输入: $\Psi_{x,f}$ 为 $T \times N$ 维滤波基矩阵, $\mathbf{Y}_f$ 为 $T \times 1$ 维观测向量,步长 $Step$ 。

输出: 信号稀疏表示系数 $\hat{\boldsymbol{\theta}}_{PA}$, $N \times 1$ 维滤波残差 $\mathbf{E}_t = \mathbf{Y}_f - \Psi_{x,f} \hat{\boldsymbol{\theta}}_{PA}$ 。

1) 初始化残差 $\mathbf{E}_0 = \mathbf{F}$, 支撑集 $\mathbf{S}_0 = \emptyset$, $L = Step$, 迭代次数 $t=1$ 。

2) 计算 $m = \arg\max |\Psi_{x,f,|j|}^H \mathbf{E}_{t-1}|$, 选择 m 中 L 个最大值,得到与滤波残差最匹配的原子,将这些值对应于 $\Psi_{x,f,|j|}$ 的列序号 j 构成集合 $\mathbf{A}_k$ 。

3) 比较 $d_{k_{i-1}}$ 与 $d_{k_{i+1}}$ 的大小,并把较大的下标赋给 $\mathbf{A}_{k_i}$ 。

4) 更新支撑集 $\mathbf{C}_{k_i} = \mathbf{S}_{(t-1)} - \mathbf{A}_{k_i}$, 则 $\Psi_{x,f,t} = \{\mathbf{Y}_{x,f,j} | j \in \mathbf{C}_{k_i}\}$ 。

5) 在 $\hat{\boldsymbol{\theta}}_{PA}^{(t)}$ 中选择绝对值最大的 L 项,记为 $\hat{\boldsymbol{\theta}}_{PA}^{(tL)}$;更新采样矩阵, $\Psi_{x,f,t}$ 中对应的 L 列记为 $\Psi_{x,f,tL}$;更新支撑集,选择初始支撑集中的 L 个元素记为 $\mathbf{S}_{tL}$,则最终集为 $\mathbf{F} = \mathbf{S}_{tL}$ 。

6) 通过 $\hat{\mathbf{Y}}^{(t)} = \Psi_{x,f,tL} \hat{\boldsymbol{\theta}}_{PA}^{(tL)} = \Psi_{x,f,tL} (\Psi_{x,f,tL}^H \Psi_{x,f,tL})^{-1} \Psi_{x,f,tL}^H \mathbf{Y}$ 计算滤波残差为 $\mathbf{E}_{new} = \mathbf{Y} - \hat{\mathbf{Y}}^{(t)}$ 。

7) 如果残差 $\mathbf{E}_{new} = 0$,则迭代停止,执行步骤 8);若 $\|\mathbf{E}_{new}\|_2 \geq \|\mathbf{E}_{t-1}\|_2$,则 $L = L + Step$,返回步骤 2)继续迭代;若不符合前两个条件,则确定最终支撑集为 $\mathbf{F} = \mathbf{S}_{tL}$,残差为 $\mathbf{E}_t = \mathbf{E}_{new}$,如果 $t \leq T$,则停止迭代执行步骤 8),否则返回步骤 2)继续迭代。

8) 输出由最相关基函数组成的最终支撑集 $\mathbf{F}$ 和重构所得的信号。

在完成了一次完整的 RSS-FNSAMP 算法后,得到由基函数按照其相关性排序的最终支撑集 $\mathbf{F}$ 。可利用贝叶斯准则 (BIC)^[22-23] 通过式 (13)、(14) 确定重构所得系数的最佳数目 m_{opt} , 如下所示:

$$m_{opt} = \underset{m}{\operatorname{argmin}} BIC(m) \quad (13)$$

其中 $BIC(m)$ 定义为:

$$BIC(m) = -2 \ln p(\mathbf{y} | \hat{\boldsymbol{\theta}}, \mathcal{H}_m) + N_p \ln(N_s) \quad (14)$$

式中: $\mathcal{H}_m$ 为需要比较的 GMP 模型, N_s 为 $\mathbf{y}$ 的实观测值数目, N_p 为向量 $\hat{\boldsymbol{\theta}} = (\hat{\boldsymbol{\theta}}_1, \hat{\boldsymbol{\theta}}_2, \dots, \hat{\boldsymbol{\theta}}_{N_p})$ 的实参数数量。

最终得到所选基函数的最优集合 $\varphi_{x,f,F_{opt}}$, 为了方便后续计算将其简化为 φ_u 。

2.3 PA 模型自适应参数提取

由于基函数矩阵 $\boldsymbol{\Psi}_{x,f,t}$ 的条件数随参数的增加而急剧增加, 导致计算出的逆矩阵不准确, 会增加迭代误差, 使下一次迭代的参数精度变差, 因此通过负反馈迭代回路中的自适应模型参数提取模块求得 DPD 模型参数。

如图 3 所示, 用第 1 部分所得到的最优支撑集 $\varphi_{x,f,F_{opt}}(n)$ 来定义前向路径的 DPD 函数, 然后进行第 2 部分, 如式 (15) 所示。

$$x_{\text{DPD}}(n) = x(n) + \boldsymbol{\Theta}_u \hat{\boldsymbol{\theta}}_{\text{DPD}} \quad (15)$$

式中: $\boldsymbol{\Theta}_u = (\varphi_u(0), \varphi_u(0), \dots, \varphi_u(n), \dots, \varphi_u(M-1))$, $\varphi_u(n)$ 为 $\varphi_u(n) = \varphi_{x,f,F_{opt}}(n)$ 。

$\hat{\boldsymbol{\theta}}_{\text{DPD}} = (\hat{\boldsymbol{\theta}}_0, \hat{\boldsymbol{\theta}}_1, \dots, \hat{\boldsymbol{\theta}}_{M-1})^T$ 是 $O \times 1$ ($O < N$) 维向量, $\boldsymbol{\Theta}_u$ 为 $M \times O$ 维矩阵。使用 LS 准则可以自适应迭代得到 DPD 模块的参数, 如式 (16) 所示。

$$\hat{\boldsymbol{\theta}}_{\text{DPD}}^{m+1} = \hat{\boldsymbol{\theta}}_{\text{DPD}}^m + \mu (\boldsymbol{\Theta}_u^H \boldsymbol{\Theta}_u)^{-1} \boldsymbol{\Theta}_u^H \mathbf{e} \quad (16)$$

式中: μ 为加权系数, $\mathbf{e} = \frac{\mathbf{y}}{G_0} - \mathbf{x}$, G_0 是 PA 的线性增益。

将 RSS-FNSAMP 算法应用于分段式双反馈预失真结构中能够减小前向路径中 DPD 行为模型的计算复杂度, 增强了整个系统的稳定性; 能够在所选系数数量和 DPD 线性化性能之间很好地权衡, 增加了系统的灵活性; 通过选择最相关的支撑集, 避免了参数过度化, 从而获得正确的系数估计。

3 实验测试平台及结果分析

3.1 实验测试平台

本文测试功放是一个 F 类宽带功放 ($V_{ds} = 28 \text{ V}$, $V_{gs} = -5 \text{ V}$), 平均输出功率为 35 dBm, 工作频率范围在 2.6~2.7 GHz。输入的激励信号为载波聚合的 LTE 信号。为了模拟现实环境中 PA 的特性, 选择 20 MHz 的调制信号, 载波频率为 2.65 GHz。

为了验证所提出的基于 RSS-FNSAMP 算法的分段式双反馈 DPD 模型的线性化效果, 搭建了如图 6 所示的宽带 PA-DPD 实验测试平台, 由一个矢量信号发生器 (VSG, Agilent MXG N5182A), 一个频谱分析仪 (VSA, Agilent PXA N9030A), 一个 F 类功放, 一个 40 dB 衰减器和一台运行 MATLAB 软件的 PC 组成。

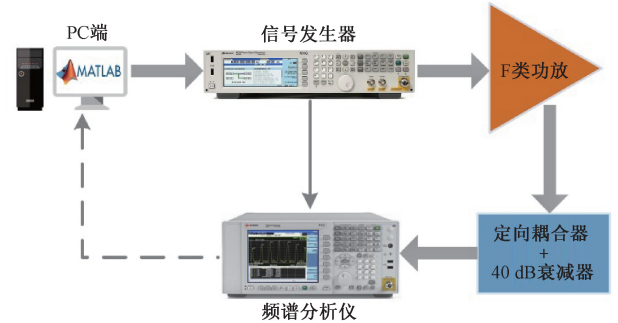


图6 实验测试平台

Fig. 6 Platform of experimental test

通过 MATLAB 在 PC 上运行 DPD 模块, 作为一个连接波形的产生和采集仪器的接口。数字基带信号在计算机中产生后, 下载至 VSG 上, 经过上变频为 RF 信号驱动 PA, 然后将 PA 的输出信号进行衰减至 VSA, 经过下变频解调后, 用 MATLAB 软件采集输出的信号, 最后将采集到的信号与相应的输入信号进行对比, 以便于进一步进行预失真器建模。

3.2 实验结果及分析

本文采用仿真得到的 $m_{opt} = 332$ 个系数的 GMP 行为模型生成最优支撑集, 选择控制陷波水平的参数 $\alpha = 10^6$, 如图 5 所示, 在保证能够正确选择相关基函数的同时, $\alpha = 10^6$ 是所需的最小带内的水平的最大控制陷波水平参数。将多种算法应用于不同预失真结构的模型进行仿真对比实验。采用 4 组对比实验对本文所提出的模型 (分段式双反馈-RSS-FNSAMP) 进行验证。分别为无预失真模型; ILA-SAMP、ILA-DOMP 模型, 即将 SAMP 和 DOMP 算法与图 2 所示间接学习结构 (DLA) 结合; 并且为了进一步验证所提出模型的有效性, 将 DOMP 算法与本文所提出的分段式双反馈预失真间接学习结构结合, 即分段式双反馈-DOMP 模型。

实验仿真可以得到的 ILA-SAMP、ILA-DOMP、分段式双反馈-DOMP 与分段式双反馈-RSS-FNSAMP 模型的输出信号频谱, 4 种模型的输出频谱比较如图 7 所示。再对上述模型的 AM/AM 和 AM/PM 特性进行仿真, 其中图 8、9 所示为 4 种模型的 AM/AM 和 AM/PM 特性曲线。在 20 MHz 的 DPD 测试中, 非线性失真的记忆效应很明显, 但由图 7~9 可知, 在应用本文所提出的方法后, 非线性特性得到了明显改善。

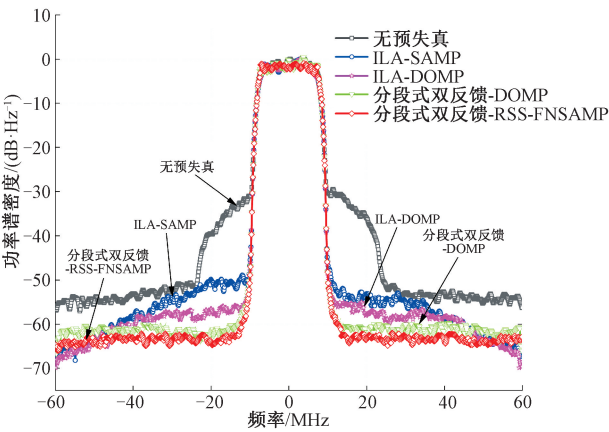


图 7 4 种模型的输出信号频谱图

Fig. 7 The output signal spectrum of 4 models

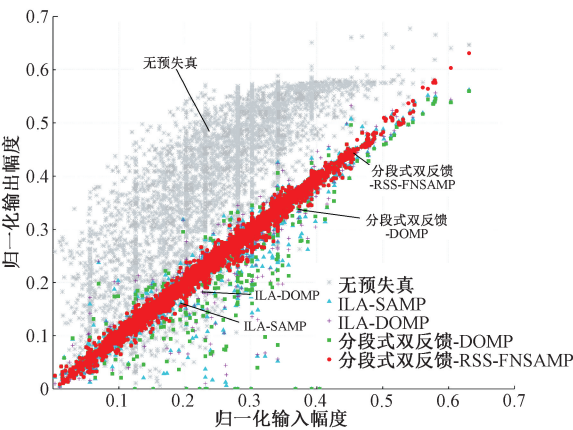


图 8 4 种模型的 AM/AM 特性曲线比较

Fig. 8 Comparison of AM characteristic curves of 4 models

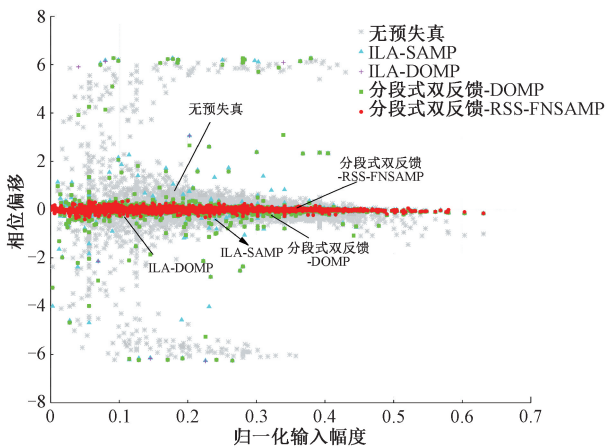


图 9 4 种模型的 AM/PM 特性曲线比较

Fig. 9 Comparison of AM/PM characteristic curves of 4 models

在功放线性化技术研究中,一般通过邻信道功率比 (ACPR) 来衡量功放的带外精度,用归一化均方误差

(NMSE) 衡量预失真系统对于非线性失真的补偿能力。ACPR 定义为:

$$ACPR_{dBc} = 10 \lg \left\{ \frac{\int_{f_{neighbor}} Y(f) df}{\int_{f_{main}} Y(f) df} \right\} \quad (17)$$

式中: $Y(f)$ 为功率谱密度; $f_{neighbor}$ 为邻信道信号频率, f_{main} 为主信道频率。归一化均方误差为:

$$NMSE_{dBc} = 10 \lg \left\{ \frac{\sum_{n=1}^{\beta} |y_{meas}(n) - y_{est}(n)|^2}{\sum_{n=1}^{\beta} |y_{meas}(n)|^2} \right\} \quad (18)$$

式中: $y_{meas}(n)$ 为输入的测量信号; $y_{est}(n)$ 为输出的功放模型; β 是输出信号的样本数量。ACPR 与 NMSE 作为评价 DPD 性能的指标,具体实验结果如表 1 所示,当系数为 60 时,不同的模型对应不同的 NMSE 和 ACPR 值。由图 7 和表 1 可知,与无预失真的情况相比,本文提出的算法的 ACPR 在低频带处和高频带处降低约 25 dBc;与 ILA-SAMP、ILA-DOMP 和分段式双反馈-DOMP 相比,ACPR 值分别在低频带处和高频带处降低了约 15、10 和 4 dBc。NMSE 与 ILA-SAMP、ILA-DOMP 和分段式双反馈-DOMP 相比提升约 3~5 dB。通过图 10 的输出星座图比较进一步反映了该方法对功放非线性失真的补偿效果,信号直接进入功放的星座图如图 10(a) 所示,经过本文预失真方法后的星座图如图 10(b) 所示。

表 1 4 种模型的 ACPR 和 NMSE 比较

Table 1 ACPR and NMSE comparison of 4 models

模型	系数个数	NMSE/dB	ACPR/dB (低/高频带)
无预失真	--	--	-37.45/-38.23
ILA-SAMP	60	-40.73	-48.35/-48.96
ILA-DOMP	60	-42.35	-52.40/-52.95
分段式双反馈-DOMP	60	-42.73	-58.64/59.98
分段式双反馈-RSS-FNSAMP	60	-45.93	-62.59/-63.75

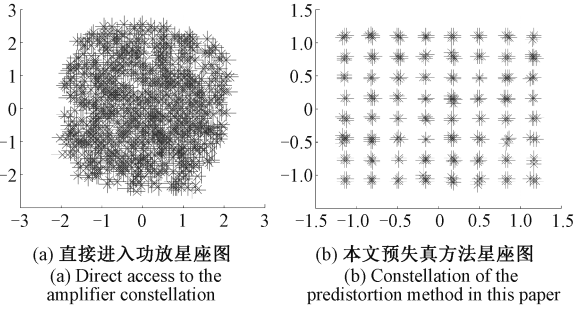


图 10 输出星座图比较

Fig. 10 Comparison of output constellations

综上所述可知,DPD 的计算复杂度主要由 DPD 参数的模型大小决定,所以本文提出的基于 RSS-FNSAMP 算法的分段式双反馈 DPD 方法计算复杂度较低,与其他方法相比,该方法在相同较小的模型尺寸下有更好的线性性能,并且在自适应的过程中可以保持良好的稳定性。

4 结 论

本文在分段式双反馈 DPD 学习结构上应用压缩感知算法,即 RSS-FNSAMP 算法。首先建立一个分段式双反馈预失真学习结构,利用 RSS-FNSAMP 算法对 PA 行为模型简化处理,获得最优支撑集,将其定义给前向路径的预失真器函数,其次通过自适应参数提取将参数反馈给预失真器,最后得到 PA 输出放大信号。本文提出的这种方法已被证明可以增强 DPD 系统的稳定性和系统的线性性能,并且在减少预失真器模型系数的同时,改善产生的相邻信道频谱再生分量,有效地降低了系统的计算复杂度。本文使用平均输出功率为 35 dBm 的 F 类功率放大器进行测试,验证了理论的正确性。在非线性的条件下,其系统固有的 NMSE 与 ACPR 都得到了较好的改善效果。结果表明,经过本文所提出的预失真模型简化方法补偿后可以有效地校正带外频谱再生,降低计算复杂度,提高了系统的线性化性能。

参考文献

- [1] 孙昊. 5G 通信测试技术发展分析[J]. 国外电子测量技术, 2019, 38(7): 17-21.
SUN H. Development analysis of 5G communication testing technology [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2019, 38(7): 17-21.
- [2] 詹建. 5G 通信测试技术挑战[J]. 国外电子测量技术, 2017, 36(5): 103-106.
ZHAN J. The challenge of 5G communication test technology [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2017, 36(5): 103-106.
- [3] ZHAO J M, YU C P, YU J G, et al. A robust augmented combination of digital predistortion and crest factor reduction for RF power amplifiers[J]. Progress in Electromagnetics Research C, 2015, 57: 181-191.
- [4] 张益康. 面向无线通信系统的高性能低复杂度数字预失真研究[D]. 合肥: 中国科学技术大学, 2020.
ZHANG Y K. Studies on high performance and low complexity digital predistortion for wireless communication system [D]. Hefei: University of Science and Technology of China, 2020.
- [5] LIU X, CHEN W H, CHEN L, et al. A robust and broadband digital predistortion utilizing negative feedback iteration[C]. 2018 IEEE MTT-S International Wireless

- Symposium (IWS), 2018.
- [6] 胡欣, 王健康, 刘飞, 等. 基于压缩感知的欠采样预失真研究[J]. 通信学报, 2016, 37(11): 74-79.
HU X, WANG J K, LIU F, et al. Research of compressed sensing for predistortion with relatively low sampling frequency [J]. Journal on Communications, 2016, 37(11): 74-79.
- [7] YAO Y, LI M Y, ZHANG ZH M, et al. Power amplifier behavioral model adaptive pruning using conjugate gradient-based greedy algorithm[J]. IEEE Transactions on Electrical and Electronic Engineering, 2017(12): S181-S182.
- [8] 杨真真, 杨震, 孙林慧. 信号压缩重构的正交匹配追踪类算法综述[J]. 信号处理, 2013, 29(4): 486-496.
YANG ZH ZH, YANG ZH, SUN L H. A survey on orthogonal matching pursuit type algorithms for signal compression and reconstruction [J]. Journal of Signal Processing, 2013, 29(4): 486-496.
- [9] 李帅永, 毛维培, 程振华, 等. 基于 VMD 和 K-SVD 字典学习的供水管道泄漏振动信号压缩感知方法[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(3): 49-60.
LI SH Y, MAO W P, CHENG ZH H, et al. Compressed sensing method for leakage vibration signal in water-supply pipelines based on VMD and K-SVD dictionary learning [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(3): 49-60.
- [10] RAVELOMANANTSOA A, RABAH H, ROUANE A, et al. Compressed sensing: A simple deterministic measurement matrix and a fast recovery algorithm[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2015, 64(12): 3405-3413.
- [11] 张忠明. 基于压缩感知的宽带数字预失真模型简化技术研究[D]. 重庆: 重庆大学, 2018.
ZHANG ZH M. Research on simplification of wideband digital predistortion model based on compressed sensing [D]. Chongqing: Chongqing University, 2018.
- [12] GAO G Y, ZHOU C Y, CUI ZH M, et al. Improved sparsity adaptive matching pursuit algorithm [C]. 3rd IEEE International Conference on Computer and Communications (ICCC), 2017: 1761-1766.
- [13] BECERRA J A, MADERO M J, JAVIER R T, et al. A doubly orthogonal matching pursuit algorithm for sparse predistortion of power amplifiers [J]. IEEE Microwave and Wireless Components Letters, 2018(28): 726-728.
- [14] ZHU M D, LI M, GENG Z, et al. Dice coefficient matching -based sparsity adaptive matching pursuit algorithm for the digital predistortion model pruning[C]. 2018 IEEE 18th International Conference on

- Communication Technology (ICCT), 2018: 1032-1035.
- [15] 李世伟, 韩军, 杨作成. 基于数字预失真技术的功放线性化方法研究[J]. 电子测量技术, 2020, 43(1): 132-136.
- LI SH W, HAN J, YANG Z CH. Study on linearization method for power amplifier based on digital predistortion technology [J]. Electronic Measurement Technology, 2020, 43(1): 132-136.
- [16] 颜上取, 汤昊, 刘备, 等. 基于压缩感知的 HIFU 回波信号降噪研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(11): 19-25.
- YAN SH Q, TANG H, LIU B, et al. Research on HIFU echo signal denoising based on compressed sensing technology [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2020, 34(11): 19-25.
- [17] 甘伟, 许录平, 苏哲. 一种压缩感知重构算法[J]. 电子与信息学报, 2010, 32(9): 2151-2155.
- GAN W, XU L P, SU ZH. A recovery-algorithm for compressing sensing [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2010, 32(9): 2151-2155.
- [18] MOSHE M, ELDAR Y. From theory to practice: Subnyquist sampling of sparse wideband analog signals[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2010, 4(2): 375-391.
- [19] 赵景梅. 无线通信中射频功率放大器的数字预失真技术研究[D]. 北京: 北京邮电大学, 2017.
- ZHAO J M. Research on digital predistortion technology of power amplifier in wireless communication [D]. Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications, 2017.
- [20] WANG S Q, HUSSEIN A M, OLIVIER V, et al. A novel algorithm for determining the structure of digital predistortion models[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2018, 67(8): 7326-7340.
- [21] BRAIRHWAITE R N. Reducing estimator biases due to equalization errors in adaptive digital predistortion systems for RF power amplifiers[C]. IEEE International Microwave Symposium Digest, 2012: 1-3.
- [22] REINNA T J, ALLEGUE M M, CRESPO C 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.
- [23] 赵春晖, 许云龙. 能量约束贝叶斯压缩感知检测算法[J]. 通信学报, 2012, 33(10): 1-6.
- ZHAO CH H, XU Y L. Energy constraint Bayesian compressive sensing detection algorithm [J]. Journal on Communications, 2012, 33(10): 1-6.

作者简介



高明明, 分别在 2003、2009、2015 年于辽宁工程技术大学获得学士学位, 硕士学位和博士学位, 现为辽宁工程技术大学副教授, 主要研究方向为射频电路与系统、射频器件行为模型建模、预失真技术、人工智能等。

E-mail: gaomingming2080@163.com

Gao Mingming received her B. Sc. degree, M. Sc. degree, and Ph. D. degree all from Liaoning Technical University in 2003, 2009 and 2015, respectively. Now she is an associate professor at Liaoning Technical University. Her main research interests include RF circuit and system, RF device behavior modeling, predistortion technology and artificial intelligence, etc.



边廷玥, 2019 年于辽宁工程技术大学获得学士学位, 现为辽宁工程技术大学硕士研究生, 主要研究方向为压缩感知与预失真技术。

E-mail: 764567925@qq.com

Bian Tingyue received her B. Sc. degree, from Liaoning Technical University in 2019. Now she is a M. Sc. candidate at Liaoning Technical University. Her main research interests include compressing sensing and digital predistortion.



南敬昌, 分别在 1993 年和 2003 年于辽宁工程技术大学获得学士学位和硕士学位, 在 2007 年获得北京邮电大学的博士学位, 现为辽宁工程技术大学教授。主要研究方向为射频电路与器件、多媒体信息编码和通信系统仿真等。

E-mail: 185900838@qq.com

Nan Jingchang received his B. Sc. degree, M. Sc. degree from Liaoning Technical University in 1993 and 2003, and received Ph. D. degree from Beijing University of Posts and telecommunications in 2007. Now he is a professor at Liaoning Technical University. His main research interests include RF circuits and devices, multimedia information coding and communication system simulation, etc.



梁琦, 2018 年于辽宁工程技术大学获得学士学位, 现为辽宁工程技术大学硕士研究生, 主要研究方向为射频功放建模与预失真技术。

E-mail: 2488845336@qq.com

Liang Qi received her B. Sc. degree, from Liaoning Technical University in 2018, Now she is a M. Sc. candidate at Liaoning Technical University. Her main research interests include modeling of RF power amplifier and digital predistortion.