

# Simulation and Performance Optimization of Memory Nonlinear Distortion Compensation Algorithm for Wideband Power Amplifier

Zhe Wang, Pu Miao\*

Department of Communication Engineering, School of Electronic Information, Qingdao University, Qingdao Shandong  
Email: 352939743@qq.com, \*miaopual@126.com

Received: Mar. 6<sup>th</sup>, 2019; accepted: Mar. 20<sup>th</sup>, 2019; published: Mar. 27<sup>th</sup>, 2019

---

## Abstract

The power amplifier (PA) is one of the most important nonlinear devices in wireless communication field. The memory-nonlinearity of the PA deteriorates the transmission performance of the communication system. The use of pre-distortion technology can reduce the system performance loss caused by the memory-nonlinearity of the PA. In this paper, the adaptive predistortion technique of PA's memory-nonlinearity is studied and an adaptive predistortion model based on full kernel Volterra series is established. The parameters of the full-core Volterra predistortion model are identified by LS, RLS, LMS and Kalman filtering algorithms. The four algorithms are deeply optimized with the minimum mean square error (MSE) as an indicator. The simulation results show that the Kalman filtering algorithm has the best parameter identification accuracy. In the noise environment, the adaptive predistorter based on Kalman filter can still effectively compensate the memory-nonlinearity of PA. The research in this paper provides a reference for further understanding and research on adaptive predistortion technology of wireless communication systems.

## Keywords

Power Amplifier, Predistortion Technology, Volterra Series, Parameter Identification

---

# 宽带功率放大器记忆非线性失真补偿算法的仿真与性能优化

王者, 苗圃\*

\*通讯作者。

青岛大学电子信息学院通信工程系, 山东 青岛  
Email: 352939743@qq.com, miaopual@126.com

收稿日期: 2019年3月6日; 录用日期: 2019年3月20日; 发布日期: 2019年3月27日

## 摘要

功率放大器(PA)是无线通信中的重要非线性器件。PA的记忆非线性恶化了通信系统的传输性能。采用预失真技术可以降低PA的记忆非线性带来的系统性能损失。本文对PA记忆非线性自适应预失真技术进行研究, 建立基于全内核Volterra级数的自适应预失真模型, 借助LS、RLS、LMS和Kalman滤波算法对全内核Volterra预失真模型的内核进行参数辨识, 并以最小均方误差(MSE)作为指标对四种算法进行深度优化。仿真结果表明, Kalman滤波算法具有最优的参数辨识精度, 在噪声环境下, 基于Kalman滤波自适应预失真器依然能够有效地补偿PA的记忆非线性, 本文的研究为进一步理解和研究无线通信系统的自适应预失真技术提供参考。

## 关键词

功率放大器, 预失真技术, Volterra级数, 参数辨识

Copyright © 2019 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

## 1. 引言

随着无线通信产业的迅速发展, 移动通信已经迈入 5G 时代, 无线移动通信系统及相关技术正经历一个高速发展的时代。而更高通信容量的宽带通信技术背后, 是很多诸如 OFDM 以及 MIMO 等非恒定包络调制方式的应用, 这些信号具有宽频带以及较高的频谱利用效率, 对功率放大器(PA)的线性度提出较高要求。

PA 作为无线通信系统的关键组成部分, 其功能是将已调信号放大到所需功率并经天线发射。PA 符合晶体管特性, 在放大区内 PA 呈现线性, 而随着输入信号功率的增加, PA 将呈现非线性特性。同时随着带宽增加, 记忆效应(即功放当前输出同时取决于当前的输入信号以及过去时刻的输入信号)也较为突出。PA 的记忆非线性效应会导致通信信号的失真, 带内误码率升高, 带外频谱扩展, 通信质量下降等问题[1]。为避免此类问题, 常采用数字预失真技术对功率放大器的记忆非线性进行补偿, 为保证对具有记忆效应的功率放大器非线性失真的补偿性能, 数字预失真器的特性应与功率放大器的非线性特性及记忆特性完全相反, 这些特性需通过建立功率放大器行为模型进行准确描述, 功率放大器行为建模的本质是非线性系统辨识问题。

近年来不少国内外学者对记忆功率放大器的行为模型进行大量研究, 提出诸如 Winner 模型及 Hammerstein 模型等用以描述功率放大器的非线性记忆效应, 而鉴于功率放大器和数字预失真本身的一些特点, 基于 Volterra 级数的模型得到最广泛的研究和应用, Volterra 级数能较为全面地描述一个非线性系统[2], 但由于其模型复杂度非常高, 参数数目庞大, 研究者提出各类简化或改进 Volterra 级数模型, 诸如 2006 年 A. Zhu 提出的 DDR-Volterra 级数[3]等模型。而模型参数的获取需要对模型进行辨识, 1997 年, Changsoo Eun 首次提出基于间接学习结构的预失真估计结构, 大量参数估计算法可以应用于预失真系统

中[4]。常用的辨识算法有最小二乘法(LS), Kwong 于 1992 年提出的经典变步长最小均方法(LMS) [5], 递归最小二乘法(RLS)以及卡尔曼滤波法。

针对功率放大器非线性特性引入的非线性失真问题, 本文对功率放大器的预失真补偿技术进行研究, 建立基于 Volterra 级数的预失真器数学模型, 分别采用 LS, RLS, LMS, Kalman 滤波算法对 Volterra 预失真器进行参数辨识, 以最小均方误差作为衡量指标, 对四种算法进行参数优化, 进而构建出有效的 Volterra 预失真器。

## 2. 功率放大器与预失真器技术

### 2.1. 功率放大器的非线性记忆特性

在工程应用中, 通常期望功率放大器具有理想的线性增益, 但理想功率放大器在实际中并不存在, 功率放大器符合晶体管特性, 在放大区内呈线性, 而随着输入信号功率增加, 功率放大器将呈现非线性。功率放大器非线性特性在时域中通常采用幅度 - 幅度调制转换(AM-AM)及幅度 - 相位调制转换(AM-PM), 分别指输入幅度变化导致的输出幅度及相移的非线性变化。AM-AM 失真与 AM-PM 失真能对非线性系统进行较直观的描述, AM-AM 失真主要研究输入信号与输出信号幅度上的非线性失真特性, AM-PM 失真主要表现在输出信号与输入信号的相位上。

功率放大器的 AM-AM 及 AM-PM 特性仿真图如图 1 所示。

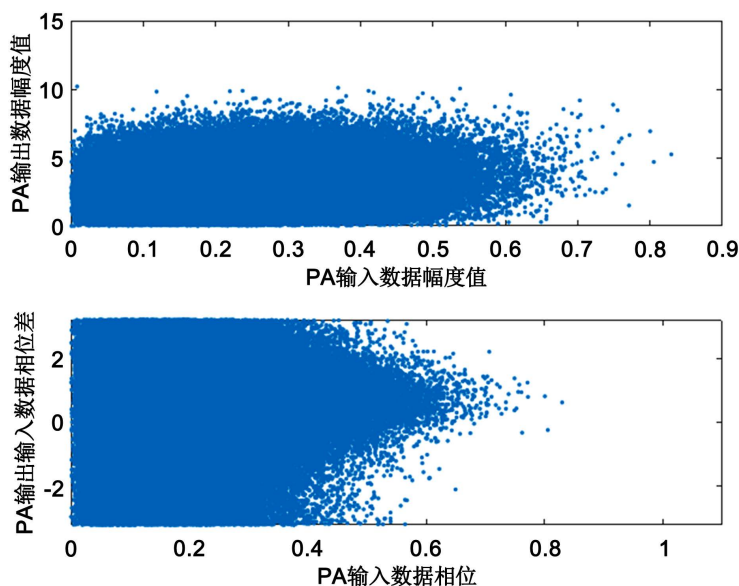


Figure 1. AM-AM and AM-PM feature simulation

图 1. AM-AM 及 AM-PM 特性仿真

从图中可以看出, 输入信号经功率放大器放大后, 幅度并不是线性放大, 并且输出信号与输入信号相位差不为 0, 即功率放大器具有非线性放大的特性。同时实际功率放大器总存在一定程度的记忆效应, 即指功率放大器当前输出同时取决于当前的输入信号以及过去时刻的输入信号, 在宽带通信系统中, 功率放大器呈现出显著的记忆非线性。

为对功率放大器非线性记忆特性进行更好描述, 需建立功率放大器模型。依据建模方式及目的不同, 功率放大器的模型可分为物理模型和行为模型, 其中物理模型是依据电路、元件相互关系并利用基本电路定律形成非线性方程, 适合电路级仿真, 但物理模型需要较多器件内部详细信息并且计算复杂度高。

不同于物理模型, 行为模型属于“黑箱”模型, 不需要很多器件内部信息, 可通过实验数据进行模型建立并利用该模型对功率放大器行为特性进行描述及分析。Saleh 函数结构简洁, 能利用较少参数实现功率放大器非线性记忆特性的描述, 应用有记忆特性的 Saleh 函数模型[6]如式(1):

$$\begin{aligned} \varphi(n) &= \frac{\alpha_\varphi |x(n)|^2}{1 + \beta_\varphi |x(n)|^2} + \arg[x(n)] \\ y(n) &= \frac{\alpha_A |x(n)|}{1 + \beta_A |x(n)|^2} + \exp[j\varphi(n)] \end{aligned} \tag{1}$$

其中,  $\arg[x(n)]$  为输入信号  $x(n)$  的相角,  $\alpha_A, \beta_A, \alpha_\varphi, \beta_\varphi$  分别为功放 AM-AM 和 AM-PM 特性拟合参数, 分别为:

$$\begin{aligned} \alpha_A &= 2.1587, \beta_A = 1.1517 \\ \alpha_\varphi &= 4.0330, \beta_\varphi = 9.1040 \end{aligned}$$

利用 FIR 滤波器首先对输入信号进行处理, 再引入 Saleh 函数模型, 即为有记忆特性的 Saleh 模型。

### 2.2. 预失真技术原理

预失真技术即在功率放大器前端构造一个与其特性相反的非线性系统, 输入信号经该非线性系统产生非线性特性, 抵消功率放大器的非线性失真实现整个系统的线性化, 从模型上可将预失真器看为功率放大器的逆模型。预失真器置于功率放大器之前, 系统结构功能示意图如图 2 所示。

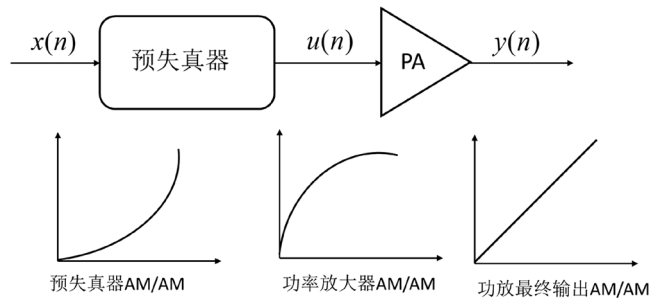


Figure 2. Schematic diagram of predistortion technology  
图 2. 预失真技术原理示意图

### 3. 预失真器的数学模型

预失真模型为与功率放大器模型特性相反的非线性多项式模型, 主要有以下几类。

#### 3.1. Wiener 模型

Wiener 模型具有两箱式结构, 由一个线性子系统和一个无记忆非线性系统级联而成, 结构示意图如图 3 所示。

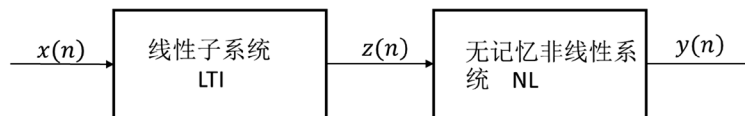


Figure 3. Schematic diagram of the Wiener model structure  
图 3. Wiener 模型结构示意图

若非线性子系统由多项式形式实现, 线性子系统经 FIR 滤波器实现, 输出可表示为[7]:

$$\tilde{y}(n) = \sum_{k=1}^K \alpha_{2k-1} \left[ \sum_{m=0}^M h(m) \tilde{x}(n-m) \right]^{2(k-1)} \sum_{m=0}^M h(m) \tilde{x}(n-m) \quad (2)$$

其中,  $M$  表示 FIR 滤波器的长度,  $h(m)$  表示 FIR 滤波器单位脉冲响应,  $\alpha_{2k-1}$  为多项式的系数,  $K$  为多项式最高阶数。

### 3.2. Hammerstein 模型

Hammerstein 模型与 Wiener 模型的结构相对称, 可视作 Wiener 模型的逆模型, 由一个无记忆非线性 (NL) 子系统与一个线性时不变级联而成, 结构示意图如图 4 所示。

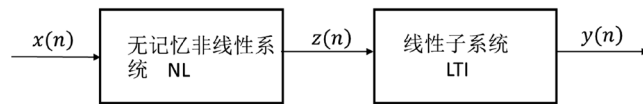


Figure 4. Schematic diagram of the Hammerstein model structure  
图 4. Hammerstein 模型结构示意图

若非线性子系统由多项式形式实现, 线性子系统经 FIR 滤波器实现, 则输出可表示为:

$$\tilde{y}(n) = \sum_{m=0}^M h(m) \sum_{k=1}^K \alpha_{2k-1} |\tilde{x}(n-m)|^{2(k-1)} \tilde{x}(n-m) \quad (3)$$

其中,  $M$  表示 FIR 滤波器的记忆长度,  $h(m)$  表示 FIR 滤波器单位脉冲响应,  $\alpha_{2k-1}$  为多项式的系数,  $K$  为多项式最高阶数。

### 3.3. Volterra 级数模型

Volterra 级数是 Taylor 幂级数的扩展, 相当于在 Taylor 级数的基础上增加记忆项, 它能较为全面地描述一个非线性系统并描述其记忆特性, 非常适合动态非线性系统的建模, 在记忆非线性功率放大器及数字失真建模中得到非常广泛的应用, 其时域表达式如式(4):

$$y(t) = h_0 + \sum_{n=1}^{\infty} z_n [x(t)] \quad (4)$$

$$z_n [x(n)] = \int_{-\infty}^{\infty} \cdots \int_{-\infty}^{\infty} h_n(\tau_1, \tau_2, \cdots, \tau_n) x(t-\tau_1) x(t-\tau_2) \cdots x(t-\tau_n) d\tau_1 d\tau_2 \cdots d\tau_n$$

其中,  $h_n(\tau_1, \tau_2, \cdots, \tau_n)$  称为 Volterra 级数的  $n$  阶内核, 同时也被称为  $n$  阶非线性冲激响应, 离散域表达式为[8]:

$$y(n) = \sum_{m_1=0}^M h_1(m_1) x(n-m_1) + \sum_{m_1=0}^M \sum_{m_2=0}^M h_2(m_1, m_2) x(n-m_1) x(n-m_2) \quad (5)$$

$$+ \cdots + \sum_{m_1=0}^M \sum_{m_2=0}^M \cdots \sum_{m_p=0}^M h_k(m_1, m_2, \cdots, m_k) x(n-m_1) x(n-m_2) \cdots x(n-m_k)$$

式中,  $x(n), y(n)$  是输入输出信号的复包络,  $h_k(m_1, m_2, \cdots, m_k)$  是  $k$  阶离散 Volterra 级数核,  $k$  表示 Volterra 级数模型的非线性阶数,  $M$  表示 Volterra 级数模型的记忆深度, 反映功率放大器记忆特性的大小。

由于 Volterra 级数模型能较为全面地描述一个非线性系统并描述其记忆特性, 非常适合动态非线性系统的建模, 本文应用全内核的 Volterra 级数模型对失真失真器进行建模, 通过参数辨识算法对其进行参数辨识, 以抵消功率放大器的非线性放大特性。

## 4. Volterra 预失真器模型辨识

### 4.1. 预失真器参数辨识

由于预失真器和功率放大器具有相反非线性特性，从系统辨识角度考虑，二者并无本质差别，用于功率放大器的模型同样可适用于预失真器的建模，但数字预失真器在系统参数辨识方面要比功率放大器部分要复杂，预失真器位于功率放大器前端，无法获得该系统理想输出信号，一般可先对功率放大器进行建模，再通过反馈和学习对预失真器进行模型建立和参数辨识。预失真器反馈学习结构大概可分为直接学习结构和间接学习结构，预失真器直接学习结构系统示意图如图 5 所示。

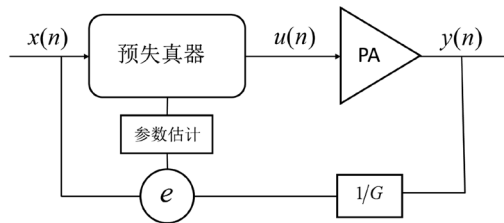


Figure 5. Predistorter direct learning structure  
图 5. 预失真器直接学习结构

其中， $x(n)$ 表示输入信号，经预失真器得信号  $u(n)$ ，预失真器输出信号送入功率放大器  $PA$  中得到功率放大器输出信号  $y(n)$ ，设功率放大器增益为  $G$ ，对  $y(n)$ 进行  $G$  倍衰减反馈至预失真器输入端进行参数辨识。预失真器间接学习结构如图 6 所示[9]。

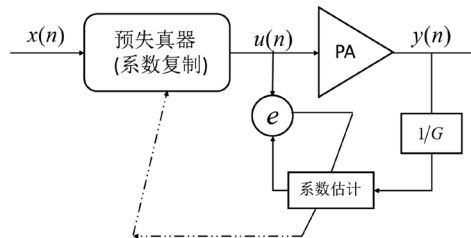


Figure 6. Predistorter indirect learning structure  
图 6. 预失真器间接学习结构

间接学习结构无需辨识功率放大器的行为模型，而是假设一个在结构上与预失真器完全相同的后失真器，在其中进行参数辨识，并把辨识参数复制到预失真器。对于功率放大器系统，若存在后失真器，则也存在唯一和后失真器等同的预失真器，若通过间接学习结构能辨识出后失真器，则该后失真器即为预失真器。预失真器的参数辨识算法主要有 LS 算法、RLS 算法、LMS 算法以及 Kalman 滤波算法。

### 4.2. 最小二乘法(LS 算法)

最小二乘法[9]通过求实际值  $y(k)$ 与模型计算值  $\hat{y}(k)$ 之差平方和达最小的参数值作为最小二乘法的解，误差平方和可表示为：

$$J(a_0, a_1, \dots, a_n) = \sum_{k=1}^N e^2(k) = \sum_{k=1}^N [y(k) - \hat{y}(k)]^2 \quad (6)$$

LS 算法参数估计值  $a_0, a_1, \dots, a_n$  满足：

$$J_{LS} = \min [J(a_0, a_1, \dots, a_n)] \quad (7)$$

将输入以及参数均用向量形式表示:

$$X_k = (1, x_1(k), \dots, x_n(k))^T \quad (8)$$

$$\theta = (a_0, a_1, \dots, a_n)^T$$

则输出  $y(k)$  可表示为:

$$y(k) = X_k^T \theta + e(k) \quad (9)$$

$y(k)$  的向量表达式也可用矩阵表示:

$$y_N = X_N \theta + e_N \quad (10)$$

式中,  $y_N = [y_0, y_1, \dots, y_n]^T$ ,  $X_N = [x_0, x_1, \dots, x_n]^T$ 。

则最小均方误差可表示为:

$$J(\theta) = (y_N - X_N \theta)^T (y_N - X_N \theta) \quad (11)$$

若  $X_N^T X_N$  为满秩矩阵, 可得最小二乘解为:

$$\theta = (X_N^T X_N)^{-1} X_N^T y_N \quad (12)$$

### 4.3. 递归最小二乘法(RLS 算法)

LS 算法是通过计算矩阵  $(X_N^T X_N)^{-1}$  一次处理所得。递归算法指在每取得一新数据时, 就根据此数据对原估计量进行修正得到新的估计量。引入一个加权因子  $\lambda$  对式(6)进行修正:

$$\varepsilon(n) = \sum_{k=1}^n \lambda^{n-k} e^2(k) \quad (13)$$

其中,  $\lambda$  称为遗忘因子,  $0 < \lambda \leq 1$ 。

RLS 算法是通过  $n-1$  时刻数据去估计  $n$  时刻数据。最常用的递归最小二乘算法为:

$$\hat{\theta}_{N+1} = \hat{\theta}_N + \frac{P_N x_{N+1}}{x_{N+1}^T P_N x_{N+1} + 1} [y(n+1) - x_{N+1}^T \hat{\theta}_N] \quad (14)$$

$$P_{N+1} = P_N - \frac{P_N x_{N+1} x_{N+1}^T P_N}{x_{N+1}^T P_N x_{N+1} + 1}$$

式中  $P_k = (X_k^T W_k X_k)^{-1}$ ,  $W_k$  为权系数矩阵。

### 4.4. 最小均方算法(LMS 算法)

RLS 算法简化形式为:  $\hat{\theta}_{N+1} = \hat{\theta}_N + K \text{error}$ , 用  $\mu X_N$  代替增益矩阵  $K$  即为 LMS 算法:

$$\hat{\theta}_{N+1} = \hat{\theta}_N + \mu X_N \text{error} \quad (15)$$

其中  $\mu$  为步长参数, 满足  $0 < \mu < 1/\lambda_{\max}$ ,  $\lambda_{\max}$  为输入信号  $x(n)$  特征值的最大值。LMS 算法是一种搜索算法[10], 其算法如下:

$$\hat{y}(n) = X^T(n) \theta(n)$$

$$e(n) = y(n) - \hat{y}(n) \quad (16)$$

$$\theta(n+1) = \theta(n) - 2\mu X(n) e(n)$$

### 4.5. 卡尔曼滤波算法(Kalman 滤波算法)

卡尔曼滤波算法利用目标动态信息, 设法去掉噪声的影响, 得到关于目标位置的良好估计。其基本思想是利用前一时刻的状态估计值和当前时刻的观测值获得动态系统当前时刻状态变量的最优估计。

由  $n-1$  时刻参数辨识值  $\hat{\theta}_{N-1}$  预测  $N$  时刻的参数辨识值  $\hat{\theta}_N$ , 有:

$$\hat{\theta}_N' = A\hat{\theta}_{N-1} + B\mu_{N-1} \tag{17}$$

由前一次协方差误差  $P_{N-1}$  以及噪声  $Q$  预测新误差  $P_N$ :

$$P_N' = AP_{N-1}A^T + Q \tag{18}$$

卡尔曼增益的计算式为:

$$K = \frac{P_N' X_N^T}{X_N P_N' X_N^T + \lambda} \tag{19}$$

其中,  $\lambda$  为遗忘因子。接着进行模型辨识结果的校正更新如式(20):

$$\hat{\theta}_N = \hat{\theta}_N' + K(y_N - X_N \hat{\theta}_N') \tag{20}$$

并更新  $P$  值如式(21):

$$P_N = P_N' + KX_N P_N \tag{21}$$

### 5. 仿真分析

本文通过 MATLAB 对功率放大器及预失真器进行模型仿真, 仿真实验样本信号为 OFDM 信号, 基带带宽为 2 MHz, 射频带宽为 4 MHz。OFDM 即正交频复用技术, 是多载波方案的实现方式之一, 其主要思想是将信道分为若干正交子信道, 将高速的数据信号转化成并行低速数据流, 分别调制到每个子信道中进行传输, 每个子信道带宽仅为原信道带宽的一小部分, 信道均衡相对容易。

仿真以均方误差(MSE)为指标衡量模型的准确性, 均方误差指实际值与模型计算值之差平方的期望, 均方误差定义式为[11]:

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^K (y_k - \hat{y}_k)^2 \tag{22}$$

$$NMSE = 10 \log MSE(\text{dB})$$

MSE 越小表示模型精确有更好的精确度。

本文借助 LS、RLS、LMS 和 Kalman 滤波算法对预失真器模型分别进行参数识别, 取 Volterra 非线性阶数  $K$  为 3, 记忆深度  $M$  为 6, 分别利用四种算法进行参数辨识, 信号经过预失真器和功率放大器后的功率谱密度如图 7 所示。

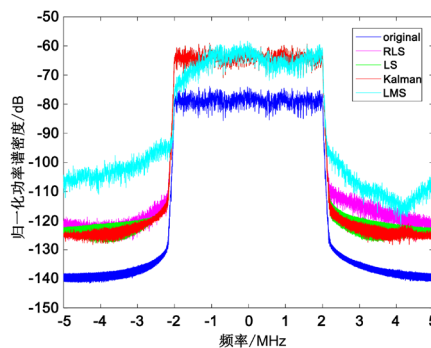


Figure 7. Comparison of power spectral densities obtained by different parameter identification algorithms  
图 7. 不同参数辨识算法功率谱密度比较



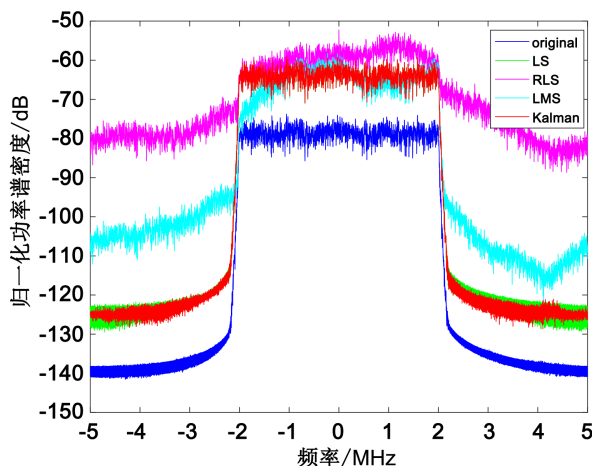
各自的均方误差如表 1 所示。

**Table 1.** Model accuracy for different algorithm identification  
**表 1.** 不同算法辨识模型精度

参数辨识算法	MSE (dB)
LS 算法	-47.3862
RLS 算法	-40.8945
LMS 算法	-25.7961
Kalman 滤波算法	-68.6391

于图 7 可看出, Kalman 滤波算法辨识得到的功率谱密度边带较低, 并且最小均方误差非常小。而 LMS 算法在此条件下参数辨识能力较差, 并且步长参数  $\mu$  随数据的改变稳定性较差。

其次, 对实验数据引入已知信噪比的高斯白噪声, 分别利用四种算法进行模型参数辨识。引入信噪比为 30 dB 的白噪声, 辨识效果如图 8, 表 2 所示。



**Figure 8.** Power spectral density of a signal passing through DPD and PA at 30 dB noise  
**图 8.** 30 dB 噪声时信号经过 DPD 与 PA 后的功率谱密度

**Table 2.** Model accuracy for different algorithm identification  
**表 2.** 不同算法辨识模型精度

参数辨识算法	MSE (dB)
LS 算法	-46.4224
RLS 算法	0.4074
LMS 算法	-25.7871
Kalman 滤波算法	-56.8075

若引入信噪比为 20 dB 的高斯白噪声, 四种辨识算法如图 9, 表 3 所示。

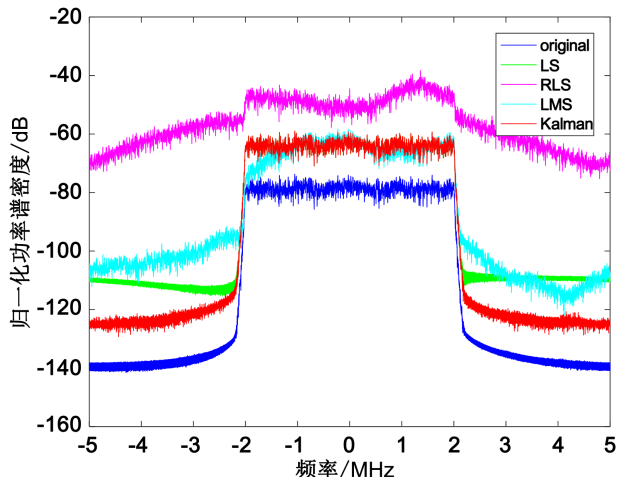


Figure 9. Model output power spectral density at 20 dB noise  
 图 9. 20 dB 噪声时模型输出功率谱密度

Table 3. MSE of model identification at 20 dB noise

表 3. 引入 20dB 噪声模型辨识均方误差

参数辨识算法	MSE (dB)
LS 算法	-29.9639
RLS 算法	12.4689
LMS 算法	-25.7707
Kalman 滤波算法	-48.0569

在 15 dB 至 40 dB 以 5 dB 为间隔引入高斯白噪声, 利用四种算法进行模型辨识, 做出均方误差与信噪比的关系图线如图 10 所示。

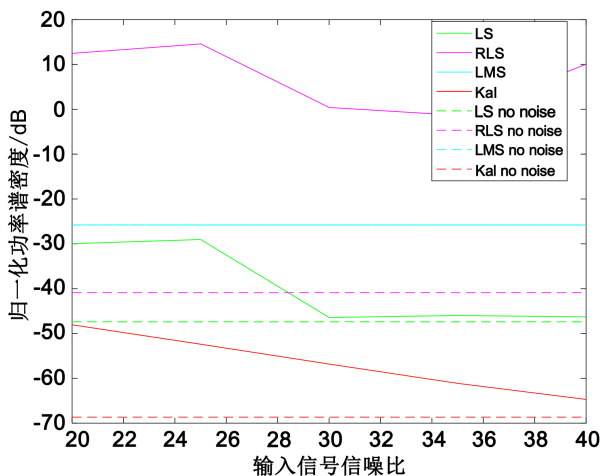
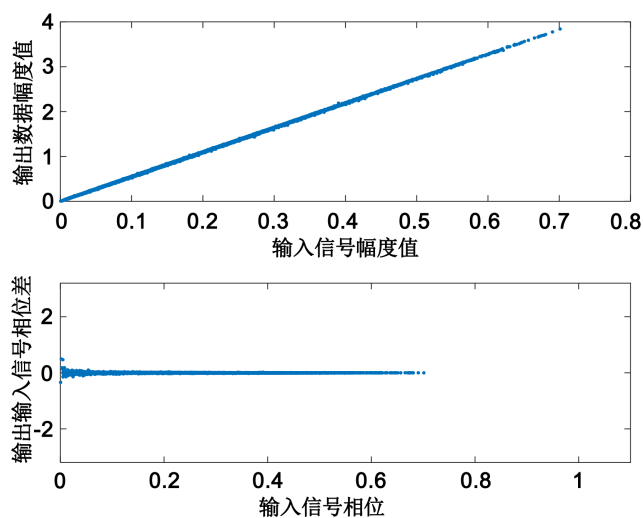


Figure 10. MSE of the model under different noise conditions  
 图 10. 不同噪声情况下模型均方误差

由图 10 可看出, 引入不同信噪比的高斯白噪声后, 四种算法辨识效果都有一定的影响。其中, LS 算法在信噪比为 30 dB 时参数辨识性能达到极限, 其参数辨识性能不会再随输入信号信噪比的增加而提

高; RLS 算法辨识效果随噪声引入性能下降较为明显; LMS 算法辨识效果受噪声影响较小, 但其辨识能力与其他辨识算法相比非常有限, 无噪声时模型辨识均方误差仅为 $-25.7961$  dB; Kalman 滤波算法具有较好的参数辨识效果, 无噪声时辨识均方误差可达 $-68.6391$  dB, 并且随输入信号信噪比的不断增加, 其参数辨识性能会不断地改善。综上所述, Kalman 滤波算法具有更好的稳定性和模型辨识能力, RLS 算法在噪声环境下辨识能力较差, LMS 算法虽然辨识能力有限, 但其在噪声环境下依然有较好的辨识稳定性。经 Kalman 滤波算法辨识后的系统 AM-AM, AM-PM 特性如图 11 所示。



**Figure 11.** Amplification characteristics of DPD-PA identified by Kalman filtering algorithm  
**图 11.** Kalman 滤波算法辨识的 DPD-PA 放大特性

如图 11 所示, 引入预失真器(DPD)补偿的功率放大器 AM-AM 与 AM-PM 特性较图 1 有很好的改善, 输出信号幅度值为输入信号幅度值的线性放大, 输出信号与输入信号的相位差近似为 0, 说明预失真模型能够很好地补偿功放的非线性放大特性。

## 6. 结论

本文对功率放大器记忆非线性自适应预失真技术进行研究, 建立基于全内核 Volterra 级数的自适应预失真模型, 借助 LS、RLS、LMS 和 Kalman 滤波算法对全内核 Volterra 预失真模型的内核进行参数辨识并以最小均方误差(MSE)作为指标对四种算法进行深度优化。仿真结果表明, Kalman 滤波算法具有最优的参数辨识精度, 辨识最小均方误差可达 $-68.6391$  dB; 在噪声环境下, 基于 Kalman 滤波自适应预失真器依然能够有效地补偿功率放大器的记忆非线性。本文为进一步理解和研究无线通信系统的自适应预失真技术提供参考, 并对模型参数辨识算法的改进提供一定的参考价值, 为之后采用改进的 Kalman 滤波算法以及压缩感知(Compressed sensing)算法进行更高精度的参数辨识打下基础。

## 参考文献

- [1] Kenney, J.S. and Fedorenko, P. (2006) Identification of RF Power Amplifier Memory Effect Origins Using Third-Order Intermodulation Distortion Amplitude and Phase Asymmetry. *International Microwave Symposium Digest*.
- [2] Billings, S.A. (1980) Book Review: The Volterra and Wiener Theories of Nonlinear Systems. *IEE Proceedings D Control Theory and Applications*, **127**, 236. <https://doi.org/10.1049/ip-d.1980.0039>
- [3] Zhu, A., Draxler, P.J., Yan, J.J., et al. (2008) Open-Loop Digital Predistorter for RF Power Amplifiers Using Dynamic Deviation Reduction-Based Volterra Series. *IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques*, **56**, 1524-1534.

<https://doi.org/10.1109/TMTT.2008.925211>

- [4] Zhou, D. and Debrunner, V.E. (2012) Novel Adaptive Nonlinear Predistorters Based on the Direct Learning Algorithm. *Microprocessors*, **55**, 120-133.
- [5] Kwong, R.H. and Johnston, E.W. (1992) A Variable Step Size LMS Algorithm. *IEEE Transactions on Signal Processing*, **40**, 1633-1642. <https://doi.org/10.1109/78.143435>
- [6] 张玉梅, 南敬昌. 基于 Saleh 函数的功放行为模型研究[J]. 微电子学与计算机, 2010, 27(12): 121-123.
- [7] 金哲. 宽带通信中有记忆射频功率放大器的建模与预失真方法[D]: [博士学位论文]. 杭州: 浙江大学, 2007.
- [8] Morgan, D.R., Ma, Z., Kim, J., et al. (2006) A Generalized Memory Polynomial Model for Digital Predistortion of RF Power Amplifiers. *IEEE Transactions on Signal Processing*, **54**, 3852-3860. <https://doi.org/10.1109/TSP.2006.879264>
- [9] 王栋. 适用于宽带功率放大器的自适应数字预失真技术研究[D]: [硕士学位论文]. 南京: 南京理工大学, 2017.
- [10] 李宁. LMS 自适应滤波算法的收敛性能研究与应用[D]: [博士学位论文]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2009.
- [11] 高明明, 湛素丽, 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.

#### 知网检索的两种方式:

1. 打开知网页面 <http://kns.cnki.net/kns/brief/result.aspx?dbPrefix=WWJD>  
下拉列表框选择: [ISSN], 输入期刊 ISSN: 2163-3983, 即可查询
2. 打开知网首页 <http://cnki.net/>  
左侧“国际文献总库”进入, 输入文章标题, 即可查询

投稿请点击: <http://www.hanspub.org/Submission.aspx>

期刊邮箱: [hjwc@hanspub.org](mailto:hjwc@hanspub.org)