

引用格式:汪昭河,黄蕾,王艳杰,等. UFMC 系统中基于 Volterra 滤波器的非线性失真补偿方案[J]. 微电子学与计算机, 2020,37(1):1-6. [WANG Z H, HUANG L, WANG Y J, et al. Nonlinear distortion compensation method based on Volterra filter in UFMC system[J]. Microelectronics & Computer, 2020,37(1):1-6]

UFMC 系统中基于 Volterra 滤波器的非线性失真补偿方案

汪昭河^{1,2}, 黄蕾^{1,2}, 王艳杰^{1,2}, 刘宁珂^{1,2}, 周睿^{1,2}, 李英善^{1,2}

(1 南开大学 电子信息与光学工程学院, 天津 300351;

2 天津市光电传感器与传感网络技术重点实验室, 天津 300351)

摘 要: 为实现通用滤波多载波(UFMC)通信系统高效、可靠的通信性能,需在最大程度上补偿由记忆型高功率放大器(HPA)引起的非线性失真. 为解决 HPA 造成的失真问题,本文提出了一种基于 Volterra 滤波器的非线性失真补偿(V-NLDC)技术. 该技术利用了 Volterra 级数的稀疏特性和能够模拟任意精度非线性系统的性质以逐次逼近的方式对信号进行预失真. 将预失真后的信号传送到 HPA,然后采用噪声消除器做进一步噪声消除处理,以达到更小失真度的目的. 同时,本研究采用收敛速度快、性能稳定的自适应最小二乘法(RLS),可根据环境变化自适应地计算 Volterra 滤波器和噪声消除器的系数. 通过大量蒙特卡罗仿真实验证实了所提出的非线性失真补偿技术可以很好的补偿由记忆型 HPA 非线性失真所造成的影响,从而优化系统性能.

关键词: 通用滤波多载波;高功率放大器;非线性失真补偿;Volterra 滤波器;自适应最小二乘法

中图分类号: TN911.7

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2020)01-0001-06

Nonlinear distortion compensation method based on Volterra filter in UFMC system

WANG Zhao-he^{1,2}, HUANG Lei^{1,2}, WANG Yan-jie^{1,2},
LIU Ning-ke^{1,2}, ZHOU Rui^{1,2}, LI Ying-shan^{1,2}

(1 College of Electronic Information and Optical Engineering, Nankai University, Tianjin 300350, China;

2 Tianjin Key Laboratory of Optoelectronic Sensor and Sensing Network Technology, Tianjin 300351, China)

Abstract: In order to achieve efficient and reliable communication performance of the universal filter multi-carrier (UFMC) system, it is necessary to compensate for the nonlinear distortion caused by high power amplifier (HPA) with memory. In this paper, nonlinear distortion compensation method based on Volterra filter (V-NLDC) is proposed to solve the nonlinear distortion problem caused by HPA. Where, by using the Volterra series property of sparsity and accurate representation of nonlinear system, pre-distortion is first processed to modify transmitter signal with successive method. And secondly the pre-distorted signal is transmitted to HPA and finally further noise elimination is performed using a noise canceller to achieve a smaller distortion. In the whole process, the adaptive recursive least-square (RLS) method with fast convergence speed and stable performance is used to calculate the coefficients of Volterra and linear filters based on different environment. Through Monte Carlo simulation experiments, it is confirmed that the nonlinear distortion compensation technique can compensate for the influence caused by memory HPA nonlinear distortion and optimize the system performance.

Key words: universal filter multi-carrier; high power amplifier; nonlinear distortion compensation; Volterra filter; recursive least-squares

1 引言

通用滤波多载波(UFMC, Universal Filtered Multi-Carrier)技术是一种基于正交频分复用(OFDM, Orthogonal Frequency Division Multiplexing)技术和滤波器组多载波(FBMC, Filter Bank Multi-Carrier)技术发展而来的新型 5G 波形调制技术,能在短时突发通信时发挥重要作用^[1-3]. 有研究表明在多载波系统中由高功率放大器(HPA, High Power Amplifier)引起的记忆性非线性失真会导致频谱扩展和带内失真^[4-5]. 针对这些问题,业界已经提出了一些解决方案. Biglieri E 等人提出了一种以 p 阶非线性逆理论为基础的预失真处理技术,却只适用于非线性度不大的情况^[6]. Eun Changsoo 和 Powers E J 提出了基于 Volterra 级数的间接学习方式自适应预失真处理^[7],但其也只适用于非线性度不大的情况,而且算法复杂度较高. Zhou Dayong 和 DeBrunner V E 则提出了性能要优于 p 阶逆的自适应预失真技术^[8],缺点是性能不稳定,收敛速度慢. 其他如单载波连续预失真技术,Volterra 滤波器非线性均衡技术等也相继被提出^[5,9].

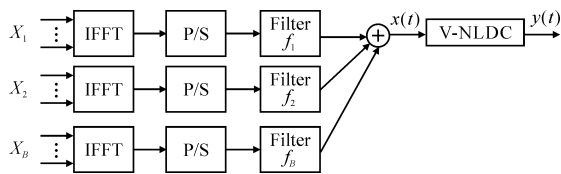
如何在最大程度上去补偿具有记忆性的 HPA 非线性器件给系统造成的不利影响是非常有研究价值的. 本研究提出了一种基于 Volterra 滤波器的非线性失真补偿(V-NLDC, Volterra - Nonlinear Distortion Compensation)技术,以补偿由 HPA 带来的系统性能损失. 同时,本研究运用了收敛速度快、性能稳定的自适应递归最小二乘法(RLS, Recursive Least-Squares)^[10],能够很好的计算 Volterra 滤波器和噪声消除器的最佳系数.

2 系统模型

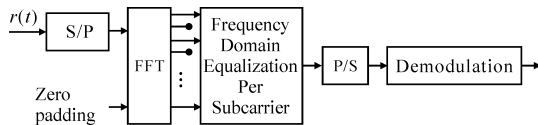
2.1 UFMC 系统模型

图 1 为 UFMC 系统的整体架构. 图 1(a) 是 UFMC 系统的发送端,将调制好的频域数据 X 划分成子带 $X_1, X_2, \dots, X_B$, 每个子带有若干个子载波且子载波数一样. 对每个子带分别进行 N 点 IFFT 变换,并串变换(P/S, Parallel/String)及滤波操作, N 为总的子载波数. 滤波器均采用长度为 L_c 的切比雪夫滤波器. 然后,将每个子带的输出信号进行叠加,生成信号 $x(t)$. 同时,为了使发送信号更好的被接收机接收,运用 V-NLDC 技术对信号 $x(t)$ 做处理,生成发送信号 $y(t)$.

如图 1(b) 是 UFMC 系统的接收端,接收信号



(a) UFMC 系统的发送端



(b) UFMC 系统的接收端

图 1 UFMC 系统的发送端与接收端

$r(t)$ 先进行串并变换(S/P),变换后的数据补零至 $2N$ 点,做 $2N$ 点 FFT 变换到频域. 补零的目的在于克服发送端卷积操作的影响,也有利于进行 FFT 变换时恢复出数据. 最后,在频域对每个子载波做频域均衡,P/S,解调恢复出信号.

2.2 HPA 模型

本研究使用的具有记忆性的 HPA 模型为 Wiener-Hammerstein 模型,如图 2 所示.

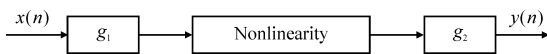


图 2 Wiener-Hammerstein 模型

该模型由线性滤波器 g_1 、无记忆 HPA 及线性滤波器 g_2 三部分级联构成. 无记忆 HPA 采用固态功率放大器(SSPA, Solid State Power Amplifier),其 AM/AM 特性为^[11-12]:

$$A(r) = \frac{G \cdot r}{\left(1 + \left(\frac{G \cdot r}{A_0}\right)^{2p}\right)^{1/2p}} \quad (1)$$

AM/PM 特性为:

$$\varphi(r) = \begin{cases} \alpha_\varphi \cdot (r - A_{ave}), & r \geq A_{ave} \\ 0, & r < A_{ave} \end{cases} \quad (2)$$

式中, r 是输入信号幅度; p 是放大器的平滑因子; A_0 是放大器的饱和幅度; G 是放大器线性区的增益. α_φ 是 AM/PM 变换的斜率比例因子, A_{ave} 为相位开始旋转的位置.

2.3 Volterra 滤波器

为能更为有效地对记忆型非线性系统进行分析,本研究采用了时间离散 Volterra 滤波器. 本质上, Volterra 滤波器是一个 β 维的卷积和, $\beta = 1, 2, 3, \dots, \infty$. 一般地,因果、稳定、时不变的有限存储系统可以用 M 阶 Volterra 滤波器表示^[13],

$$V(n) = \sum_{m=1}^M V_m(n) \quad (3)$$

式中, $m = 1, 2, 3, \dots, M$,

$$V_m(n) = \sum_{k_1=0}^{L-1} \sum_{k_2=0}^{L-1} \dots \sum_{k_m=0}^{L-1} h_m(k_1, k_2, \dots, k_m) \cdot \prod_{i=1}^m x(n - k_i) \quad (4)$$

式中, $x(n)$ 是输入信号复包络; L 是 Volterra 滤波器的记忆深度; $h_m(k_1, k_2, \dots, k_m)$ 是第 m 阶内核系数. 显然, 从公式中可以看出, 随着阶数 M 的不断加, 系统复杂度也会跟着呈指数形式增长^[7],

$$O(m) = \sum_{m=1}^M (L+1)^m \quad (5)$$

针对这一问题, 可以利用 Volterra 级数的稀疏特性, 适当的将过多的冗余项处理掉, 而对整个系统所造成的影响几乎可以忽略不计^[14]. Morgan D R 等人则提出了一种更为有效的处理方法^[15]. 该方法仅仅只需保留输入信号 $x(n)$ 及其包络的乘积项, 即

$$V_{\text{simp}}(n) = \sum_{m=1}^M \sum_{k=0}^L \sum_{l=-L_b}^{L_a} h_{m,k,l} \cdot x(n-k) \cdot |x(n-k-l)|^{m-1} \quad (6)$$

式中, 经过简化处理后 $m = 1, 3, \dots, M$, M 为奇数. L 是非线性系统的记忆深度, L_a, L_b 则分别是包络的超前和滞后记忆深度. 当 L_a 和 L_b 均取零时式(6)将得到进一步的简化^[16], 即,

$$V_{\text{simp}}(n) = \sum_{m=1}^M \sum_{k=0}^L h_{m,k} \cdot x(n-k) \cdot |x(n-k)|^{m-1} \quad (7)$$

为方便计算, 将(7)式改写成矩阵形式, 即

$$V_{\text{simp}}(n) = \mathbf{h}^T \cdot \mathbf{x} \quad (8)$$

$\mathbf{h}$ 表示 Volterra 滤波器的内核系数矩阵, $(\cdot)^T$ 表示转置运算. $\mathbf{x}$ 表示包含信号信息的、经过非线性处理的信号矩阵, M 表示 M 阶 Volterra 滤波器. 具体来讲, 系数矩阵 $\mathbf{h}$ 为,

$$\mathbf{h} = [h_1 \quad h_3 \quad \dots \quad h_m \quad \dots \quad h_M]^T \quad (9)$$

该系数矩阵大小为 $\frac{1}{2}(M+1)(L+1) \times 1$, $m = 1, 3, \dots, M$. 其中,

$$h_m = [h_{m,0} \quad h_{m,1} \quad \dots \quad h_{m,L}] \quad (10)$$

式(10)矩阵大小为 $1 \times (L+1)$. 信号矩阵 $\mathbf{x}$ 为,

$$\mathbf{x} = [x_1 \quad x_3 \quad \dots \quad x_m \quad \dots \quad x_M]^T \quad (11)$$

该信号矩阵大小为 $\frac{1}{2}(M+1)(L+1) \times 1$, $m = 1, 3, \dots, M$. 其中,

$$\mathbf{x}_m = \begin{bmatrix} x(n) \cdot |x(n)|^{m-1} \\ x(n-1) \cdot |x(n-1)|^{m-1} \\ \vdots \\ x(n-L) \cdot |x(n-L)|^{m-1} \end{bmatrix}^T \quad (12)$$

式(12)矩阵大小为 $1 \times (L+1)$.

3 预失真结构的设计

3.1 预失真器

本研究提出的 V-NLDC 处理过程, 包括三个部分: 预失真器、记忆型 HPA 以及噪声消除器, 如图 3 所示.

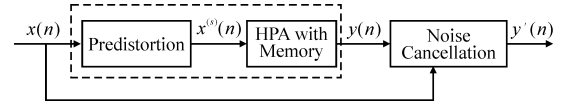
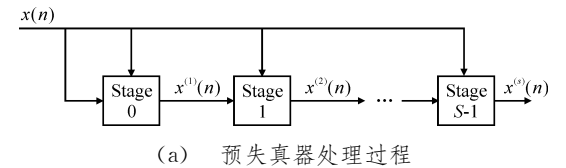
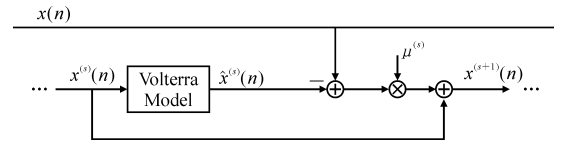


图 3 V-NLDC 处理过程

假设非线性系统的原始输入信号是 $\mathbf{x}(n)$, 那么预失真器的目的是以逐次修正的方式, 生成修正信号 $\mathbf{x}^{(s)}(n)$, 再经过 HPA, 生成信号 $\mathbf{y}(n)$. 为进一步减少非线性的影响, 需噪声消除器做进一步处理, 生成最终的发送信号 $\mathbf{y}'(n)$. 传统上的预失真方案如图 3 中虚线方框所示, 为两级结构. 例如, Beidas B F 提出的非线性补偿方案^[5]. 该方案中, 预失真器是以逐次逼近的方式对信号进行预失真, 从而达到补偿非线性的目的. 该补偿方案更适用于单载波系统, 在多载波系统 UFMC 中并不能很好的补偿 HPA 带来的非线性失真.



(a) 预失真器处理过程



(b) 第 s 次修正过程

图 4 第 s 次修正过程和预失真器处理过程

图 4(a) 给出了预失真器的处理过程. 第 s 次修正的具体过程如图 4(b) 所示, 标记第 s 次修正的预失真信号为 $\mathbf{x}^{(s)}(n)$, 那么第 $s+1$ 次修正的预失真信号 $\mathbf{x}^{(s+1)}(n)$ 更新过程可由式(13)表示

$$\mathbf{x}^{(s+1)}(n) = \mathbf{x}^{(s)}(n) + \mu^{(s)} \cdot \mathbf{e}(n) \quad (13)$$

式中, $s = 0, 1, \dots, S-1$. 在初始化阶段, 令 $\mathbf{x}^{(0)}(n) = \mathbf{x}(n)$. $\mathbf{e}(n)$ 是误差信号, 经过多次修正趋近于零. μ 是步长因子, 目的是为了平衡误差和算

法收敛度关系.

式(13)中的误差信号 $e(n)$ 实际上是原始信号 $x(n)$ 与第 s 次修正的估计信号之差,即

$$e(n) = x(n) - \hat{x}^{(s)}(n) \quad (14)$$

$$\hat{x}^{(s)}(n) = \gamma^{-1} \cdot V_{\text{simp}}(n) \quad (15)$$

式(15)中 γ 是复增益参数,可视为估计信号功率与原始信号功率的比值,即,

$$\gamma = \frac{\sum_n \hat{x}^{(s)}(n) \cdot x^*(n)}{\sum_n |x(n)|^2} \quad (16)$$

上标 $(*)$ 为共轭运算.

3.2 噪声消除器

对于噪声消除器,其结构如图 5 所示.为尽量减少系统的复杂度而不影响系统性能,噪声消除器中滤波器采用三阶线性滤波器,滤波器权值 $w = [\omega_0, \omega_1, \omega_2]^T$.

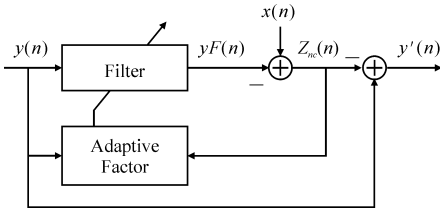


图 5 噪声消除器

噪声消除器的噪声消除过程可分两个步骤:

步骤一,将非线性系统的输出信号 $y(n)$ 作为输入信号通过自适应滤波器进行处理,处理后的信号 $y_F(n)$ 与原始信号 $x(n)$ 作差,生成噪声信号 $z_n(n)$,即

$$z_n(n) = x(n) - y_F(n) \quad (17)$$

步骤二,将生成的噪声信号去抵消 $y(n)$ 中的非线性噪声,生成去噪信号 $y'(n)$,即

$$y'(n) = y(n) - z_n(n) \quad (18)$$

最后,将过去噪处理的信号 $y'(n)$ 发送出去.这里将信号因非线性失真而损失的部分视为噪声.

4 自适应过程

为计算 Volterra 滤波器内核系数 h 和线性滤波器权值 w ,本研究采用收敛速度快,性能稳定的 RLS 算法^[12].

虽然在计算系数 h 和权值 w 使用了同样的 RLS 算法,但是为避免出现混淆,分别对它们进行讨论.假设 RLS 算法的输入信号是 $x_{\text{in}}(n)$,输出信号是 $x_{\text{out}}(n)$,期望信号是 $y_d(n)$,用于训练的误差信号是 $\hat{e}(n)$,那么:

(1) 在获取最优系数 h 时,图 6 中的滤波器为 Volterra 滤波器.在此前提下,根据式(7)~(12),经过非线性变换的 Volterra 滤波器输入信号 $x(n)$ 为图 6 中的输入信号 $x_{\text{in}}(n)$, $x_{\text{in}}(n) = x(n)$,则 $x_{\text{out}}(n)$ 就是 n 时刻第 s 次迭代的 Volterra 滤波器的输出,即

$$V_{\text{simp}}^{(s)}(n) = h^T(n) \cdot x(n) \quad (19)$$

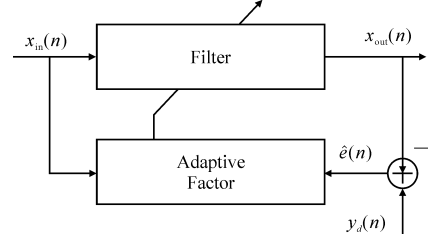


图 6 RLS 自适应过程

在整个 RLS 算法训练过程中,将非线性系统的输出 $y(n)$ 作为期望信号,即 $y_d(n) = y(n)$.在这些条件下,误差信号,

$$\begin{aligned} \hat{e}_V(n) &= y(n) - V_{\text{simp}}^{(s)}(n) \\ &= y(n) - h^T(n) \cdot x(n) \end{aligned} \quad (20)$$

如图 6 所示,利用产生的误差信号 $\hat{e}_V(n)$ 去训练 Volterra 滤波器内核系数 h .为了评估系数 h ,引入代价函数 $\Gamma_V(n)$,即

$$\Gamma_V(n) = \sum_{i=1}^n \lambda_V^{n-i} \cdot |\hat{e}_V(n)|^2 \quad (21)$$

式中,参数 λ_V 是遗忘因子, $\lambda_V \in (0, 1]$.当系数 h 达到最优值时,相应的代价函数 $\Gamma_V(n)$ 最小^[12].那么可利用 RLS 算法递归计算系数 h ,即

$$h(n) = h(n-1) + \mu_V^{(n)} \cdot k_V(n) \cdot \hat{e}_V^*(n) \quad (22)$$

$$k_V(n) = \frac{\pi_V(n)}{\lambda_V + x^H(n) \pi_V(n)} \quad (23)$$

$$\pi_V(n) = P_V(n-1) x(n) \quad (24)$$

$$\begin{aligned} P_V(n) &= \frac{1}{\lambda_V} \cdot [P_V(n-1) \\ &\quad - k_V(n) x^H(n) P_V(n-1)] \end{aligned} \quad (25)$$

对于式(22)~(24), $(\cdot)^H$ 表示共轭转置.步长因子 $\mu_V^{(n)}$ 可提高 RLS 算法的稳定性, $k_V(n)$ 称为增益向量, $P_V(n)$ 称为逆相关矩阵,矩阵大小为 $M \cdot (L+1) \times M \cdot (L+1)$.另外,式(24)是一个过渡性计算公式,目的在于提高计算精度.

(2) 在获取最优权值 w 时,图 6 中的滤波器为噪声消除器的三阶线性滤波器.那么,图 6 中的输入信号 $x_{\text{in}}(n) = y(n)$,则输出信号 $x_{\text{out}}(n) = y_F(n)$,期望信号 $y_d(n) = x(n)$,则在 n 时刻生成的噪声信号为

$$z_n(n) = x(n) - y_F(n) \quad (26)$$

式中, $y_F(n) = w^T(n) \cdot u(n)$, $u(n) = [y(n),$

$y(n-1), \dots, y(n-K+1)]^T, \mathbf{K}$ 为线性滤波器阶数. 同样地, 权值 $\mathbf{w}$ 的递归公式为,

$$\mathbf{w}(n) = \mathbf{w}(n-1) + \mu_{\mathbf{w}}^{(n)} \cdot \mathbf{k}_{\mathbf{w}}(n) \cdot z_{\mathbf{w}}^*(n) \quad (27)$$

$$\mathbf{k}_{\mathbf{w}}(n) = \frac{\boldsymbol{\pi}_{\mathbf{w}}(n)}{\lambda_{\mathbf{w}} + \mathbf{u}^H(n) \boldsymbol{\pi}_{\mathbf{w}}(n)} \quad (28)$$

$$\boldsymbol{\pi}_{\mathbf{w}}(n) = \mathbf{P}_{\mathbf{w}}(n-1) \mathbf{u}(n) \quad (29)$$

$$\mathbf{P}_{\mathbf{w}}(n) = \frac{1}{\lambda_{\mathbf{w}}} \cdot [\mathbf{P}_{\mathbf{w}}(n-1) - \mathbf{k}_{\mathbf{w}}(n) \mathbf{u}^H(n) \mathbf{P}_{\mathbf{w}}(n-1)] \quad (30)$$

所述公式中, $\mathbf{h}(n), \mathbf{w}(n), \mathbf{k}(n), \boldsymbol{\pi}(n), \mathbf{P}(n)$ 中的 n 均表示第 n 次迭代所对应的矩阵; 在算法的初始化阶段, 系数 $\mathbf{h}$ 和权值 $\mathbf{w}$ 均置零, 逆相关矩阵 $\mathbf{P}(0) = \delta^{-1} \mathbf{I}$. 其中, δ 是正则化参数且 $\delta > 0, \mathbf{I}$ 是 $M \cdot (L+1) \times M \cdot (L+1)$ 的单位矩阵^[12].

5 步长因子 μ

为平衡误差和算法收敛度关系, 引入步长因子 μ . 一般地, 步长因子 μ 是正参数且步长序列 $\{\mu^{(i)}\}$ 必须满足如下约束条件, 否则容易导致算法发散^[15]:

$$\left\{ \begin{aligned} \mu^{(i)} &> 0, \mu^{(i)} \rightarrow 0 \\ \sum_{i=0}^{\infty} \mu^{(i)} &= \infty \\ \sum_{i=0}^{\infty} (\mu^{(i)})^2 &< \infty \end{aligned} \right. \quad (31)$$

根据这些约束条件, 本文采用了一般化的可变参数步长序列^[5],

$$\mu^{(i)} = \mu_0 \cdot \frac{\left(a + \frac{b}{i+1}\right)}{\left(a + \frac{b}{i+1} + (i+1)^c - 1\right)} \quad (32)$$

式中, μ_0, a, b, c 是可调参数. 通过调节参数 μ_0, a, b, c 来控制算法收敛的快慢, 与算法相匹配的参数可以给系统性能带来很大改善. 因此, 步长序列 $\{\mu^{(i)}\}$ 中各参数的选择也是至关重要的^[16]. 经过大量的蒙特卡罗实验仿真证明, 本研究中各迭代条件下最佳步长序列的参数值见表 1. 表 1 中各参数值分别为步长序列 $\mu^{(s)}, \mu_V^{(n)}, \mu_{\mathbf{w}}^{(n)}$ 的最佳参数值.

表 1 不同条件下的步长序列参数值

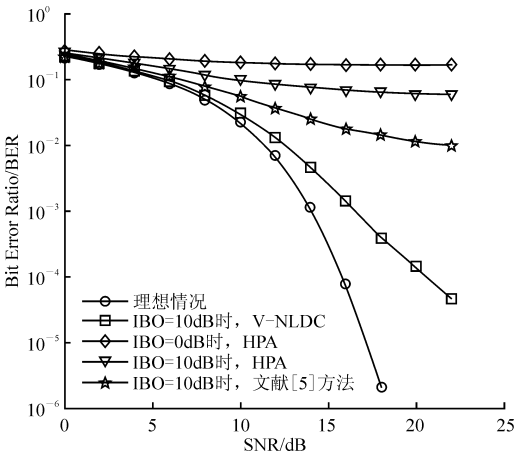
不同步长序列	μ_0	a	b	c
μ^s	1.0	1.0	1.0	1.0
μ_V^n	0.5	20.0	1.0	0.5
$\mu_{\mathbf{w}}^n$	0.5	20.0	1.0	0.5

6 仿真结果及分析

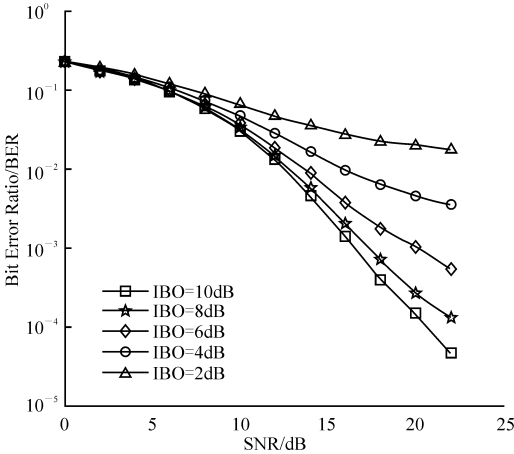
本研究运用了大量的蒙特卡罗仿真验证了所提

出的 V-NLDC 方法对 HPA 非线性失真补偿的有效性. 图 2 Wiener-Hammerstein 模型两个线性滤波器 g_1, g_2 分别为^[7] $g_1 = [0.8, 0.1]^T, g_2 = [0.9, 0.2, 0.1]^T$. AM/AM 和 AM/PM 特性中的参数分别为^[5] $p = 2, A_0 = 1.22, G = 1.283, \alpha_\varphi = 0.263, A_{\text{ave}} = 0.25$. UFMC 系统具体参数如下: 16QAM 调制, 子载波数 $N = 128$, 滤波器长度 $L_c = 10$, 子带数 $B = 6$, 子带中的子载波个数 12. 信号线性放大处理过程中, Volterra 滤波器阶数 $M = 7$, 记忆深度 $L = 1$, 连续修正次数 $S = 5$.

从图 7(a)可以看出受 HPA 影响, 系统性能严重衰减; 即便功率回退 (IBO, Input Back-Off) $\text{IBO} = 10 \text{ dB}$, 系统性能也没有明显改善; 采用 V-NLDC 技术后, 非线性得到很好补偿, 系统性能明显改善. 误比特率 (BER, Bit Error Ratio) 为 10^{-4} 时, 相比较于只有 AWGN 的干扰下, 经过 V-NLDC 技术处理后二者仅相差约 4.9 dB 的增益; 还可以看到文献 [5] 中提出的逐次逼近法在 UFMC 系统中并不能明



(a) IBO=10 dB 时, 不同情况的 BER



(b) V-NLDC 补偿时, 不同 IBO 的 BER

图 7 BER 曲线

显改善系统性能, SNR=20 dB 时 V-NLDC 技术与逐次逼近法的 BER 相差近两个数量级. 图 7(b) 给出了经过 V-NLDC 补偿后不同 IBO 条件下的 BER 曲线. 可以看到, SNR=20 dB 条件下, 当 IBO=2 dB 时 BER 大于 10^{-2} ; 当 IBO=10 dB 时 BER 接近 10^{-4} , 相差很大.

信噪比 SNR=20 dB 时不同条件下的 16QAM 星座图所示: 受 HPA 影响, 星座点难以辨认, 系统性能严重受损, 如图 8(c); 经过 V-NLDC 处理后, 星座图恢复到接近只有 AWGN 干扰的状态, 系统性能得到很大提升如图 8(b) 和 8(d).

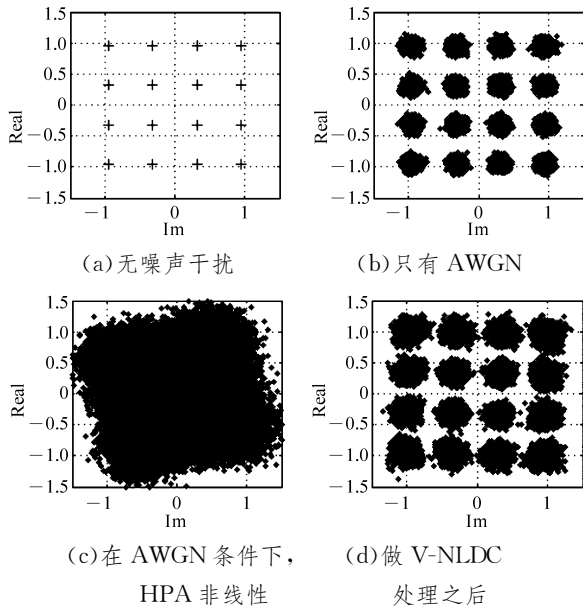


图 8 信噪比 SNR=20 dB 时 16QAM 星座图

7 结束语

通过分析研究 HPA 非线性给 5G 多载波 UPMC 系统带来的影响, 本研究提出了一种基于 Volterra 滤波器的非线性失真补偿(V-NLDC)技术. 该技术充分利用了 Volterra 级数的性质以逐次逼近的方式对信号进行预失真. 然后再与 HPA 级联, 最后采用噪声消除器做进一步噪声消除处理, 可以达到更小失真度的目的. 同时, 本研究也采用了收敛速度快、性能稳定的自适应 RLS, 其可根据目标环境的变化自适应地计算 Volterra 滤波器和噪声消除器的系数. 最后通过大量的蒙特卡罗仿真实验用误比特率 BER、星座图等指标直观地证明了提出的 V-NLDC 技术能够很好的补偿因 HPA 非线性带来的系统性能损失. 虽然系统整体复杂度会随算法的实用而有所提升, 但是从实验结果来看, 牺牲一定的复杂度来提升系统性能是可取的.

参考文献:

- [1] WILD T, SCHAICH F, CHEN Y. 5G air interface design based on Universal Filtered (UF-)OFDM[C]// 2014 International Conference on Digital Signal Processing (DSP). Hong Kong, IEEE, 2014.
- [2] WANG X, WILD T, SCHAICH F, et al. Universal filtered multi-carrier with leakage-based filter optimization [C]// European Wireless 2014. Barcelona, Spain, VDE, 2014.
- [3] 魏明君. 面向 5G 的通用滤波多载波传输方案研究 [D]. 南京, 东南大学, 2017.
- [4] LIANG CP, JONG JH, STARK W E, et al. Nonlinear amplifier effects in communications systems[J]. IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques, 1999, 47(8):1461-1466.
- [5] BEIDAS B F. Adaptive digital signal predistortion for nonlinear communication systems using successive methods[J]. IEEE Transactions on Communications, 2016, 64(5):2166-2175.
- [6] BIGLIERI E, BARBERIS S, CATENA M. Analysis and compensation of nonlinearities in digital transmission systems[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 1988, 6(1):42-51.
- [7] EUN CHANGSOO, POWERS E J. A new volterra predistorter based on the indirect learning architecture [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1997, 45(1):223-227.
- [8] ZHOU D Y, DEBRUNNER V E. Novel adaptive nonlinear predistorters based on the direct learning algorithm[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2007, 55(1):120-133.
- [9] NOWAK R D, VAN VEEN B D. Volterra filter equalization: a fixed point approach[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1997, 45(2):377-388.
- [10] 赫金 S. 自适应滤波器原理[M]. 郑宝玉, 译. 北京: 电子工业出版社, 2010.
- [11] RAPP C. Effects of HPA-nonlinearity on a 4-DPSK/OFDM-signal for a digital sound broadcasting signal [C]// Proc of the Second European Conference on Satellite Communications, Belgium, 1991:179-184.
- [12] ICHIKAWA M, HARA T, SAITO M, et al. Evaluation of BER degradation due to phase nonlinearity of SSPA on MC-CDMA signals[C]// IEEE International Conference on Personal Wireless Communications, New Delhi, India, IEEE, 2005:533-536.

参考文献:

- [1] DEB K, PRATAP A, AGARWAL S, et al. A fast and elitist multi-objective genetic algorithm: NSGA-II [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computer, 2002, 6(2): 182-197.
 - [2] RAMESH S, KANNAN S, BASKAR S. Application of modified NSGA-II algorithm to reactive power optimization[C]//Proceedings of first international conference on computer science, engineering and information technology. Tamil Nadu, India, 2011: 344-354.
 - [3] WANG M C, DAI G M, HU H P, et al. Improved NSGA-II Algorithm for optimization of constrained function[C]//International Conference Machine Vision and Human-machine Interface. Kaifeng, China, 2010.
 - [4] ZHANG W, ZHANG J L. Improved NSGA-II algorithm based on differential evolution mechanism[C]//36th Chinese Control Conference (CCC). Dalian, China, 2017: 4334-4338.
 - [5] STORN R, PRICE K. Differential evolution: a simple and efficient heuristic for global optimization over continuous spaces[J]. Journal of Global Optimization, 1997, 11(4): 341-359.
 - [6] ZITZLER E, LAUMANN S M, THIELE L. SPEA2: improving the strength pareto evolutionary algorithm for multiobjective optimization[C]//Fifth Conference on Evolutionary Methods for Design, Optimization and Control with Applications to Industrial Problems. Barcelona, Spain, 2001: 95-100.
 - [7] LOH W L. On latin hypercube sampling[J]. Annals of Statistics, 2005, 33(6): 2058-2080.
 - [8] ZHENG J H, SHEN R M, ZOU J. Enhancing diversity for nsga-ii in evolutionary multi-objective optimization[C]//8th International Conference on Natural Computation. Chongqing, Sichuan, China, 2012.
 - [9] TIWARI S, FADEL G, DEB K. AMGA2: Improving the performance of the archive-based micro-genetic algorithm for multi-objective optimization[J]. Engineering Optimization, 2011, 43(4): 377-401.
 - [10] DEB K, AGRAWAL S. A niched-penalty approach for constraint handling in genetic algorithms [C]//Fourth International Conference on Neural Networks and Genetic Algorithms (ICANNGA-99). Portoroz, Slovenia, 1999.
 - [11] 徐弓岳, 丁华锋, 孙玉玉. 基于改进非支配排序遗传算法的正铲挖掘机工作装置优化设计[J]. 机械工程学报, 2016, 52(21): 35-43.
 - [12] 王林, 陈臻. 一种基于 DE 算法和 NSGA-II 的多目标混合进化算法[J]. 运筹与管理, 2010, 19(6): 58-64.
 - [13] 邓泽喜, 刘晓冀. 差分进化算法的交叉概率因子递增策略研究[J]. 计算机工程与应用, 2008, 44(27): 33-36.
 - [14] VAN VELDHUIZEN D. Multiobjective evolutionary algorithms: classifications, analyses, and new innovations[D]. PhD thesis, Department of Electrical and Computer Engineering. Graduate School of Engineering. Air Force Institute of Technology, Wright-Patterson AFB, Ohio, 2002.
- 作者简介:**
- 杨 鹏 男, (1992-), 硕士. 研究方向为应急物流、智能计算与应用.
- 王庆荣(通讯作者) 女, (1977-), 博士, 教授. 研究方向为应急物流、智能计算与应用. E-mail: 329046272@qq.com.
-
- (上接第 6 页)
- [13] 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.
 - [14] KIM J, KONSTANTINOU K. Digital predistortion of wideband signals based on power amplifier model with memory [J]. Electronics Letters, 2001, 37(23): 1417-1418.
 - [15] KUSHNER H J, YIN G G. Stochastic approximation and recursive algorithms and applications[M]. 2nd ed. Berlin, Germany: Springer-Verlag, 2003.
 - [16] GEORGE A, POWELL W. Adaptive stepsizes for recursive estimation with applications in approximate dynamic programming[J]. Mach. Learn., 2006, 65(1): 167-198.
- 作者简介:**
- 汪昭河 男, (1994-), 硕士研究生. 研究方向为无线通信. E-mail: 289504737@qq.com.
- 黄 蕾 女, (1994-), 硕士研究生. 研究方向为无线通信.
- 王艳杰 女, (1994-), 硕士研究生. 研究方向为无线通信.
- 刘宁珂 女, (1994-), 硕士研究生. 研究方向为无线通信.
- 周 睿 女, (1996-), 硕士研究生. 研究方向为无线通信.
- 李英善 女, (1976-), 博士, 副教授. 研究方向为无线通信.