

# OFDM 系统的神经网络功放预失真

崔 华<sup>1</sup>, 宋国乡<sup>1</sup>, 余少波<sup>2</sup>

(1. 西安电子科技大学理学院, 陕西 西安 710071;

2. 成都新光微波工程有限责任公司, 四川 成都 610041)

**摘要:** 针对非线性高功率放大器导致正交频分多址系统传输性能下降问题, 采用两个类似结构的单输入单输出反向传播神经网络串联后级联高功率放大器实现其预失真. 前一网络是基于改进的非直接学习方法训练得到的高功率放大器的幅度预失真器, 克服了非直接学习的缺陷; 后一网络是高功率放大器的相位特性模型, 回避了逆向模型的弊端. 仿真结果显示了在输入回退低至 2.93 dB 时, 该方法仍能使高功率放大器输出信号的带外谱扩散降低约 15 dB, 而其他方法此时不能起任何作用, 且前者网络规模小于后者, 表明了该方法结构简单, 能够更加高效地实现正交频分多址系统中非线性高功率放大器的自适应预失真.

**关键词:** 正交频分多址; 高功率放大器; 反向传播神经网络; 预失真

**中图分类号:** TN919      **文献标识码:** A      **文章编号:** 1001-2400(2008)02-0305-04

## NN predistorter for the non-linear HPA in the OFDM system

CUI Hua<sup>1</sup>, SONG Guo-xiang<sup>1</sup>, YU Shao-bo<sup>2</sup>

(1. School of Science, Xidian Univ., Xi'an 710071, China;

2. Chengdu Xinguang Microwave Engineering Co., Ltd., Chengdu 610041, China)

**Abstract:** To circumvent the transmission performance degradation of the orthogonal frequency division multiplexing (OFDM) systems due to the nonlinear high power amplifiers (HPA), a new predistorter is presented which consists of two similar single-input and single-output BP neural networks (NN) in series. The former NN is the amplitude predistorter obtained by the improved indirect learning method which overcomes the shortcoming of the indirect method, and its phase predistortion based on the latter NN is implemented by the phase characteristic model rather than its inverse model. Simulation results show that the proposed predistorter can make about 15 dB reduction of out-of-band spectral regrowth with fewer neurons even at 2.93 dB IBO (input back-off) where another available can not work any longer, indicating this adaptive predistorter with a simpler structure outperforms other predistorters for the HPA employed in the OFDM systems.

**Key Words:** orthogonal frequency division multiplexing; high power amplifiers; BP neural network; predistortion

OFDM (Orthogonal Frequency Division Multiplexing) 技术具有频谱利用率高、能够有效地克服无线信道多径衰落等优势<sup>[1]</sup>, 已经被广泛地应用于无线高速宽带数字通信领域. 但是 OFDM 技术也存在传输信号对频率偏移和相位噪声很敏感以及具有很高的峰平比等缺点. 这些缺点加大了线性化高功率放大器 (HPA) 的难度, 使得现有的很多线性化技术不能被直接运用, 同时也意味着 OFDM 系统对 HPA 的线性特性提出了更高的要求. 因为 OFDM 信号的动态范围大, 很容易使 HPA 工作在饱和区而产生幅度失真 (AM-AM 特性) 和相位失真 (AM-PM 特性), 造成邻道干扰和带内失真, 导致 OFDM 传输系统性能下降<sup>[2]</sup>. 自适应数字预失真是线性化 HPA 技术中最有前途的一种方法<sup>[3]</sup>. 虽然 Volterra 级数是通用的非线性模型, 但它依赖于

收稿日期: 2007-10-11

基金项目: 国家 863 计划资助 (2006AA01A116); 国家创新基金资助 (06026225101735)

作者简介: 崔 华 (1977-), 女, 西安电子科技大学博士研究生, E-mail: cuihua7276@yahoo.com.cn.

具体的 HPA, 计算量随阶数的增加而呈指数增加, 并且自适应困难, 线性化效果也不甚理想<sup>[4]</sup>. 而 3 层 BP 神经网络<sup>[5]</sup> (BPNN) 通过学习能够逼近任意非线性函数, 其计算量随着函数的复杂度的增加基本上呈线性增加, 比较容易实现自适应, 在 HPA 预失真方面已得到初步的研究和应用<sup>[6~8]</sup>. 笔者针对 OFDM 系统中 HPA 产生的非线性失真提出了一种 BPNN 预失真方法.

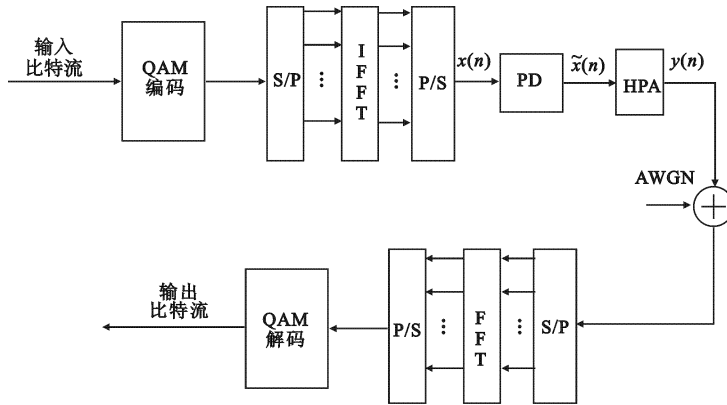


图 1 无线通信 OFDM 系统框图

## 1 OFDM 系统

图 1 是基于 M-QAM 调制的 OFDM 无线传输系统框图. 该系统中, 数目为  $N \cdot \log_2 M$  的比特流先被调制为  $N$  个 QAM 符号  $X[k]$  ( $k=0, \dots, N-1$ ), 再经 S/P (serial-to-parallel) 和逆傅里叶变换 (IFFT) 将这些符号调制到间隔为  $\Delta f \equiv 1/(NT_s)$  的  $N$  个相互正交的子载波上, 再经 P/S 转换后输入 HPA. 将持续时间为  $NT_s$  的 OFDM 调制信号  $x(t) = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} X[k] \exp(j2\pi f_k t)$  在  $t = nT_s$  ( $n=0, \dots, N-1$ ) 处离散, 则得到 TFFT 的输出序列:

$$x[n] \equiv x(nT_s) = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} X[k] \exp(j2\pi kn/N) \quad (1)$$

由此产生了大峰均比的 OFDM 信号, 其中  $T_s$  为每个符号持续时间,  $X[k]$  和  $f_k = k\Delta f$  分别是第  $k$  个 QAM 调制符号和子载波的频率.

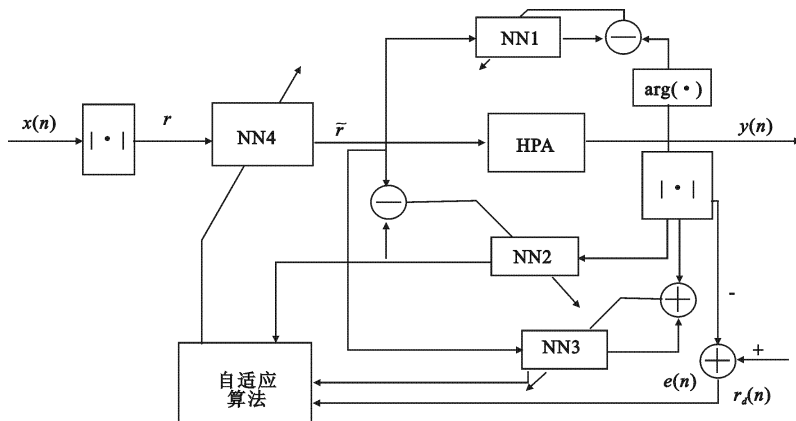


图 2 BPNN 预失真器的训练结构

## 2 BPNN 预失真器的结构及其原理和算法

图 2 是笔者要研究的 BPNN 预失真器的整体训练结构图. 如图 2 所示, 预失真的最终目标是

$$y(n) \approx cx(n) \quad , \quad (2)$$

$c$  是 HPA 的理想增益,这里取  $c = 1$ ,  $x(n)$  和  $y(n)$  分别是预失真器(PD)的输入信号和 HPA 的输出信号.若

$$x(n) = r(n) \exp(j\phi(n)) \quad , \quad (3)$$

其中  $r(n)$  和  $\phi(n)$  分别是  $x(n)$  的幅度和相位,那么预失真器的输出幅度为

$$\tilde{r}(n) = F[r(n)] \quad , \quad (4)$$

其中  $F$  为 PD 的传递函数.若 HPA 将要产生的相位偏移是  $\psi(\tilde{r}(n))$ ,则 HPA 的输出为

$$y(n) = A\{F[r(n)]\} \exp(j\{\phi(n) - \bar{\phi}(n) + \Psi(\tilde{r}(n))\}) \quad , \quad (5)$$

其中  $A$  和  $\psi$  分别是 HPA 的幅度和相位特性函数, $\bar{\phi}$  是 PD 的相位特性函数.要使式(2)成立,就必须使得 PD 的 AM-AM 和 AM-PM 特性分别满足

$$F = A^{-1}(r) \quad , \quad \bar{\phi} = -\psi(\tilde{r}) \quad . \quad (6)$$

所以,若已知 HPA 的 AM-PM 特性  $\psi$ ,只需将 HPA 的输入信号的相位减去偏移量  $\psi$  就实现了 HPA 的相位预失真,从而相位预失真器就简化为 AM-PM 特性的 NN 建模问题(如图 2 中所示的 NN1),而 PD 的幅度特性是 HPA 的 AM-AM 特性的逆.同时,PD 的相位传递函数的输入为预失真后的信号幅度,所以幅度预失真是基于相位预失真之前的,直接影响着相位预失真的精度.幅度预失真器如图 2 所示的 NN4,其自适应算法如下:首先,对 HPA 的 AM-AM 特性进行 NN 建模,如图 2 所示的 NN3,与 NN1 对 HPA 的 AM-PM 特性建模一样,同属于简单的 NN 辨识问题<sup>[5]</sup>,这里概不赘述.然后,NN4 以 NN2 的权值  $W_2$  作为初始权值,即

$$W(0) = W_2 \quad , \quad (7)$$

而 NN2 是基于 NNPD 非直接学习方法训练得到的 NN 幅度后失真器,其算法参见文献[4].最后,经  $n$  步训练和学习后,NN4 的权值  $W$  根据

$$\begin{cases} W(n+1) = W(n) - \eta \nabla W(n) \\ \nabla W(n) = - (jW^T \cdot E(n)) / (jW^T \cdot jW + I \cdot \mu) \end{cases} \quad (8)$$

进行修正,其中  $\eta$  为训练步长, $\nabla W$  为权值向量的调整量, $E$  为 NN 所有输出误差的和,网络的性能函数  $p$  为均方误差(MSE), $jW$  为性能函数  $p$  关于权值  $W$  的 Jacobian 信息, $jW^T$  为  $jW$  的转置矩阵, $I$  为单位矩阵, $\mu$  是自适应调整量.如果网络的 MSE 增大  $\mu$  就变小,如果网络的 MSE 变小  $\mu$  就增大,当  $\mu$  增大到设定的最大值时网络的训练将停止.其中

$$E(n+1) = \sum_{n=1}^N e(n+1) \quad , \quad (9a)$$

$$e(n+1) = r_d(n+1) - r_y(n+1) \quad , \quad (9b)$$

$$p(n) = E\{|E(n+1)|^2\}/2 \approx |E(n+1)|^2/2 \quad , \quad (10)$$

$$jW = \partial p(n) / \partial W(n) = -E(n) \cdot \partial r_y(n) / \partial W(n) \quad , \quad (11a)$$

$$\partial r_y(n) / \partial W(n) = (\partial r_y(n) / \partial \tilde{r}(n)) \cdot (\partial \tilde{r}(n) / \partial W(n)) \quad , \quad (11b)$$

其中  $N$  为样本总量.而由 NN3 辨识过程可知

$$\partial r_y(n) / \partial \tilde{r}(n) \approx W'_{NN3} \quad , \quad (12)$$

其中  $W'_{NN3}$  为 NN3 的权值,而  $\partial \tilde{r}(n) / \partial W(n)$  的算法参见文献[5].所以基于图 2 所示的学习结构,利用式(7)~(12)所述的自适应算法,就可以直接得到幅度预失真器 NN4,而且根据 NN3 对 HPA 幅度特性的自适应辨识,幅度预失真器 NN4 的性能会随着温度、老化和偏置引起的 HPA 特性的变化而自适应地改变.

以上所述的 NNPD 学习方法克服了非直接学习方法得到的 NNPD 泛化能力差的问题以及非直接学习结构中存在的后失真器作为预失真器的缺陷,同时以非直接学习方法得到的 NNPD 的权值作为笔者设计的幅度预失真器的初始权值,加快了收敛速度.

### 3 仿真结果

以下仿真基于欧洲 DVB-T 标准参数:2048 个符号,有用子载波数为 1705,16-QAM 调制,OFDM 信号

持续时间为 $224\ \mu\text{s}$ ,保护间隔为 0,IFFT 的个数为4096,不考虑信道噪声,考虑 D/A 和 A/D 变换并考虑滤波器的延迟,不考虑上/下变频. HPA 的非线性特性采用典型的 Saleh 模型<sup>[8]</sup>表示. NN1 和 NN3 的隐层神经元个数取 5,NN2 和 NN4 的隐层神经元个数取 7,文献[8]方法中 NNPD 的隐层神经元个数取 15,输出层和隐层都采用 sigmoid 传递函数,学习速率都取 0.8.

图 3 是 IBO<sup>[3]</sup>为 2.93 dB 时预失真后 HPA 的幅度特性,可见基于笔者提出的方法得到的幅度预失真器较非直接方法得到的幅度预失真器的精度高,特别是对接近饱和点的大幅值信号,与理想幅度响应近似重合,使得基于笔者所提方法预失真后的 HPA 的幅度响应几乎为一条斜率为 1 的直线. 图 4(左)是 IBO 为 2.93 dB 时 HPA 输出信号的星座图,可见信号发生了严重的幅度压缩和

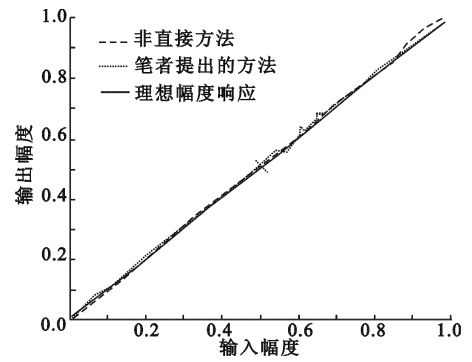


图 3 IBO 为 2.93 dB 时预失真后 HPA 的幅度特性

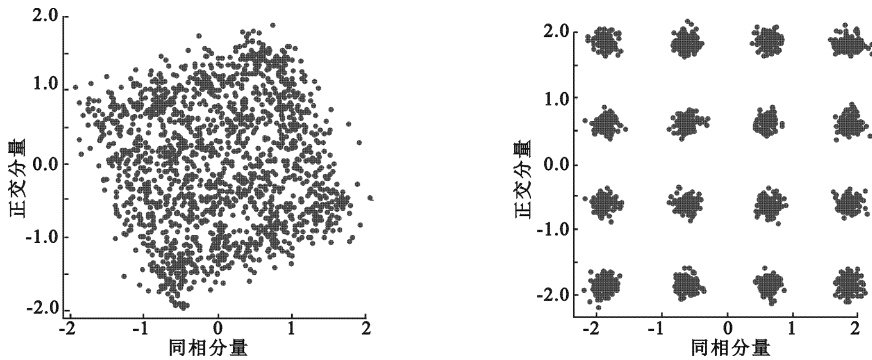


图 4 IBO 为 2.93 dB 时预失真前(左)后(右)HPA 的输出信号星座图

相位旋转效应,预失真后其星座图得到了很好的矫正,信号解调已相当容易,大大降低了误码率,如图 4(右)所示. 图 5 是 IBO 为 2.93 dB 时预失真前后 HPA 输出信号的功率谱图,笔者提出的预失真方法可使其邻道互调功率降低约 14dB,而文献[8]的预失真方法此时已经不能对 HPA 起任何预失真作用了,甚至成为信号噪声了.

### 4 结束语

针对 OFDM 系统中 HPA 的非线性失真,笔者基于 BPNN 提出了一种预失真方法. 该方法采用信号的幅度作为 NNPD 输入,比文献[8]中所研究的以 I/Q 分量为输入的 NNPD 收敛快,并将 HPA 的幅度及相位预失真分开实现,从而避免了二者相互干扰,较文献[8]的整体预失真方法精度高,所需神经元少,结构简单,易于控制. 笔者设计的幅度预失真器克服了文献[8]中由非直接学习方法得到的预失真器的缺陷,相位预失真器回避了逆向建模所带来的泛化能力差<sup>[5]</sup>的弊端,改善了 HPA 的预失真效果. 仿真结果表明了笔者提出的 BPNN 预失真结构及其算法的有效性和优越性,大大提高了 OFDM 系统的传输性能.

### 参考文献:

[1] Van Nee R, Prasad R. OFDM for Wireless Multimedia Communications [M]. London: Artech House, 2000: 33-250.

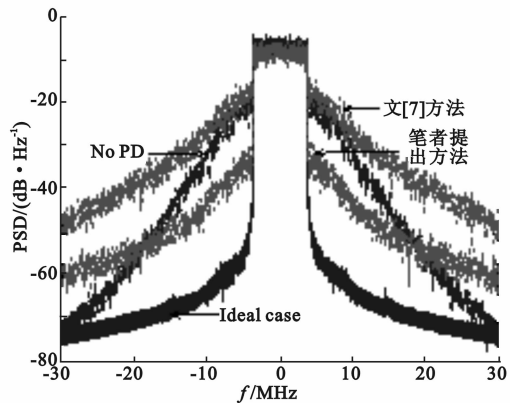


图 5 IBO 为 2.93 dB 时预失真前后 HPA 输出信号的功率谱