

文章编号: 1001- 2486(2008) 03- 0105- 04

基于 RBF 神经网络的 HPA 自适应预失真算法*

李爱红, 肖山竹, 张尔扬

(国防科技大学 电子科学与工程学院, 湖南 长沙 410073)

摘要: 卫星通信中, 高速数据传输系统要求使用频谱利用率高的高阶调制技术, 但高阶调制对高功率放大器(HPA)的非线性非常敏感, 会造成码间干扰和邻信道间干扰。提出一种基于 RBF 神经网络的自适应预失真算法, 以实现 HPA 的线性化, 同时推导了自适应算法的迭代公式。仿真结果表明, 该算法能明显改善信号星座图, 并能大大提高系统的误比特率性能。

关键词: RBF 神经网络; 高功率放大器; 预失真

中图分类号: TN911 **文献标识码:** A

Adaptive Predistortion Based on RBF Neural Network for HPA

LI Ai hong, XIAO Shan zhu, ZHANG Er yang

(College of Electronic Science and Engineering, National Univ. of Defense Technology, Changsha 410073, China)

Abstract: The more bandwidth efficient modulation schemes are used for high speed data transmission systems in the satellite communication. But these schemes are sensitive to the nonlinearity of high power amplifiers (HPA). The nonlinearity of HPA causes inter symbol interference (ISI) and adjacent channel interference (ACI). A scheme for adaptive digital predistortion based on RBF neural network for HPA onboard the satellites was proposed to linearization HPA. And the adaptive arithmetic of stochastic gradient method was derived. Simulation results show that the scheme can not only correct the constellation distortion obviously, but also improve the system BER performance greatly.

Key words: RBF neural network; high power amplifiers; predistortion

高功率放大器(HPA)是卫星通信系统中的重要组成部分, 当其工作在饱和区附近时具有非常严重的非线性, 且在宽带信号中表现有记忆效应。有记忆效应的非线性会引起邻近信道干扰和带内失真, 对数据传输十分不利, 因此, HPA 的线性化是卫星通信中的一个关键问题。近年来, 预失真线性化特别是数字基带预失真技术得到了广泛的研究和应用^[1-3]。

宽带系统中, HPA 有记忆效应的非线性为复杂强非线性。采用一般的基于多项式或查找表预失真方法只能针对无记忆效应的非线性特性, 采用基于 Volterra 级数的预失真方法只能针对有记忆效应的弱非线性系统, 且系统收敛速度慢。已经证明, 只要隐藏层中有足够的神经元可用^[4], 神经网络就能以任意精度逼近任意非线性函数。文献[5-6]中用径向基函数(RBF)神经网络来逼近 HPA 有记忆效应的非线性特性, 性能很好。本文提出用 RBF 神经网络学习逼近 HPA 有记忆效应的非线性特性的逆特性, 来补偿由 HPA 有记忆效应的非线性引起的信号失真, 从而实现 HPA 的线性化。仿真结果表明, 该方法能明显改善信号星座图, 并能大大提高系统的误比特率性能。

1 系统模型

再生式卫星通信系统把接收的上行链路信号进行解调, 并进行相应的基带处理, 从而限制了噪声、码间干扰和相邻信道干扰的积累, 在相同的功率下比透明转发式卫星系统具有更好的误比特率性能。卫星由于尺寸、体积和重量等限制, 星上的高功率放大器(行波管放大器 TWTA)不可能做得太大。为了

* 收稿日期: 2007- 09- 02

基金项目: 国家部委预研基金资助项目(113030401)

作者简介: 李爱红(1978-), 女, 博士生。

确保传输信号的功率,HPA 一般工作在饱和区,具有很强的非线性失真。其无记忆非线性失真包括幅度(AM/AM)和相位(AM/PM),用 Saleh^[7]模型表示如下:

$$A(r) = \alpha_1 r / (1 + \beta_1 r^2) \tag{1}$$

$$\Phi(r) = \alpha_2 r^2 / (1 + \beta_2 r^2) \tag{2}$$

式中, r 为输入信号的归一化幅度值, $A(r)$ 表示 AM/AM, $\Phi(r)$ 表示 AM/PM。HPA 有记忆效应的非线性特性一般是在 Saleh 非线性模型前加一有限长度的线性滤波器(FIR)来表示。基带预失真技术通常将预失真器放在成形滤波器与高功率放大器之间,这样既能去除带内失真又能消除带外失真。本文,采用直接对 HPA 的有记忆效应的非线性特性求逆的方法设计预失真器,加了预失真器的再生式卫星通信系统反向信道的基带模型如图 1 所示。

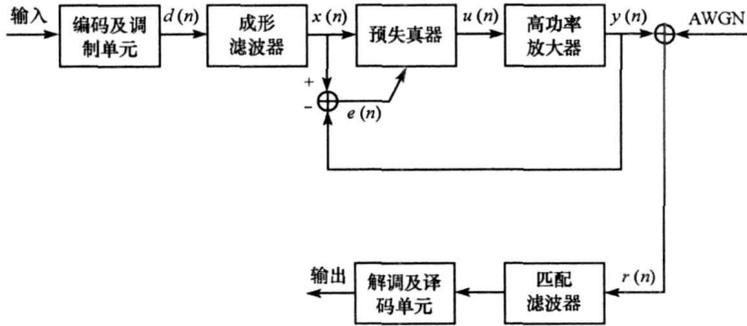


图 1 加了预失真器的再生式卫星反向信道基带通信模型

Fig. 1 The rebirth satellite communication back channel base band model with predistorter

2 RBF 神经网络结构

径向基函数(RBF)神经网络是一种由输入层、隐藏层和输出层构成的三层前向神经网络^[5],其中输入层到隐藏层的传输是非线性的,而隐藏层到输出层的传输是线性的,其网络结构如图 2 所示。RBF 神经网络的隐藏层激活函数是一种非负的径向对称基函数,常用的径向对称基函数为高斯函数、样条函数、二次方函数等。

对于图 2 所示网络结构,多维的高斯函数表示如下^[5]:

$$\varphi_i(\|r - t_i\|) = \exp\left[-\frac{1}{2\sigma_i^2}\|r - t_i\|^2\right] \tag{3}$$

隐藏层到输出层的线性表示为:

$$y_j(r) = \sum_{i=1}^L w_{ij} \varphi_i(\|r - t_i\|) \tag{4}$$

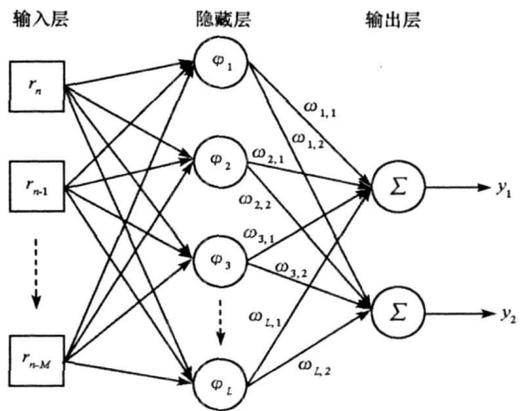


图 2 RBF 神经网络结构图

Fig. 2 REF neural network architecture

其中, t_i : 基函数的中心; σ_i : 基函数的方差; M : 输入节点数; L : 隐藏层神经元数; w_{ij} : 隐藏层单元到输出单元的权值。训练一个输入为 M 维、隐藏层神经元数为 L 、输出节点为 K 的网络,需要估计的参数总数为 $L(M + K + 1)$ 。

RBF 神经网络中所选用的基函数的形式对网络性能的影响并不是至关重要的,关键是基函数中心的选取。当基函数的类型及个数已知时,中心向量的学习方法主要有根据经验选中心和 K-均值聚类两种方法^[8],实际应用中一种简便的方法是将中心向量初始化为训练数据输入的某个子集,然后根据自适应算法更新中心向量。基函数的方差和输出单元的权值通常采用自适应算法进行更新。

3 基于 RBF 神经网络的自适应预失真算法

将图 2 所示 RBF 神经网络结构应用到图 1 所示的预失真器中, 由于 Saleh 非线性模型的输入只有幅度信息, 故网络的输入为信号 $x(n)$ 的幅度值 $r(n)$, 记忆深度为 M ; 输出有 2 个节点, 分别表示幅度和相位预失真。预失真器的输入 $x(n)$ 与输出 $u(n)$ 分别表示为:

$$x(n) = r(n) \exp\{j\theta(n)\} \quad (5)$$

$$u(n) = y_1[r(n)] \exp\{j[\theta(n) + y_2[r(n)]]\} \quad (6)$$

其中, $r(n)$: 输入信号幅度; $\theta(n)$: 输入信号的相位; $y_1[r(n)]$: AM/AM 预失真; $y_2[r(n)]$: AM/PM 预失真。

预失真器与 HPA 级联后的输出为:

$$\begin{aligned} y(n) &= A1(n) \exp\{j[\theta(n) + y_2[r(n)] + P1(n)]\} \\ &= A_{\text{HPA}}[y_1[r(n)]] \exp\{j[\theta(n) + y_2[r(n)] + P_{\text{HPA}}[y_1[r(n)]]]\} \end{aligned} \quad (7)$$

其中, $A_{\text{HPA}}(\cdot)$ 、 $P_{\text{HPA}}(\cdot)$ 分别为 HPA 有记忆效应的非线性 AM/AM 失真和 AM/PM 失真。要实现 HPA 的线性化即要使 $y(n) \rightarrow x(n)$, 利用神经网络分别对 HPA 有记忆效应的 AM/AM 函数的逆函数和 AM/PM 函数的反函数进行学习逼近, 可实现对 HPA 的失真补偿。

下面推导基于 RBF 神经网络预失真器的自适应算法。假设表示 HPA 记忆效应的 FIR 为: $\mathbf{h} = [h_0, h_1, \dots, h_M]^T$, 则 Saleh 模型的幅度输入为

$$A(n) = \mathbf{h} \cdot \mathbf{y}_1(n) \quad (8)$$

式中, $\mathbf{y}_1(n) = [y_1(n), y_1(n-1), \dots, y_1(n-M)]^T$ 。由图 2 所示网络结构以及式(4)可以看出, 预失真器输出的幅度和相位表达式中的基函数为同一函数, 所不同的是输出权值, 这就限制了网络的学习能力。这里采用将幅度和相位分开的方法, 在图 2 中增加 L' 个隐藏层神经元, 前 L 个乘以权值相加后为幅度预失真量, 后 L' 个乘以权值相加后为相位预失真量, L 和 L' 不一定相等。此时信号的幅度和相位输出是独立变化的, 定义幅度和相位误差函数为

$$e_r(n) = r(n) - A1(n) \quad (9)$$

$$e_\theta(n) = -y_2(n) - P1(n) \quad (10)$$

采用随机梯度算法对幅度预失真输出单元权值、基函数的中心和方差进行自适应更新, 其迭代公式为

$$\omega_r(n+1) = \omega_r(n) + \mu_1 \cdot e_r(n) \cdot \frac{\partial A1(n)}{\partial A(n)} \cdot h_0 \cdot \varphi_i \left(\|\mathbf{r}(n) - \mathbf{t}_{ir}\| \right) \quad (11)$$

$$\mathbf{t}_{ir}(n+1) = \mathbf{t}_{ir}(n) + \mu_2 \cdot e_r(n) \cdot \frac{\partial A1(n)}{\partial A(n)} \cdot h_0 \cdot \omega_r \cdot \frac{\partial \varphi_i \left(\|\mathbf{r}(n) - \mathbf{t}_{ir}\| \right)}{\partial \mathbf{t}_{ir}(n)} \quad (12)$$

$$\sigma_{ir}(n+1) = \sigma_{ir}(n) + \mu_3 \cdot e_r(n) \cdot \frac{\partial A1(n)}{\partial A(n)} \cdot h_0 \cdot \omega_r \cdot \frac{\partial \varphi_i \left(\|\mathbf{r}(n) - \mathbf{t}_{ir}\| \right)}{\partial \sigma_{ir}(n)} \quad (13)$$

其中,

$$\frac{\partial A1(n)}{\partial A(n)} = \frac{\alpha_1}{1 + \beta_1 A(n)^2} - \frac{2\alpha_1 \beta_1 A(n)^2}{[1 + \beta_1 A(n)^2]^2} \quad (14)$$

$$\frac{\partial \varphi_i \left(\|\mathbf{r}(n) - \mathbf{t}_{ir}\| \right)}{\partial \mathbf{t}_{ir}(n)} = \exp\left[-\frac{1}{2\sigma_{ir}^2} \|\mathbf{r}(n) - \mathbf{t}_{ir}\|^2\right] \cdot [\mathbf{r}(n) - \mathbf{t}_{ir}] / \sigma_{ir}^2 \quad (15)$$

$$\frac{\partial \varphi_i \left(\|\mathbf{r}(n) - \mathbf{t}_{ir}\| \right)}{\partial \sigma_{ir}(n)} = \exp\left[-\frac{1}{2\sigma_{ir}^2} \|\mathbf{r}(n) - \mathbf{t}_{ir}\|^2\right] \cdot \|\mathbf{r}(n) - \mathbf{t}_{ir}\|^2 / \sigma_{ir}^3 \quad (16)$$

同样可得相位预失真输出单元权值、基函数的中心和方差的迭代公式:

$$\omega_\theta(n+1) = \omega_\theta(n) + \mu_0 \cdot e_\theta(n) \cdot \varphi_i \left(\|\mathbf{r}(n) - \mathbf{t}_{i\theta}\| \right) \quad (17)$$

$$\mathbf{t}_{i\theta}(n+1) = \mathbf{t}_{i\theta}(n) + \mu_0 \cdot e_\theta(n) \cdot \omega_\theta(n) \cdot \exp\left[-\frac{1}{2\sigma_{i\theta}^2} \|\mathbf{r}(n) - \mathbf{t}_{i\theta}\|^2\right] \cdot [\mathbf{r}(n) - \mathbf{t}_{i\theta}] / \sigma_{i\theta}^2 \quad (18)$$

$$\sigma_{i\theta}(n+1) = \sigma_{i\theta}(n) + \mu_0 \cdot e_\theta(n) \cdot \omega_\theta(n) \cdot \exp\left[-\frac{1}{2\sigma_{i\theta}^2} \|\mathbf{r}(n) - \mathbf{t}_{i\theta}\|^2\right] \cdot \|\mathbf{r}(n) - \mathbf{t}_{i\theta}\|^2 / \sigma_{i\theta}^3 \quad (19)$$

4 性能仿真

对图1所示卫星通信系统进行性能仿真分析。图中各模块参数规定如下:编码及调制单元采用16状态的TCM-8PSK编码调制,信息速率为600Mbps,编码后的符号速率为300MSps(S是指符号);成形滤波器与匹配滤波器,采用具有平方根升余弦滚降频率响应特性的有限冲击响应(FIR)滤波器,滚降系数 $\alpha=0.6$,滤波器取每符号4个采样点,FIR滤波器有限长度 N 取33;HPA采用具有式(1)、(2)非线性特性的TWTA,其中, $\alpha_1=2.1587$, $\beta_1=1.1517$, $\alpha_0=4.0033$, $\beta_0=9.104$,其记忆效应用线性时不变系统FIR表示^[9],FIR系数取[0.7692 0.1538 0.0769];解调及译码单元采用Viterbi软译码方法。RBF神经网络的输入为3维向量,隐藏层取30个神经元,幅度和相位各15个,隐藏层神经元个数的选取是通过仿真得到的,神经元个数太少,系统性能较差,但若神经元个数太多则系统收敛速度慢;基函数中心向量初始化取幅度输入的前15个向量,方差初始化取0.5,权值初始化为0。

图3是系统中加了预失真器前后8PSK信号星座图,虚线连接的是没有预失真的星座图,实线连接的是加了预失真器后的星座图。由图可看出,预失真器对信号星座发散、歪曲等变形有了明显的改善作用。

图4是系统的误比特率性能曲线,预失真后系统的误比特率性能有了很大的提高。

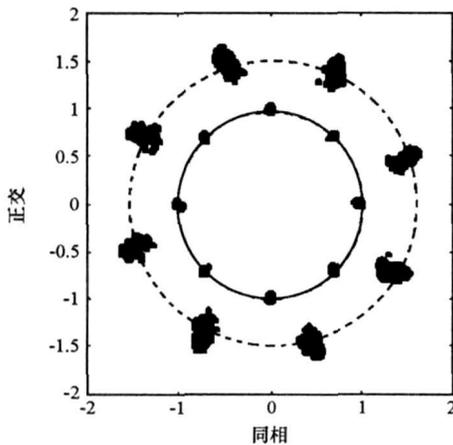


图3 8PSK星座图

Fig. 3 8PSK constellation diagram

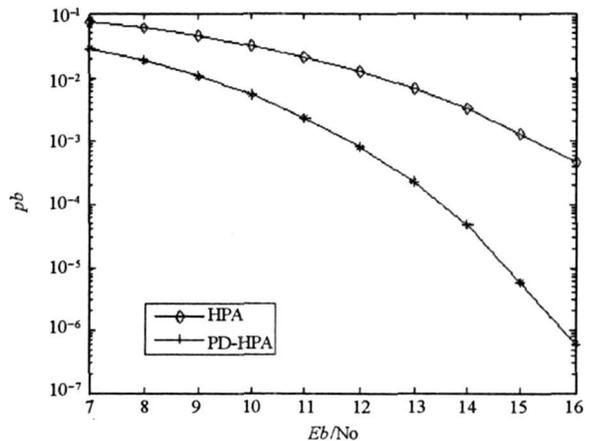


图4 误比特率曲线

Fig. 4 BER curve

5 结论

本文利用RBF神经网络的学习来逼近高功率放大器(HPA)有记忆效应的非线性特性的逆特性,以实现HPA的线性化,而且,网络对由于时间、温度、天气以及HPA工作在不同工作点时非线性特性参数的变化具有自适应性。仿真结果表明,基于RBF神经网络的自适应预失真算法能有效地实现HPA的线性化。这对卫星通信中高速数据传输系统减小邻信道干扰、减小码间干扰以及提高整个通信系统的误码率性能具有重要意义。

参考文献:

- [1] 邬书跃,田新广,张尔扬.用复卷积对自适应预失真器的分析[J].国防科技大学学报,2001,23(3):44-51.
- [2] Bruce E W, Richard N, Murali T. Neural Network Based Adaptive Predistortion for the Linearization of Nonlinear RF Amplifiers[C]//IEEE Military Comm. Conference, USA, 1995: 145-149.
- [3] Langlet F, Abdulkader H, Roviras D. Comparison of Neural Network Adaptive Predistorsion Techniques for Satellite Down Links[C]//IEEE IJCNN'01, 2001, 1: 709-714.
- [4] Hagan M T, Demuth H B, Beale M H. 神经网络设计[M].戴奎,等译.北京:机械工业出版社,2006.
- [5] Magnus I, David W, Daniel R. Wideband Dynamic Modeling of Power Amplifiers Using Radial Basis Function Neural Networks[J]. IEEE Trans. Microwave and Theory Tech., 2005, 53(11): 3422-3428.
- [6] Magnus I, David W, Daniel R. A Comparative Analysis of Behavioral Models for RF Power Amplifiers[J]. IEEE Trans. on Microwave and Techniques, 2006, 54(1): 348-359.
- [7] Saleh A M. Frequency-independent and Frequency-dependent Nonlinear Models of TWT Amplifiers[J]. IEEE Trans. on Comm., 1981, 29(11): 1715-1720.
- [8] 阎平凡,张长水.人工神经网络与模拟进化计算[M].北京:清华大学出版社,2000:40-57.
- [9] Jian L, Jacek I. A Least squares Volterra Predistorter for Compensation of Non-linear Effects with Memory in OFDM Transmitters[C]//Proceedings of the 3rd Annual CNSR, 2005.