

# 一种基于随机软反馈 Hopfield 神经网络的降低 OFDM 系统峰均比新方案

汪海明<sup>①</sup> 胡武捷<sup>②</sup> 冯明海<sup>②</sup>

<sup>①</sup>(诺基亚(中国)研究中心 北京 100013)

<sup>②</sup>(北京邮电大学电信工程学院 北京 100876)

**摘要:** 该文提出了一种用自适应随机软反馈 Hopfield 神经网络来优化处理 OFDM 系统中峰均比(PAR)问题的新方案。通过采用一种较简单的可变动态范围的输出函数,网络的实现复杂度被降低;通过在神经元状态方程加随机扰动的方法来使神经网络能够搜索到最优的相位序列,仿真结果表明这种方法与基于传统 HNN 的方法相比,OFDM 系统 PAR 性能有了极大地提高,是一种行之有效的实用方案。

**关键词:** OFDM; 峰均功率比; 随机软反馈 HNN; 最优搜索

中图分类号: TN919.6

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2007)04-0975-04

## A New Approach to Reduce PAR by Using S-HNN for OFDM System

Wang Hai-ming<sup>①</sup> Hu Wu-jie<sup>②</sup> Feng Ming-hai<sup>②</sup>

<sup>①</sup>(Nokia (China) Research Center, Beijing 100013, China)

<sup>②</sup>(Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876, China)

**Abstract:** This paper proposes a new approach to reduce the Peak-to-Average power Ratio(PAR) value of multi-carrier/OFDM with a new kind of adaptive soft feedback Stochastic Hopfield Neural Network (S-HNN). By adopting new neural output function and random state disturbance, the system performance is improved greatly. Furthermore, it can be implemented easily compared to the traditional HNN method. By parameter adjustment, the lowest PAR can be found. So it is an effective and practical algorithm for OFDM system.

**Key words:** OFDM; Peak-to-Average power Ratio (PAR); Stochastic HNN with soft feedback; Optimized searching

### 1 前言

OFDM 技术已经被提出了很多年。它的循环前缀,子载波正交和子载波平坦衰落的特征使它非常适合于高速业务传输和实现高频谱利用率。同时这些特点也使它成为下一代移动通信系统的热门候选技术之一<sup>[1,2]</sup>。尽管 OFDM 技术有这么多的优点,但是与单载波系统相比,由于 OFDM 符号是由多个独立的经过调制的子载波信号相加而成的,这样合成的信号就有可能有比较大的峰值功率,由此带来较大的峰值平均功率比(PAR),这意味着 OFDM 发射机输出信号的瞬时值会有较大的波动,这就要求系统内的一些部件具有很大的动态范围;反过来,这些部件的非线性也会对动态范围较大的信号产生非线性失真,所产生的谐波会造成子信道间的相互干扰,从而影响 OFDM 系统的性能。

由于 PAR 问题对 OFDM 系统性能是十分重要的,所以如何降低 PAR 成了过去几年来的热点研究问题,业已提出了一些有用的 PAR 缩减方案。但是这些方法或者复杂度较高,或者增益比较小,都不能获得令人十分满意的效果。第一类是所谓的信号变形技术,就是在峰值功率点通过对 OFDM 信号进行剪切来达到降低 PAR 的目的。尽管这是一类最简单直观的方法,但是它同时也增加了 OFDM 符号的

自干扰和带外的辐射功率,对系统性能造成的损害是不可避免的。第二类方法是编码方法。戈莱(Golay)码已被用于前向纠错的 OFDM 系统中,获得了较好的降低 PAR 的效果<sup>[3]</sup>。但是这种方法的缺陷在于可供使用的编码图样数量非常少,特别是当子载波数量比较大时,编码效率会非常低。第三类方法是基于加扰序列的方法,它主要是利用不同的加扰序列对 OFDM 符号进行加权处理,从而选择 PAR 较小的 OFDM 符号来传输。选择映射方法(SLM)是最简单的加扰降低 PAR 的方法,它随机地产生若干组序列,最后选择 PAR 最小的一组序列用于传输。但是尽管 SLM 方法比较简单,耗时低,PAR 却没有被降得足够低。部分传输序列(PTS)也有较好的 PAR 降低性能<sup>[4]</sup>。但是这种方法却需要穷举搜索去找到最优的扰码序列,计算量很大,不易于应用。文献[5]提出了一种基于传统 Hopfield 神经网络(HNN)神经网络的方法,然而这种 HNN 方法却由于可能陷入局部极小点而找不到最优的序列,而且这种 HNN 方法的神经元输出函数太复杂不易实现。基于上述问题,本文提出了一种基于改进的自适应随机软反馈 HNN(S-HNN)的 PAR 降低方案。与传统算法相比,不仅 PAR 性能有了较大的改善。同时,实现的复杂度也得到了相应的降低。本文还讨论了在基于加扰序列方案中如何减少指令负载的问题。

本文组织如下:第 2 节阐述 OFDM 系统中的 PAR 问题,

给出了理论公式;第3节提出了基于自适应S-HNN的OFDM系统PAR缩减方案,并进行了理论分析;第4节给出了仿真结果,最后是结束语。

## 2 OFDM 系统中的 PAR 问题

在 OFDM 系统中,发射和接收都是基于傅里叶反变换(IFFT)和傅里叶正变换(FFT)的。如前所言,每个子载波都独立传输一个调制后的符号,所以合成的 OFDM 符号就有可能出现 PAR 问题。

在 OFDM 系统中,发射机 IFFT 的输出为

$$Y_n = \frac{1}{N} \sum_{m=0}^{N-1} X_m e^{j\frac{2\pi}{N}nm} \quad (1)$$

这里  $N$  是一个 OFDM 符号中的数据符号(子载波)个数。

$\mathbf{X} = (X_0, \dots, X_{N-1})^T$  是 IFFT 的输入信号,  $\mathbf{Y} = (Y_0, \dots, Y_{N-1})^T$  是 IFFT 的输出信号。在这样的 OFDM 系统中, PAR 可以定义为

$$\text{PAR} = \frac{\max_{0 \leq n \leq N-1} \{|Y_n|^2\}}{E\{|Y_n|^2\}} \quad (2)$$

这里,  $E\{\cdot\}$  表示数学期望:

$$E\{|Y_n|^2\} = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} |Y_n|^2 \quad (3)$$

如果在接收端用非线性放大器去放大 OFDM 信号,过高的 PAR 会严重地影响系统性能。所以我们就要寻找一些易于实现而且性能优良的方案去减小高 PAR 的产生。

## 3 基于 S-HNN 的降低 PAR 方案

在第 1 节,我们已经总结了一些传统的降低 PAR 的方案,但是它们都不能有效地解决这个重要的问题。这里我们提出用改进的 S-HNN 去解决这个问题。

### 3.1 自适应 S-HNN 的提出

Hopfield 神经网络是由 Hopfield 在 1982 年提出的一种全连接网络模型<sup>[6]</sup>,目前它已经成为一种众所周知的解决组合优化问题的有效工具之一。文献[7,8]提出了一种叫做随机 HNN 的网络模型,这种网络模型使用符号函数  $\text{sgn}$  作为神经元的输出,神经元随机状态扰动变量采用 Logistic 分布。以此为基础,我们在本文中提出用下面的神经元输出函数  $f(x)$  (示于图 1)和随机扰动变量  $v_i(t)$ :

$$f(x) = \begin{cases} 1, & x \geq k \\ kx, & -k < x < k \\ -1, & x \leq -k \end{cases} \quad (4)$$

这里的  $f(x)$  不同于参考文献[7]中使用的符号函数  $\text{sgn}$ 。本文加了一个调节参数  $k$  来改变输出函数的动态范围。然而这里的随机变量  $v_i(t)$  采用的是  $[-1, +1]$  之间的均匀分布而不是文献[7]的 logistic 分布,这个随机变量将被添加到神经元的每次迭代过程中。 $v_i(t)$  的作用是使网络搜索时逃离它的局部极小点而达到全局极小点。这样设计网络的目的是尽力用最简单的网络设计来得到相对最优的结果。

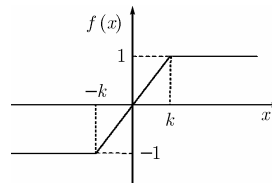


图 1 神经元输出函数

### 3.2 基于 S-HNN 的相位产生器

本节将讨论如何用本文提出的 S-HNN 去设计一种最优化的相位产生器来降低 OFDM 系统的 PAR。每个做 IFFT 前的频域信号  $X_m$  都被乘上一个优化的相位因子  $p_m$  去旋转第  $M$  个载波的相位,即

$$Y_n = \frac{1}{N} \sum_{m=0}^{N-1} p_m X_m e^{j\frac{2\pi}{N}nm} \quad (5)$$

这里  $p_m$  是一个复数值,并且  $|p_m| = 1$ 。图 2 给出了自适应 S-HNN 的最佳相位产生结构,一个基于 S-HNN 的相位产生器被加入到输入侧。S-HNN 的输入符号是需要传输的数据符号, S-HNN 的输出就是最优相位向量  $p_m$ 。

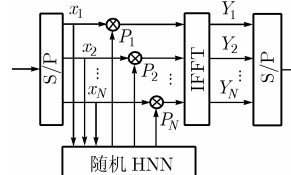


图 2 基于自适应 S-HNN 的最佳相位产生

为了用神经网络进行最优化搜索,必须先建立待解决问题的目标函数。定义一个目标函数使得对于一个特定的相位旋转因子  $\mathbf{p} = (p_0, \dots, p_{N-1})^T$ , 它有最小值,即对应着一个最小的 PAR。

$$J(\mathbf{p}) = \sum_{n=0}^{N-1} \left( |Y_n|^2 - \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} |Y_n|^2 \right)^2 \quad (6)$$

理论上,如果存在一个  $\mathbf{p}^*$  使得  $J(\mathbf{p}^*) = 0$ , 那么就称  $\mathbf{p}^*$  为最优相位旋转因子。

在式(6)中,如果允许  $p_n$  采取任意值,那么为了找到最优的  $p_n$  值则需要大量的搜索工作,就要耗费大量的计算时间。不失一般性,假定  $p_n$  只取二值:  $-1$  或  $+1$ 。这样式(6)就可以转化成下面的简单组合优化问题:

$$J(\mathbf{p}) = \frac{1}{N^4} \sum_{n=0}^{N-1} \left\{ \left( \sum_{m=0}^{N-1} A_{nm} p_m \right)^2 + \left( \sum_{m=0}^{N-1} B_{nm} p_m \right)^2 - c \right\}^2 \quad (7)$$

这里

$$A_{nm} = \text{Re} \left\{ X_m e^{j\frac{2\pi}{N}nm} \right\} \quad (8)$$

$$B_{nm} = \text{Im} \left\{ X_m e^{j\frac{2\pi}{N}nm} \right\} \quad (9)$$

$$c = \sum_{m=0}^{N-1} |X_m|^2 \quad (10)$$

当目标函数有  $p_m$  的平方项时,基于 HNN 的目标函数不保证可解。由于  $p_m = \pm 1$ , 所以  $p_m^2 = 1$ , 这样定义下面的新目标函数:

$$\tilde{J}(p) \stackrel{\text{def}}{=} J(p) \Big|_{p_m^2=1, m=0, \dots, N-1} \quad (11)$$

第  $i$  个神经元的状态方程可以定义为

$$\frac{du_i(t)}{dt} = -\frac{\partial \tilde{J}(p)}{\partial p_i} \Big|_{p=x(t)} \quad (12)$$

$$x_i(t) = f(u_i(t)) \quad (13)$$

当  $\frac{\partial \tilde{J}(p)}{\partial p_i}$  的变化范围比较大时, 为了加快迭代收敛速度, 可以采用下面的状态公式:

$$\frac{du_i(t)}{dt} = -\tanh \left\{ \frac{\partial \tilde{J}(p)}{\partial p_i} \Big|_{p=x(t)} \right\} \quad (14)$$

这里  $u_i(t)$  和  $x_i(t)$  分别表示第  $i$  个神经元的内部状态变量和输出值。  $f$  是式(4)的神经元的输出函数。根据上面的分析, 得出了下面 3.3 节的算法步骤。

### 3.3 基于 S-HNN 的相位产生算法

为了得到优化的相位向量, 相位产生器要遵循下面 4 个步骤:

(1) 设  $t = 0$ , 给定  $u_i(t)$  和  $x_i(t)$  为随机值, 神经元的输入初始化为需要产生的相位的个数, 例如  $N = 128$ 。这两个变量的随机值应该在  $[-1, +1]$  之间随机产生。

(2) 对所有神经元, 用式(12)计算  $du_i(t)/dt$ , 用式(13)升级  $u_i(t)$ 。  $v_i(t)$  是  $[-1, +1]$  区间的均匀分布随机变量。

$$u_i(t+1) = u_i(t) + \frac{du_i(t)}{dt} + v_i(t) \quad (15)$$

(3) 令  $t = t + 1$ , 如果  $t < M$  ( $M$  是最大的迭代次数), 返回步骤(2), 否则转步骤(4)。

(4) 从每个神经元的输出得到所有的旋转相位信息:

$$p_i = \begin{cases} +1, & x_i(t) > 0 \\ -1, & \text{其他} \end{cases} \quad (16)$$

### 3.4 相位传输的考虑

当用加扰技术来降低 OFDM 系统的 PAR 时, 怎么把相位信息安全有效地传送到接收端是一个非常重要的问题。原因是在这种情况下, 相位信息的传输要消耗额外的系统资源。然而, 由于本文限制相位信息只在  $[-1, +1]$  之中选择, 这样每个子载波就只需要 1bit 信息去传输相位信息, 需要传输的信息已经被大大缩减了。这里, 我们提出下面的可能的增强型解决方案: 在把信息相位发送到接收端之前, 首先判断是否 PAR 会超过滤波器的最大值容限。如果 PAR 将超过 PAR 的最大值, 那么相位序列就会发给接收端, 否则, 就不发送相位序列给接收端。这样, 仅仅部分序列需要在收发之间传递, 信令开销会大大缩减。

### 3.5 实现复杂度及带内带外噪声干扰辐射分析

从系统实现的角度, 由于我们采用了较为简单的分段线性神经元输出函数(见图 1), 所以与采用 tanh 函数的传统 HNN 相比, 神经元的实现简化了很多(仅需要若干逻辑操作, 需要较少的 FPGA 资源), 实现的复杂度要远低于传统的 HNN 方法(tanh 需要复杂的设计和计算, 需要耗费大量的电路资源)。一般说来, 传统 HNN 方法的实现复杂度是

$O(N \cdot \log N)$  [9], 而编码方法的复杂度与使用的编码和解码算法是有关的, 但是一般说来, 根据文献[10], 编码方法的复杂度也为  $O(N \cdot \log N)$ , 所以两种算法的复杂度是基本相当的。

带内失真和带外辐射问题是由于 HPA 工作于非线性区而引起的, 为了解决这个问题, 一般是用各种方法来降低信号的瞬时剧烈波动(PAR)问题。在降低 PAR 的方法中, 信号非线性预畸变技术(限幅和压缩扩展变换)会造成 OFDM 系统的自干扰, 导致系统 BER 性能的降低, 同时也会导致带外辐射功率的增加。而 PTS, 编码和 SLM 等线性过程对带内和带外干扰的影响主要取决于处理后的 PAR 高低, 所以这类方法的好坏一般只需比较 PAR 的性能优劣。由参考文献[5]可知, 传统 HNN 方法的 PAR 性能会远远好于 SLM 方法, 而由下面第 4 节的仿真验证, 本文的 HNN 方法又好于传统的 HNN 方法, 所以它的带内干扰和带外辐射性能会好于传统 HNN 方法和 SLM 方法。

## 4 系统仿真结果

从参考文献[5]可知, 基于传统 HNN 网络的 PAR 性能要远好于基于 SLM 的算法。因此不需要把本文的算法和 SLM 做比较, 只需要证明本文的算法优于基于传统 HNN 的算法即可。图 3 和图 4 给出了一些仿真结果: 在图 3 和图 4 中横轴表示放大器的上限, 纵轴表示 PAR 值超过放大器上限的概率(叫做互补累积分布函数, CCDF)。  $M$  是迭代次数。在图中, 不同的曲线表示不同迭代数目的结果。图标“传统 HNN 算法”是文献[5]中的算法, 而“本文算法”指的是基于本文提出的自适应 S-HNN 的性能。很明显, 基于 S-HNN 的算法性能要远优于基于传统 HNN 的算法性能。对于每种情况, 性能都大约改进了 3dB。主要原因是加在每步神经状态迭代的随机变量可以帮助网络逃离局部极小点。

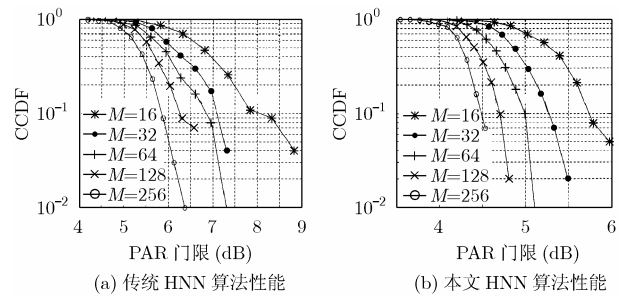


图 3  $k=0.5$  时的 PAR 性能

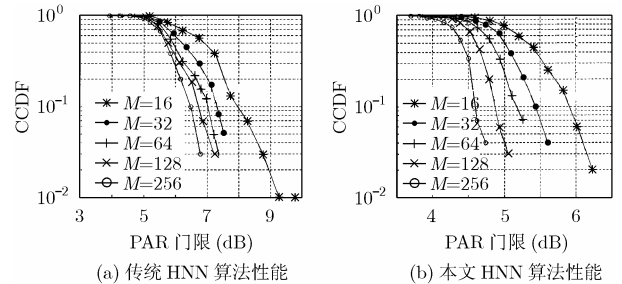


图 4  $k=2$  时的 PAR 性能

通过图 3 和图 4 的比较, 发现不同的  $k$  值对 PAR 性能

有不同的影响。当  $k$  等于 0.5 时, PAR 的性能比较好。其实,  $k$  值不同就决定了神经输出函数的动态范围不同, 这样就对系统的收敛和 PAR 性能产生了影响。在下面的表 1 中, 给出了在  $\Pr\{\text{PAR} > \text{PAR门限}\} = 0.01$  时的 PAR 性能。  $M$  表示仿真中的迭代次数。当  $k=0.5$  时, PAR 的性能在所有情况中是最好的。  $k=0$  是一种特殊情况, 此时输出函数变成了  $f(x)$  的极限——符号函数  $\text{sgn}$ : 当输入变量大于 0 时, 输出是 1, 否则是 -1。在这种情况下, 在  $\Pr\{\text{PAR} > \text{PAR门限}\} = 0.01$  时, PAR 性能要比其它的情况差。在迭代次数是 128 和 256 时, PAR 分别是 5.3dB 和 5.0dB。

表 1 不同  $k$  值下 S-HNN 的 PAR 性能

$M$	参数 $k$						
	0.01	0.1	0.5	1.0	2.0	5.0	10.0
128	5.0	5.0	4.7	4.8	5.1	5.1	5.3
256	4.5	4.5	4.5	4.6	4.75	4.8	5.1

## 5 结束语

本文主要提出了一种基于自适应 S-HNN 的 OFDM 系统 PAR 降低方案。通过使用有自适应调节功能的简单输出函数和添加的随机扰动, 网络的实现变得更容易, 而且能够找到近最优的相位序列, 从而实现最低的 PAR。因此, 这是一种行之有效的 PAR 降低方案。

我们将来的工作将主要集中在各种输出函数和随机扰动变量的测试, 研究各种 HNN 方案对降低 PAR 性能的影响。对于输出函数, 可以采用符号函数  $\text{sgn}$ , Sigmoid 函数和高斯函数。对于随机变量, 可以采用 logistic 分布, 混沌分布和科西分布等等。值得注意的是, 在做测试仿真时, 所有的输出函数和扰动变量都必须被归一化到  $[-1, +1]$  之间。而且, 每一种函数和分布的参数选择性也要测试, 希望本文和后续的一些工作会对这方面的研究者有所裨益。

## 参 考 文 献

- [1] Hara S and Prasad R. *Muti-carrier Techniques for 4G Mobile Communications*. Boston, Mass: Artech House, 2003: 73–189.
- [2] Cimini L J. Analysis and simulation of a digital mobile channel using orthogonal frequency division multiplexing. *IEEE Trans. on Comm.*, 1985, Com-33(7): 665–675.
- [3] Golay M J E. Complementary series. *IEEE Trans. on Information Theory*, 1961, 7(2): 82–87.
- [4] Muller S H and Huber J B. OFDM with reduced peak-to-average power ratio by optimum combination of partial transmit sequences. *Electronics Letters*, 1997, 33(5): 368–369.
- [5] Yamashita K and Ohta M. Reducing peak-to-average power ratio of multi-carrier modulation by Hopfield neural network. *Electronics letters*, 2002, 38(22): 1370–1371.
- [6] Hopfield JJ and Tank DW. Neural network of decisions in optimization problems. *Biol. Cybern.*, 1985, 52(2): 141–152.
- [7] Teich WG and Seidl M. Code division multiple access communication: Multi-user detection based on a recurrent structure. *IEEE Trans. on Veh. Tecnology*, 1996, 3(7): 979–984.
- [8] Levendovszky G J. Stochastic Hopfield network for multi-user detection. In *European Conference on Wireless Technology*. Paris, 2000: 147–150.
- [9] Ohta M, Mori A, and Yamashita K. An FPGA implementation of 1024-neuron system for PAPR reduction of OFDM signal. 2004 IEEE International Joint Conference on Neural Networks, Budapest, Hungary 25-29 July, 2004, Vol. 4: 2625–2629.
- [10] Victor P. Gil Jimenez, Matilde Sanchez Fernandez, Ana Garcia Armada. Study and implementation of complementary Golay Sequences for PAR reduction in OFDM signals. *IEEE MELECON*, May 7-9, 2002, Cairo, Egypt, 2002: 198–203.

汪海明: 男, 1975 年生, 博士, 诺基亚(中国)研究中心研究员, 主要从事非线性信号处理, 3G/B3G-LTE/4G 无线网络性能研究工作, 在各类学术刊物和国际会议上已经发表学术论文 30 余篇, 其中半数被 SCI 和 EI 收录。

胡武捷: 女, 1982 年生, 硕士, 研究兴趣是无线系统级通信技术。

冯明海: 男, 1980 年生, 硕士, 研究兴趣是无线通信和信号处理。