

# 基于随机 Hopfield 神经网络的最优多用户检测器

王永刚<sup>1,2</sup>, 焦李成<sup>1</sup>

(1. 西安电子科技大学雷达信号处理国家重点实验室, 陕西西安 710071; 2. 空军工程大学, 陕西西安 710068)

**摘 要:** Hopfield 神经网络检测器与传统检测器相比具有独特的魅力, 但存在局部收敛问题. 随机 Hopfield 神经网络通过对状态变量引入噪声, 从而避免局部收敛, 进而达到最优检测. 本文给出了 CDMA 移动通信系统中基于随机 Hopfield 神经网络的最优多用户检测器的统一框架, 该检测器利用随机 Hopfield 神经网络对最大似然函数进行优化从而得到最优检测性能. 在三种典型信道中对这些检测器性能进行比较, 结果表明该检测器比传统检测器的性能更好.

**关键词:** CDMA; 多用户检测; 随机 Hopfield 神经网络

**中图分类号:** TN914.53 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2004) 10-1630-05

## Optimal Multiuser Detectors Based on the Stochastic Hopfield Network

WANG Yong-gang<sup>1,2</sup>, JIAO Li-cheng<sup>1</sup>

(1. National Key Lab for Radar Signal Processing, Xidian University, Xi'an, Shaanxi 710071, China;

2. Air Force Engineer University, Xi'an, Shaanxi 710068, China)

**Abstract:** The detector using Hopfield network is notable compared with traditional detectors, but it has local optimal behavior. The stochastic Hopfield network is the network, where noise is added to the state variables in order to reach the global optimum and achieve the best detection. The uniform theoretic framework of the detectors based on the stochastic Hopfield network in CDMA communication system is presented. The novel detector guarantees optimal performance by minimizing the corresponding quadratic form. The performance of the novel detector has been tested by extensive simulations in three typical channels, which justifies its superiority compared with other traditional methods.

**Key words:** CDMA; multiuser detector; stochastic hopfield network

### 1 引言

码分多址 (CDMA) 是一种诱人的多用户方案, 它允许用户用相同的载波频率, 不同的方式发送信息, 但这产生了多址干扰 (MAI). 若不对 MAI 加以控制, 它将严重影响接收质量. 已经提出许多减少 MAI 的方法, 比如: 功率控制, 特征序列的优化及分区天线等, 然而这些技术与传统的单用户检测器一样, 把 MAI 看作噪声, 在对付 MAI 干扰影响方面都有其限制. 而多用户检测器<sup>[1]</sup>把 MAI 当作信息的一部分而不是噪声, 通过处理这些附加信息, 大大提高了系统性能, 接近了单用户的极限. S. Verdu<sup>[2]</sup>提出的基于最大似然 (ML) 准则的最佳多用户检测器虽然在理论上可以获得最小的误码率, 提供最佳的检测性能, 但其计算复杂度为  $O(2^k)$ , 随用户数呈指数增长, 是一 NP 难题, 根本无法实现. 而人工神经网络可以实现大规模并行处理、计算复杂的非线性变换、分布式存储与运算合二为一等功能, 近年来被广泛地应用于各个领域. 在 CDMA 系统中采用神经网络检测器分离多址信号作为一个新兴课题已经引起人们的兴趣. 最近的研究主要集中在通过改进网络结构来

设计检测器, 如改进的 MLP 神经网络检测器<sup>[3~8]</sup>、基于径向基网络 (RBF) 的多用户检测器<sup>[9]</sup>、Hopfield 神经网络检测器<sup>[10~14]</sup>. 而 Hopfield 神经网络检测器以其收敛速度快、易于硬件实现等特点更是受到人们的关注. 但 Hopfield 神经网络往往存在局部收敛的问题.

作者给出了基于随机 Hopfield 神经网络的最优多用户检测器的统一框架. 所谓随机 Hopfield 神经网络就是在网络递归更新中对状态变量引入噪声项以避免局部收敛和进行全局搜索. 而噪声项的方差随迭代步长的增加而迅速减小 (即所谓的退火), 从而使网络以概率 1 收敛到全局最优解. 这样, 既解决了局部收敛的问题, 同时又保持了较快的收敛速率, 从而有利于得到性能优良的高速实时神经网络多用户检测器. 本文组织如下: 第 2 节给出了异步 DS-SS-CDMA 系统模型和基于最大似然准则的最优多用户检测器; 第 3 节简单介绍了神经网络检测器的发展现状, 重点是 Hopfield 神经网络检测器; 第 4 节讨论了基于随机 Hopfield 神经网络的最优多用户检测器的统一框架; 第 5 节通过仿真验证了基于随机 Hopfield 神经网络检测器比传统的检测器的性能优越; 第 6 节对本文进行了总结,

收稿日期: 2002-03-18; 修回日期: 2004-04-26

基金项目: 国家自然科学基金 (No. 61033010)

给出了进一步的工作。

## 2 最优多用户检测的系统模型

CDMA 系统最主要的优点在于对普通的频率带宽和时间间隙的多重使用。尽管多址环境会产生干扰,但仍然能用用户的特征码区分开。我们考虑一 DS-SS-SSMA 系统,其中有  $K$  个用户,  $b_k[i]$  表示第  $k$  个用户的第  $i$  个比特。假设使用 BPSK 调制,则第  $k$  个用户的输出信号可表示为:

$$q_k(t) = \sqrt{E_k} \sum_{i=1}^P b_k[i] s_k(i - iT_b - T_k)$$

其中  $E_k$  为第  $k$  个用户的能量;  $T_b$  是比特周期;  $T_k$  是第  $k$  个用户的时延;  $P$  是数据块的长度。  $s_k(t)$  为第  $k$  个用户的特征波形,

$$s_k(t) = \sum_{i=1}^{PG} c_k[i] e^{j(\omega_c t - T_k)}$$

其中  $T_c = T_b/PG$  是码片周期,  $PG$  是处理增益,  $e^{j(\omega_c t)}$  为码片波形。  $c_k$  是长度为第  $k$  个用户的扩频序列。我们考虑上行链路情况,并假设信道为慢变信道,即假设信道冲击响应在一个数据块内是不变的。则接收信号可表示为:

$$r(t) = \sum_{k=1}^K h_k * q_k(t) + n(t) \quad (1)$$

其中  $h_k(t)$  为第  $k$  个用户的信道冲击响应,  $n(t)$  是双边功率谱密度为  $N_0$  的白噪声,  $*$  表示卷积运算。方便起见,我们定义一个新的变量  $v_k(t) = s_k(t - T_k) * h_k(t)$ 。传统的检测器是一个含有  $K$  个与相应的用户特征波形和信道相匹配的滤波器组,其中第  $k$  个用户的匹配滤波器的冲击响应为  $v_k^*(-t)$  (其中上标  $*$  表示复共轭)。则匹配滤波器组的输出可表示为

$$y = \sum_{i=1}^P w(iT_b) \cdot b[i] + \tilde{n}(t) \quad (2)$$

其中  $y = [y_1(t), y_2(t), \dots, y_K(t)]^T$ ,  $b = [b_1(t), b_2(t), \dots, b_K(t)]^T$ ,  $\tilde{n} = v^*(-t) * n(t)$ ,  $w(t)$  是一个  $K \times K$  的相关矩阵,表示为

$$w(t) = v^*(-t) * v^T(t) \quad (3)$$

其中  $v(t) = [v_1(t), v_2(t), \dots, v_K(t)]^T$ 。用比特间隔采样,可得到式(2)的离散模型

$$y[i] = R[i] * b[i] + \tilde{n}[i] = \sum_{m=-\infty}^{\infty} R[m] \cdot b[i - m] + \tilde{n}[i] \quad (4)$$

其中  $y[i] = y(iT_b)$ ,  $R[i] = w(iT_b)$  称为离散信道矩阵。为了后面的讨论方便,我们使用数据块模型,即将  $y[i]$ ,  $b[i]$  和  $\tilde{n}[i]$  的一个数据块的数据写成一个包含  $K \cdot P$  个元素的列向量:

$$\begin{aligned} y &= [y_1[1], \dots, y_K[1], y_1[2], \dots, y_K[P]]^T, \\ b &= [b_1[1], \dots, b_K[1], b_1[2], \dots, b_K[P]]^T, \\ \tilde{n} &= [\tilde{n}_1[1], \dots, \tilde{n}_K[1], \tilde{n}_1[2], \dots, \tilde{n}_K[P]]^T. \end{aligned}$$

则式(4)可表示为如下的矢量形式:

$$y = Rb + \tilde{n} \quad (5)$$

其中

$$R = \begin{bmatrix} R[0] & R[-1] & \dots & R[-P+1] \\ R[1] & R[0] & & R[-P+2] \\ \dots & & \ddots & \\ R[P-1] & \dots & R[1] & R[0] \end{bmatrix} \quad (6)$$

这是一个  $KP \times KP$  维的块 Toeplitz 矩阵。由矩阵  $R$  的物理特性可知它是对角占优的 Hermitian 矩阵,即

$$\begin{aligned} |R_{ii}| &> |R_{ij}|, \quad \forall (i, j), i \neq j \\ R[i] &= R^H[-i]. \end{aligned}$$

由于特征波形在区间  $[0, T_b]$  外为零,所以有  $R[i] = 0, \forall |i| > 1$ , 所以,式(6)可简化为

$$R = \begin{bmatrix} R[0] & R[-1] & 0 & \dots & 0 & 0 \\ R[1] & R[0] & R[-1] & & \dots & 0 \\ 0 & R[1] & R[0] & & \dots & \\ \dots & & & \ddots & & \\ 0 & & & R[1] & R[0] & R[-1] \\ 0 & 0 & & 0 & R[-1] & R[0] \end{bmatrix} \quad (7)$$

传统的单用户检测器直接对式(2)得到的信号进行判决,即  $\hat{b}_k^{SUD}[i] = \text{sign}\{y_k[i]\}$ 。利用式(5)将  $y_k[i]$  展开得:

$$\begin{aligned} y_k[i] &= \underbrace{b_k[i] R_{kk}[0]}_{\text{期望信号}} + \underbrace{\sum_{j=1, j \neq i}^P b_k[j] R_{kk}[i-j]}_{\text{码间干扰}} \\ &+ \underbrace{\sum_{m=1, m \neq j}^K \sum_{k=j=1}^P b_m[j] R_{km}[i-j]}_{\text{多址干扰}} + \underbrace{\tilde{n}_k[i]}_{\text{噪声}} \end{aligned} \quad (8)$$

其中第一项为期望信号,其余为码间干扰、多址干扰和噪声。当系统负载较高、信道较差、同步不理想、特征码之间的相关性较差、功率控制不理想等时,都会引起系统的信道矩阵  $R$  的非对角元素的幅值较大,最终导致码间干扰和多址干扰分量较大,此时单用户检测器的性能将变得极坏。为了提高性能,人们提出了各种各样的多用户检测方案。S. Verdu<sup>[1,2]</sup> 首先给出了最大似然序列估计 (MLSE) 检测的最优多用户检测器。基于上面给出的系统模型,最优多用户检测器算法可表示如下:

$$\hat{b}^{MLSE} = \arg \max_{b \in \{-1, +1\}^{KP}} \int Pr\{b|y\} = \arg \max_{b \in \{-1, +1\}^{KP}} [2b^T y - b^T R b] \quad (9)$$

虽然在理论上这种检测器可以获得最小的误码率,提供最佳的检测性能,但其计算复杂度为  $O(2^K)$ ,随用户数指数增长,是一 NP 难题,实际中根本无法实现。所以我们的目标就是研究一种高效的优化技术来解决这一 NP 难题。

## 3 基于神经网络的多用户检测器

神经网络具有很强的并行处理和自组织学习能力,适合于解决非线性、非平稳和非高斯的问题。在 CDMA 系统中采用神经网络检测器分离多址信号作为一个新兴课题已经引起人们的注意。目前,以神经网络为基础的 CDMA 接收机大致有两类:前向神经网络接收机和反馈型神经网络接收机。本节简要介绍一些基于神经网络的多用户检测器,重点放在基于 Hop-

field 神经网络的多用户检测器。

### 3.1 基于前向神经网络的多用户检测器

众所周知,前向神经网络具有较强的分类和优化能力,近年来在现代信号检测中也受到普遍的关注。这些网络包含一个由若干神经元构成的输入层,一层或多层隐层和一个输出层。每一个神经元与下一层的所有节点相连接,所以,在多层感知器网络(MLP)中,第  $l$  层的第  $i$  个神经元的输出为

$$Y_i^{(l)} = f \left( \sum_{j=1}^{N_{l-1}} W_{ji}^{(l-1)} Y_j^{(l-1)} - V_i^{(l)} \right)$$

其中  $N_{l-1}$  表示第  $l-1$  层的神经元个数;  $W_{ji}^{(l)}$  表示第  $l-1$  层的第  $j$  个神经元和第  $l$  层的第  $i$  个神经元之间的连接权值;  $V_i^{(l)}$  是第  $l$  层的第  $i$  个神经元的阈值;  $f(\cdot)$  是激活函数。

第一个基于前向神经网络的多用户检测器是由 Aazhang 等<sup>[3]</sup>提出来的。他们采用 Sigmoid 函数作为激活函数。但是他们没有给出如何确定最优检测器所需的隐层数目和神经元个数。这一结构通常用于自适应检测或盲检测。随后发展的一系列基于这一结构的多用户检测器,其主要区别是他们的训练方法不同<sup>[4-7]</sup>或隐层数目不同<sup>[8]</sup>。这类检测器的缺点是网络大小很难确定,往往是凭经验。

Mitra 和 Poor<sup>[9]</sup>提出了一种基于径向基网络(RBF)的多用户检测器。它是一个两层的网络,其中一个输出定义为

$$\phi_k^{RBF} = \text{sign} \left\{ \sum_{i=1}^N W_{ik} \exp \left[ - \frac{v - c_{ik}}{2 i_k} \right]^2 \right\}$$

其中  $c_{ik}$ 、 $i_k$  和  $W_{ik}$  分别是中心点、方差和第  $i$  个神经元的权值。RBF 检测器的主要问题是网络的大小随用户数成指数增长。

### 3.2 基于 Hopfield 神经网络的多用户检测器

Hopfield 网络<sup>[17,18]</sup>是一种反馈网络,它主要用于联想记忆和优化计算问题中。当用于优化计算时,网络的连接权值是确定的,首先将目标函数与能量函数相对应,然后通过网络的运行使能量函数不断地下降并达到最小,从而得到问题对应的极小解。Hopfield 神经网络在解决组合优化问题上具有独特的魅力。于是,人们将反馈型的 Hopfield 网络用于多用户检测之中。

对于离散 Hopfield 神经网络,其状态转移由下式给出:

$$Y_i(k+1) = \text{sign} \left\{ \sum_{j=1}^M W_{ij} Y_j(k) - V_i \right\} \quad (10)$$

其中  $M$  是网络中的神经元个数;  $Y_j(k)$  是第  $j$  个神经元在  $k$  时刻的输出;  $V_i$  表示第  $i$  个神经元的阈值;  $W_{ij}$  表示第  $j$  个神经元和第  $i$  个神经元之间的连接权值。状态矢量的更新还可以采用如下的逐个串行的方式。

$$Y_i(k+1) = \text{sign} \left\{ \sum_{j=1}^{i-1} W_{ij} Y_j(k+1) + \sum_{j=i}^M W_{ij} Y_j(k) - V_i \right\} \quad (11)$$

通常采用式(11)的更新方式比式(10)的好。业已证明, Hopfield 网络可以最大化 Lyapunov 函数的二次型

$$J(Y(k)) = Y^T(k) W Y(k) - 2 V^T Y(k) \quad (12)$$

求得。不难看出式(9)与式(11)之间的相似性,因而可将 Hopfield 网络用于多用户检测<sup>[10-12]</sup>,并且按如下方式构造网络:

$$M = K \cdot P$$

$$W = - \text{Re}\{ R - \text{diag} R \}$$

$$V = - y$$

$$b^{HNN} = \lim_k Y(k)$$

表面看来,似乎 Hopfield 网络可以完善地解决多用户检测问题。但实际上,应用 Hopfield 神经网络进行优化计算也存在很多问题,主要是:网络往往会陷入能量函数的局部极小点,而无法收敛至全局最小点。对初值、参数、网络分布和激励函数的鲁棒性较差。

为了克服 Hopfield 网络的局部极小问题,许多学者已经提出了各种改进方法。其中最主要有 Teich 等<sup>[12]</sup>提出的自适应软判决反馈的 Hopfield 神经网络结构(简称 HNN/soft)。其状态转移由下式给出:

$$Y_i(k+1) = \tanh \left\{ c_i(k+1) \left[ \sum_{j=1}^{i-1} W_{ij} Y_j(k+1) + \sum_{j=i}^M W_{ij} Y_j(k) - V_i \right] \right\}$$

$$b^{HNN/soft} = \text{sign} \{ Y[k] \}_{k=\#ite} \quad (\#ite \text{ 是算法所用的迭代步数}) \quad (13)$$

其中参数  $c_i(k)$  是一个正数,用以控制激活函数在  $x=0$  处的斜率,即他定义了转换区域的宽度。

Jeney 等<sup>[13]</sup>提出了使用随机 Hopfield 网络(简称为 SHN)作为多用户检测器。这一方法通过引入一个随机扰动来避免网络陷入局部极值点,其状态转移由下式给出:

$$Y_i(k+1) = \text{sign} \left\{ \sum_{j=1}^{i-1} W_{ij} Y_j(k+1) + \sum_{j=i}^M W_{ij} Y_j(k) - V_i + v_i[k] \right\}$$

$$b^{SHN} = Y[k]_{k=\#ite} \quad (14)$$

其中  $v_i[k]$  就是引入的随机扰动。它的均值为零,概率密度函数为 Logistic 分布函数,即

$$F(x, k) = \text{Pr} \{ v[k] < x \} = - \frac{1}{1 + e^{-x}}$$

已经证明,这时 SHN 将以概率 1 渐近收敛到全局最优解<sup>[14]</sup>。

Wang 等人<sup>[15]</sup>将混沌机制引入 Hopfield 网络,提出瞬变混沌神经网络(TCNN)多用户检测器,利用混沌动态遍历性来避免陷入局部极值点。但是该网络对初始参数较敏感,而对初始参数的选择也缺乏有效的理论指导。

## 4 基于随机 Hopfield 网络检测器的统一框架

综合有关随机 Hopfield 网络各方面的有关研究成果,可将随机 Hopfield 网络统一描述为如图 1 所示。

所有的输出经过单位延迟反馈到网络中每一个神经元的输入端,其状态转移规则按逐级串行更新方式可表示如下:

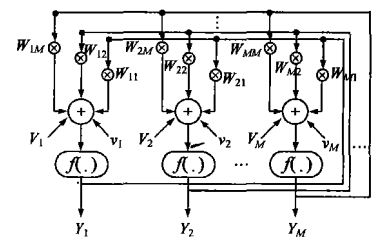


图 1 随机 HNN 统一系统模型

$$Y_i[k+1] = \text{sign} \left\{ \sum_{j=1}^{i-1} W_{ij} Y_j[k+1] + \sum_{j=i}^M W_{ij} Y_j[k] - V_i + v_i[k] \right\} \quad (15)$$

其中  $Y_j(k)$  是第  $j$  个神经元在  $k$  时刻的输出;  $V_l$  表示第  $l$  个神经元的阈值;  $W_{lj}$  表示第  $j$  个神经元和第  $l$  个神经元之间的连接权值;  $f(\cdot)$  是一非线性激活函数;  $v_l[k]$  是神经元内部产生的随机扰动.

优化的 Lyapunov 函数为

$$J(Y(k)) = Y^T(k) W Y(k) - 2 V^T Y(k) \quad (16)$$

随机 Hopfield 网络多用户检测的构造:

$$\begin{aligned} M &= K \cdot P \\ W &= - \text{Re}\{R - \text{diag} R\} \\ V &= - y \\ \mathbf{b}^{NN} &= \text{sign}\left[\lim_k Y(k)\right] \end{aligned}$$

随机 Hopfield 网络多用户检测器中最为重要的参数是  $f(\cdot)$  和  $v_l[k]$ , 不同的选择将产生不同的网络结构. 比如:

(1) 选择  $f(x) = \text{sign}(x)$ ,  $v_l[k] = 0$ , 这时就是基本的 Hopfield 网络.

(2) 选择  $f(x) = \tanh(c[k] \cdot x)$ ,  $v_l[k] = 0$ , 这时就是文 [11] 提出的自适应软判决反馈的 Hopfield 神经网络.

(3) 选择  $f(x) = \text{sign}(x)$ ,  $v_l[k]$  选择为均值为零, 分布为 Logistic 函数的随机变量, 这时就是文 [12] 提出的随机 Hopfield 网络:

(4) 选择  $f(x) = \tanh(c[k] \cdot x)$ ,  $v_l[k]$  选择为均值为零, 分布为 Logistic 函数的随机变量, 即为我们提出的软判决反馈随机 Hopfield 网络 [16].

实际上  $f(\cdot)$  和  $v_l[k]$  的选择不仅这些, 下面将列出有一些常用的可供选择的函数和分布 [17, 18].

常用的激活函数有:

(1) 对称的硬限幅函数

$$\text{sign}(x) = \begin{cases} +1, & x > 0 \\ 0, & x = 0 \\ -1, & x < 0 \end{cases}$$

(2) Sigmoid 函数

$$\text{Sigmoid}(x) = \frac{1}{1 + e^{-ax}}, \quad a \text{ 用来控制判决区域.}$$

(3) 高斯函数

$$\text{gaussian}(x) = e^{-(ax)^2}, \quad a \text{ 用来控制判决区域.}$$

随机扰动的分布函数常见的有:

(1) 柯西分布, 概率密度函数为

$$f(x) = \frac{1}{a^2 + x^2}, \quad -\infty < x < \infty, \quad a \text{ 为尺度函数}$$

(2) 高斯分布, 概率密度函数为

$$f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{x^2}{2}\right], \quad -\infty < x < \infty, \quad \text{为方差}$$

(3) 均匀分布, 概率密度函数为

$$f(x) = \begin{cases} 1/(b-a), & x \in [a, b] \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$$

(4) Logsig 分布, 概率密度函数为

$$F(x, k) = \text{Pr}\{v[k] < x\} = \frac{1}{1 + e^{-x}}, \quad \text{为控制参数}$$

(5) 混沌机制, 比如 Logistic 映射  $x_{k+1} = 4x_k(1 - x_k)$ ,  $x_0 \in (0, 1)$ .

在实际应用中, 可以根据所要优化的问题, 选择适当的激活函数和满足一定分布的随机扰动变量. 如何进行选择目前还没有一个统一的理论指导, 往往根据经验和仿真进行选择. 因此, 需要进一步的研究.

### 5 仿真环境及仿真结果

本节将比较几种主要的多用户检测器的性能: (1) 传统的匹配滤波器单用户检测器 (CD); (2) 解相关多用户检测器 (DD); (3) 最小均方误差检测器 (MMSE); (4) 基本 Hopfield 神经网络检测器 (HNN); (5) 自适应软判决反馈的 Hopfield 神经网络检测器 (HNN/soft); (6) 随机 Hopfield 网络检测器 (SHN); (7) 软判决反馈的随机 Hopfield 神经网络检测器 (SHN/soft). 由于 MLSE 检测器的计算复杂度较高, 无法实现, 因而我们用单用户 AWGN 下的性能近似作为理论上最优检测器性能的参考, 和以上的几种检测器方案进行比较.

仿真环境为: 异步 DS-SS-CDMA 系统上行链路, BPSK 调制, 载波频率为 5.2GHz, 码片周期  $T_c = 31.25\text{ns}$ , 测量带宽为 128MHz (相当于每个码片采四个样本), 移动台的移动速率为 3m/s, 信道为时变信道. 码片波形采用滚降因子  $\beta = 0.22$  的升余弦函数. 用户数  $K = 33$  (过载系统), 所有用户都采用扩频增益  $PG = 31$  的 gold 码, 第  $k$  个用户的异步时延  $T_k = (k - 1) T_c$ .

我们使用以下三种典型的信道模型:

(1) AWGN: 附加高斯白噪声信道.

(2) HLOS: 硬分区的办公环境, 存在视距传播, 平均的时延扩展为 27ns, 最大时延扩展为 144ns.

(3) OPOBS: 开放环境, 不存在视距传播, 平均的时延扩展为 109ns, 最大时延扩展为 191ns.

不同信道条件下随信噪比变化的性能曲线仿真结果分别

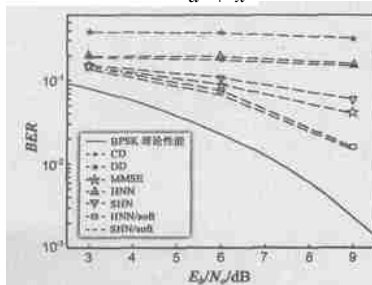


图 2 高斯信道下 BER 性能

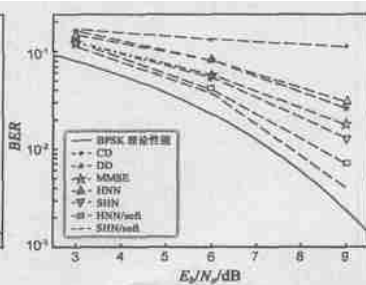


图 3 HLOS 信道下 BER 性能图

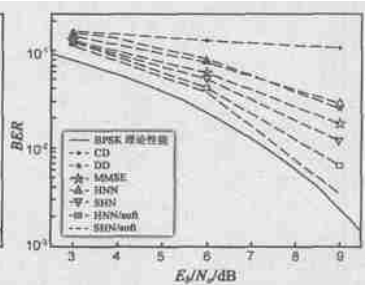


图 4 OPOBS 信道 BER 性能

见图 2、图 3 和图 4. 从图中可以看出, 在系统过载, 信道恶劣的情况下, 基于神经网络的检测器性能明显优于传统的线性检测器, 这与神经网络的非线性处理能力有关. 另一方面, 我们也可以看

出,SHN/soft 检测器结果优于 SHN 检测器,SHN 检测器又优于简单 HNN 检测器。但我们也应注意到这种性能上的提高是以增加网络的复杂度、计算复杂度和降低收敛速度为代价的。

## 6 总结与展望

本文给出了 CDMA 无线移动通信系统中基于随机 Hopfield 神经网络的最优多用户检测器的统一框架,该检测器利用随机 Hopfield 神经网络对最大似然函数进行优化从而得到最优性能,各种基于 HNN 及其改进网络的检测器算法均是这一统一模型的特例。在三种典型道中对这些检测器性能进行比较,结果表明该检测器比传统检测器的性能更好。尤其是 SHN/soft 检测器,由于引入了随机噪声和软判决反馈,避免了网络的局部收敛,得到了较好的检测性能。进一步的工作可主要集中在:(1)根据具体问题如何选择  $f(\cdot)$  和  $v_i/k$ ; (2)有效实用的随机噪声退火算法。另一方面,将神经网络与模拟退火算法(SA)或遗传算法(GA)结合构造混合算法,也可以得到理想的检测结果。

## 参考文献:

- [ 1 ] S Verdu. Multiuser Detection [M]. Cambridge, UK, Cambridge Univ. Press, 1998.
- [ 2 ] S Verdu. Minimum probability of error for asynchronous Gaussian multi-access channel [J]. IEEE Trans. Inform. Theory, 1986: 85 - 96.
- [ 3 ] B Aazhang, B Paris, G C Orsak. Multistage detection for asynchronous code division multiple access communication [J]. IEEE Trans. Commun. 1990(4): 509 - 519.
- [ 4 ] L Castedo, O Macchi. Maximizing the information transfer for adaptive unsupervised source separation [A]. In IEEE Workshop on Signal Proc [C], 1997. 65 - 68.
- [ 5 ] Yi Sun. Eliminating highest-error and fastest-metric-descent criteria and iterative algorithms for Bit synchronous CDMA Multiuser Detection [A]. In IEEE ICC 98 [C], 1998. 1576 - 1580.
- [ 6 ] N Wang, W Zhu, B Zheng. Blind multiuser detection for DS-CDMA systems: A neural network approach [A]. In IEEE ISCAS '99 [C], Orlando, 1999, 03. 603 - 606.
- [ 7 ] C Valadon, R Tafarolli. A fast adaptive multiuser detector for DS-CDMA communication based on artificial neural network [A]. In IEEE Symp. Spread Spectrum Techn. and Appl. [C]. 1998. 873 - 877.
- [ 8 ] G He. A new adaptive neural network multiuser detector in synchronous CDMA system [A]. In IEEE ICASSP '97 [C]. 1997. 3333 - 3336.
- [ 9 ] U Mitra, H V Roor. Neural network techniques for adaptive multiuser demodulation [J]. IEEE Journal on Sel. Areas in Commun., 1994, (11): 1460 - 1470.
- [ 10 ] G Kechriotis, E S Manolakos. Implementing the optimal CDMA multiuser detector with hopfield neural network [A]. In IEEE Workshop on Appl. Neural Networks and Telecomm. [C]. 1993. 60 - 66.
- [ 11 ] T Miyajima, T Hasegawa, M Hancisi. On the multiuser detection using a hopfield neural network in code division multiple access communication [J]. IEICE Trans. Commun., 1993, (8): 76 - 82.
- [ 12 ] W G Teich, M Seidl. Code division multiple access communication: Multiuser detection based on a recurrent structure [J]. IEEE Trans. Veh. Technol., 1996, (7): 979 - 984.
- [ 13 ] G Jeney, J Leventovszky. Stochastic hopfield network for multi-user detection [A]. European Conf. Wireless Techn. [C]. Paris, 2000. 147 - 150.
- [ 14 ] Jeney G, Leventovszky J. Stochastic hopfield network for multiuser detection [A]. In European Conference on Wireless Technology [C]. Paris, 2000. 147 - 150.
- [ 15 ] B Wang, Z He, J Nie. To implement the CDMA multiuser detection by using transiently chaotic neural network [J]. IEEE Trans on Aerospace and Elec. Sys., 1997, (33): 1068 - 1071.
- [ 16 ] WANG Yonggang, JIAO Licheng. A novel multiuser detector using the stochastic hopfield network with soft decision feedback [J]. submitted to Chinese Journal of electronics, 2002.
- [ 17 ] 焦李成. 神经网络系统理论 [M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 1992.
- [ 18 ] 王凌. 智能优化算法及其应用 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2000.

## 作者简介:



王永刚 男, 1975 年 7 月出生于河南省焦作市, 讲师, 现为西安电子科技大学博士生, 主要研究兴趣包括: 智能信号处理、多用户检测、空时信号处理等。

焦李成 男, 1959 年 10 月出生于陕西省白水縣, 现为西安电子科技大学教授, 博士生导师, 主要研究兴趣包括: 非线性理论、人工神经网络、子波理论与应用、进化计算、数据挖掘、多用户检测等。