

基于连续 Hopfield 型神经网络的 QAM 信号盲检测

阮秀凯^{*①} 张志涌^②

^①(南京邮电大学通信与信息工程学院 南京 210003)

^②(南京邮电大学自动化学院 南京 210046)

摘要: 该文利用连续 Hopfield 网络本身特点, 提出基于连续复 Hopfield 网络的多值方形/非方形 QAM 信号的直接盲检测方法。首先完成多值信号盲检测的优化问题构造和能量函数的映射, 设计了一个适用于该问题的激活函数。然后给出能量函数的设计与分析、盲检测信号权矩阵的配置方法及其神经元数目选择的一般规律。最后通过对方形 QAM 和非方形 QAM 信号的仿真现象展示和分析, 验证了所提方法的有效性和鲁棒性。

关键词: 无线通信; 信号处理; 连续 Hopfield 网络; 信号盲检测; 激活函数; 能量函数; 正交幅度调制

中图分类号: TN911.7

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2011)07-1600-06

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2010.01271

Blind Detection of QAM Signals Using Continuous Hopfield-type Neural Network

Ruan Xiu-kai^① Zhang Zhi-yong^②

^①(College of Telecommunications and Information Engineering,

Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210003, China)

^②(College of Automation, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210046, China)

Abstract: A novel blind detection algorithm of multi-valued square/non-square QAM signals using complex Continuous Hopfield-type Neural Network (CHNN) is proposed. The blind detection issue of multi-valued QAM signals is transformed into solving a quadratic optimization problem firstly. The method of mapping the cost function of this optimization one to the energy function of CHNN is shown. A complex activation function to fit this special issue is designed, and the energy function of CHNN is analyzed. Meantime, a special connective matrix is constructed to ensure the detect signals correctly and the general law of making correct choice of the number of neurons is illustrated. Finally, simulation results using square and non-square QAM signals demonstrate the effectiveness and robustness of this new algorithm.

Key words: Wireless communication; Signal processing; Continuous Hopfield Neural Network (CHNN); Blind signal detection; Activation function; Energy function; Quadrature Amplitude Modulation (QAM)

1 引言

近年, 3G、长期演化(Long Term Evolution, LTE)和物联网(Internet Of Things, IOT)等的提出和迅速发展, 使得信号传输速率的极大提高及无线传输信道的时变特性增强, 这就对盲检测技术提出了新的技术要求, 盲检测算法需要具有仅使用较短的数据块就能够消除符号间干扰(Inter Symbol Interference, ISI)以对抗信道的时变特性。已有的性能较为优秀的传统盲检测算法大多构建在统计量基础上, 由此就使得算法严重依赖数据量长度, 即为保证统计量的精确性, 必定需要足够长的数据量^[1]。

而且这种数据量的需求会随统计量“阶次”的升高而增加, 从而导致该类算法无法满足高速信号传输时的信道时变要求。同时, 对于稍高阶次的正交幅度调制(Quadrature Amplitude Modulation, QAM)信号而言, 基于统计量的盲检测算法会产生较高的剩余误差^[1]。文献[2,3]等提出了直接利用字符集检测信号的算法, 但它们仅对最简单二值实数信号有效, 而对于稍许复杂的 QPSK, 就会因计算量的增大而致使效率大减, 而且对于 QAM 信号是否适用至今未见相关论证。运用神经网络实现盲信号处理^[1,4-8]的文献并不少见, 该类方法虽然减少了算法对数据量的过多依赖, 但是算法运算负担相当沉重, 讨论范围或限在实数神经网络或局限于二值信号, 而对于多值 QAM 信号是否有效, 至今未见相关文献给出。

2010-11-19 收到, 2011-02-25 改回

国家自然科学基金(60772060)资助课题

*通信作者: 阮秀凯 ruanxiukai@163.com

不依赖统计量, 利用复数连续 Hopfield 网络直接盲检测复数多值 QAM 信号的文献迄今未见。考虑到现代无线通信系统信号的高频化特性, 采用连续输入的神经元是接近物理现实, 并利用连续 Hopfield 型神经网络本身特点, 提出了如何运用复连续 Hopfield 网络解决多值 QAM 信号的盲检测问题。完成多值信号盲检测的优化问题构造和能量函数的映射, 设计了一个适用于该问题的激活函数, 给出该特定问题的能量函数的分析和证明、正确盲检测信号权矩阵的配置方法及其神经元数目选择的一般规律。最后通过对方形 QAM 和非方形 QAM 信号的仿真现象展示和分析, 进一步讨论算法的有效性和鲁棒性并指出未来的研究方向。

2 性能函数与优化问题的建立

不失一般性, 忽略噪声时, 多输入多输出 (MIMO) 通信系统接收方程、盲处理方程可表述如下:

$$\left. \begin{aligned} (\mathbf{x}(t))_{q \times 1} &= \sum_{j=0}^M (\mathbf{H}_j)_{q \times P} (\mathbf{s}(t-j))_{p \times 1} \\ &= [\mathbf{H}_0, \dots, \mathbf{H}_M] (\mathbf{s}(t))_{(M+1)p \times 1} \\ \mathbf{X}_N(t) &= \mathbf{S}(t) \mathbf{\Gamma}^H \end{aligned} \right\} \quad (1)$$

其中 P 为发送天线个数, q 为过采样因子/接收天线个数, 若 $P=1$ 则退化为单输入单输出 (SIMO) 系统, $\mathbf{\Gamma} = \mathbf{\Gamma}_L(\mathbf{H}_j)$ 是 $(\mathbf{H}_j, j=0, 1, \dots, M)$ 构成的 Toeplitz 形式的平滑矩阵, $[\mathbf{H}_0, \dots, \mathbf{H}_M]_{q \times (M+1)p}$ 是通信信道的冲激响应, $(\mathbf{X}_N(t))_{N \times (L+1)q} = [\mathbf{x}_L(t), \dots, \mathbf{x}_L(t+N-1)]^T$ 是接收数据阵, 而发送信号阵 $\mathbf{S}(t) = [\mathbf{s}_{L+M}(t), \dots, \mathbf{s}_{L+M}(t+N-1)]_{N \times (L+M+1)p}^T$ 。

当 $\mathbf{\Gamma}$ 满列秩时, 就一定有 $\mathbf{Q}\mathbf{s}_N^{(p)}(t-d) = \mathbf{0}$, 其中 $\{\mathbf{s}_N^{(p)}(t-d) | p_1 = 1, \dots, p; d = 0, \dots, M+L\}$, $\mathbf{Q} = \mathbf{U}_c \mathbf{U}_c^H$, \mathbf{U}_c 是 \mathbf{X}_N 奇异值分解^[3,6], $\mathbf{X}_N = [\mathbf{U}, \mathbf{U}_c]$

$\begin{bmatrix} \mathbf{D} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{bmatrix} \cdot \mathbf{V}^H$ 中的 $(N \times (L+M+1)p)$ 的酉阵, 计算奇

异值较为常用的方法是 Golub-reinsh 算法^[9]。

进而构造性能函数及优化问题

$$J_0 = (\mathbf{s}_N^{(r)}(t-d))^H \mathbf{Q} \mathbf{s}_N^{(r)}(t-d) = \mathbf{s}^H \mathbf{Q} \mathbf{s} \quad (2)$$

$$\arg \min \{J_0\}, \quad \mathbf{s} \in A^N \quad (3)$$

在此, $\mathbf{s} = \mathbf{s}^R + i\mathbf{s}^I$ 表示复向量, 其元素的实部、虚部都属于由 QAM 信号本身星座点所约束的字符集, 如 16-QAM 信号, $A = [\pm 1, \pm 3]$, 64-QAM 信号则 $A = [\pm 1, \pm 3, \pm 5, \pm 7]$ 。

显然, 式(3)是个带约束条件的二次型函数优化问题, 通过数字计算机采用传统的串行数值算法, 对于 n 维系数矩阵而言, 算法复杂度为 $O(n^3)$ 而无法满足大规模的实时应用。连续 Hopfield 的并行计算

可使得计算量不会随着维数的增加而发生指数性的增长, 因而把采用 Hopfield 神经网络作为工具求解该问题是较为理想的选择。

3 基于 CHNN 的多值 QAM 信号盲检测

Hopfield 网络是单层对称全反馈网络(也可无自反馈), 根据激活函数和输入输出量的不同, 可分为离散型 Hopfield 网络 (Discrete Hopfield Neural Network, DHNN) 和连续型的 Hopfield 网络 (Continuous Hopfield Neural Network, CHNN)。连续 Hopfield 网络是由著名物理学家 Hopfield 于 1984 年提出的^[10]。

选择 CHNN 解决多值 QAM 信号盲检测问题的出发点主要有如下两个方面: 一方面, 考虑到现代无线通信系统的信号的高频化特性, 输入信号向量需要“密集”量化, 采用连续输入的神经元更接近物理现实的; 另外一方面, 连续 Hopfield 型神经网络本身具有的如下特点:

(1) CHNN 的各神经元采用并行方式工作, 其结构和生物的神经系统中大量存在的神经反馈回路是相一致的。

(2) CHNN 的激活函数的输入输出之间的关系为连续可微的单调上升函数, 主要用于优化计算。

(3) CHNN 用于优化计算时, 仅需要网络演化的最终状态, 而不关心详细的状态演化轨迹。

3.1 激活函数设计和讨论

设计合适的多值激活函数是网络能否成功实现多值 QAM 信号的盲检测的一个重要因素。通用的复激活函数形式表示如下:

$$f(u) = f^R(u^R, u^I) + i \cdot f^I(u^R, u^I) \quad (4)$$

这里, $f^R: \mathbf{R}^2 \rightarrow \mathbf{R}$, $f^I: \mathbf{R}^2 \rightarrow \mathbf{R}$ 。 u^R 和 u^I 分别表示变量 u 的实部和虚部^[8]。

假设所有神经元均具有相同形式的复激活函数, 且 $f^R(\cdot)$ 和 $f^I(\cdot)$ 具有相同的解析函数形式。为讨论方便, 首先考虑方形 2^K -QAM 信号, $K=2, 4, 6, 8, \dots$ 。由于多阈值逻辑是普通逻辑的一般化, 其逻辑功能更完全, 进而结合 QAM 信号星座的特征设计如下形式的多阈值连续复激活函数:

$$f^R(u^R, u^I) = \sigma(\alpha u^R + \beta \sin(\alpha \pi u^R)) \quad (5)$$

$$f^I(u^R, u^I) = \sigma(\alpha u^I + \beta \sin(\alpha \pi u^I)) \quad (6)$$

其中 α, β 为实因子, $\sigma(v)$ 为如下式(7)形式的阈值函数:

$$\sigma(v) = \begin{cases} K-1, & v \geq K-1 \\ 1-K, & v \leq 1-K \\ v, & \text{其它} \end{cases} \quad (7)$$

阈值函数的引入是为了保证激活函数值“有界”，确保激活函数具有“压制”特性。显然，所设计的激活函数在 2 维坐标原点处为 0 值。该激活函数的图形见图 1。本节中图 1，图 2 的图形均在参数 $\alpha = 1, \beta = 0.3$ 时绘制。令 $v(x) = \alpha x + \beta \sin(\alpha\pi x)$ ，当 $1 - K < v < K - 1$ 时， $\sigma(v(x)) = v(x)$ ，易求得其导数形式 $v'(x) = \alpha(1 + \beta\pi \cos(\alpha\pi x))$ 。显然，若 $\beta \leq 1/\pi$ ，有 $v'(x) \geq 0$ ，从而确保函数 $v(x)$ 具有“单调非减”性；当 β 值过小时，平台不再明显甚至消失，建议 β 的取值 $0.2 \leq \beta \leq 1/\pi$ 为宜。另外，当 $\beta = 1/\pi$ 时， $v'(x) = 0$ 的情况出现在 $x = k/\alpha$ 处(即不动点)，在此 $k = 1, 3, 5, \dots, K - 1$ ，为保证 $x = \pm 1, \pm 3, \dots, \pm(K - 1)$ ，所以应令 $\alpha = 1$ 。 $v(x)$ 及其导函数 dv/dx 图形，见图 2。

若记 $y = v(x)$ ，则其逆函数可记为 $x = v^{-1}(y)$ 。求取逆函数的导函数，因为 $y'_y = [f(x)]'_x \cdot x'_y$ 所以有 $x'_y = 1/[f(x)]'_x = 1/[\alpha + \alpha\beta \cos(\alpha\pi x)]$ ，又因为 $\cos(\alpha\pi x) \in [-1, 1]$ ，同样可知：只要 $\beta \leq 1/\pi$ ，逆函数的导数总为非负数。

3.2 基于 Hopfield 网络的盲检测能量函数和稳定性分析

考虑具有 N 个互连接的 Hopfield 网络。忽略神经元内部传播时间延迟，定义 $\mathbf{u} := [u_1, u_2, \dots, u_N]^T \in \mathbf{C}^N$ ，神经元输出向量 $\mathbf{s} := [s_1, s_2, \dots, s_N]^T \in \mathbf{C}^N$ ，激活函数矩阵 $\mathbf{f}(\mathbf{u}) := [f(u_1), f(u_2), \dots, f(u_N)]^T \in \mathbf{C}^N$ ，RC 电路矩阵 $\mathbf{T}_{RC} := \text{diag}(\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_N) \in \mathbf{C}^{N \times N}$ ，连接权矩阵 $\mathbf{W} \in \mathbf{C}^{N \times N}$ ，且有 $\mathbf{W}^H = \mathbf{W}$ 。

采用文献[11]的 Hopfield 网络模型，针对通信系统的盲检测问题，设置电流偏置为 $\mathbf{0}$

$$\left. \begin{aligned} \mathbf{T}_{RC} \frac{d\mathbf{u}}{dt} &= -\mathbf{u} + \mathbf{W}\mathbf{s} \\ \mathbf{s} &= \mathbf{f}(\mathbf{u}) \end{aligned} \right\} \quad (8)$$

进而写出网络的动态方程为

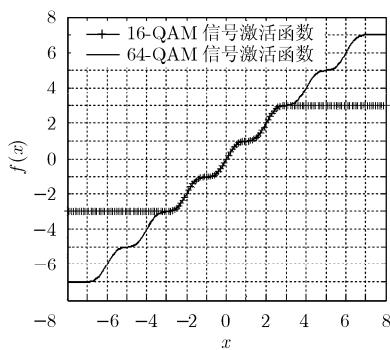


图 1 QAM 信号激活函数示意图

$$\begin{aligned} \mathbf{s}(t + \Delta t) &= \mathbf{s}^R(t + \Delta t) + i \cdot \mathbf{s}^I(t + \Delta t) \\ &= (\mathbf{W}\mathbf{f}(\mathbf{s}(t)))^R + i \cdot (\mathbf{W}\mathbf{f}(\mathbf{s}(t)))^I \end{aligned} \quad (9)$$

其中 $\mathbf{f}(\cdot)$ 为由激活函数所构成的非线性算子。文献[11]给出了二值输入情况下的能量函数形式

$$E(\mathbf{s}(t)) := -\frac{1}{2} \mathbf{s}(t)^H \mathbf{W}\mathbf{s}(t) + \sum_{j=1}^N \frac{1}{\tau_j} G(s_j^R(t), s_j^I(t)) \quad (10)$$

$$G(s_j^R(t), s_j^I(t)) = \int_0^{s_j^R(t)} g^R(\xi, 0) d\xi + \int_0^{s_j^I(t)} g^I(0, \zeta) d\zeta \quad (11)$$

其中 $g^R(\xi, 0)$ 和 $g^I(0, \zeta)$ 表示复激活函数实部和虚部的逆函数。

对实现多值 QAM 信号盲检测所构造的优化问题而言，仅具有局部稳定是不够的。所构造的优化问题希望网络只有一个唯一平衡点，并且要求它是全局渐近稳定的。现在的问题是：在所设计的多值复激活函数前提下，该能量函数是否适用该优化问题并满足网络平衡点是全局渐近稳定点。

下面首先研究该能量函数的有界性。据所设计的激活函数的有界性可知，当权矩阵的各元素(权值)均为有限值时，能量函数的第一项必为一有界量。又根据激活函数的逆函数特性可知，当函数 $s_j(t) = 0$ 时，积分值为 0，当 $s_j(t) \neq 0$ 时，无论其值为正值或负值，积分值均大于 0。这就说明了能量函数有下界。

下面证明所映射的目标函数是式(8)CHNN 的能量函数，且它的平衡点是全局渐近稳定点。

证明 令 $\mathbf{\Pi} := \begin{bmatrix} \mathbf{W}^R & -\mathbf{W}^I \\ \mathbf{W}^I & \mathbf{W}^R \end{bmatrix} \in \mathbf{R}^{2N \times 2N}$ ， $\mathbf{y}(t) := [s_1^R(t), s_2^R(t), \dots, s_N^R(t), s_1^I(t), s_2^I(t), \dots, s_N^I(t)]^T$ ，定义 $g_j^R := g^R(s_j^R(t), s_j^I(t))$ ， $g_j^I := g^I(s_j^R(t), s_j^I(t))$ ，有

$$\frac{E(\mathbf{s}(t))}{dt} = \left\{ -\mathbf{\Pi}\mathbf{s}(t) + [g_1^R, g_2^R, \dots, g_N^R, g_1^I, g_2^I, \dots, g_N^I]^T \right\} \cdot \frac{d\mathbf{y}(t)}{dt}$$

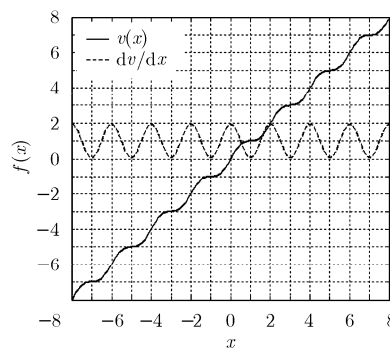


图 2 v(x) 及其导数

因为 $\mathbf{W}\mathbf{s} = \mathbf{T}_{RC} \frac{d\mathbf{u}}{dt} + \mathbf{u}$ ，所以有 $\frac{E(\mathbf{s}(t))}{dt} = -\sum_{j=1}^N \tau_j \left[\frac{du_j^R}{dt} \frac{ds_j^R(t)}{dt} + \frac{du_j^I}{dt} \frac{ds_j^I(t)}{dt} \right]$ ，又因为 $\frac{du_j^R}{dt} = \frac{d(f^{-1}(s_j^R(t)))}{ds_j^R(t)} \frac{ds_j^R(t)}{dt}$ ， $\frac{du_j^I}{dt} = \frac{d(f^{-1}(s_j^I(t)))}{ds_j^I(t)} \frac{ds_j^I(t)}{dt}$ ，上式继续演化为

$$\frac{E(\mathbf{s}(t))}{dt} = -\sum_{j=1}^N \tau_j \left\{ \frac{d(f^{-1}(s_j^R(t)))}{ds_j^R(t)} \left(\frac{ds_j^R(t)}{dt} \right)^2 + \frac{d(f^{-1}(s_j^I(t)))}{ds_j^I(t)} \left(\frac{ds_j^I(t)}{dt} \right)^2 \right\}$$

根据上述对激活函数的讨论可知，在 $\beta \leq 1/\pi$ 时，有 $\frac{d(f^{-1}(s_j^R(t)))}{ds_j^R(t)} \geq 0$ ， $\frac{d(f^{-1}(s_j^I(t)))}{ds_j^I(t)} \geq 0$ ，又因为 $\forall j = 1, 2, \dots, N$ ，均有 $\tau_j > 0$ ，所以有 $\frac{E(\mathbf{s}(t))}{dt} \leq 0$ 。并且当且仅当 $\frac{d(\mathbf{s}(t))}{dt} = \mathbf{0}$ 时， $\frac{E(\mathbf{s}(t))}{dt} = 0$ 。证毕

4 权阵配置与网络运行终止条件

4.1 权阵配置

为运用复 Hopfield 求解式(3)的信号盲检测问题，Hopfield 网络的连接权矩阵可作如下配置：

$$\mathbf{W} = \lambda \cdot \mathbf{U}\mathbf{U}^H \quad (12)$$

对于同种结构的网络，当连接权值发生变化时（即网络本身发生了变化），网络能量函数极小点的个数和值的大小也会随之改变，将直接导致能量函数的波动而无法递减。而由大数定理可知，随机初始信号经激活函数首次映射后，所有状态数据会向坐标原点收缩，这样就需要一个大于 1 的正增益因子 λ 使得搜索空间得以扩大，这样激活函数可进一步理想映射。值得指出因子 λ 的加入虽不会改变网络结构本身，但是 λ 的大小并非随意设置， λ 值过小则无法达到使得搜索空间有效扩大的目的，而 λ 值过大则使得数据点向信号星座点字符集的极大极小值处汇聚，随着反馈的不断进行该作用将不断叠加，从而导致算法失效。一般地， $\lambda \in [1.1, 1.3]$ 。另外，即使对于同一问题，权阵的配置也并非唯一。

4.2 网络运行终止条件

Hopfield 神经网络比较常用的终止条件有：迭代过程中能量函数与正确的能量之间的差值小于某个阈值或者设定反馈终止次数。但是对于同一问题，神经元数目的选择直接决定问题规模的不同，使网络收敛所需要的反馈次数也不尽相同，设置一个固

定的反馈次数使得算法缺乏自适应性。而 Hopfield 网络可能含有多个局部极小点，并不能保证每一次迭代都可以达到最终的全局最小点，所以采用能量函数与正确的能量之间的差值的方式会增大网络的运行时间，甚至无法找到令人满意的解，而且正确能量的获得需要先验获得。基于以上原因，我们采用迭代过程中能量函数差值作为网络运行的终止条件，仿真中统一采用该差值为 10^{-6} ，结果证明该条件可简单地满足算法要求。

5 仿真试验及现象分析

以 SIMO 为例，考虑噪声时，接收信号方程为 $(\tilde{\mathbf{x}}(t))_{q \times 1} = \sum_{j=0}^M (\mathbf{H}_j)_{q \times 1} s(t-j) + (\mathbf{n}(t))_{q \times 1} = \mathbf{x}(t) + \mathbf{n}(t)$ ， $\mathbf{n}(t)$ 是与 $\mathbf{s}(t)$ 相独立的高斯白噪声。仿真参数作如下约定。

采用 $h(t) = \sum_{k=1}^{N_L} (\gamma_k^R (h^R(\alpha, t - \tau_k^R)) + i\gamma_k^I (h^I(\alpha, t - \tau_k^I)))$ 经过采样的多径合成复信道。其中 $h^R(\alpha, t - \tau_k^R)$ ， $h^I(\alpha, t - \tau_k^I)$ 分别是滚降因子 $\alpha = 0.1$ ，延迟因子 τ_k^R ， τ_k^I 随机产生的升余弦脉冲响应，整个脉冲的长度为 6 个基带采样周期； γ_k^R ， γ_k^I 是在 (0,1) 区间均匀分布的随机权重系数。均衡器阶数 $L = 8$ ，过采样因子/接收天线个数 $q = 4$ ，信号传播多径数 $N_L = 5$ ， $\tau_j = 20$ ， $j = 1, 2, \dots, N$ ， $\lambda = 1.1$ ，平均能量值下降曲线和平均比特误码率 (Bit Error Rate, BER) 曲线均通过 200 次 Monte Carlo 独立试验获得。

5.1 方形 QAM 信号情况

(1) 能量函数变化情况 图 3 和图 4 分别给出了典型方形 QAM(16-QAM 和 64-QAM) 信号，在信噪比 (Signal to Noise Ratio, SNR) 15 dB 时能量函数的变化曲线。可以发现，能量函数曲线的变化情况完全符合上述理论分析。而 QAM 信号的阶次提高直接导致算法反馈次数要相应增大，方可达到系统稳定态。另一现象就是当数据量加大将直接影响反馈次数，即算法收敛速度，这是由于数据量的增大将使得能量函数曲面的吸引盘 (Basin of Attraction) 数目增加而引起的。

(2) 数据量对盲检测性能的影响 图 5 和图 6 分别为算法在不同信噪比和数据量情况下的平均比特误码率曲线。16-QAM 情况见图 5，可以知道当数据量不足时，网络最终即使达到了稳定态，平衡点也随之获得，但是此时的信号盲检测是失败的，而进一步设置无噪声影响时，数据量不足时也无法获得盲检测效果。而图中 $N=320$ 和 $N=640$ 的两条

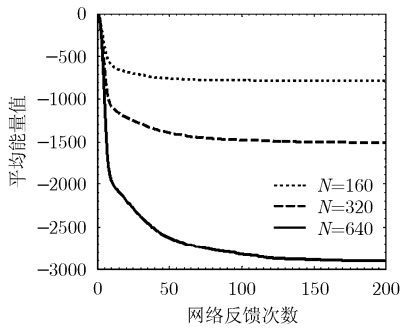


图 3 16-QAM, 平均能量值下降曲线

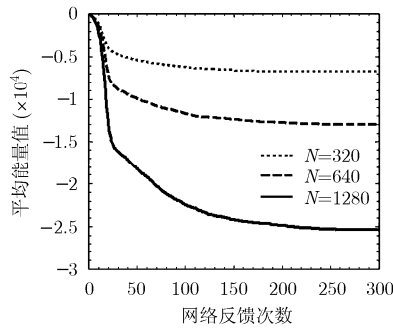


图 4 64-QAM, 平均能量值下降曲线

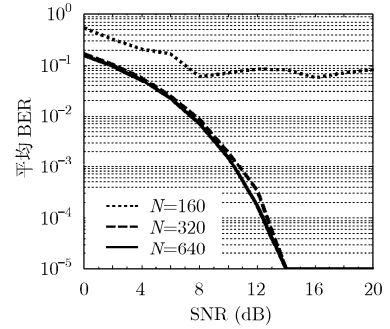


图 5 16-QAM, 不同信噪比和数据量情况下的 BER 曲线

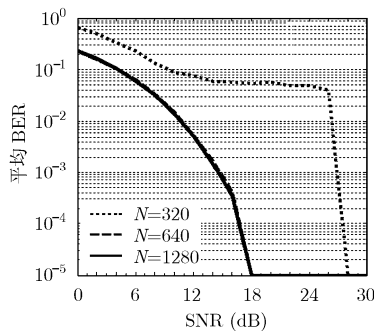


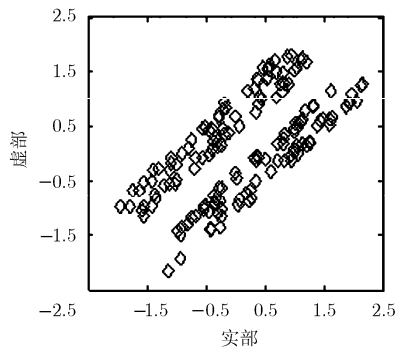
图 6 64-QAM, 不同信噪比和数据量情况下的 BER 曲线

曲线十分接近, 这就说明数据量增加到一定程度时, 算法将达到其性能极限。而图 6 中 64-QAM 情况大

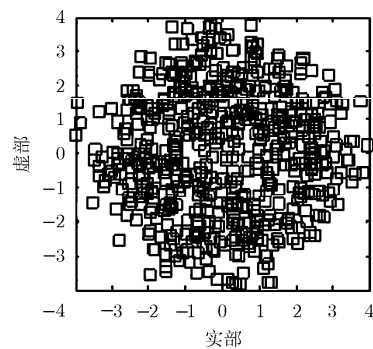
致与 16-QAM 情况类似; 而唯一的不同的是, 图 6 中 $N=320$ 的曲线在 $SNR=15$ dB 时出现“陡降”现象。这说明在高信噪比时, 数据量 $N=320$ 已达到盲检测 64-QAM 信号的初步要求。更多试验结果表明, 可以获得对于任意信噪比情况时, 通过 Monte Carlo 试验获得选择数据量的经验公式: 即 $N = 15 \times 2^K$ 。从而在性能和系统开销之间得到合理折中。

5.2 非方形 QAM 信号情况

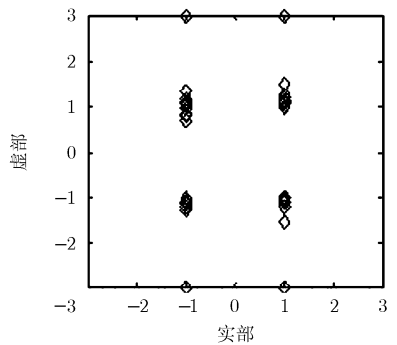
继续考察算法对非方形 QAM 信号的盲检测能力, 典型的非方形 QAM 信号有 8-QAM 和 32-QAM。由于非方形 QAM 信号 Hopfield 网络盲检测算法的能量函数曲线和 BER 曲线变化与方形 QAM 情况大同小异, 不再重复给出。图 7 给出了在 $SNR=10$ dB,



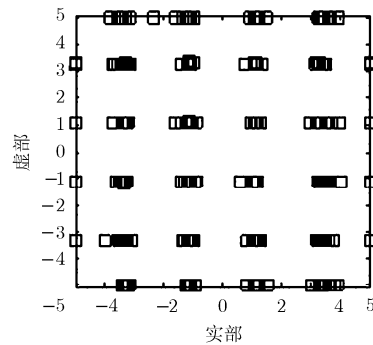
(a) 8QAM, 接收信号



(c) 32QAM, 接收信号



(b) 8QAM, Hopfield 网络最终输出信号



(d) 32QAM, Hopfield 网络最终输出信号

图 7 非方形 QAM, 接收信号和 Hopfield 网络最终输出信号的星座分布图

当发送信号为 8-QAM 信号时, 数据量 $N=160$, 32-QAM 时数据量 $N=640$ 情况下单次试验的接收信号和 Hopfield 网络最终输出信号的星座分布图。注意到图 7(a) 中接收信号明显有相位偏移情况, 这是由于采用了复信道的原因自然引入的。网络运行完成后, 输出信号正确匹配原始发送信号星座图, 说明该方法对此类信号的盲检测能力依旧, 由此也间接说明了新方法的鲁棒性和普适性。

6 结束语

本文展示了如何运用复连续 Hopfield 网络解决多值 QAM 信号的盲检测问题, 设计了一个适用于该问题的激活函数, 给出能量函数的分析和证明, 并阐述了保证能量函数下降和正确盲检测信号的权重矩阵配置及其神经元数目选择的一般规律。特别地, 在设计激活函数时仅利用了 QAM 信号星座的幅度先验知识, 而并未在优化问题中使用到星座信号的诸如统计特性等先验知识, 间接说明新方法具有获得更好性能的潜能。鉴于盲检测问题是一个典型的“不适宜(ill-posed)”问题^[12], 引入“正则化”概念^[13], 如结合星座信号的先验知识, 将盲检测问题抽象建模成由代价函数与惩罚函数共同组成的形式, 进而映射成 Hopfield 网络能量函数并获得最优解是个值得研究的方向。另外, 考虑到 Hopfield 网络仅是将输出直接作为反馈量, 如此, 在优化问题计算时, 惩罚函数只能直接针对输出, 可以预计如果将向前网络与反馈网络联合组成一复合网络, 就可以增强计算能力, 该方向同样是值得深入挖掘的。

参考文献

- [1] Romis R A, Joao M R, and Charles C C. Unsupervised Signal Processing: Channel Equalization and Source Separation [M]. New York: CRC Press, 2009, Chapters 4-5.
 - [2] 张志涌, Bai E W. SIMO 含公零点信道的直接盲序列检测[J]. 电子学报, 2005, 33(4): 671-675.
Zhang Z Y and Bai E R. Direct blind sequence detection of SIMO channels with common zeros [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2005, 33(4): 671-675.
 - [3] Bai E W, Li Q Y, and Zhang Z Y. Blind source separation/channel equalization of nonlinear channels with binary inputs [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2005, 53(7): 2315-2323.
 - [4] Naeeni B H B, Amindavar H, and Bakhshi H. Blind pertone equalization of multilevel signals using support vector machines for OFDM in wireless communication[J]. *International Journal Electronics and Communications*, 2010, 64(2): 184-190.
 - [5] Marcelino L and Jonathan G O. Blind equalization using the IRWLS formulation of the support vector machine [J]. *Signal Processing*, 2009, 89(7): 1436-1445.
 - [6] Burse K, Yadav R N, and Shrivastava S C. Channel equalization using neural network: a review[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics-Part C: Applications and Reviews*, 2010, 40(3): 352-357.
 - [7] Han S, Lee I, and Pedrycz W. Modified fuzzy c-means and Bayesian equalizer for non-linear blind channel [J]. *Applied Soft Computing*, 2009, 9(3): 1090-1096.
 - [8] Antari J, Chabaa S, and Iqdour R, et al. Identification of quadratic systems using higher order cumulants and neural networks: application to model the delay of video-packets transmission[J]. *Applied Soft Computing*, 2011, 11(1): 1-10.
 - [9] Golub G H and Vanloan C F. Matrix Computations (3rd Edition)[M]. Baltimore: Johns Hopkins University Press, 1996: 75-81.
 - [10] Hopfield J J. Neurons with graded response have collective computational properties like those of two-state neurons [J]. *Proc of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 1984, 81(10): 3088-3092.
 - [11] Tohru N. Complex-valued Neural Networks: Utilizing High-Dimensional Parameters [M]. New York: Hershey, 2009: 128-131.
 - [12] Shyshkov A. Numerical solution of ill-posed problems [D]. [Ph. D. dissertation], USA, Kent State University, 2009.
 - [13] Simon H. Neural Networks and Learning Machines (3rd Edition) [M]. New York: Prentice Hall, 2009: 231-263.
- 阮秀凯: 男, 1979 年生, 博士生, 研究方向为通信系统中的智能信号与信息处理。
张志涌: 男, 1944 年生, 教授, 博士生导师, 主要研究领域为系统辨识、盲均衡等。