

基于实虚型连续多值复数 Hopfield 神经网络的 QAM 盲检测

张 昀¹, 于舒娟¹, 张志涌², 郭宇峰¹

(1. 南京邮电大学电子科学与工程学院, 江苏南京 210003; 2. 南京邮电大学自动化学院, 江苏南京 210003)

摘 要: 针对统计量算法盲检测 QAM 信号的缺陷, 该文提出了一个实虚型连续多值复数 Hopfield 神经网络算法, 该网络的实部、虚部各含一个连续多值实激活函数. 该文构造了适用于该网络的能量函数, 并分别在异步和同步更新模式下证明了该神经网络的稳定性. 当该神经网络的权矩阵借助接收数据补投影算子构成时, 该实虚型连续多值复数 Hopfield 神经网络可有效地实现 QAM 信号盲检测. 仿真试验表明: 该算法采用较短接收数据即可到达全局真解点, 并且适用于含公零点信道.

关键词: QAM 信号; 实虚型连续多值复数 Hopfield 神经网络; 盲检测; 含公零点信道

中图分类号: TN911.23 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2013) 02-0255-05

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.3969/j.issn.0372-2112.2013.02.008

Blind Detection of QAM Signals with a Complex Hopfield Neural Network with Real-Imaginary-Type Soft-Multistate-Activation-Function

ZHANG Yun, YU Shu-juan, ZHANG Zhi-yong, GUO Yu-feng

(1. College of Electronic Science Engineering, Nanjing University of Plsts and Telecommunication, Nanjing, Jiangsu 210003, China;

2. College of Automation, Nanjing University of Plsts and Telecommunication, Nanjing, Jiangsu 210003, China)

Abstract: Considering the disadvantage of the algorithms based on statistics, a novel algorithm based on Complex Hopfield Neural Network with Real-Imaginary-type Soft-Multistate-activation-function (CHNN_RISM) is proposed to detect QAM signals blindly. A multi-valued continuous activation function is constructed in both of the real part and imaginary part of CHNN_RISM. A new energy function for CHON_RISM is constructed in this paper and the stabilities with asynchronous and synchronous operating mode are also analyzed separately. While the weighted matrix of CHNN_RISM is constructed by the complementary projection operator of received signals, the problem of quadratic optimization with integer constraints can successfully solved with the CHNN_RISM, and the QAM signals are blindly detected. Simulation results show that the algorithm reaches the real equilibrium points with shorter received signals and appropriate for channel with common zeros.

Key words: QAM signal; complex hopfield neural network with real-imaginary-type soft-multistate-activation-function (CHNN_RISM); blind detection; channel with common zeros

1 引言

基于二阶统计量(Second Order Statistics, SOS)或高阶统计量(High Order Statistics, HOS)的盲辨识/均衡算法研究较多, 但 HOS 所需数据量非常大, 且 SOS 对发送信号的独立性要求比较高, 信号有色相关时, 算法不能有效实现, 且还要求子信道不能有公零点^[1~4].

文献中的 Hopfield 神经网络多用于联想记忆来进行图像恢复^[5~8], 用于通信系统时, 可以进行信道辨识

和信号分离等^[11~13]. 近年来, 基于 Hopfield 神经网络的盲检测主要用于二值信号优化^[9,11], 缺乏对多值信号的研究. 而利用多值复数 Hopfield 神经网络实现盲均衡、盲检测的相关文献迄今很难见到^[12,14]. 文献[7]提出了连续多值激活函数和相应的实数域连续 Hopfield 神经网络, 但是此文献局限于解决实数域多值信号联想记忆问题, 文献[10]对其稳定性进行了分析.

本文首先构造了实虚型连续多值复数 Hopfield 神经网络(Complex-Valued Hopfield Neural Network Real-Imagin-

ary-Type Soft-Multistate-Activation-Function, CHNN_RISM), 讨论了实虚型连续多值激活函数(RISM)的设计;分别给出了同步、异步条件下 CHNN_RISM 的能量函数的构造. 针对统计量算法的缺点, 利用接收信号矩阵的正交补空间与发送信号的有限字符集特性, 把发送信号盲检测问题转化为整数约束下的二次规划问题, 提出了新的优化性能函数, 实现了对 MQAM 信号的直接盲检测.

2 SIMO 离散时间信道模型及问题的提出

忽略噪声时, 单输入多输出 SIMO(Single-Input Multi-Output)离散时间信道的接收方程如下

$$(\mathbf{x}(k))_{q \times 1} = \sum_{j=0}^M (h_j)_{q \times 1} s(k-j) \quad (1)$$

$$\mathbf{X}_N = \mathbf{S}\mathbf{\Gamma}^H \quad (2)$$

在此, 发送信号阵 $\mathbf{S} = [s_{L+M}(k), \dots, s_{L+M}(k+N-1)]^T = [s_N(k), \dots, s_N(k-M-L)]_{N \times (L+M+1)}$, $(\mathbf{\Gamma})_{(L+1)q \times (L+M+1)}$ 是 $h_j, j=0, 1, \dots, M$ 构成的块 Toeplitz 矩阵; $[h_0, \dots, h_M]_{q \times (M+1)}$ 是通信信道的冲激响应, 接收数据阵为 $(\mathbf{X}_N)_{N \times (L+1)q} = [x_L(k), \dots, x_L(k+N-1)]^T$.

式(2)表明, \mathbf{X}_N 值空间的正交补空间一定包含 \mathbf{S} 的值空间的正交补空间, 因此存在 $\mathbf{Q} = \mathbf{U}_c \mathbf{U}_c^H$ 满足 $\mathbf{Q}\mathbf{s}_N(k-d) = 0$, 其中 $d=0, \dots, M+L$, 且 \mathbf{U}_c 是 \mathbf{X}_N 值空间的正交补空间, 即奇异值分解 $\mathbf{X}_N = [\mathbf{U}, \mathbf{U}_c] \cdot \begin{bmatrix} \mathbf{D} \\ 0 \end{bmatrix} \cdot \mathbf{V}^H$ 中的酉基阵. 据此构造性能函数及优化问题^[7]

$$J_0 = \mathbf{s}_N^H(k-d) \mathbf{Q} \mathbf{s}_N(k-d) = \mathbf{s}^H \mathbf{Q} \mathbf{s} \quad (3)$$

$$\hat{\mathbf{s}} = \arg \min \{ J_0 \} \quad (4)$$

其中, $\mathbf{s} = \mathbf{s}_R + i \cdot \mathbf{s}_I$ 表示复向量, $\mathbf{s}_R \in A, \mathbf{s}_I \in A, A = \{ \pm 1, \pm 3, \dots, \pm d_n \mid d_n = 1 + 2(n-1) \}$.

文献[9]构造了一个复数 HNN, 但是依然局限于二进制信号即 QPSK, 无法检测多电平信号. 为利用 CHNN_RISM 实现信号盲检测, 将式(4)中的代价函数和 CHNN_RISM 的能量函数相对应, 即将二次规划最优解问题转化为求解 CHNN_RISM 的稳定平衡点或者真解点问题.

3 实虚型连续多值复数 Hopfield 神经网络的构造及稳定性

为求解式(4)的优化问题, 本节构造新的实虚型连续多值复数 Hopfield 神经网络如图 1 所示, 设计了针对多电平信号的连续散激活函数, 并给出了新网络的能量函数.

如图 1 所示, CHNN_RISM 的动态方程为

$$\begin{aligned} \mathbf{s}(k+1) &= \mathbf{s}_R(k+1) + i \cdot \mathbf{s}_I(k+1) \\ &= f_R(\operatorname{Re}(\mathbf{W}\mathbf{s}(k))) + i \cdot f_I(\operatorname{Im}(\mathbf{W}\mathbf{s}(k))) \\ &= f(\mathbf{W}\mathbf{s}(k)) \end{aligned} \quad (5)$$

其中 $\mathbf{y}(k) = \mathbf{W}\mathbf{s}(k)$, 权矩阵 $\mathbf{W} \in \mathbb{C}^{N \times N}$, 且 $\mathbf{W} = \mathbf{W}^H$. 实虚型连续多值激活函数 $f(\cdot) = f_R(\cdot) + i \cdot f_I(\cdot)$, 且 $f_R(\cdot) = f_I(\cdot)$ 为文献[7]提出的多值 Sigmoid 函数, 表达式如下

$$f(x, N) = \left[\sum_{i=1}^N \frac{2}{1 + e^{-\lambda(x+\theta_i)}} \right] - N \quad (6)$$

其中, $\theta_i = 2i - 1 - N, (i = 1, 2, \dots, N)$ 为函数拐点. 16QAM 信号时, 取 $N = 3, \lambda > 0$ 为每个累加项函数的衰减系数, 其取值大小也将影响激活函数中拐点的个数, 需要 $\lambda > 1.4516$. 在 Hopfield 神经元中 $f(x, 3)$ 函数的平衡点形态(即聚点和散点), 可画出如图 2 所示的更新状态变化图. 举例说明如下:

当神经元的初始输入为(0,1)区间中的某点 x_1 , 在激活函数 $f(x, 3)$ 作用下, 得到 $y_1 = f(x_1, 3)$; 此时 y_1 为自变量, 因此 $x_2 = y_1$, 再求 $y_2 = f(x_2, 3)$; 如此重复, 不断逼近坐标点(1,1), 最后稳定在聚点(1,1). 用此分析方法, 可知(-3,-3)、(-1,-1)、(3,3)也是聚点, (-2,-2)、(0,0)、(2,2)则称为散点.

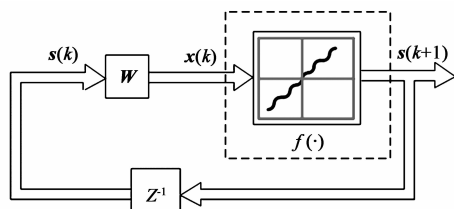


图1 连续多值复数Hopfield神经网络结构图

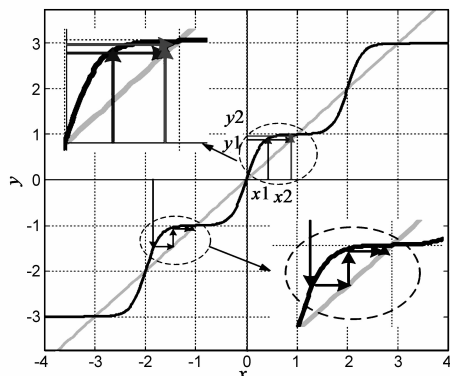


图2 $f(x,3)$ 函数中聚点和散点示意图

Hopfield 神经网络是高度非线性的, 判断其稳定性就是看其能量函数在运行中是否递减, 下面构造了异步更新模式和同步更新模式下 CHNN_RISM 的能量函数.

对于式(5)、(6)描述的 CHNN_RISM, 记 $f^{-1}(\cdot)$ 为激活函数 $f(\cdot)$ 的逆函数, 有以下定理:

定理 1 由 N 个神经元组成的 Hopfield 神经网络, 当权矩阵满足 $\mathbf{W} = \mathbf{W}^H$, 且

$$\text{diag}\{[f^{-1}(\xi_{R1})]', \dots, [f^{-1}(\xi_{RN})]'\} \geq \mu \cdot \mathbf{I},$$

$$\text{diag}\{[f^{-1}(\xi_{I1})]', \dots, [f^{-1}(\xi_{IN})]'\} \geq \mu \cdot \mathbf{I}, \text{ 这里 } \mu > 0,$$

$$E(k) = -\frac{1}{2} \mathbf{s}(k)^H \mathbf{W} \mathbf{s}(k) + \sum_{i=1}^N \left(\int_0^{s_{m_i}(k)} f^{-1}(x) dx + \int_0^{s_{n_i}(k)} f^{-1}(x) dx \right) \quad (7)$$

是 CHNN_RISM 网络在异步更新模式下的能量函数.

定理 2 由 N 个神经元组成的 Hopfield 网络, 当权矩阵满足 $\mathbf{W} = \mathbf{W}^H$, 那么

$$E(k) = -\frac{1}{2} \mathbf{s}(k)^H \mathbf{W} \mathbf{s}(k) + \sum_{j=1}^N \left(\int_0^{s_{m_j}(k)} f^{-1}(x) dx + \int_0^{s_{n_j}(k)} f^{-1}(x) dx \right) \quad (8)$$

为同步更新模式下, CHNN_RISM 的能量函数. 由于篇幅原因, 定理 1 和 2 的证明略.

用 CHNN_RISM 求解优化问题时, 首先将待研究或解决的最优解对应为 CHNN_RISM 能量函数的最小值, 使神经元的输出与问题的解相对应. 下面构造信号盲检测的二次规划性能指标.

4 盲检测信号的神经网络权阵配置

式(7)可以改写为全实数形式:

$$E(k) = -\frac{1}{2} \mathbf{s}_{RI}^T(k) \mathbf{W}_{RI} \mathbf{s}_{RI}(k) + \sum_{i=1}^{2N} \left(\int_0^{s_{m_i}(k)} f^{-1}(x) dx \right) \quad (9)$$

$$\text{其中 } \mathbf{s}_{RI} = \begin{bmatrix} \mathbf{s}_R \\ \mathbf{s}_I \end{bmatrix}, \mathbf{W}_{RI} = \begin{bmatrix} \mathbf{W}_R & -\mathbf{W}_I \\ \mathbf{W}_I & \mathbf{W}_R \end{bmatrix}.$$

设计 CHNN_RISM 的连接权阵取如下形式:

$$\mathbf{W}_{RI} = [\mathbf{I} - \mathbf{Q}_{RI}] \quad (10)$$

其中, $\mathbf{Q}_{RI} = \begin{bmatrix} \mathbf{Q}_R & -\mathbf{Q}_I \\ \mathbf{Q}_I & \mathbf{Q}_R \end{bmatrix}$, \mathbf{Q}_R 和 \mathbf{Q}_I 分别表示补投影算子 \mathbf{Q} 的实部和虚部.

将式(10)代入式(9)可得:

$$E(k) = -\frac{1}{2} \mathbf{s}_{RI}^T(k) [\mathbf{I} - \mathbf{Q}_{RI}] \mathbf{s}_{RI}(k) + \sum_{i=1}^{2N} \left(\int_0^{s_{m_i}(k)} f^{-1}(x) dx \right) = -\sum_{i=1}^{2N} \left(\frac{1}{2} s_{RIi}^2(k) - \int_0^{s_{m_i}(k)} f^{-1}(x) dx \right) = -2N \cdot \Lambda \quad (11)$$

式(11)第二个等式在解点处获得, 因为此时 $\mathbf{s}_{RI}^T(k) \mathbf{Q}_{RI} \mathbf{s}_{RI}(k) = 0$. 其中 $\Lambda = \frac{1}{2} s_{RIi}^2(k) - \int_0^{s_{m_i}(k)} f^{-1}(x) dx$. 图 3 给

出了 $s_{RIi}(k) = 1$ 和 $s_{RIi}(k) = -3$ 时, Λ 的示意图. 从图中可看出 Λ 为横杠部分面积, 是两块面积相减的曲面面积, $\frac{1}{2} s_{RIi}^2(k)$ 为阴影部分面积, $\int_0^{s_{m_i}(k)} f^{-1}(x) dx$ 为斜杠部分面积. $s_{RIi}(k)$ 为四电平字符集 $\{-3, -1, 1, 3\}$ 中任意字符下, Λ 都是固定值. 由式(11)可知, 当 CHNN_RISM 到达解点处时, 能量函数为一个与 N 有关的固定值.

当 CHNN_RISM 到达解点时, 有 $\mathbf{s}_{RI}(k) = f\{[\mathbf{I} - \mathbf{Q}_{RI}] \cdot \mathbf{s}_{RI}(k-1)\} = f\{\mathbf{s}_{RI}(k-1)\} = \mathbf{s}_{RI}(k-1)$. 所以能量函数在“平衡点集”中的解点就是式(3)优化问题的解, 得到的解点信号即为所需检测的发送信号.

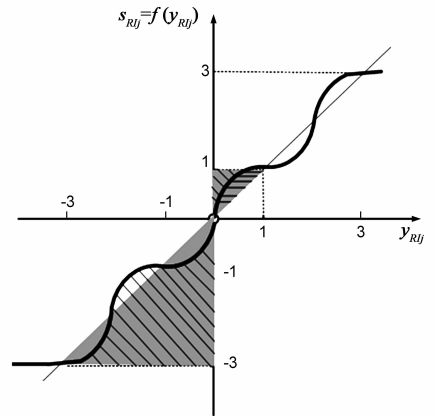


图3 $s_{RIi}(k)=1, -3$ 时的 Λ 计算示意图

5 仿真实验

实验采用 $h(t) = \sum_{j=1}^{N_L} (w_{Rj}(h_R(\alpha, t - \tau_{Rj})) + i \cdot w_{Ij}(h_I(\alpha, t - \tau_{Ij})))$ 经 $q=3$ 过采样的多径合成复数信道. 其中: $h_R(\alpha, t - \tau_{Rj})$, $h_I(\alpha, t - \tau_{Ij})$ 分别是滚降因子 $\alpha = 0.1$, 延迟因子 τ_{Rj} , τ_{Ij} 随机情况下产生的升余弦脉冲响应; w_{Rj} , w_{Ij} 是在 $(0, 1)$ 间均匀分布的随机权系数, N_L 是多径数^[2].

实验 1 采用多径合成随机复数信道, 发送信号为 16QAM 星座, 固定数据长度 $N = 500$, 本文 CHNN_RISM 算法在同步和异步更新模式下与经典二阶统计量算法 TXK^[15]、子空间算法 (SSA)^[1, 15]、线性预报法 (LPA)^[15]、互相关算法 (CR)^[16] 的算法误码率比较.

如图 4 所示, 为做图方便计, 误码率为零的点设定为 10^{-5} . 试验表明: 本文算法有效地克服了传统神经网络算法局限于二电平信号和实数域的优点, 在随机复信道下能成功盲检测高阶 QAM 信号, 算法性能比二阶统计量算法优越.

实验 2 算法与数据量的关系

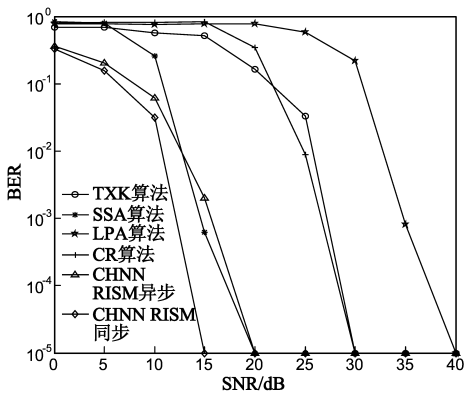


图4 16QAM信号下, CHNN_RISM算法与SOS算法误码率比较

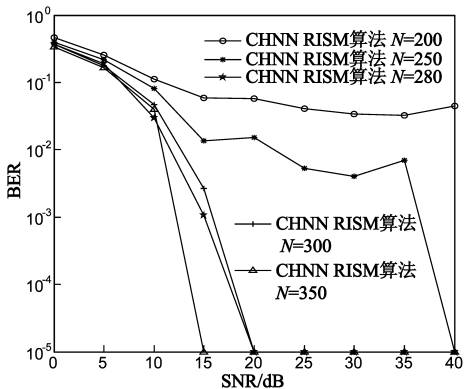


图5 CHNN_RISM算法数据量不同时误码率比较

本实验采用多径合成随机复数信道, 针对 16QAM 的不同接收数据量, 进行了误码率比较. 从图 5 可以看出: 对于 16QAM 信号, CHNN_RISM 算法只需 $N = 280$ 数据量就可成功检测. 值得指出: 本文方法所需的数据量, 约是其他二阶统计盲检测算法所需数据量的 $1/2$.

实验 3 含一个公零点的多径合成随机复数信道下, 发送信号为 16QAM 信号, $N = 500$ 时, 分别进行本章 CHNN_RISM 算法与二阶统计量算法的 Monte Carlo 实验. 误码率曲线如图 6 所示. 信道为含一个公零点的多径合成随机复数信道, 设定一个公零点为 $(0.3000 - 1.0000i)$, 权系数随机、延迟因子随机.

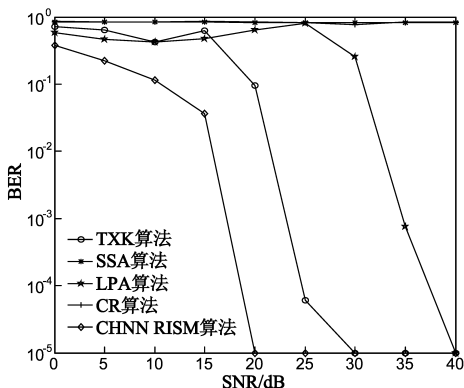


图6 含一个公零点信道, CHNN_RISM算法与SOS算法误码率

实验 4 含两个公零点的多径合成随机复数信道下, 发送信号为 16QAM 信号, $N = 500$ 时, 分别进行本章 CHNN_RISM 算法与二阶统计量算法的 Monte Carlo 实验. 误码率曲线如图 7 所示. 信道为含两个公零点的多径合成随机复数信道, 设定两个公零点为 (3.0000) 、 $(-0.1683 + 0.3168i)$, 权系数随机、延迟因子随机. 由图 6 和 7 可以看出, 信道含一个或两个公零点情况下, CHNN_RISM 算法都能很好盲检测 16QAM 信号.

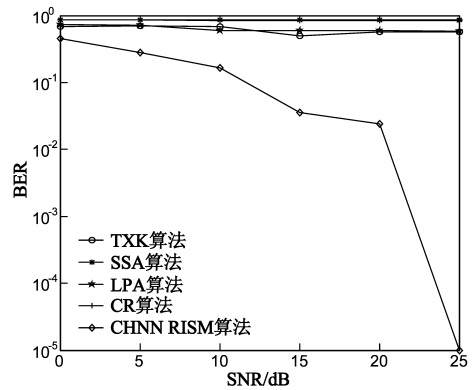


图7 含两个公零点信道, CHNN_RISM算法与SOS算法误码率

6 结束语

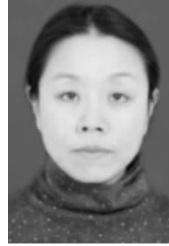
迄今为止, 利用神经网络盲检测信号的算法文献很多, 但这些文献算法往往依赖统计量, 并且局限于两状态网络, 无法解决多电平信号问题. 本文算法的权矩阵的来源和构造与传统神经网络算法相比有根本不同, 为了利用新的优化性能函数解决复杂星座信号盲检测问题, 研究并构造了“实虚型连续多值激活复数 Hopfield 神经网络”, 设计了适用于 CHNN_RISM 的实虚型连续多值激活函数, 以及新的能量函数. 仿真表明, 信道含公零点情况下, CHNN_RISM 算法能很好盲检测 16QAM 信号.

参考文献

- [1] P Iouaton, E Moulines, P A Regalia. Subspace Method for Blind Identification and Deconvolution, in Signal Processing Advances in Wireless and Mobile Communication [M]. Giannakis, Hua, Stoica, and Tong, Chapter 3, Prentice Hall, 2001.
- [2] Y B Hua. Blind Identification and Equalization of Channels Driven by Colored Signals, in Signal Processing Advances in Wireless and Mobile Communication [M]. Giannakis, Hua, Stoica, and Tong, chapter 4, Prentice Hall, 2001.
- [3] Shafayat Abrar. Compact constellation algorithm for blind equalization of QAM signals [A]. Proceedings of International Networking and Communication Conference 2004 [C]. Lahore. 2004. 170 - 174.

- [4] J Yang, J J Werner, G A Dumont. The multimodulus blind equalization and its generalized algorithms[J]. IEEE Journal on selected arrears in communication, 2002, 20(5): 997 – 1015.
- [5] X Liu, K Fang, B Liu. A synthesis method based on stability analysis for complex -valued hopfield neural network[A]. Proceedings of the 7th Asian Control Conference[C]. Hong Kong, 2009. 1245 – 1250.
- [6] K L Du, A K Y Lai, K K M Cheng, M N S Swamy. Neural methods for antenna array signal processing: A review[J]. Signal Processing, 2002, 82(4): 547 – 561.
- [7] J M Zurada. Neural Networks: binary monotonic and multiple-valued[A]. Proc of the 30th IEEE International Symposium on Multiple-Valued Logic[C]. Portland, Oregon, 2000. 67 – 74.
- [8] Gupta M M, Jin L, Homma N. Static and Dynamic Neural Networks: From Fundamentals to Advanced Theory[M]. New Jersey: IEEE Press, 2003: 469 – 577.
- [9] Zhiyong Zhang, Yun Zhang. Blind detection of QPSK signals using hopfield neural network[A]. Intelligent Control and Automation, WCICA 2008. 7th World Congress[C]. Chongqing, China, 2008. 2696 – 2700.
- [10] Y Liu, Z You. Stability analysis for the generalized hopfield neural networks with multi-level activation functions[J]. Neurocomputing 2008, 71(16-18): 3595 – 3601.
- [11] Wang H, Zhang L. Optimal Hopfield neural network and application for multi-user detection [A]. 2009 International Conference on Communication Software and Networks[C]. Chengdu, 2009. 567 – 570.
- [12] Quan Q, Kim J. Intercarrier interference suppression for OFDM systems using Hopfield neural network[J]. International Journal of Computer Science and Network Security, 2006, 6(6): 157 – 162.
- [13] 王永刚, 焦李成. 基于随机 Hopfield 神经网络的最优多用户检测器[J]. 电子学报, 2004, 32 (10): 1630 – 1634.
Wang Yong Gang, Jiao Li Cheng. Optimal multiuser detectors based on the stochastic hopfield network[J]. Acta Electronica Sinica, 2004, 32(10): 1630 – 1634. (in Chinese)
- [14] 马润年, 张强, 许进. 离散 Hopfield 神经网络的稳定性研究[J]. 电子学报, 2002, 30(7): 1089 – 1091.
Ma Run Nian, Zhang Qiang, Xu Jin. Stability study of discrete hopfield neural networks[J]. Acta Electronica Sinica, 2002, 30(7): 1089 – 1091. (in Chinese)
- [15] Ding Z, Li Y. Blind Equalization and Identification [M]. New York, Marcel Dekker, 2000.
- [16] Huang Y A, Benesty J. Adaptive multi-channel least mean square and Newton algorithms for blind channel identification [J]. Signal Processing, 2002, 82(8): 1127 – 1138.

作者简介



张 昀(通讯作者) 女, 1975 年出生, 博士, 讲师, 研究方向为通信信号盲信号检测、神经网络和无线传感器网络等。

E-mail: y021001@njupt.edu.cn



于舒娟 女, 1967 年出生, 硕士, 副教授, 研究方向以现代通信信号处理和软计算算法理论为主, 研究提高通信与信息系统性能的各种经典及智能化算法与技术。

E-mail: yusj@njupt.edu.cn