

一种改进激活函数的 Hopfield 盲检测算法

冯迪, 于舒娟, 张昀

(南京邮电大学 电子科学与工程学院, 江苏 南京 210003)

摘要:利用连续型 Hopfield 神经网络实现无线通信信号的盲检测是一种较为有效的方法,但其抗干扰性能较差,在低信噪比等复杂环境下算法的误码率过高。为了解决连续型 Hopfield 盲检测算法的不足,文中对传统的激活函数进行了改进,并给出了一种新的激活函数,新激活函数有效地降低了算法对噪声的敏感度,极大地提高了算法的抗干扰能力。仿真表明,在低信噪比、大数据量等复杂环境下,改进后的算法表现出了较强的抗干扰能力和稳健性,性能得到了显著的提高。

关键词:盲检测; Hopfield 神经网络; 抗干扰

中图分类号: TP301.6

文献标识码: A

文章编号: 1673-629X(2012)12-0207-04

Blind Detection Algorithm of Hopfield Neural Network With Improved Activation Function

FENG Di, YU Shu-juan, ZHANG Yun

(College of Electronic Science and Engineering, Nanjing

University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210003, China)

Abstract: It's more effective to use continuous Hopfield neural network to blindly detect wireless communication signal, but its anti-jamming performance is poor and the algorithm bit error rate is a little high in complex environments, such as in low SNR environment. To conquer the above shortcoming, a new kind of activation function is put forward in this thesis, which can effectively reduce the algorithm sensitivity to noise and greatly improve its anti-jamming capability. Simulation results demonstrate that the improved algorithm has better anti-jamming capability and robustness in complex environments, like low SNR or massive data environment. The improved algorithm shows strong anti-interference ability and robustness, performance has been improved significantly.

Key words: blind detection; Hopfield neural network; anti-jamming

0 引言

随着无线通信技术和物联网技术的飞速发展,对通信信号的盲检测(Blind Detection)提出了新的要求。所谓盲检测技术就是指在未知信道特性的情况下,仅利用接受信号本身便能够检测出发送信号。神经网络由于其良好的自组织、自学习、自适应性、高度的非线性、并行处理信息的能力,目前已广泛应用于盲检测技术中^[1-3]。但是这些方法大多存在计算复杂、抗干扰能力差等缺点。特别是随着物联网技术的发展,通信环境的日趋复杂,这就要求盲检测算法具备较强的抗干扰能力。

文中首先研究了基于连续型 Hopfield 神经网络(Continuous Hopfield Neural Network, 简称 CHNN)的盲

检测算法,并且在此基础上提出了一种新的激活函数,对原有算法的性能进行改进。仿真结果表明,此算法在低信噪比、大数据量等复杂环境下表现出了较强的抗干扰能力和稳健性。

1 基于 CHNN 的盲检测算法

1.1 问题提出

根据文献[4,5], SIMO 数字通信系统中接受信号方程、盲处理方程分别如下式表示:

$$(x(k))_{q \times 1} = \sum_{j=0}^M (h_j)_{q \times 1} s(k-j) = [h_0, \dots, h_M] (s(k))_{(M+1) \times 1} \quad (1)$$

$$X^N = S I^d \quad (2)$$

其中, q 是过采样因子, M 是信道阶数, L 是均衡器阶数, $[h_0, \dots, h_M]$ 是信道的冲激响应, $(X_N)_{N \times (L+1)q}$ 是接收信号矩阵, $(S)_{N \times (L+M+1)}$ 是发送信号矩阵, $(I)_{(L+1)q \times (L+M+1)}$ 是由 $h_j (j=0, 1, 2, \dots, M)$ 构成的块 Toeplitz 矩阵。由式(2)可知,当 I 为列满秩矩阵时,一

收稿日期:2012-04-09;修回日期:2012-07-13

基金项目:国家自然科学基金资助项目(60772060)

作者简介:冯迪(1988-),男,江苏苏州人,硕士研究生,研究方向为新一代无线通信与通信信号处理;于舒娟,副教授,硕士研究生导师,研究方向为现代通信中的信号处理和智能信息处理技术。

定有 $Qs_N(k-d)=0 (d=0, \dots, M+L)$, $Q=U_c U_c^H$ 。其中 U_c 由接收信号矩阵奇异值分解而来并且满足 $X_N = [U, U_c] \begin{bmatrix} D \\ 0 \end{bmatrix} V^H$, $U_c \in R^{N \times (N-(L+M+1))}$ 。

由此可以构造代价函数与优化问题^[6]:

$$J_0 = S_N^H(k-d) Q S_N(k-d) = S^H Q S \quad (3)$$

$$S = \operatorname{argmin}\{J_0\} \quad (4)$$

其中 $S = S^R + S^I$, 其元素的实部和虚部属于集合 $\{1, -1\}$ 。

1.2 CHNN 的构建与稳定性判定

鉴于现代通信信号大多为实虚型的星座信号, 对传统的 CHNN 模型加以改进, 得到了一种新的 CHNN, 如图 1 所示。此网络最大的特点就是把激活函数分为实部和虚部。信号的实部和虚部分别与此对应, 并同时进行处理。并且由于星座信号的完全对称性, 还要求激活函数的实部和虚部完全相同。

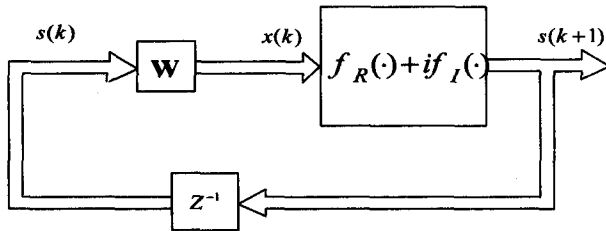


图 1 新的 CHNN 结构模型

根据文献[4], CHNN 的能量函数可以写成如下形式:

$$E(k) = -\frac{1}{2} s(k)^H W s(k) + \sum_{i=1}^N \left(\int_0^{s_R(k)} f^{-1}(x) dx + \int_0^{s_I(k)} f^{-1}(x) dx \right) \quad (5)$$

其中 $f^{-1}(x)$ 为激活函数 $f(x)$ 的反函数。对于 CHNN 的稳定与否以及是否适用于此优化问题, 文献[4]均给出了充分的证明。CHNN 在运行过程中能量是逐渐减少的, 最后达到完全收敛状态。实际上所要找的点就是完全收敛的点也就是能量函数的最小值点。

1.3 权矩阵配置

为了利用 CHNN 实现信号的盲检测, 所设计的权矩阵为 $W=I-P$ 。

其中 $P = \begin{bmatrix} Q_R & -Q_I \\ Q_I & Q_R \end{bmatrix}$, Q_R 和 Q_I 分别为补投影算子 Q 的实部和虚部。根据 CHNN 收敛的充分必要条件^[6]

有 $S(k) = S(k+1)$, 即 $S(k) = f(S(k) - QS(k))$ 。再将设计的权矩阵代入可得 $S(k) = f(S(k) - QS(k))$, 由此可以得到 $QS(k) = 0$, 满足式子(4)。所以, 权矩阵如上配置, 可以保证 CHNN 稳定收敛的点就是需要的盲检测信号。

2 激活函数的改进

2.1 Sigmoid 激活函数

目前, 在众多利用神经网络解决实际问题的文献中^[7-10], 绝大部分激活函数均采用传统的 Sigmoid 函数, 如下式(6)所示。

$$f_s(x) = \frac{1}{2} (1 + \tanh(\frac{x}{\mu})) \quad (6)$$

其中 μ 为一个实常数, 是 Sigmoid 激活函数的放大因子, 主要用于控制函数的陡度, μ 越小, 函数越陡。传统的 Sigmoid 激活函数有如下特点:

- (1) 对于 $x \rightarrow \infty$ 有 $f_s(x) \rightarrow 1$ 。
- (2) 对于 $x \rightarrow -\infty$ 有 $f_s(x) \rightarrow 0$ 。
- (3) 对于 $x \in R$, 有 $0 < f_s(x) < 1$, 且单调递增。
- (4) 当 x 在 0 点附近时 $f_s'(x)$ 达到最大。

即 0 点附近是输入值的敏感区域, 此时激活函数 $f_s(x)$ 对输入值的变化特别敏感。也就是说神经元输入值的绝对值越小, $f_s(x)$ 对噪声的敏感度就越大, 各个神经元之间的自组织、自学习能力就会变差^[8]。并且 CHNN 是一种循环网络, 神经元输出误差会随着循环迭代次数的增加而累积, 进而对整个网络的性能产生不良的影响。

2.2 新的 Sigmoid 激活函数

为了克服传统 Sigmoid 激活函数所带来的不良影响, 文中提出了一种新的改进激活函数, 其表达式如下所示:

$$f_s(x) = \frac{\tanh(\frac{x_0}{\mu}) + 0.5(1 + \tanh(\frac{x - x_0}{\mu}))}{1 + \tanh(\frac{x_0}{\mu})} \varepsilon(x) + \frac{0.5(1 + \tanh(\frac{x + x_0}{\mu}))}{1 + \tanh(\frac{x_0}{\mu})} \varepsilon(-x) \quad (7)$$

其中 μ 与传统 Sigmoid 激活函数中的 μ 一样为函数的放大因子, x_0 是一个正实数, 是神经元输入的门槛值, 只有当神经元的输入的绝对值大于 x_0 , 激活函数 $f_s(x)$ 的曲线图形才会变陡, $\varepsilon(x)$ 为阶跃函数。

改进的激活函数有以下主要优点:

(1) 改进后的激活函数在主体上和传统的 Sigmoid 激活函数一致, 在神经元输入的绝对值较大时, 能够确保其快速收敛。

(2) 在 0 点附近, 改进后的激活函数的导数值远小于传统的 Sigmoid 激活函数的导数值。也就是激活函数 $f_s(x)$ 在 0 点附近对神经元输入值的敏感度明显降低, 对噪声的抗干扰能力显著提高。

当 $\mu = 0.02$ 时, 新的激活函数与传统的 Sigmoid 激

活函数的曲线如图2所示:

鉴于现代通信信号大多为实虚型的复杂星座信号,

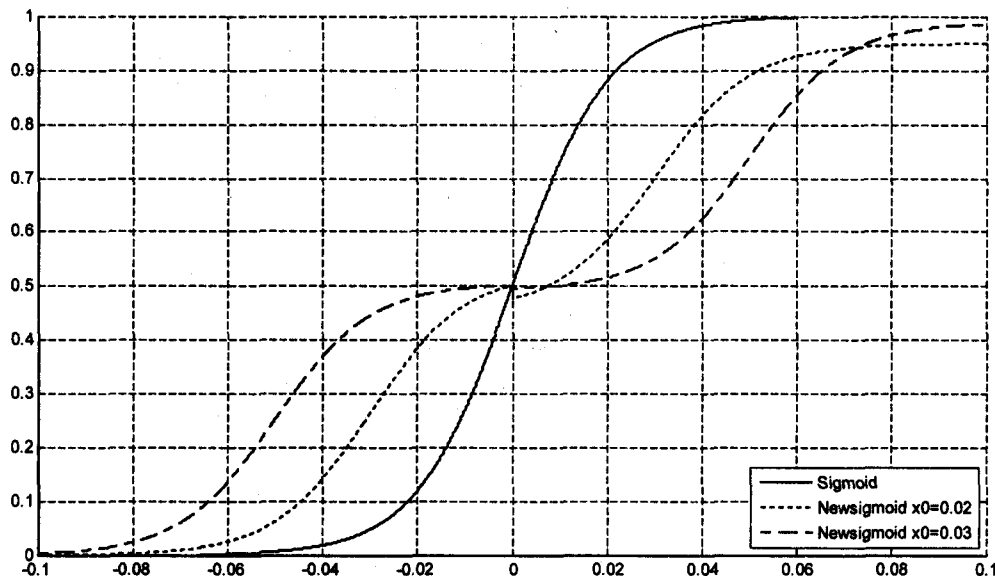


图2 新的 Sigmoid 激活函数与传统的

Sigmoid 激活函数的曲线

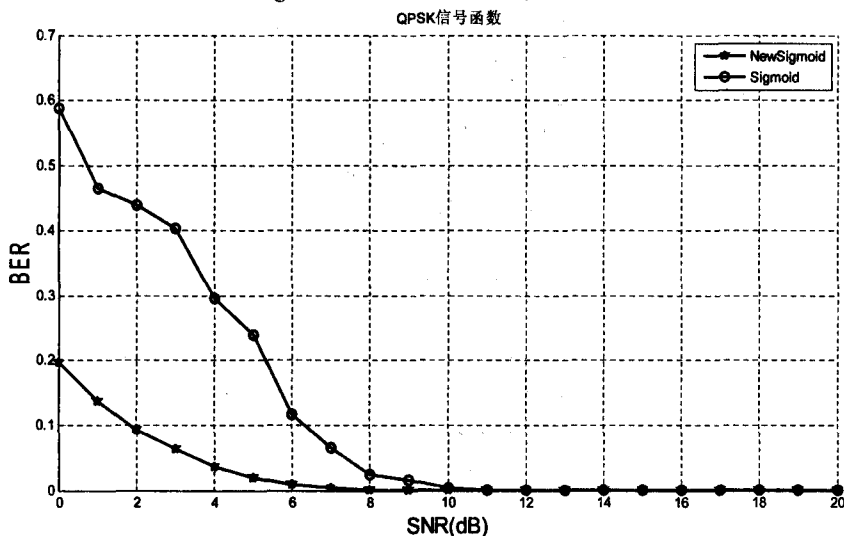


图3 采用不同激活函数时算法的平均误码率曲线

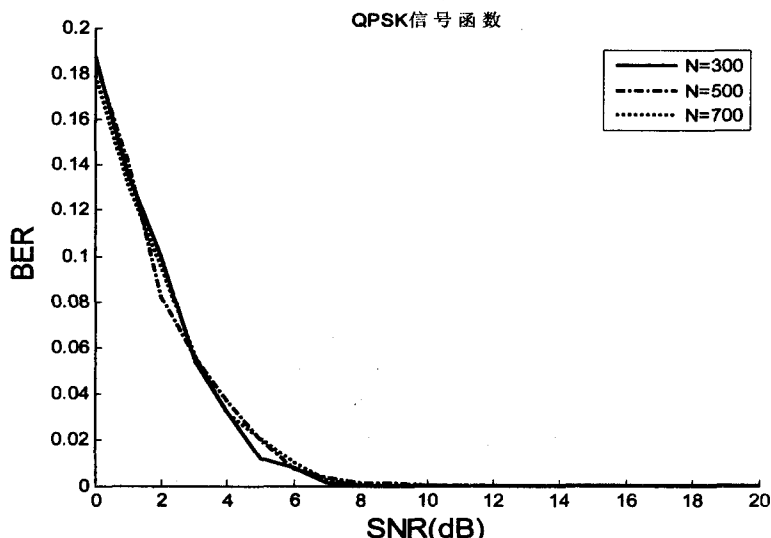


图4 发送数据长度不同时,算法的平均误码率曲线

号,其多值性、对称性,使得必须对原有的二值激活函数进行适当的处理。多值激活函数的选择与发送信号的所属字符集有着密切的关系。文献[11]中对于多值激活函数的选择方法对文中有一定的借鉴意义。对于 QPSK 信号,激活函数可以在单值激活函数的基础上通过变换得到,变换

过程如下式所示: $f(x) = 2f_1(x) - 1$, $f_R(x) = f_I(x) = f(x)$, $f(x) = f_R(x) + if_I(x)$ 。值得指出的是,通过变换后的多值激活函数保留了原有的单值激活函数的优点,而且不会破坏 CHNN 本身的结构。

3 仿真试验

仿真环境:仿真信道均是通

过 $h(t) = \sum_{j=1}^2 (w_{Rj}(h_R(\alpha, t - \tau_{Rj})) + i \cdot w_{Ij}(h_I(\alpha, t - \tau_{Ij})))$ 经过采样因子 $q=3$ 过采样得到的二径合成的随机复数信道,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} 随机产生的升余弦脉冲响应; w_{Rj} , w_{Ij} 是在 $(0,1)$ 间满足均匀分布的随机权重系数。信道噪声为高斯白噪声,每次仿真结果均由 50 次 Monte Carlo 实验得到。

实验1:发送信号数据量 $N=300$,调制方式为 QPSK 时,在不同信噪比情况下,采用不同激活函数时算法的平均误码率曲线如图3所示。

实验表明:在低信噪比环境中,采用改进激活函数的 CHNN 盲检测算法误码率明显低于采用传统激活函数的 CHNN 算法,表现出较强的抗干扰能力,算法性能有了一定的改善。

实验2:采样新激活函数,调制方式

为 QPSK 时,在不同信噪比情况下,发送数据长度不同时,算法的平均误码率曲线如图 4 所示。

实验表明:发送数据长度不同时,采用改进激活函数的 CHNN 盲检测算法误码率大体相同,算法不会随着数据量的增大而失效。

4 结束语

CHNN 盲检测算法有效地利用了 Hopfield 神经网络的并行性、联想学习性等优点,较好地实现多值信号的盲检测,具有一定的应用价值。文中所提出的新的改进激活函数有效地提高了算法对噪声的抗干扰能力,适用于低信噪比、大数据量等复杂环境中,为进一步研究算法在物联网、传感网等复杂环境中的应用奠定了一定的基础。

参考文献:

- [1] Ding Z, Li Y. Blind Equalization and Identification [M]. New York: Marcel Dekker, 2002.
- [2] Giannakis G B, Hua Y B, Stoica P, et al. Signal Processing Advances in Wireless and Mobile Communications: Trends in Channel Estimation and Equalization [M]. NJ, USA: Prentice Hall PTR Upper Saddle River, 2000.
- [3] Santamaria I, Pantaleon C, Vielva L, et al. Blind equalization of constant modulus signal using support vector machines [J].

IEEE Transactions on Signal Processing, 2004, 52(6): 1773-1782.

- [4] 张志涌, 张 昀. 复数 Hopfield 盲恢复多用户 QPSK 信号 [J]. 东南大学学报, 2008, 38(Sup): 18-22.
- [5] 于舒娟, 张志涌. 含公零点 SIMO 信道 QPSK 序列盲检测 [J]. 东南大学学报, 2005, 35(6): 867-871.
- [6] Bai Erwei, Li Qingyu, Zhang Zhiyong. Blind source separation/channel equalization of nonlinear channels with binary inputs [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2005, 53(7): 2315-2323.
- [7] Hopfield J J. Neurons with graded response have collective computational properties like those of two-state neurons [C]//Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America. [s. l.]: [s. n.], 1984: 3088-3092.
- [8] Sengupta D, Iltis R A. Neural Solution to the Multitarget Tracking Data Association Problem [J]. IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems, 1989, 25(1): 96-108.
- [9] Zaveri M, Merchant S N, Desai U B. Robust Neural-network Based Data Association and Multiple Model-based Tracking of Multiple Point Targets [J]. IEEE Transactions on Systems, 2007, 37(3): 337-351.
- [10] 敬忠良, 张国伟, 周宏仁. 随机神经网络在机动多目标跟踪中的应用 [J]. 航空学报, 1994, 15(7): 812-818.
- [11] Zurada J M. Neural Networks: Binary Monotonic and Multiple-valued [C]//Proc. of the 30th IEEE International Symposium on Multiple-valued Logic. Portland, Oregon: [s. n.], 2000.

(上接第 206 页)

定推送连接和拉取连接,最终达到在数据信息的及时性基础上,使数据块的发送时延达到最小,实验中的数据采用和城轨线网数据信息类似的股票数据信息,结果表明,推拉相结合的信息分发机制通过动态调节参数 ξ ,既可适用于城轨线网中一致性要求严格的数据信息也可适用于线网中一致性要求不太严格的数据信息,还可适用于线网中根据需要随时获取的数据信息。

参考文献:

- [1] 陈 康, 郑伟民. 云计算: 系统实例与研究现状 [J]. 软件学报, 2009, 20(5): 1337-1348.
- [2] Dean J, Ghemawat S. MapReduce: A Flexible Data Processing Tool [J]. Communications of the ACM, 2010, 53(1): 72-77.
- [3] Alessandro R, Renato L C. Delay-awareness in Push/Pull Streaming Protocols [R]. [s. l.]: [s. n.], 2010.
- [4] 黄思嘉, 吕智慧, 吴 杰. 新型双重混合的流媒体直播系统架构 [J]. 计算机工程, 2011, 37(9): 284-287.
- [5] 蔡 瑞, 须文波, 柴志雷, 等. 粒子群优化算法的硬件实现及其性能分析 [J]. 计算机工程, 2010, 36(4): 166-168.

- [6] Chakinala R. C, Kumarasubramanian A, Laing K A, et al. Playing Push vs Pull: Models and Algorithms for Disseminating Dynamic Data in Networks [C]//SPAA 2006. Cambridge, Massachusetts, USA: [s. n.], 2006.
- [7] Meng Z, Luo J G, Zhao L, et al. A Peer-to-Peer Network for Live Media Streaming-Using a Push-Pull Approach [C]//MM'05. Singapore: [s. n.], 2005.
- [8] 王 晖, 陈伟涛, 刘亚杰. 基于网络编码的 P2P 流媒体推拉结合数据调度方法 customR2 [J]. 计算机应用, 2010, 30(2): 285-288.
- [9] 卢良进, 万 健, 徐向华. 推拉结合的 P2P 直播系统研究与实现 [J]. 计算机工程, 2008, 34(8): 240-242.
- [10] 马忠贵, 叶 斌, 王成耀, 等. 基于“推-拉”技术的多源复杂信息整合研究 [J]. 计算机工程, 2006, 32(5): 178-180.
- [11] 李桂贞, 郑建明. 基于智能信息推拉技术的数字图书馆主动信息服务 [J]. 情报杂志, 2007(2): 65-67.
- [12] López-Neri E, Ramírez-Treviño A, López-Mellado E. Hierarchical Modeling of Urban Traffic Systems for Multi-Agent Based Simulation [C]//WCECS 2008. San Francisco, USA: [s. n.], 2008.