



改进的混沌 Hopfield 神经网络盲检测算法

于大为¹, 陈少威², 于舒娟²

(1. 苏州信息职业技术学院计算机科学与技术系, 江苏 苏州 215200;

2. 南京邮电大学电子科学与工程学院, 江苏 南京 210003)

摘 要: 以提高 Hopfield 神经网络盲检测算法激活函数的灵活性为目标, 提出一种在原点附近非线性逼近能力更优的激活函数。针对算法存在陷入局部最优的情况, 利用混沌映射优良的遍历性和类随机性, 在算法起始点利用混沌产生初始序列, 在当前全局最优值不变时进行小幅度混沌扰动, 以减少算法的误码性能。仿真结果表明, 基于激活函数和混沌映射相结合的改进算法, 能够提高神经元输入值敏感区域抗干扰能力, 加快收敛速度, 提高盲检测性能。

关键词: 盲检测; 混沌扰动; Hopfield 神经网络; 激活函数

中图分类号: TN911

文献标识码: A

doi: 10.11959/j.issn.1000-0801.2018016

An improved blind detection algorithm of chaos Hopfield neural network

YU Dawei¹, CHEN Shaowei², YU Shujuan²

1. Department of Computer Science and Technology, Suzhou College of Information Technology, Suzhou 215200, China

2. College of Electronic Science and Engineering, Nanjing University of Posts & Telecommunication, Nanjing 210003, China

Abstract: In order to improve the flexibility of the activation function of the blind detection algorithm in Hopfield neural network, an activation function with better nonlinear approximation ability near the origin was proposed. For the case where the algorithm trapped in local optima, utilizing the good ergodicity and randomness of chaos mapping, chaos was used to generate the initial sequence at the starting point of the algorithm, and small-amplitude chaotic perturbation was performed when the current global optimum value was constant, so as to reduce the error performance of the algorithm. The simulation results show that the proposed algorithm reduces the sensitivity of neurons to input values, has strong anti-interference ability and fast convergence speed, and improves the blind detection performance.

Key words: blind detection, chaos disturbance, Hopfield neural network, activation function

收稿日期: 2017-05-18; 修回日期: 2017-11-10

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No.61302155, No.61274080); 2015 年苏州高职高专院校优秀科技服务团队基金资助项目 (No.201509); 南京邮电大学校级基金资助项目 (No.NY214052)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (No.61302155, No.61274080), Excellent Science and Technology Service Team of Suzhou Vocational College in 2015 (No.201509), Nanjing University of Posts and Telecommunications Project (No.NY214052)



1 引言

近年来基于 Hopfield 神经网络 (Hopfield neural network, HNN) 的盲检测算法已经有了一定研究^[1-4]。很多文献从改善 Hopfield 神经网络抗噪声性能差、收敛速度慢及易陷入局部最优的情况出发, 对其激活函数进行改进, 如参考文献[5]基于双曲正切激活函数, 提出一种改进激活函数, 在一定程度上降低了盲检测算法对噪声的敏感度; 参考文献[6]基于反正切激活函数, 引入可变步长的思想, 提出可变步长 Hopfield 神经网络 (variable step Hopfield neural network, VSHNN) 盲检测算法, 相比当前其他相关改进激活函数的文献, VSHNN 盲检测算法性能最优; 参考文献[7]分析了多种类型的激活函数对 BP 神经网络的影响; 参考文献[8,9]提出的多参数可调的激活函数有效地提高了 BP 神经网络的收敛速率等。此外, 20 世纪 70 年代以来, 越来越多学者利用混沌映射类随机特征及丰富的动力学性质解决各种优化问题^[10-15], 如参考文献[11]成功将混沌与遗传算法组合用于解决认知无线电资源分配问题; 参考文献[12]等在 Hopfield 神经网络中引入混沌映射, 针对 Hopfield 神经网络易陷入局部最优的缺陷, 利用混沌遍历性等优势, 使得网络跳出局部最小以实现全局最优等。

参考上述文献的思路, 本文在经典 HNN 盲检测算法的基础上, 修改激活函数并引入混沌映射, 提出一种改进的 Hopfield 混沌神经网络盲检测算法, 算法寻优过程的思路是: 首先利用合适参数的 Logistic 混沌映射初始化, 然后将传统 Sigmoid 函数替换成本文给出的参数可调激活函数, 当网络达到最优值时加入小幅扰动, 防止陷入局部最优。仿真结果表明, 本文提出的改进算法跟传统 HNN 盲检测算法及参考文献[6]中的算法相比, 误码率和收敛速度都有一定的改善。

2 基于混沌 Hopfield 神经网络盲检测算法

2.1 盲检测优化问题的引出

在无噪声的环境下, 据参考文献[1-3]的思想可知, SIMO (single-input multi-output) 通信系统接收信号的方程和盲处理方程分别如下:

$$\begin{aligned} (\mathbf{x}(n))_{q \times 1} &= [\mathbf{h}(0), \mathbf{h}(1), \dots, \mathbf{h}(M)](\mathbf{s}(n))_{(M+L+1) \times 1} \\ &= \sum_{k=0}^M (\mathbf{h}(k))_{q \times 1} \mathbf{s}(n-k) \end{aligned} \quad (1)$$

$$\mathbf{X}_N = \mathbf{S}_N \cdot \mathbf{F}_L^T \quad (2)$$

其中, q 为过采样因子, M 为信道阶数, L 为均衡器阶数, $[\mathbf{h}(0), \mathbf{h}(1), \dots, \mathbf{h}(M)]$ 为信道冲激响应, $(\mathbf{X}_N)_{N \times (L+1)q}$ 为接收信号矩阵, $(\mathbf{S}_N)_{N \times (L+M+1)}$ 为发送信号矩阵。 $(\mathbf{F}_L)_{(L+1)q \times (L+M+1)}$ 是由 $\mathbf{h}(j) (j=0, 1, \dots, M)$ 构成的块 Toeplitz 矩阵, $\mathbf{F}_L$ 列满秩时, 一定有 $\mathbf{Q} = \mathbf{U}_c \mathbf{U}_c^H$ 满足 $\mathbf{Q} \mathbf{s}_N(k-d) = 0$ 。其中, $\mathbf{U}_c$ 由接收信号矩阵奇异值获得, 并且满足 $\mathbf{X}_N = [\mathbf{U}, \mathbf{U}_c] \cdot$

$$\begin{bmatrix} \mathbf{D} \\ 0 \end{bmatrix} \cdot \mathbf{V}^T, \mathbf{U}_c \in \mathbf{C}^{N \times (N-(L+M+1))}。$$

由此可以构造盲检测代价函数:

$$\mathbf{J}_0 = \mathbf{\varepsilon}_N^T \mathbf{\varepsilon}_N = \tilde{\mathbf{s}}_N^T \mathbf{Q} \tilde{\mathbf{s}}_N \quad (3)$$

盲检测优化问题转化为:

$$\tilde{\mathbf{s}} = \arg \min \{ \mathbf{J}_0 \} \quad (4)$$

式 (4) 是一个带约束条件的二次型函数优化问题, 本文基于改进的混沌 Hopfield 神经网络盲检测算法解决该问题。

2.2 改进的混沌 Hopfield 神经网络模型

从改善 Hopfield 神经网络解决优化问题时存在收敛速度慢及易陷入局部最小点的缺陷出发, 本文提出改进的混沌 Hopfield 神经网络盲检测算法: 给出新的激活函数, 利用混沌初始化及在迭代过程中加入混沌扰动。参考文献[1-5]的思想, 给出改进的混沌 Hopfield 神经网络结构如图 1 所示。

该网络的动态方程写成如下形式:

$$\mathbf{s}(k+1) = \sigma(\mathbf{W}\mathbf{s}(k)) = \sigma(\mathbf{y}(k)) \quad (5)$$

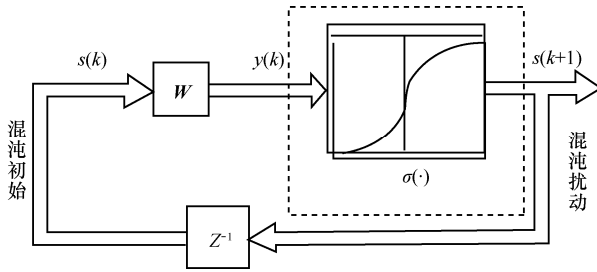


图 1 改进的混沌 Hopfield 神经网络结构

$$y_i(k) = \sum_{j=1}^N w_{ij} s_j(k), i=1,2,3,\dots,N \quad (6)$$

其中, $\mathbf{W}$ 为权矩阵, w_{ij} 是第 i 个到第 j 个神经元联接权值, 且 $\mathbf{W}^T = \mathbf{W}$, $\sigma(\cdot)$ 是一个非单调激活函数; 发送信号 $\mathbf{S}(k) = [s_1(k), s_2(k), \dots, s_N(k)]^T$ 。

本文首先调整了激活函数 $\sigma(\cdot)$ 。针对盲均衡算法本身的特性, 在参考文献[8]中 BP 神经网络激活函数的基础上, 调整分子部分, 给出图 1 Hopfield 神经网络的激活函数形式如下:

$$f(t) = \sigma(x(t)) = A \frac{1 + D e^{Bx(t)+C}}{1 + e^{Bx(t)+C}}, AB > 0 \quad (7)$$

其中, B 为陡度因子, B 越大, Sigmoid 函数图像越陡; C 和 D 是 Sigmoid 函数的位置参数, C 调节左右位置, D 调节上下位置; A 为映射区间因子, 可改变映射区间的长度。改进激活函数的特点是: 主体上与传统激活函数类似, 保证系统在输入绝对值大时快速收敛; 与传统激活函数相比, 在 0 点附近函数的导数值降低, 变化平缓, 据此提高神经元输入值敏感区域的抗干扰能力。本文通过大量的仿真实验研究了式 (7) 给出的激活函数形状与相关参数的关系。图 2 是在设定 $A=2, C=0, D=-1$ 时, 取 3 种经验值时激活函数的曲线。

2.3 改进的混沌 Hopfield 神经网络能量函数的设计及稳定性分析

本文假设改进的混沌 Hopfield 神经网络由 N 个神经元构成, 并且权矩阵满足 $\mathbf{W} = \mathbf{W}^T$, 参照参考文献[5], 本文 Hopfield 神经网络盲检测算法

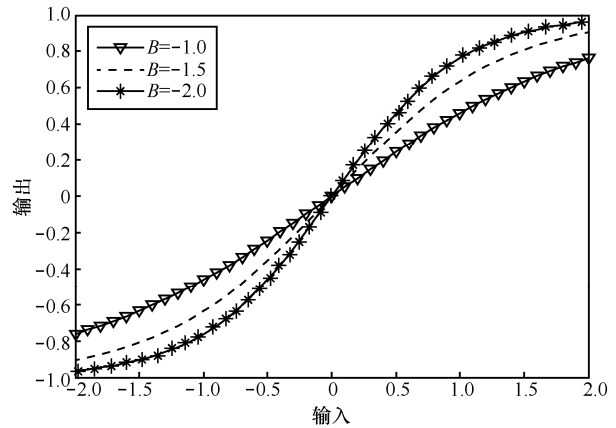


图 2 改进的激活函数曲线

的能量函数构造为:

$$E(k) = -\mathbf{s}^T(k) \mathbf{W} \mathbf{s}(k-1) + \sum_{j=1}^N \int_0^{s_j(k)} \sigma^{-1}(x) dx + \sum_{j=1}^N \int_0^{s_j(k-1)} \sigma^{-1}(x) dx \quad (8)$$

式 (8) 中的 $\sigma(\cdot)$ 为本文给出的可调激活函数式 (7)。

证明: 设 $\Delta s_j = s_j(k+1) - s_j(k-1)$, 则:

$$\begin{aligned} \Delta E(k) &= E(k+1) - E(k) \\ &= \underbrace{-\mathbf{s}^T(k+1) \mathbf{W} \mathbf{s}(k) + \mathbf{s}^T(k) \mathbf{W} \mathbf{s}(k-1)}_{\Phi} + \underbrace{\sum_{j=1}^N \int_{s_j(k-1)}^{s_j(k+1)} \sigma^{-1}(x) dx}_{\Psi} \end{aligned} \quad (9)$$

其中:

$$\begin{aligned} \Phi &= -[\mathbf{s}^T(k+1) - \mathbf{s}^T(k-1)] \mathbf{W} \mathbf{s}(k) \\ &= -\sum_{j=1}^N [s_j(k+1) - s_j(k-1)] \sigma^{-1}(s_j(k+1)) \\ &= -\sum_{j=1}^N \sigma^{-1}(s_j(k+1)) \Delta s_j \end{aligned} \quad (10)$$

根据积分中值定理, 得:

$$\int_{s_j(k-1)}^{s_j(k-1)+\Delta s_j} \sigma^{-1}(x) dx = \sigma^{-1}(\xi_j) \cdot \Delta s_j \quad (11)$$

其中, $s_j(k-1) \leq \xi_j \leq s_j(k+1)$ 或 $s_j(k+1) \leq \xi_j \leq s_j(k-1)$ 。



即 $\Psi = \sum_{j=1}^N \sigma^{-1}(\xi_j) \cdot \Delta s_j$ ，代入式 (9) 有：

$$\begin{aligned} \Delta E(k) &= \Phi + \Psi \\ &= -\sum_{j=1}^N \sigma^{-1}(s_j(k+1)) \Delta s_j + \sum_{j=1}^N \sigma^{-1}(\xi_j) \cdot \Delta s_j \\ &= -\sum_{j=1}^N \left\{ \Delta s_j [\sigma^{-1}(s_j(k+1)) - \sigma^{-1}(\xi_j)] \right\} \quad (12) \end{aligned}$$

由式 (7) 可知，改进的激活函数参数满足 $AB > 0$ ， $\sigma^{-1}(\cdot)$ 是单调递增函数， $[\sigma^{-1}(s_j(k+1)) - \sigma^{-1}(\xi_j)]$ 的正负性与 Δs_j 的正负性相同，据此有：

$$\Delta s_j [\sigma^{-1}(s_j(k+1)) - \sigma^{-1}(\xi_j)] > 0 \quad (13)$$

所以， $\Delta E(k) < 0$ 。

通过上述推导可知，在运行过程中网络的能量函数值逐渐减少，最后达到稳定平衡状态，因此网络是稳定的。

2.4 算法工作流程

本文利用改进的混沌 Hopfield 神经网络，求解式 (3)、式 (4) 的信号盲检测问题，就是使其能量函数的最小值点对应于盲检测性能函数的最小值点。据此设计权矩阵为投影算子形式 $W = I_N - Q$ ，其中， I_N 是 $N \times N$ 维的单位阵， $Q = U_c U_c^H$ 。设定能量函数 $E(k)$ 最小值点与盲检测性能函数式 (4) 最小值点相对应，进而可以利用该神经网络实现信号盲检测。

本文改进算法工作流程如图 3 所示，在算法初始化阶段，利用 Logistic 混沌映射初始化盲检测发送序列。在算法陷入早熟收敛时加入小幅度混沌扰动，混沌扰动过程：假设当前迭代搜索到最优解 s_{best} ，以 s_{best} 为基础进行扰动。

$$s = s_{\text{best}} + az \quad (10)$$

其中， z 是利用 Logistic 混沌映射产生的序列， a 是微调参数，计算此时目标函数的值 $J_0(s)$ 并与 $J_0(s_{\text{best}})$ 的值进行对比，如果 $J_0(s) < J_0(s_{\text{best}})$ ， s 取代 s_{best} 成为当前全局最优解，否则进入下一次迭代。

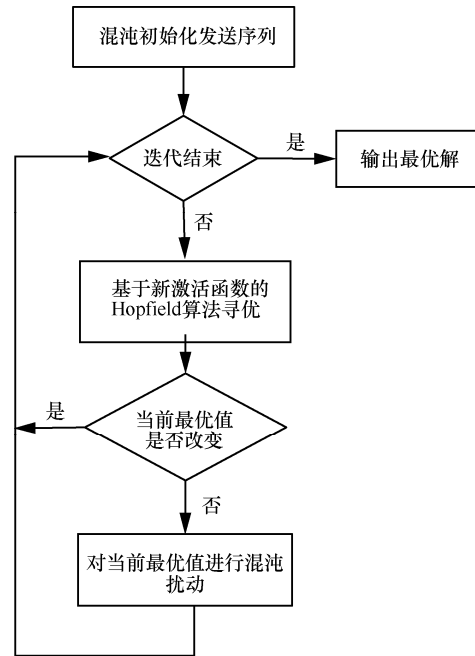


图 3 改进的混沌 Hopfield 神经网络盲检测算法流程

3 改进算法仿真实验

本文实验数据及图形通过 MATLAB 仿真平台得到。仿真环境：发送信号为 BPSK(binary phase shift keying，二进制移相键控) 信号，蒙特卡罗实验次数设定为 100。仿真实验中均将误码率为零的点设为 10^{-5} 以便于作图。仿真实验参数的选取为： $A=2$ 、 $B=-4$ 、 $C=1$ 、 $D=-1$ 。本文初始化采用 Logistic 混沌映射，分形参数设定 $\mu=4$ 。

(1) 收敛时间与误码率比较

采用权值和时延变化的随机信道，固定发送信号数据量 $N=100$ ，将改进的混沌 Hopfield 神经网络盲检测算法与传统 HNN 的盲检测算法^[5]和 VSHNN^[6]算法进行比较，记录 3 种盲检测算法运行 100 次的收敛时间和平均误码率，如图 4 和表 1 所示。

表 1 HNN 算法与改进 HNN 算法收敛时间的对比

算法类型	收敛时间/s
HNN 算法	36.798 0
VSHNN 算法	35.891
改进 Hopfield 算法	34.236 0

通过图 4 可知, 随机信道下传统 Hopfield 神经网络盲检测算法和 VSHNN 算法在信噪比为 12 dB 时降为 0, 但在同一信噪比下, VSHNN 误码率一直低于 HNN, 而基于改进的混沌 Hopfield 神经网络盲检测算法的平均误码率比传统 HNN 盲检测算法早 2 dB 降为 0, 误码性能提高。表 1 说明改进的混沌 Hopfield 神经网络盲检测算法收敛速度也优于传统 HNN 盲检测算法和 VSHNN, 也就是说改进的算法在时间复杂度上并没有增加。

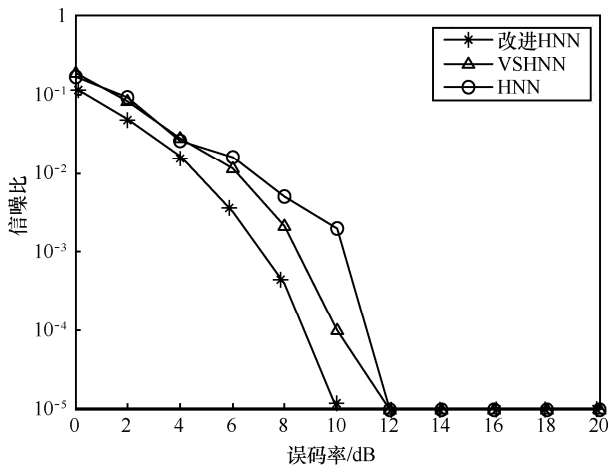


图 4 3 种盲检测算法误码率对比

(2) 不同信道误码率比较

选择盲检测算法两种经典文献信道: 信道一 (CH1) 是采用权值和时延固定的合成信道, 不含公零点; 信道二 (CH2) 是采用权值和时延固定的合成信道, 但含 1 个公零点。在两种信道条件下, 固定发送信号数据量 $N=100$, 比较基于改进的混沌 HNN 盲检测算法传统 HNN 盲检测算法^[5]和 VSHNN^[6]算法的性能, 结果如图 5 所示。

由图 5(a)、图 5(b)可知, 改进的混沌 Hopfield 神经网络盲检测算法在 3 种信道下的误码率分别在 10 dB、12 dB、10 dB 时下降到零, 比 VSHNN 的 12 dB、14 dB、12 dB 以及传统 HNN 的 12 dB、16 dB、14 dB 误码率明显提高, 表明

改进算法对信道具有顽健性, 并且适用于信道含公零点的情况。

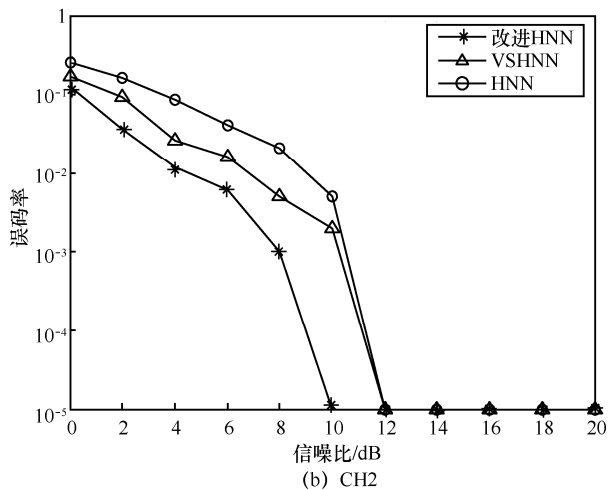
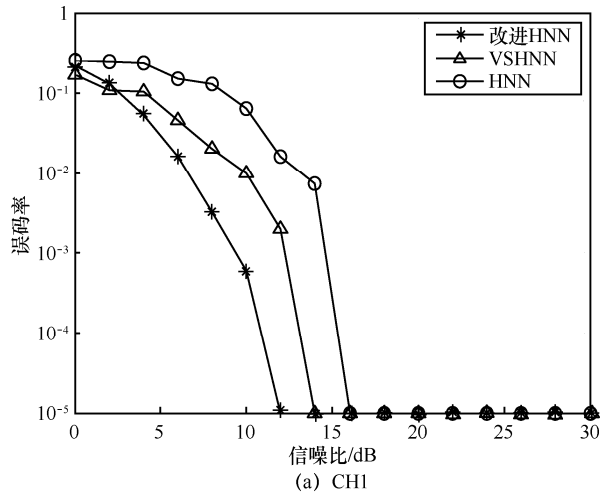


图 5 两种经典信道下盲检测算法误码率比较

(3) 数据长度比较

变化数据长度 $N=200$ 、100、50, 采用权值和时延变化的随机信道, 研究改进 HNN 算法、VSHNN 算法误码率与数据长度之间的关系, 结果如图 6 所示。

由图 6(a)、图 6(b)可知, 改进的 HNN 算法在数据长度从 200 减少到 50, 误码率基本维持不变, 而 VSHNN 算法在数据量从 200 减少到 50 时误码率增大, 而且始终高于改进 HNN 算法。所以改进的 HNN 在相同信噪比误码率下所需数据长度更低, 从而使算法的计算复杂度降低。

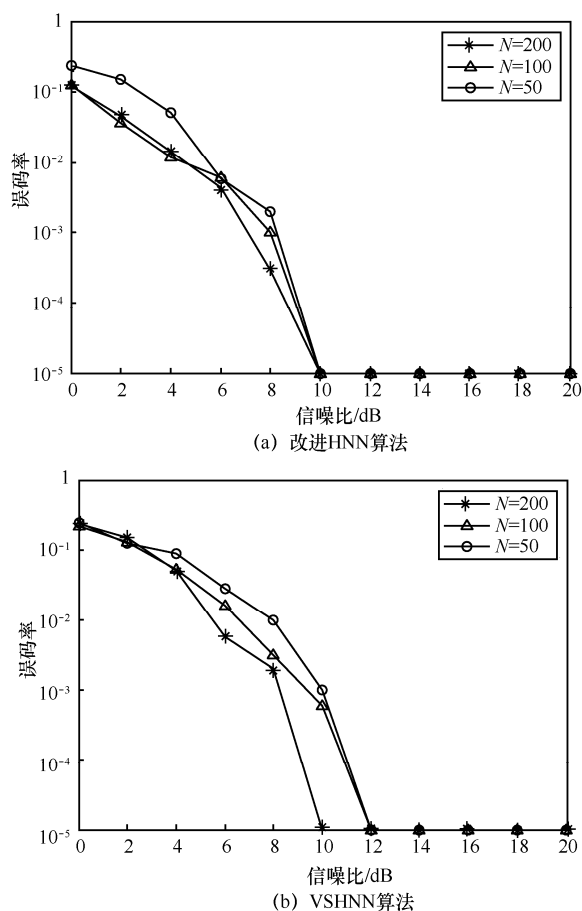


图6 两种算法误码率与数据量的关系

4 结束语

本文从提高盲检测算法的性能出发,提出一种改进的混沌 Hopfield 神经网络盲检测算法。仿真实验表明了本文提出算法相比文献算法的优越性。本文的初步研究结果表明激活函数的选择对 Hopfield 神经网络盲检测算法性能影响不容忽视,如何选择更好的激活函数以期提高算法的性能还有待继续研究;本文算法中参数经验值的选取,是采用大量仿真实验得到的,参数的调节机制有待优化;另外,本文只是用算法运行时间和最短数据长度作为时间复杂度的判断,具体算法复杂度的理论分析也是后续的工作方向之一。

参考文献:

[1] 张昀, 张志涌, 于舒娟. 基于幅值相位型离散 Hopfield 神经

网络的多进制振幅键控盲检测[J]. 物理学报, 2012, 61(14): 000082-90.

ZHANG Y, ZHANG Z Y, YU S Y. Blind detection of M-ary quaternary phase shift keying signals by a complex Hopfield neural network with amplitude-phase-type hard-multistate-activation-function[J]. Acta Physica Sinica, 2012, 61(14): 000082-90.

[2] 于舒娟, 宦如松, 张昀, 等. 基于混沌神经网络的盲检测改进新算法[J]. 物理学报, 2014, 63(6): 117-123.

YU S J, HUAN R S, ZHANG Y, et al. Novel improved blind detection algorithms based on chaotic neural networks[J]. Acta Physica Sinica, 2014, 63(6): 117-123.

[3] 张平, 李建武, 冯志勇, 等. 认知无线网络基础理论与关键技术研究[J]. 电信科学, 2014, 30(2): 1-13.

ZHANG P, LI J W, FENG Z Y, et al. Research on basic theory and key technology of cognitive radio network[J]. Telecommunications Science, 2014, 30(2): 1-13.

[4] 张昀. 复数 Hopfield 神经网络盲信号检测[D]. 南京: 南京邮电大学, 2012.

ZHANG Y. Blind signal detection of complex hopfield neural network[D]. Nanjing: Nanjing University of Posts and Telecommunications, 2012.

[5] 冯迪. 基于改进型 Hopfield 神经网络的盲检测新算法研究[D]. 南京: 南京邮电大学, 2013.

FENG D. Research on new blind detection algorithm based on improved Hopfield neural network[D]. Nanjing: Nanjing University of Posts and Telecommunications, 2013.

[6] 季奎明, 于舒娟, 张昀, 等. 基于可变步长的 Hopfield 神经网络盲检测算法[J]. 电视技术, 2015, 39(15): 101-104.

JI K M, YU S J, ZHANG Y, et al. Blind detection algorithm based on variable step Hopfield neural network[J]. Video Engineering, 2015, 39(15): 101-104.

[7] 倪志伟. BP 网络中激活函数的深入研究[J]. 安徽大学学报: 自然科学版, 1997, 21(3): 48-51.

NI Z W. In-depth study of activation function in BP network[J]. Journal of Anhui University(Natural Sciences Edition), 1997, 21(3): 48-51.

[8] 胡耀垓, 李伟, 胡继明. 一种改进激活函数的人工神经网络及其应用[J]. 武汉大学学报: 信息科学版, 2004, 29(10): 916-919.

HU Y G, LI W, HU J M. An artificial neural network with improved activation function and its application[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2004, 29(10): 916-919.

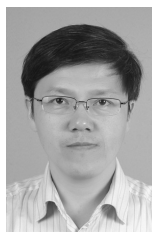
[9] 李恩玉, 杨平先, 孙兴波. 基于激活函数四参可调的 BP 神经网络改进算法[J]. 微电子学与计算机, 2008, 25(11): 89-93.

LI E Y, YANG P X, SUN X B. Improved algorithm of BP neural networks based on the activation function with four adjustable parameters[J]. Microelectronics & Computer, 2008, 25(11): 89-93.

[10] SUN Y X, WANG Z H, WYK B J V. Chaotic Hopfield neural network swarm optimization and its application[J]. Journal of Applied Mathematics, 2013(4): 289-325.

- [11] 俎云霄, 周杰. 基于组合混沌遗传算法的认知无线电资源分配[J]. 物理学报, 2011, 60(7).
ZU Y X, ZHOU J. Cognitive radio resource allocation based on combined chaotic genetic algorithm[J]. Acta Physica Sinica, 2011, 60(7).
- [12] 胡志强, 李文静, 乔俊飞. 变频正弦混沌神经网络及其应用[J]. 物理学报, 2017, 66(9): 12-22.
HU Z Q, LI W J, QIAO J F. Frequency conversion sine chaos neural network and its application[J]. Acta Physica Sinica, 2017, 66(9): 12-22.
- [13] 杨鼎鼎, 王静, 陈世强. 一种基于改进的 Logistic 映射的数据不变长加密算法[J]. 计算机应用与软件, 2017, 34(5): 293-298.
YANG D D, WANG J, CHEN S Q. A data encryption algorithm based on improved Logistic map[J]. Computer Applications and Software, 2017, 34(5): 293-298.
- [14] CAI Y G, ZHANG M J, CAI H. A hybrid chaotic quantum evolutionary algorithm[C]//IEEE International Conferences on Intelligent Computing and Intelligent System, October 29-31, 2010, Xiamen, China. Piscataway: IEEE Press, 2010: 771-776.
- [15] 张旭东, 朱萍, 谢小平, 等. 混沌神经网络的动态阈值控制[J]. 物理学报, 2013, 62(21): 210506-1-210506-7.
ZHANG X D, ZHU P, XIE X P, et al. A dynamic threshold value control method for chaotic neural networks[J]. Acta Physica Sinica, 2013, 62(21): 210506-1-210506-7.

[作者简介]



于大为 (1970-), 男, 苏州信息职业技术学院计算机系副教授, 主要研究方向为现代通信技术、计算机网络分析及智能化算法。



陈少威 (1993-), 男, 南京邮电大学电子科学与工程学院硕士生, 主要研究方向为信号处理与智能信息处理技术。



于舒娟 (1967-), 女, 南京邮电大学电子科学与工程学院副教授、硕士生导师, 主要研究方向为现代通信中的信号处理与智能信息处理技术。