

## 杂草算法优化神经网络盲均衡算法的研究

耿艳香<sup>1,2</sup>, 王光艳<sup>2</sup>, 张立毅<sup>1,2</sup>

(1.天津大学电子信息工程学院, 天津 300072;

2.天津商业大学信息工程学院, 天津 300134)

**摘要:**针对影响通信质量的码间干扰问题,提出利用杂草算法的随机性、鲁棒性、自适应性优化神经网络,为神经网络提供较好的初始权值,再与BP算法的指导性搜索思想结合起来,既能克服寻优中的盲目性进而避免局部收敛情况的发生,有效地加快收敛速度,减小剩余稳态误差,降低误码率,从而提高信道的盲均衡性能。通过计算机仿真,证明该算法具有较好的收敛性能。

**关键词:**入侵杂草算法;初始权值;盲均衡算法;BP神经网络算法

**中图分类号:** TP391.41 **文献标识码:** A

## Research on Invasive Weed Optimization Neural Network Blind Equalization Algorithm

GENG Yanxiang<sup>1,2</sup>, WANG Guangyan<sup>2</sup>, ZHANG Liyi<sup>1,2</sup>

(1.School of Electric Information Engineering, Tianjin University, Tianjin 300072, China;

2.School of Information Engineering, Tianjin University of Commerce, Tianjin 300134, China)

**Abstract:**In view of the inter symbol interference problem, this paper proposes a new method applying the randomness, robustness and adaptability of Invasive Weed Optimization to optimize neural network. This method can provide good initial weights for neural network. By combining the guiding search idea of BP algorithm, it can not only overcome the blindness in seeking optimization to avoid local convergence, but also effectively speed up the convergence speed, reduce the remaining steady-state error, and lower the symbol error rate, thus improving the blind equalization performance of communication channels. The computer simulation results show that this algorithm has better convergence performance.

**Keywords:**Invasive Weed Optimization; initial weight; Blind Equalization; BP neural network algorithm

### 1 引言(Introduction)

盲均衡技术是一门新兴的现代自适应均衡技术,用来解决当通信系统信道严重的时变特性所导致的接收机不能及时跟踪信道特性变化而产生的通信中断,可以只利用接收信号本身的一些数据特性来自适应地调节均衡器的参数,消除由信道的非理想特性引起的码间干扰,从而达到信道的均衡目的<sup>[1-3]</sup>。因此,盲均衡技术的应用提高了系统的通信效率,在一定程度上也简化了系统的结构。

各种新型算法和人工智能理论的发展,出现了一些新的盲均衡改进算法,如基于CMA的盲均衡算法<sup>[4-6]</sup>、加权多模盲

均衡算法<sup>[7]</sup>、基于免疫算法的盲均衡算法<sup>[8]</sup>、蝙蝠算法优化的多模盲均衡算法<sup>[9]</sup>和基于模拟退火的DNA遗传优化小波多模盲均衡算法<sup>[10]</sup>等。神经网络的盲均衡算法也取得了颇多的成果,先后出现了多种前馈神经网络盲均衡算法<sup>[11-13]</sup>和递归神经网络算法<sup>[14-16]</sup>。本文利用杂草算法的自适应性、快速全局收敛性和良好的鲁棒性等特点,进一步改善误差反向传播算法(Error Back Propagation Algorithm,简称BP算法)收敛速度慢,易陷入局部最优解等缺陷,提出使用杂草算法帮助神经网络快速找到符合信道特征的权值组合作为初始权值,再应用于盲均衡算法,推导出算法的迭代公式,从而找出代价函数的最

小值,提高信道均衡的准确性和有效性。通过Matlab仿真实验,证明新算法是可靠的,其性能优于普通的神经网络盲均衡算法。

## 2 算法的基本思想(The basic idea of the algorithm)

### 2.1 杂草算法

杂草算法是A.R.Mehrabian和C.Lucas于2006年首次提出的,杂草算法基本思想是利用杂草算法的三个主要机制:(1)以适应度为准则的繁殖机制;(2)正态分布的扩散机制;(3)子父代竞争排斥机制组成的一种新型群智能优化算法。其思想模拟自然界杂草殖民的过程,在迭代初期,通过大的标准差值,进行全局搜索;在迭代后期,标准差逐渐减小,得到当前最优解,每繁殖一代,都将父代和子代一起进行排列,按适应值大小进行淘汰,能最大限度保留有用的信息,同时能避免早熟和陷入局部最优,但算法的性能受参数设置影响较大。

### 2.2 杂草算法优化神经网络初始权值的盲均衡算法

为了避免BP算法收敛速度慢、易于陷入局部最优解等缺点,可将杂草算法与盲均衡算法结合,充分利用杂草算法全局搜索的特点和盲均衡算法局部搜索速度快的特点。先利用杂草算法的遍历性帮助神经网络快速找到权值组合的较好解作为神经网络的初始权值,然后利用BP算法进行快速收敛,最终找到神经网络的最佳权值组合,从而即提高了收敛速度又避免了陷入局部最优解。杂草算法优化神经网络权值的盲均衡算法(Invasive Weed Optimization Neural Network Blind Equalization Algorithm,简称IWO-NN-BEA)的原理框图,如图1所示。

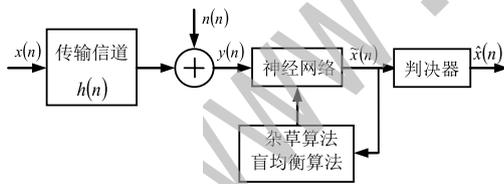


图1 基于IWO-NN-BEA原理框图

Fig.1 The basic idea of the IWO-NN-BEA algorithm

图1中, $x(n)$ 为输入信号; $n(n)$ 为信道迭加噪声; $h(n)$ 为信道的冲激响应; $y(n)$ 为接收信号,也是神经网络的输入信号; $\tilde{x}(n)$ 为盲均衡后的输出信号; $\hat{x}(n)$ 为判决器输出。

## 3 IWO-NN-BEA及其实现(IWO-NN-BEA and its realization)

在数字通信系统中,由于信道的多径传播,信道噪声等因素的影响,数字信号在传输过程中将产生码间串扰(Inter Symbol Interference, 又称ISI)。为了消除此干扰,使得接收

端能够正确解调,对信道畸变进行实时的有效补偿是十分必要的。选择一个合适的网络结构,通过利用杂草算法找到合适的初始权值,再结合BP算法对代价函数求极小值来达到调整权值的目的,使信道得到较好的均衡效果。

### 3.1 神经网络的选择

首先选用三层前馈神经网络,如图2所示。

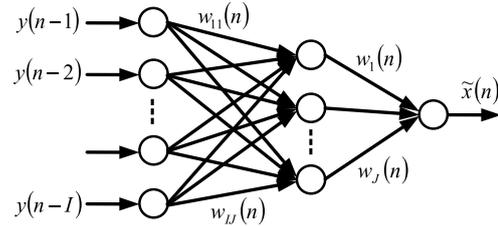


图2 神经网络基本结构图

Fig.2 Basic structure of neural networks

神经网络的输入为 $y(n-i)$ ,输出为 $\tilde{x}(n)$ 。每一个神经元的输入为 $u$ ,输出为 $v$ ,如 $u_i^l$ 表示 $l$ 层的第 $i$ 个神经元的输入信号。输入层与隐层之间的连接权值为 $w_{ij}(n)(i=1,2,3,\dots,I;j=1,2,3,\dots,J)$ ,隐层与输出层之间的连接权值为 $w_j(n)$ 。则三层前馈神经网络的状态方程为:

$$u_i^l(n) = y(n-i) \quad (1)$$

$$v_i^l(n) = u_i^l(n) = y(n-i) \quad (2)$$

$$u_j^l(n) = \sum_{i=1}^I w_{ij}(n)v_i^l(n) = \sum_{i=1}^I w_{ij}(n)y(n-i) \quad (3)$$

$$v_j^l(n) = f_l(u_j^l(n)) = f_l\left(\sum_{i=1}^I w_{ij}(n)y(n-i)\right) \quad (4)$$

$$u(n) = \sum_{j=1}^J w_j(n)v_j^l(n) \quad (5)$$

$$v(n) = \tilde{x}(n) = f_2(u(n)) = f_2\left(\sum_{j=1}^J w_j(n)v_j^l(n)\right) \quad (6)$$

其中, $f_1(\cdot)$ 和 $f_2(\cdot)$ 分别表示隐层和输出层的传递函数。

### 3.2 IWO优化神经网络初始权值

杂草算法优化神经网络初始权值的思想是:每一棵杂草根据它的适应度值随机产生种子,种子再进行适应度值评价更新最好解,直到达到最大族群植数,选出适应度值最高的 $Q$ 个个体,从而将这些适应度值最高的个体作为神经网络初始权值。

#### 3.2.1 杂草初始化

神经网络权值范围 $(-x,x)$ ,问题的维数 $D$ ,当前的迭代次数 $iter$ ,最大迭代次数 $iter_{max}$ ,初始标准差 $\sigma_{initial}$ ,最终标准差 $\sigma_{final}$ ,最大种子数 $seed_{max}$ ,最小种子数 $seed_{min}$ ,非线性因子 $n$ ,初始杂草个数 $G_{size}$ ,最大杂草个数 $P_{size}$ ,在神经网络权值范围内随机产生 $a$ 个初始解。

### 3.2.2 适应度函数的设计

杂草算法的求解目标是找到适应度值最大的个体，而神经网络盲均衡算法的最终目标是求代价函数迭代的最小值，因此需将最小值问题转化为最大值问题，选用恒模算法的代价函数的倒数作为适应度函数：

$$f(n) = \frac{1}{J(n)} = \frac{2}{[\tilde{x}(n)^2 - R^2]^2} \quad (7)$$

其中， $J(n)$ 为恒模算法的代价函数， $R = \frac{[x(n)]^4}{[x(n)]^2}$ 。

### 3.2.3 计算各个杂草所产生的种子数

将 $f$ 值从小到大排序，对适应度值 $f_i$ 从最优到最差的大小排序，最优适应度值为 $f_{max}$ ，最差适应度值为 $f_{min}$ 。规定最优适应度值个体繁殖子代个数为 $seed_{max}$ ，最差适应度值个体繁殖子代个数为 $seed_{min}$ ，其他个体适应度值和繁殖子代个数服从向下取整的线性关系，即

$$Seed_i = \frac{Seed_{max} - Seed_{min}}{f_{min} - f_{max}} (f_i - f_{max}) + Seed_{min} \quad (8)$$

### 3.2.4 子代的繁殖

子代个体按正态分布的方式随机分布在父代个体周围，最优适应度值个体繁殖子代个数多，最差适应度值个体繁殖子代个数少，这样既保持了优秀个体的繁殖能力，又符合了种群多样性的原则，与自然界现象一致。子代个体正态分布的标准差计算公式为：

$$\sigma_{iter} = \frac{(iter_{max} - iter)^y}{(iter_{max})^y} (\sigma_{initial} - \sigma_{final}) + \sigma_{final} \quad (9)$$

因此，当种群大小为 $n$ ，其个体的适应度值为 $Fi(n)$ ，其概率转移公式为：

$$P_i = \frac{Fi(n)}{\sum_{i=1}^n Fi(n)} \quad (10)$$

### 3.2.5 迭代终止条件

杂草算法优化神经网络初始权值时，迭代终止条件有两种：一是达到最大迭代次数，二是达到最终标准差，二者满足其一即可终止循环。

### 3.2.6 杂草算法优化神经网络权值的主要步骤

Step1：初始化杂草种群，每棵杂草所产生一代种子代表一个完整的神经网络，令迭代次数 $iter = 1$ 。

Step2：根据适应度函数计算各个种子的适应度值。

Step3：找出适应度值最高的 $Q$ 个个体，并让这些个体成为父代继续繁殖子代，计算子代个体正态分布的标准差。

Step4：将这些子代的权值组合带入神经网络。

Step5：若满足迭代终止条件则停止循环，否则跳到Step2，

且令 $iter = iter + 1$ 。

当循环结果满足其中一个迭代终止条件时，系统自动停止循环，然后将最优权值组合作为神经网络初始权值，再利用传统BP算法进行最优搜索，实现最终寻优。

## 3.3 IWO-NN-BEA算法

杂草算法为神经网络搜寻出了一组全局较优解，然后再根据传统BP算法在该解周围进行局部寻优，直到满足均衡要求为止。神经网络的传递函数为：

$$f(x) = x + \alpha \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} \quad (11)$$

式中， $\alpha$ 是系数，可以通过调节 $\alpha$ 的大小来适应不同的调制信号的均衡效果，如果信号的幅度较小，则选用较小的 $\alpha$ ，反之，则选择较大的 $\alpha$ 。

根据最速梯度下降法，可推导出神经网络各层权值的迭代公式

$$w_j(n+1) = w_j(n) - 2\mu_1[\tilde{x}(n) - R_2]f'(u(n))v_j'(n) \quad (12)$$

$$w_{ij}(n+1) = w_{ij}(n) - 2\mu_2\tilde{x}(n)[\tilde{x}(n)^2 - R_2]f'(u_j'(n))v_{ij}(n)(n-i) \quad (13)$$

其中， $\mu_1$ 和 $\mu_2$ 均为权值的迭代步长。

## 4 实验仿真(Experimental simulation)

采用2PAM信号作为输入信号，神经网络结构为7-9-1，仿真信道选取普通信道 $H_1(z)$ 和典型电话信道 $H_2(z)$ ，其传输函数为

$$H_1(z) = 1 + 0.5z^{-1} + 0.25z^{-2} + 0.125z^{-3} \quad (14)$$

$$H_2(z) = 0.005 + 0.009z^{-1} - 0.024z^{-2} + 0.854z^{-3} - 0.218z^{-4} + 0.049z^{-5} - 0.016z^{-6} \quad (15)$$

设置相关参数值。初始种群规模 $G_{size} = 30$ ，最大种群规模 $P_{size} = 50$ ，最大迭代次数 $iter_{max} = 200$ ，最大种子数 $seed_{max} = 5$ ，最小种子数 $seed_{min} = 2$ ，标准差初始值 $\sigma_{initial} = 0.001$ ，标准差最终值 $\sigma_{final} = 10$ ，非线性指数 $n = 3$ 。根据文献[18]中的结果，IWO-NN-BEA和遗传算法优化神经网络盲均衡算法(GA-NN-BEA)在普通信道与典型电话信道中的收敛曲线进行了比较，如图3和图4所示。该曲线是经过10次仿真实验后的平均结果。

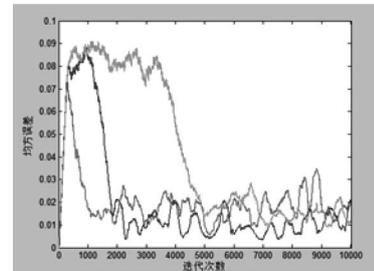


图3 普通信道中收敛性能比较

Fig.3 Comparison of convergence performance in ordinary channels

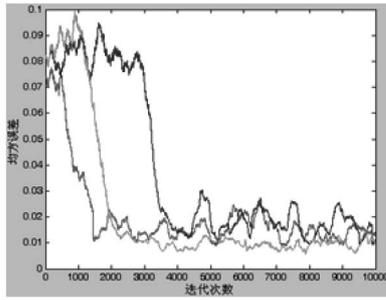


图4 电话信道中收敛性能比较

Fig.4 Comparison of convergence performance in telephone channel

从图中可以看出,在普通信道中IWO-NN-BEA和GA-NN-BEA都能达到快速收敛的效果,收敛后的均方误差没有遗传算法的稳定,收敛速度明显高于普通神经网络盲均衡算法。在典型电话信道中也同样体现了杂草算法的优势。

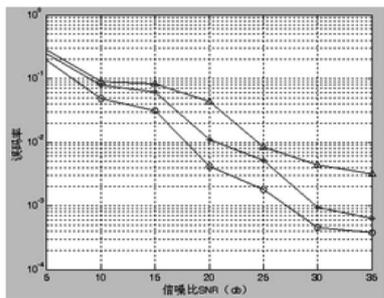


图5 普通信道中误码率曲线

Fig.5 BER curve in ordinary channels

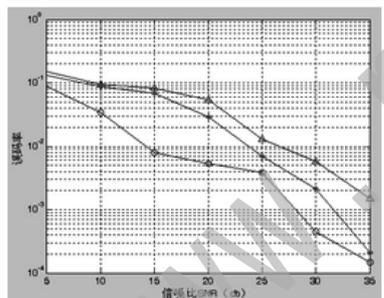


图6 普通信道中误码率曲线

Fig.6 BER curve in telephone channels

图5和图6分别给出了在普通信道与典型电话信道中各算法的误码率比较曲线。可以看出,杂草算法优化神经网络盲均衡算法具有较低的误码率。

## 5 结论(Conclusion)

针对传统盲均衡技术的不足,本章提出了一种基于入侵杂草算法优化神经网络权值的盲均衡新算法。该算法将入侵杂草算法与BP神经网络算法相结合,充分利用入侵杂草算法的种群多样性和鲁棒性强的特点,进行全局搜索,获取最佳的初始权值,避免陷入局部最优,提高了收敛速度,减小误码率。最后,通过Matlab仿真证明该入侵杂草算法优化神经网络的盲均衡算法是可行的,也是有效的。

## 参考文献(References)

- [1] 郭业才,胡苓苓,丁锐.基于量子粒子群优化的正交小波加权多模盲均衡算法[J].物理学报,2012(05):281-287.
- [2] 肖瑛,李振兴,董玉华.动态目标函数下的神经网络盲均衡仿真研究[J].系统仿真学报,2009,21(14):4331-4334.
- [3] 崔伟轩.基于多模算法的盲均衡算法研究[D].南京信息工程大学,2013:39-41.
- [4] 吴珊.果蝇优化小波盲均衡算法研究[D].安徽理工大学,2014:10-40.
- [5] 赵娟.应用盲均衡器的方形轮廓算法基于复杂的神经网络[C].2011年国际会议上电子、通信和控制(ICECC),2013:166-169.
- [6] 张家琦,葛宁.联合CMA+DDLMS盲均衡算法[J].清华大学学报(自然科学版),2009,49(10):108-111.
- [7] 薛伟,杨小牛,张朝阳.一种改进的加权多模盲均衡算法[J].系统仿真学报,2011,23(3):451-455.
- [8] 白伟.基于免疫算法的RBF神经网络盲均衡算法[J].山西师范大学学报(自然科学版),2014,28(1):33-37.
- [9] 郭业才,吴华鹏,王惠,等.基于DNA遗传蝙蝠算法的分段多模盲均衡算法[J].兵工学报,2015,36(8):1502-1507.
- [10] 郭业才,吴华鹏.双蝙蝠群智能优化的多模盲均衡算法[J].智能系统学报,2015,10(5):755-761.
- [11] 张冰龙,徐建敏,江浩.基于模拟退火的DNA遗传优化小波多模盲均衡算法[J].电子技术应用,2016,24(2):88-91.
- [12] 罗亚松,林景元,胡玉铤,等.高阶QAM信号的前馈神经网络相位修正水声信道盲均衡算法[J].武汉理工大学学报(交通科学与工程版),2012,36(6):1221-1224.
- [13] 郭业才,高敏,张艳萍.基于正交小波包变换的前馈神经网络盲均衡算法[J].电子测量与仪器学报,2009,23(11):59-64.
- [14] 刘子通.双线性反馈神经网络的复值盲均衡算法研究[J].山西电子技术,2011(4):76-78.
- [15] 阮秀凯,李昌,谈燕花,等.基于电域反馈神经网络的自适应盲均衡方法[J].光学学报,2013,33(5):1-12.
- [16] 张亮,陈睿,邱小松.谱聚类递归神经网络集成的全自动公开区分计算机和人的图灵测试识别算法[J].计算机应用,2014,34(5):1383-1385.
- [17] 吴文铁,宋曰聪,李敏.蚁群优化神经网络的网络流量混沌预测[J].计算机工程与应用,2012,48(34):97-101.
- [18] 张立毅,刘婷,孙云山,等.遗传算法优化神经网络权值盲均衡算法的研究[J].计算机工程与应用,2010,45(11):162-164.

## 作者简介:

耿艳香(1983-),女,硕士,实验师.研究领域:智能算法.  
王光艳(1975-),女,博士,副教授.研究领域:信号处理.  
张立毅(1965-),男,博士,教授.研究领域:信号处理.