

基于动态参数调整的小波神经网络盲均衡算法

赵慧青, 万智萍

(中山大学新华学院 信息科学系, 广州 510520)

摘 要: 在传统小波神经网络盲均衡算法的基础上, 提出一种基于动态参数调整的自适应步长盲均衡算法。根据均衡器输出信号的大小, 并结合输出信号功率与收敛性质的关系, 对迭代步长因子进行改进, 实现迭代步长因子的动态调整。通过多组对比实验对可调参数进行优化选取, 从而克服收敛速度与收敛精度相互制约的问题。实验结果表明, 该算法的性能指标与预期结果基本相符, 尤其在迭代次数较多时, 相比传统小波神经网络盲均衡算法, 具有更快的收敛速度与更高的收敛精度。

关键词: 小波变换; 神经网络; 盲均衡算法; 可调参数; 迭代步长

中文引用格式: 赵慧青, 万智萍. 基于动态参数调整的小波神经网络盲均衡算法[J]. 计算机工程, 2016, 42(6): 96-100.

英文引用格式: Zhao Huiqing, Wan Zhiping. Wavelet Neural Network Blind Equalization Algorithm Based on Dynamic Parameter Adjustment[J]. Computer Engineering, 2016, 42(6): 96-100.

Wavelet Neural Network Blind Equalization Algorithm Based on Dynamic Parameter Adjustment

ZHAO Huiqing, WAN Zhiping

(Department of Information Science, Xinhua College of Sun Yat-sen University, Guangzhou 510520, China)

[Abstract] On the basis of the traditional wavelet neural network blind equalization algorithm, this paper proposes a blind equalization algorithm of adaptive step size based on dynamic parameter adjustment. According to the equalizer of output signal size, it combines with the relationship between output signal power and convergence properties, and realizes dynamic adjustment of iterative step size factor. It optimizes and selects tunable parameters through several comparative experiments, and overcomes the mutual restriction problem of convergence rate and convergence precision. Experimental results show that performance indicator of this algorithm is basically consistent of the expected results. Especially in the case of more iterations, compared with traditional wavelet neural network blind equalization algorithm, it has faster convergence rate and higher convergence accuracy.

[Key words] wavelet transform; neural network; blind equalization algorithm; tunable parameter; iteration step size

DOI: 10.3969/j.issn.1000-3428.2016.06.017

1 概述

在无线通信系统中, 接收信号容易受到码间的干扰, 因此, 人们提出许多方法对其进行处理, 其中效果比较显著的有均衡技术^[1-2]。现有均衡技术主要有均衡算法与盲均衡算法^[3-4], 均衡算法需要预先设定一个序列, 消耗一定的带宽; 盲均衡算法利用代价函数省略了对已知序列的设定, 从而节约带宽。在盲均衡算法中, 常数模算法由于结构简单、运算量小而得到广泛运用, 但由于其采用固定大小的迭代步长, 使得算法的速度与精度受到限制^[5]。基于小

波变换的神经网络盲均衡算法是在常数模算法的基础上优化了算法结构, 并有效利用小波变换自身良好的鲁棒性消除系统中高斯白噪声的干扰, 从而得到较高的算法收敛速度与精度^[6-7]。通过深入研究发现, 该算法依然存在收敛速度与精度相矛盾的问题, 往往需要舍弃速度或者精度来换取另一方的最优化, 这使得该算法的推广大大受到制约。对此, 文献^[8]通过构造一个衰减函数, 利用级联滤波方法来简化算法, 有效避免了速度与精度相矛盾的问题, 但算法精度依然不高。

针对上述问题, 本文在现有小波神经网络盲均

基金项目: 广东省教育厅青年创新人才(自然科学类)基金资助项目(2014KQNCX253)。

作者简介: 赵慧青(1978-), 女, 讲师、硕士, 主研方向为网络通信、多媒体信息处理; 万智萍, 讲师、硕士。

收稿日期: 2015-06-10 **修回日期:** 2015-08-07 **E-mail:** 461539139@qq.com

衡算法的基础上, 根据均衡器输出信号的大小, 对迭代步长因子进行改进, 从而实现步长因子的动态调节, 避免了算法的局限性。此外, 通过对步长因子中的可调参数进行多组实验比对, 选取出适应性较强的参数。

2 基本原理

为了有效地降低输入信号的相关性, 加快网络权向量的收敛速度, 将小波算法与神经网络进行有机结合^[9]。小波盲均衡算法原理如图1所示, $n(n)$ 为零均值的高斯白噪声, $y(n)$ 为盲均衡器之前得到的观测信号, $\tilde{x}(n)$ 为均衡器的输出, $\hat{x}(n)$ 为判决器的输出。盲均衡的目标是根据均衡器的输出 $\tilde{x}(n)$ 估算出发送信号 $x(n)$ 。函数表达式为 $\tilde{x}(n) = x(n)\delta(n-D)e^{j\phi}$, 其中, D 为整数时延; ϕ 为常数相移。

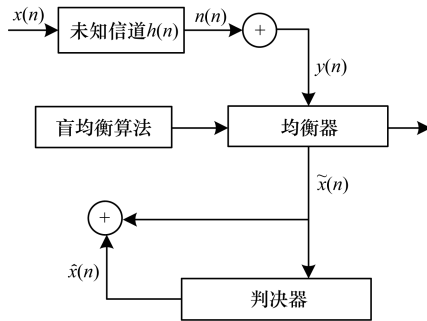


图1 小波神经网络盲均衡算法原理

整数时延不会影响信号的恢复质量, 常数相移可以通过判决器进行消除。针对均衡器的结构设计小波神经网络盲均衡器, 采用输入层、隐层以及输出层3层结构, 实现均衡器的数据转换, 结构如图2所示^[10]。由图2可以看到, 观察序列 $y(n)$ 经盲均衡器转换为 $\tilde{x}(n)$ 的过程, w_{ij} 是输入层至隐层的连接权重值, w_j 是隐层至输出层的连接权重值 ($i=1, 2, \dots, m, j=1, 2, \dots, k$)。

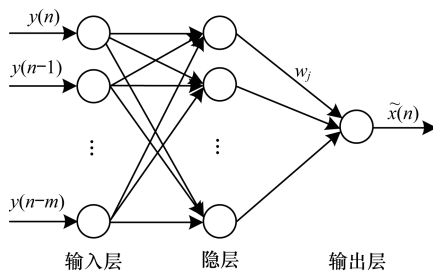


图2 小波神经网络盲均衡器结构

下面对小波神经网络盲均衡器的计算过程进行详细说明^[11]。

假设隐层的输入函数为 $u_j(n)$, 输出函数为 $I_j(n)$; 输出层的输入函数为 $v(n)$, 输出函数为 $\tilde{x}(n)$ 。根据网络的传输公式, 即可得到网络的状态方程:

$$u_j(n) = \sum_{i=1}^m w_{ij}(n)y(n-i) \quad (1)$$

$$I_j(n) = \psi_{a,b}(u_j(n)) \quad (2)$$

$$v(n) = \sum_{j=1}^k w_j(n)I_j(n) \quad (3)$$

$$\tilde{x}(n) = f(v(n)) \quad (4)$$

其中, $f(\cdot)$ 为输出层的输入与输出间的传递函数; $\psi_{a,b}(\cdot)$ 为隐层输入信号的小波变换函数。

算法的神经元传递函数为:

$$f(x) = x + \alpha \cdot \sin(\pi x)$$

其中, α 的取值范围为 $[0, 1]$; x 为函数 $I_j(n)$ 与函数 $\tilde{x}(n)$ 的初始权值。

通过常数模盲均衡算法得到该系统的代价函数:

$$J_D = \frac{1}{2} (|\tilde{x}(n)|^2 - R_{CM})^2 \quad (5)$$

$$R_{CM} = \frac{E(|\tilde{x}(n)|^4)}{E(|\tilde{x}(n)|^2)} \quad (6)$$

其中, $E(\cdot)$ 为数学期望。

通过分析可以发现, 在小波神经网络均衡算法的迭代过程中存在较多的冗余计算, 固定的迭代步长因子虽然能够有效地获取目标信号, 但却产生了大量的计算冗余。同时, 可调因子在算法中也得不到有效约束, 这些都会影响算法的收敛效果。

3 本文算法

3.1 迭代函数

在整个系统中, 传递函数能够控制整个网络的输出。因此, 为了得到更精确的输出信号, 本文对算法传递函数进行了重新定义:

$$f(x) = x + E[e^2(n) \cdot \cos(\pi x)] \quad (7)$$

其中, x 表示传递函数的常数项; $e^2(n)$ 为传递函数的周期递增函数, 用于模拟信号的发射。

通过引入余弦定理, 使得算法中的传递函数具有方向性, 从而便于传输更多的信号。对神经网络盲均衡器的结构分析, 可以得到系统输出层与隐层的迭代公式^[12-13]。输出层迭代公式为:

$$\tilde{\omega}_j(n+1) = \tilde{\omega}_j(n) - 2\mu k(n) I_i^*(n) \quad (8)$$

$$k(n) = [|\tilde{x}(n)|^2 - R_{CM}] \{f[v(n)] f'[v(n)]\} \quad (9)$$

隐层迭代公式为:

$$\tilde{\omega}_j(n+1) = \tilde{\omega}_j(n) - 2\mu k'(n) y^*(n-i) \quad (10)$$

$$k'(n) = 2[|\tilde{x}(n)|^2 - R_{CM}] f'[u_j(n)] \times \text{Re}\{f[v(n)] f'[v(n)]\} \times \text{Im}\{f[v(n)] f'[v(n)]\} \quad (11)$$

其中, $w_j(n)$ 为层与层间的链接权值; μ 为迭代步长;

$$R_{CM} = \frac{E(|\tilde{x}(n)|^4)}{E(|\tilde{x}(n)|^2)}。$$

3.2 参数自适应设置

观察 3.1 节所求得输出层与隐层的迭代公式可以看出,决定函数收敛性的因素,除了输入函数与输出函数,迭代步长也起到至关重要的作用^[14]。为此,本文对迭代步长进行深入研究与分析,提出一种可调节的步长因子算法。

3.2.1 迭代步长设置

在均衡算法中主要通过均方误差衡量算法收敛性。本文选用不同的步长因子,用均方误差对算法的收敛性进行检验,以反映不同步长因子的大小对算法收敛性能的影响。通过多组实验发现,随着步长因子的不断加大,算法的收敛速度随之加快,但其收敛误差也不断变大。因此,为了方便分析步长因子与收敛性的关系,本文在一个合理的范围内,选出了算法的最大步长因子 μ_1 与最小步长因子 μ_2 ,并以横坐标为迭代次数,纵坐标为均方误差,绘制出如图 3 所示的收敛曲线。

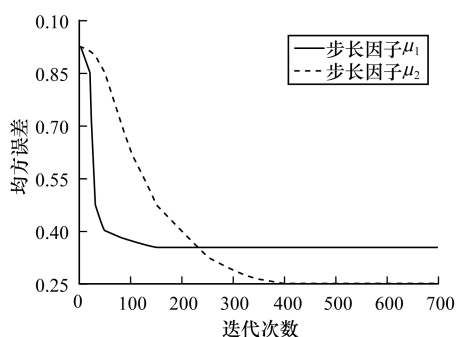


图 3 多步长的收敛曲线

通过观察图 3 可以看到,当选用步长因子 μ_1 时,算法的收敛速度比较快,但最终其收敛误差比较大;当选用步长因子 μ_2 时,算法的收敛速度很慢,但却能得到较低的收敛误差。为此,本文在 2 条收敛曲线之间找出一条理想步长因子 μ 的曲线,如图 4 所示,它既具有步长因子 μ_1 的收敛速度,同时又具有步长因子 μ_2 的低收敛误差。

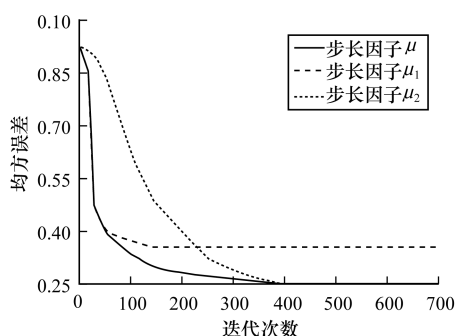


图 4 理想步长因子的收敛曲线

通过研究发现,传统小波神经网络盲均衡算法的收敛速度接近于均衡器输出信号功率向发送信号功率逐渐逼近的过程。因此,在计算算法收敛速度的过

程中,本文结合均衡器输出信号功率的这一特性,对算法中迭代步长因子 μ 的计算进行改进,具体如下:

$$\mu = \beta [C - e^{-\alpha |r(n)|}] \quad (12)$$

$$r(n) = E\{|z(n)|^2\} \quad (13)$$

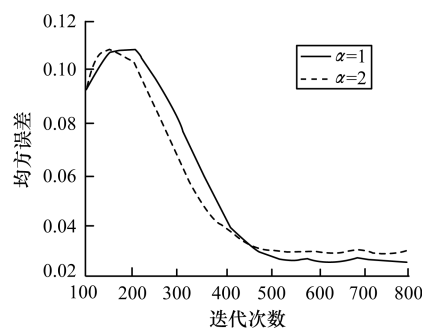
其中, $r(n)$ 为均衡器输出信号功率的估算值; $z(n)$ 表示均衡器输出信号; α, β 为可调参数; C 为常数。函数逼近过程可以等效转换为算式的求导过程。因此,利用 μ 对 $r(n)$ 求导,可以得到:

$$\begin{aligned} \frac{d\mu}{dr(n)} &= (\beta [C - e^{-\alpha |r(n)|}])' = (\beta C)' \\ &\quad - (\beta e^{-\alpha |r(n)|})' = \alpha \beta e^{-\alpha |r(n)|} \end{aligned} \quad (14)$$

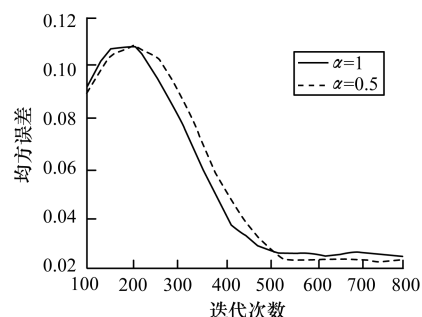
由式(14)可知,要使均衡器输出信号功率逐渐增加,只需令 μ 关于 $r(n)$ 的导数大于 0 即可。因为指数函数 $e^{-\alpha |r(n)|} > 0$,所以只需令 $\alpha > 0, \beta > 0$,即可使 μ 随 $r(n)$ 的增加单调递增。

3.2.2 可调参数设置

由 3.2.1 节可知,可调参数 α, β 只需满足 $\alpha > 0, \beta > 0$ 即可令算法具有收敛效果,但数值不是越大越好^[15-16]。为此,本文进行多组数值实验,通过对多组数值的调节变换,检测算法的均方误差及收敛效果。由图 5 可以看出,当选用的数值较大时,系统较早到达收敛峰值,但其稳态下的收敛误差较大;当选用的数值较小时,虽然能够减少系统误差,但算法的收敛速度却不能得到保障。因此,本文设定可调参数 α 的取值为 1。



(a) α 取 1 与 2 时所得的均方误差



(b) α 取 1 与 0.5 时所得的均方误差

图 5 不同 α 下的均方误差比较

由图 6 可以看出,可调参数 β 同样会对系统的收敛性能造成影响。本文依然采用一个较大值与一个较小值对系统收敛性能进行比较,最终选取 β 为

0.5 来兼顾算法的收敛速度与精度。

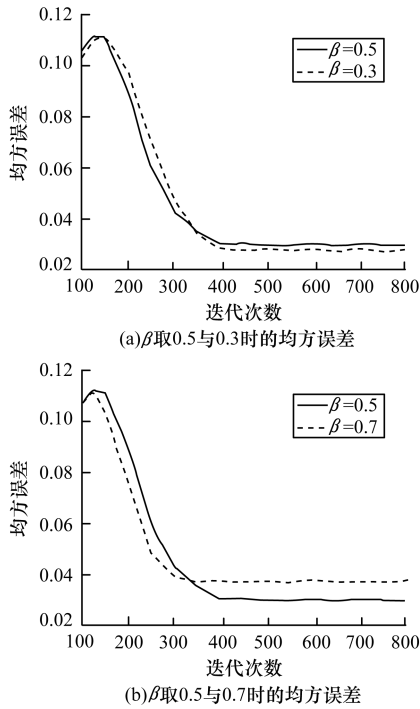


图6 不同 β 下的均方误差比较

在实际运用中,为使算法的收敛效果始终保持在一个较理想的范围内,本文建立一个动态调整机制,根据均衡器输出信号功率向发送信号功率逐渐逼近(即算法收敛)这一性质,依据上述均衡器输出信号功率的估算值与系统当前的均衡器输出值 $\tilde{x}(n)$,对可调参数进行进一步调整,可调参数 α, β 的函数表达式如下所示。

$$\alpha = 1 \cdot \frac{E\{|z(n)|^2\}}{E\{|\tilde{x}(n)|^2\}}$$

$$\beta = 0.5 \cdot \frac{E\{|z(n)|^2\}}{E\{|\tilde{x}(n)|^2\}}$$

4 仿真实验与结果分析

为检验算法的可行性,从算法收敛速度和误码性能两方面,将本文算法与传统小波神经网络盲均衡算法、文献[8]算法进行比较。为确保实验数据的有效性,将在相同的设置环境下对各算法进行检测。

4.1 收敛速度对比

4.1.1 步长因子

为检验步长因子对算法收敛性能的影响,选用步长因子 μ_1, μ_2 和本文步长因子 μ_3 (由式(12)计算得到)绘制算法的收敛曲线,如图7所示。通过观察可以看出,尽管本文设置的步长因子 μ_3 不能获得与理想步长因子一样的最优化收敛效果,但采用本文步长因子 μ_3 的收敛曲线波动始终在理想曲线附近。由于选取的 μ_1 为最大步长因子, μ_2 为最

小步长因子,则理想曲线为两者曲线的最优曲线,即当迭代次数较少时,理想曲线为步长因子 μ_1 所得曲线;当迭代次数较多时,理想曲线为步长因子 μ_2 所得曲线。可见,本文曲线与理想曲线很接近,从而证明本文算法的步长因子选取具有一定的可行性与优越性。

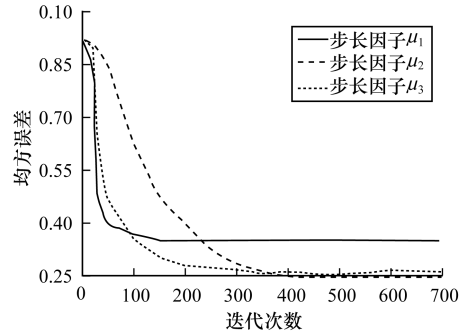


图7 本文步长因子的收敛曲线

4.1.2 均方误差

由于均方误差能够较好地反映算法的收敛性能,因此本文通过观察各算法的均方误差曲线对比各算法的收敛性能。通过选取不同的迭代次数对均方误差进行数据采集并绘制成曲线,如图8所示。可以看出,本文算法整体性能优于其他算法。在迭代次数较少时,与其他算法的均方误差相差无几,并且前期的收敛速度与文献[8]算法的收敛速度基本相同。当迭代次数达到150后,本文算法的收敛优势逐渐体现,直到各算法处于稳态(迭代次数约为300)。可见,本文算法明显优于其他算法,具有较快的收敛速度。

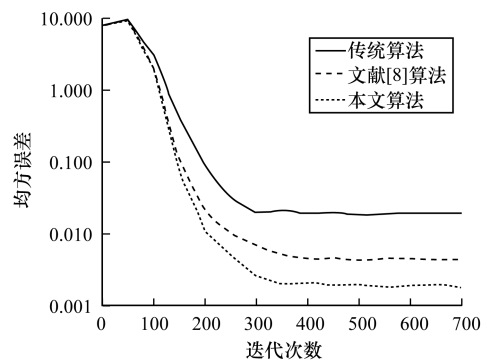


图8 各算法的均方误差比较

4.2 误码性能对比

对于算法的收敛误差,如果单一地采用均方误差进行观察,则会使实验结果具有一定的局限性。因此,为了更好地验证算法的收敛性能,在上述相同的实验环境下,本文采集各算法均衡器中的误码率进行比较,如图9所示。可以看出,本文算法的误码率具有较高的稳定性,在迭代次数达到300左右时,

其误码率基本保持不变,而传统小波神经网络盲均衡算法的误码率却由始至终不断变大。文献[8]算法虽然也具有较稳定的误码率,但其稳态下的误码率高于本文算法。由此可以证明本文算法具有较高的收敛精度。

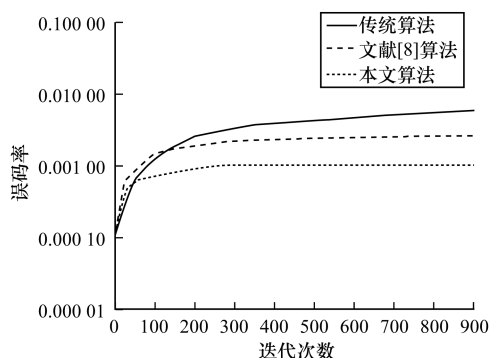


图9 各算法的误码率比较

通过分析可以发现,本文算法的收敛优势在迭代次数较大时才能体现,这与均衡器输出信号功率有关。由于均衡器输出信号功率的这一特性,因此算法需要根据均衡器输出信号功率对算法的步长因子进行调节,而这些都需要一定的数据积累过程。可见,本文算法的收敛性能会随着迭代次数的增加逐渐体现出其优势,并且明显优于其他算法。

5 结束语

本文提出一种能有效权衡收敛速度与收敛精度的盲均衡算法。该算法基于传统小波神经网络盲均衡算法,对迭代函数中的步长因子进行改进,并通过实验对参数进行优化,最终确立一个动态调整机制使算法适用于实际环境。实验结果表明,该算法能够到达预期目标,具有较快的收敛速度与较高的收敛精度,在一定程度上克服了算法收敛速度与精度相互制衡的问题。但在实验过程中,发现需要耗费较多的时间用于参数选取,在下一步研究中将对算法结构进行优化以减少算法耗时。

参考文献

- [1] Jin Ling, Zhang Hui, Yang Longxiang, et al. A Novel Adaptive Load Balancing Algorithm in Heterogeneous Wireless Networks [J]. Journal of Information and Computational Science, 2014, 11(7): 2213-2223.
- [2] Kaszkurewicz E, Silva J M M D. A Proposed Solution for the Load Balancing Problem on Heterogeneous Clusters Based on a Delayed Neural Network [J]. International Journal of Intelligent Computing and Cybernetics, 2010, 3(1): 73-93.
- [3] 刘振兴, 郭业才, 高敏, 等. 多小波模糊神经网络盲均衡算法[J]. 兵工学报, 2010, 31(9): 1137-1144.
- [4] Liao Lei. An Adaptive Subsystem Based Algorithm for Channel Equalization in a SIMO System [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems I: Regular Papers, 2013, 60(6): 1559-1569.
- [5] 孙守宇, 郑君里, 张琪. 盲信道均衡中的一种修正恒模算法[J]. 清华大学学报: 自然科学版, 2003, 43(7): 923-926.
- [6] 郭业才, 王丽华. 模糊神经网络控制的混合小波神经网络盲均衡算法[J]. 电子学报, 2011, 39(4): 975-980.
- [7] Gao Min, Guo Yecai, Liu Zhenxing, et al. Blind Neural Network Equalization Algorithm Based on Orthogonal Wavelet Transform Fractionally Spaced Equalizer [J]. Journal of Data Acquisition & Processing, 2011, 26(2): 128-134.
- [8] Xiao Ying, Li Zhenxing. Wavelet Neural Network Blind Equalization with Cascade Filter Base on RLS in Underwater Acoustic Communication [J]. Information Technology Journal, 2011, 10(12): 2440-2445.
- [9] 郭业才, 张冰龙, 吴彬彬. 基于DNA遗传优化的正交小波常模盲均衡算法[J]. 数据采集与处理, 2014, 29(3): 366-371.
- [10] 贾燕玲. 一种变步长神经网络盲均衡算法[J]. 科技信息, 2008(34): 83-84.
- [11] 胡苓苓, 郭业才. 基于QPSO的小波分数间隔盲均衡算法[J]. 计算机工程, 2011, 37(24): 195-197.
- [12] 张朝霞, 海振宏, 王华奎. 基于动态递归模糊神经网络盲均衡算法的研究[J]. 系统仿真学报, 2008, 20(2): 539-541.
- [13] 冯文江, 任志勇. 误差反馈的小波神经网络均衡器结构与算法[J]. 重庆大学学报: 自然科学版, 2007, 30(4): 83-86.
- [14] 赵娟, 高正明. 基于BP神经网络的盲均衡器设计[J]. 声学技术, 2013, 32(2): 141-145.
- [15] 郭业才, 徐文才, 徐芳. 混沌支持向量机优化小波加权多模盲均衡算法[J]. 系统仿真学报, 2013, 25(3): 451-454, 459.
- [16] 肖瑛, 李振兴. 差异进化算法初始化的的小波神经网络盲均衡[J]. 电路与系统学报, 2010, 15(4): 22-26.

编辑 陆燕菲