线性修正下的神经网络盲均衡算法

肖 瑛1, 李振兴2, 董玉华1

(1. 大连民族学院机电信息工程学院、辽宁大连 116600; 2. 解放军某部、辽宁大连 11602)

摘要:研究了一种利用横向滤波器对神经网络进行线性修正的盲均衡算法。在神经网络的输入层之前加入一个横向滤波器,以横向滤波器的节点输出作为神经网络盲均衡器的输入,利用常数模代价函数分别得到横向滤波器和神经网络盲均衡器的瞬时输出误差,将瞬时误差加权处理作为调节误差分别对横向滤波器和神经网络盲均衡器的权系数进行调节,算法实现了对非凸性误差曲面进行线性和非线性寻优的组合。计算机仿真证明提出的算法有效提高了神经网络盲均衡算法的收敛速度,降低了稳态剩余误差,具有更好的实用性和均衡性能。

关键词:线性修正;神经网络;盲均衡;横向滤波器

中图法分类号: TN911.5

文献标识码. Δ

文章编号: 1000-3630(2008)-04-0601-04

Blind equalization based on neural network by linear correction

XIAO Ying¹, LI Zhen-xing², DONG Yu-hua¹

(1. College of Electromechanical and Information Engineering , Dalian Nationality University ,
Dalian 116600 , China)

Abstract: Blind equalization based on the neural network with a linear correction is proposed in this paper. A lateral filter adds before the input layer of neural network, then, the output signal from the node of the lateral filter is taken as the input signal of neural network. The instantaneous output error of the lateral filter and neural network blind equalization, which can be obtained by the constant modulus cost function, is used for adjusting error to update the weight coefficients of the lateral filter and neural network. This algorithm carries out the combination of linear and nonlinear optimization on non-convexity error surface. Simulation results show that the method of blind equalization in this paper provides higher convergence rate and better performance.

Key words: linear correction; neural network; blind equalization; landscape orientation filter

1 引言

盲均衡技术不需要训练序列即能实现对通信信道的补偿,消除接收端由于信道多径时变特性引起的码间干扰(inter-symbol interference,简称 ISI),可以有效节省通信带宽提高通信效率和通信质量。由于实际信道往往为非最小相位系统¹¹¹,有时会具有非线性特性,神经网络作为一种非线性动态系统,具有大规模并行处理能力,采用神经网络的盲均衡

收稿日期:2007-12-10;修回日期:2008-02-19

基金项目:大连民族学院人才引进科研启动基金项目(20066105)

作者简介:肖瑛(1979-),女,河北承德人,蒙古族,博士,讲师,研究方 向为信号处理等。

通讯作者:肖瑛, E-mail: xiaoying@126.com

算法既可以均衡最小相位信道,也可以均衡非最小相位信道,包括非线性信道,因此利用神经网络作为盲均衡器实现盲均衡具有独特优势^②。但是由于代价函数的非凸性,采用 BP 算法的前馈神经网络盲均衡算法在收敛过程中容易陷入局部极小值,并且收敛速度慢,对于快速衰落信道难以实时捕捉信道的特性,直接影响算法的均衡性能和实用性。

文中以横向滤波器和神经网络为基础构建了一种新的盲均衡器,利用横向滤波器对神经网络进行一步线性修正,横向滤波器加在神经网络的输入层之前,将横向滤波器的节点输出作为神经网络的输入,权系数的调节误差在常数模算法^[3](constant modulus algorithms,简称 CMA)代价函数下根据横向滤波器和神经网络的输出共同给出,算法相当于在

两个误差性能曲面上进行线性和非线性搜索全局最小点,而理论分析可以证明对于同一最小相位信道,横向滤波器误差性能曲面和神经网络误差性能曲面的全局最小点应该相交,对于非线性信道,则根据非线性模型的分段线性化,横向滤波器的加入有利于提高神经网络盲均衡算法的收敛速度。

2 线性修正下的神经网络盲均衡

2.1 CMA 盲均衡算法

图 1 为基本的盲均衡系统原理框图 ,x(n)表示信道的输入信号 ,h(n) 为未知信道模型的冲激响应,n(n) 是零均值的高斯白噪声且与输入信号 x(n) 统计独立 , 在盲均衡器前得到观测信号 y(n) ,盲均衡器的输出信号 x(n) 经无记忆非线性函数 y(n) 变换获得误差信号 y(n) ,通过自适应算法对盲均衡器的权系数进行调节 ,经判决器得到的输出 x(n) 为对输入信号的恢复序列。

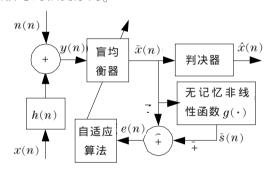


图 1 盲均衡原理框图

Fig.1 Blind equalization system model

根据信道传输原理用公式表示如下

$$y(n) = h(n) * x(n) + n(n)$$
 (1)

在 CMA 盲均衡算法中,盲均衡器为横向滤波器,设w(n)为横向滤波器的权系数,则

$$\tilde{x}(n) = w(n) * y(n) \tag{2}$$

CMA 算法的代价函数间接利用信号的高阶统计特性

$$J_{D} = \frac{1}{2} \left[\left| \tilde{x}(n) \right|^{2} - R_{CM} \right]^{2}$$
 (3)

式(3)中

$$R_{\text{CM}} = \frac{E(\left|\tilde{x}(n)\right|^4)}{E(\left|\tilde{x}(n)\right|^2)} \tag{4}$$

联合式(2)和式(3)可知

$$J_{D} = \frac{1}{2} [|y(n) * w(n)|^{2} - R_{CM}]^{2}$$
 (5)

最小化代价函数的解由 w(n)=arg min J_D 给出,这

是一个典型的无约束最优化问题,并且从式(5)中可以看出代价函数与 y(n)和 w(n)有关,是一个多维非凸性曲面,具有多个极小值点。如果采用"最速梯度下降法" 迭代计算即自适应的权系数调节算法描述为:

$$w_{n+1}(n) = w_n(n) - \mu \frac{\partial J_D}{\partial w_n(n)} \tag{6}$$

式(6)中 μ 为自适应学习步长,又

$$\frac{\partial J_{D}}{\partial w_{n}(n)} = (|y(n) * w(n)|^{2} - R_{CM}) \times \frac{\partial (|y(n) * w(n)|^{2} - R_{CM})}{\partial w_{n}(n)}$$

$$= (|y(n) * w(n)|^{2} - R_{CM}) \times \frac{\partial (y(n) * w(n)) (y(n) * w(n))^{T}}{\partial w_{n}(n)}$$

$$= (|y(n) * w(n)|^{2} - R_{CM}) \times y(n) (w(n) * y(n))^{T} \tag{7}$$

令误差函数 $e_n(n)$ 为:

$$e_n(n) = (|y(n)*w(n)|^2 - R_{CM})y(n)$$
 (8)则根据式(6)可以得到.

$$w_{n+1}(n) = w_n(n) - \mu e_n(n) (y(n) * w(n))^T$$
 (9)

使用横向滤波器的 CMA 盲均衡算法要求信道 为线性最小相位信道,实际通信条件下,严格的线性 信道是不存在的,此时需要采用非线性盲均衡器来 解决非线性信道的盲均衡问题,神经网络作为一个 动态非线性系统,在非线性信道盲均衡的应用中具 有独特的优势。

2.2 前馈神经网络盲均衡算法

Cybenco 已经证明⁴¹:用一个隐层的前馈神经 网络(feedforward neural networks,简称 FNN)可 以以任意精确度逼近任意的连续函数,所以文中采 用三层 FNN 结构作为盲均衡器,对前馈神经网络 盲均衡算法进行分析。

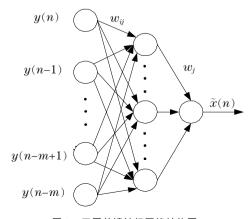


图 2 三层前馈神经网络结构图 Fig.2 Tri-level FNN structure

其中, $w_{ij}(n)$ ($i=1,2\cdots m$, $j=1,2\cdots n$)为输入层与隐层单元的连接权重, $w_{ij}(n)$ ($j=1,2\cdots n$)为隐层单元与输出层单元的连接权重,并设隐层单元的输入为 $u_{ij}(n)$,隐层单元输出为 $v_{ij}(n)$,输出层单元的输入为 I(n),这样网络的状态方程为:

$$u_j(n) = \sum_{i=1}^n w_{ij}(n)\tilde{x}(n-i)$$
(10)

$$v_i(n) = f[u_i(n)] \tag{11}$$

$$I(n) = \sum_{j=1}^{n} w_j(n) v_j(n)$$
 (12)

$$\tilde{x}(n) = f[I(n)] \tag{13}$$

其中 $f(\cdot)$ 为神经网络的传递函数,这里选取神经网络的传递函数为[5]

$$f(x) = \lambda \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}}$$
 (14)

为了保证传递函数的单调性,要求传递函数的导函数恒大于零,这就要求调节参数 λ 大于零。根据信号幅度的不同,选取不同的 λ 值,如果信号幅度较大,则选用较大的 λ ,反之,选择较小的 λ 。

如果将 w'(n)等效为神经网络的权系数,结合常数模代价函数可以给出神经网络盲均衡的代价函数为

$$J_{D1} = \frac{1}{2} \left[\left| \tilde{x}(n) \right|^2 - R_{CM} \right]^2 \tag{15}$$

那么神经网络盲均衡同样是获得最小化代价函数的解,利用 BP 算法的神经网络迭代算法如下

$$w(n+1)=w(n)-\mu \frac{\partial J_{D1}}{\partial w(n)} \tag{16}$$

$$\frac{\partial J_{DI}}{\partial w(n)} = 2 \left\{ \tilde{x}^2(n) - R_{CM} \right\} \tilde{x}(n) \frac{\partial \tilde{x}(n)}{\partial w(n)}$$
(17)

对于输出层:

$$\frac{\partial \tilde{x}(n)}{\partial w_{i}(n)} = f'[I(n)]v_{j}(n)$$
(18)

联合式(17)、(18)及式(16)得:

$$w_j(n+1) = w_j(n) + \mu H(n) v_j(n)$$
 (19)

式中, μ 为迭代步长,

$$H(n)$$
=-2 $[\tilde{x}^2(n)$ - $R_{CM}]\tilde{x}(n)f'(I(n))$ (20)
对于隐层:

$$\frac{\partial \tilde{x}(n)}{\partial w_{ij}(n)} = f'[I(n)] \frac{\partial I(n)}{\partial w_{ij}(n)}$$
(21)

而:

$$\frac{\partial I(n)}{\partial w_{ij}(n)} = w_j(n) f'[u_j(n)] y(n-i)$$
(22)

将式(21)、(22)代入式(16)得到:

$$w_{ij}(n+1) = w_{ij}(n) + \mu H_i(n) y(n-i)$$
(23)

式中 $H_i(n)=f'[u_i(n)]w_i(n)H(n)$

在代价函数式(15)下,利用上面的迭代算法可以以神经网络来实现盲均衡。但是由于代价函数的非凸性,同时 BP 算法梯度下降算法的本质,神经网络盲均衡收敛速度慢,并且容易陷入局部极小值。

2.3 线性修正下的神经网络盲均衡

考虑对于同一通信信道,如果信道为最小相位信道,则信道可逆条件得以保证,此时代价函数 J_D 和 J_D 具有同样的全局最小值,如果信道为非线性信道,根据任何非线性过程可以用分段线性化近似这一原理,代价函数 J_D 在算法收敛到全局最小值的过程中具有一定的作用,而算法的完全收敛应该在代价函数 J_D 的全局最小值上,为此,提出一种线性修正下的神经网络盲均衡算法,结合横向滤波器对神经网络盲均衡器进行重新设计。

图 3 中,输入信号先经横向滤波器获得输出结果 $\tilde{x}_1(n)$,横向滤波器的各节点输出作为神经网络输入层的输入,经过神经网络输出结果为 $\tilde{x}_2(n)$,根据实际通信信道非线性程度设定加权因子 α 和 β ,并保证

$$\alpha + \beta = 1$$
 (24)

这样,盲均衡器的最终输出结果可以表示为

$$\tilde{x}(n) = \alpha \tilde{x}_1(n) + \beta \tilde{x}_2(n) \tag{25}$$

根据 $\tilde{x}(n)$ 及代价函数 J_D 和 J_D 分别利用上述的 CMA 盲均衡算法和神经网络盲均衡算法实现对横向滤波器和神经网络权系数的自适应调整,实现盲均衡,横向滤波器的引入对神经网络盲均衡算法

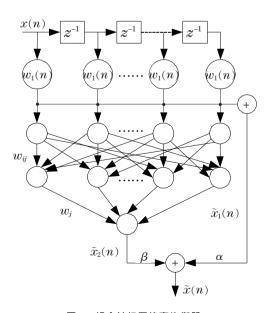


图 3 组合神经网络盲均衡器 Fig.3 Combined neural network blind equalizer

起到了线性修正的作用,算法相当于在两个误差性能曲面上共同寻找全局最小点。此外,在信号输入到神经网络之前经过了横向滤波器的一步调节,可以加快神经网络盲均衡算法的收敛速度。

3 计算机仿真

仿真发送信号采用等概率二进制序列,调制方式为 BPSK,接收信号加零均值高斯白噪声,盲均衡器中横向滤波器设定阶数 25,对应的神经网络模型为(25,15,1),非线性信道模型^[6]的输出为:

$$y(n)=x(n)+0.2x^2(n)+0.15x^3(n)+v(n)$$
 (26)

$$x(n)=0.5s(n)+s(n-1)$$
 (27)

其中 y(n)为信道的输出 s(n)为信道的输入 v(n)为带限高斯白噪声。

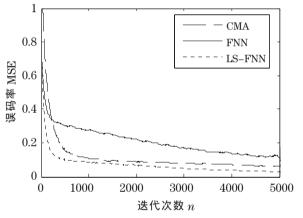


图 4 均方误差收敛曲线 Fig.4 Convergence of MSE

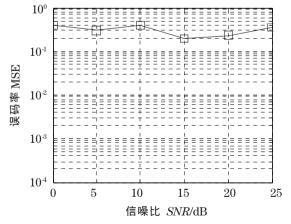


Fig.5 Error rate curve

在信噪比 *SNR*=20dB 条件下进行 100 次蒙特卡洛仿真得到的均方误差收敛曲线如图 4,可以看出线性修正下的神经网络盲均衡算法 (LS-FNN)具有更快的收敛速度和更小的收敛后稳态剩余误差。

图 5 中可以看出在不同信噪比的情况下,LS-FNN 算法与直接前馈神经网络盲均衡算法相比具有更低的误码率,证明 LS-FNN 算法有效提高了神经网络盲均衡的均衡性能。由于信道的非线性,CMA 算法虽然收敛,但是无法实现信道均衡。

4 结 论

通过对神经网络加入横向滤波器进行线性修正,实现了盲均衡算法在非凸性误差性能曲面上进行线性和非线性寻优的结合,有效的提高了神经网络盲均衡算法的收敛速度和均衡性能。

参考文献

- [1] 孙丽君, 孙超. 一种基于分数采样的混合盲均衡算法仿真研究 [J]. 系统仿真学报, 2006, **18**(2): 431-433. SUN Lijun, SUN Chao. A kind of novel blind equalization algorithm based on fractional sampling method[J]. Journal of System Simulation. 2006, **18**(2): 431-433.
- [2] 肖瑛, 刘国枝, 李振兴, 等. 遗传优化神经网络的水声信道盲 均衡[J]. 应用声学, **25**(6), 2006: 340-345 XIAO Ying, Liu Guozhi, Li Zhenxing, et al. Blind equalization for underwater acoustic communication by genetic algorithm optimizing neural network[J]. Applied Acoustics. 2006, **25**(6): 340-345.
- [3] Ignacio. Blind equalization of constant modulus signals using support vector machine [J]. IEEE Transactions on Signal Process, 2004, **52**(6): 1773-1782.
- [4] Cybeako G. Approximations by superposition of a sigmoidal function[J]. Math Control System Signals, 1989: 303-314.
- [5] 肖瑛, 李振兴, 刘国枝, 等. 水声通信中变步长神经网络盲均衡算法研究[J]. 声学技术, 2005, **24**(3): 129-131.

 XIAO Ying, LI Zhenxing, LIU Guozhi, et al. Blind equalization algorithm using variable step-size[J]. Technical Ac-
- [6] 范敏毅. 水声信道的仿真与应用研究[D]. 哈尔滨:哈尔滨工程大学. 2000.

oustics, 2005, 24(3): 129-131.

FAN Mingyi. A study on simulation & application of underwater sound channel [D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2000.