

基于双线性反馈神经网络盲均衡算法的研究

张立毅^{1,2}, 刘婷², 孙云山², 李铨¹, 滕建辅^{1,2}

ZHANG Li-yi^{1,2}, LIU Ting², SUN Yun-shan², LI Qiang¹, TENG Jian-fu^{1,2}

1.天津大学 电子信息工程学院, 天津 300072

2.天津商学院 信息工程学院, 天津 300134

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

2.College of Information Engineering, Tianjin University of Commerce, Tianjin 300134, China

ZHANG Li-yi, LIU Ting, SUN Yun-shan, et al. Research of blind equalization algorithm based on bilinear recurrent neural network. Computer Engineering and Applications, 2007, 43(27): 142-143.

Abstract: Bilinear recurrent neural network was applied in blind equalization algorithm. A new blind equalization algorithm based on Bilinear Recurrent Neural Network (BRNN) was proposed. Iteration formula was reduced. Simulation results show that this algorithm could converge quickly and had the less bit error ratio.

Key words: blind equalization algorithm; Bilinear Recurrent Neural Network (BRNN); convergence rate; Bit Error Ratio (BER)

摘要: 将双线性反馈神经网络应用于盲均衡算法, 提出了一种新的基于双线性反馈神经网络盲均衡算法, 推导出算法迭代公式, 计算机仿真表明, 新算法具有较快的收敛速度和较小的误码率。

关键词: 盲均衡算法; 双线性反馈神经网络; 收敛速度; 误码率

文章编号: 1002-8331(2007)27-0142-02 **文献标识码:** A **中图分类号:** TP18

1 前言

现代通信系统中, 由于信道非理想特性引起的码间干扰是影响通信质量的一个主要因素。盲均衡技术是一种不借助于训练序列, 仅利用接收序列本身的先验信息来均衡信道特性, 使其输出序列尽量逼近发送序列的新兴自适应均衡技术^[1]。它能有效消除码间干扰, 改善通信质量, 是目前数字通信技术中的关键技术之一, 也是通信、信号与信息处理、检测理论等学科的一个重要前沿热点研究课题。

2 神经网络盲均衡算法的基本原理

基于神经网络盲均衡算法的基本原理是将神经网络代替传统盲均衡算法中的横向滤波器, 通过调整神经网络的连接权值, 使得均衡器的输出序列逼近发送序列。即首先选择一个神经网络结构, 然后针对所选的网络结构提出一个代价函数, 并且根据这个代价函数确定权值的递推方程。最后, 通过最小化代价函数来达到调整权值的目的。其原理框图如图 1 所示^[2]。

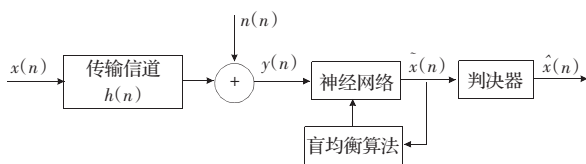


图 1 基于神经网络自适应均衡算法的原理框图

图中, $x(n)$ 为发送序列, $h(n)$ 为传输信道的冲激响应, $n(n)$

为信道上迭加的噪声, $y(n)$ 为接收序列, 同时也是自适应均衡器的输入序列, $\tilde{x}(n)$ 为均衡器的输出序列, $\hat{x}(n)$ 为判决器的输出序列。

根据信号传输理论可得

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

均衡器的目的就是要使均衡器的输出 $\tilde{x}(n)$ 为系统输入 $x(n)$ 的估计值, 即

$$\tilde{x}(n) = x(n) \delta(n-k) \quad (2)$$

式中, $\delta(n)$ 为单位冲激响应, k 为一整数时移, 这在信道均衡中是允许的, 因为恒定的时延并不影响信号质量的恢复。

3 双线性反馈神经网络盲均衡算法

3.1 双线性反馈神经网络的结构

双线性反馈神经网络是由 Dong-Chul Park 等^[3]于 2002 年提出, 并用于自适应均衡算法中。网络结构如图 2 所示。除了前馈项与反馈项外, 还包含有一个线性反馈项。该网络具有高阶神经网络和反馈神经网络的双重优点, 可用于逼近多种非线性函数, 并且克服了高阶神经网络随阶数增加计算量以几何幂增加的缺点, 使其在硬件上较为容易实现。

设网络输入为 $Y(n) = [y(n), y(n-1), \dots, y(n-k)]^T$, 输出层的输出为 $v(n)$, 网络的总输出为 $\tilde{x}(n)$, 反馈单元的权值为 $a_i (i=1, 2)$, 前馈单元的权值为 $c_j (j=0, 1, \dots, k)$, 线性反馈单元的权

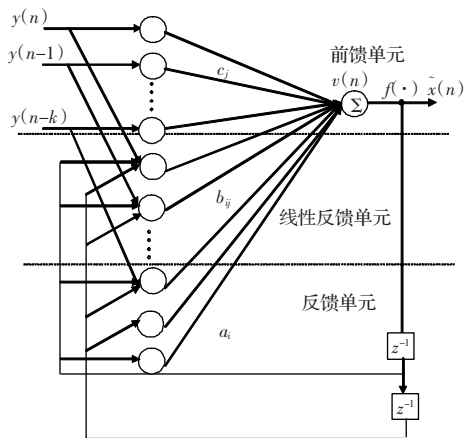


图2 双线性反馈神经网络的结构

值为 b_{ij} , 则其状态方程为

$$v(n) = \sum_{i=1}^2 a_i(n) \tilde{x}(n-i) + \sum_{i=1}^2 \sum_{j=0}^k b_{ij}(n) y(n-j) \tilde{x}(n-i) + \sum_{j=0}^k c_j(n) y(n-j) \quad (3)$$

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

式中, $f(\cdot)$ 为传递函数。在自适应均衡算法中, Dong-Chul Park 等采用的是 sigmoid 函数。

3.2 双线性反馈神经网络盲均衡算法迭代公式的推导

本文选取双曲正切函数作为传递函数的基础来设计新的网络传递函数。因为该函数具有平滑、渐进和单调的特性, 有利于对输入序列进行判别。新的传递函数定义为:

$$f(x) = x + \alpha \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} \quad (5)$$

式中, α 为比例因子, 对于幅度间隔较大的信号, α 应取较大的值, 幅度间隔较小的信号应取较小的值, 这样有利于对输出信号进行更好的分类。

根据传统恒模盲均衡算法和前馈神经网络的训练方法, 定义一种新的代价函数为:

$$J(n) = \frac{1}{2} [|\tilde{x}(n)|^2 - R_2]^2 \quad (6)$$

式中, $\tilde{x}(n)$ 为实数信号; R_2 与传统恒模算法中的定义相同。

根据最陡下降法得到权值的迭代公式为:

$$\mathbf{W}(n+1) = \mathbf{W}(n) - \mu \frac{\partial J(n)}{\partial \mathbf{W}(n)} \quad (7)$$

即
$$\frac{\partial J(n)}{\partial \mathbf{W}(n)} = 2[\tilde{x}^2(n) - R_2] \tilde{x}(n) \frac{\partial \tilde{x}(n)}{\partial \mathbf{W}(n)} \quad (8)$$

由于双线性反馈神经网络具有前馈单元、反馈单元以及线性反馈单元 3 个不同的网络结构, 故其权值迭代公式不同。

(1) 前馈单元权值迭代公式

前馈单元与输出单元的连接权值为 $c_j(n)$, 所以有

$$\frac{\partial \tilde{x}(n)}{\partial c_j(n)} = f'[v(n)] y(n-j) \quad (9)$$

得到前馈单元的迭代公式为:

$$c_j(n+1) = c_j(n) - 2\mu_c [\tilde{x}^2(n) - R_2] f'[v(n)] \tilde{x}(n) y(n-j) \quad (10)$$

式中, μ_c 为前馈单元的迭代步长。

(2) 反馈单元权值迭代公式

反馈单元与输出单元的连接权值为 $a_i(n)$, 所以有

$$\frac{\partial \tilde{x}(n)}{\partial a_i(n)} = f'[v(n)] \tilde{x}(n-i) \quad (11)$$

得到反馈单元的迭代公式为:

$$a_i(n+1) = a_i(n) - 2\mu_a [\tilde{x}^2(n) - R_2] f'[v(n)] \tilde{x}(n) \tilde{x}(n-i) \quad (12)$$

式中, μ_a 为反馈单元的迭代步长。

(3) 线性反馈单元权值迭代公式

线性反馈单元与输出单元的连接权值为 $b_{ij}(n)$, 所以有

$$\frac{\partial \tilde{x}(n)}{\partial b_{ij}(n)} = f'[v(n)] \tilde{x}(n-i) y(n-j) \quad (13)$$

得到线性反馈单元的迭代公式为:

$$b_{ij}(n+1) = b_{ij}(n) - 2\mu_b [\tilde{x}^2(n) - R_2] f'[v(n)] \tilde{x}(n) \tilde{x}(n-i) y(n-j) \quad (14)$$

式中, μ_b 为线性反馈单元的迭代步长。

3.3 计算机仿真

输入序列采用 8PAM 信号, 信噪比为 20 dB, 双线性反馈神经网络的输入单元为 11, 信道采用典型电话信道^[4]和普通信道^[5], 其传输函数分别为:

$$H_1(z) = 0.005 + 0.009z^{-1} - 0.024z^{-2} + 0.854z^{-3} - 0.218z^{-4} + 0.049z^{-5} - 0.016z^{-6} \quad (15)$$

$$H_2(z) = 1 + 0.5z^{-1} + 0.25z^{-2} + 0.125z^{-3} \quad (16)$$

图 3 给出了两种信道中的收敛曲线, 仿真时, $\mu_c = \mu_b = 5 \times 10^{-7}$, $\mu_a = 0.001$ 。可以看出, 双线性反馈神经网络盲均衡 (BLRNN) 算法的收敛速度明显优于传统恒模盲均衡 (CMA) 算法。

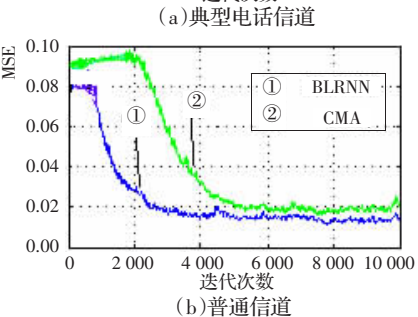
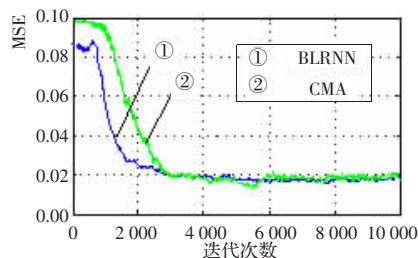


图3 典型电话信道和普通信道中的收敛曲线

图 4 给出了两种算法在不同信噪比情况下的误比特率曲线图, 其中采样 10 000 个码元, BLRNN 算法收敛后的误比特率明显低于传统 CMA 算法。

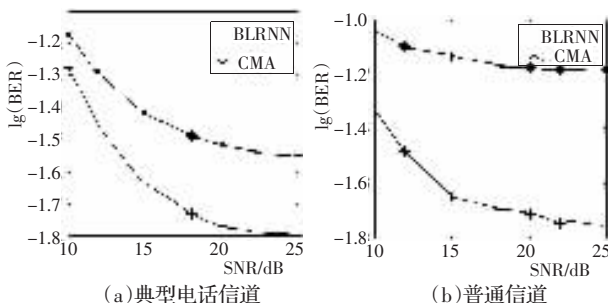


图4 典型电话信道和普通信道的误比特率曲线