

文章编号:1000-582X(2007)04-0083-04

误差反馈的小波神经网络均衡器结构与算法*

冯文江,任志勇

(重庆大学通信工程学院,重庆 400030)

摘要:为了克服宽带无线通信中非线性时变信道对接收信号造成的码间干扰,针对小波分析良好的时频局部化性质及神经网络的自学习功能,采用了误差反馈的判决反馈小波神经网络均衡器,使用误差反馈来减小误差信号的自相关性,得出该结构提高了小波神经网络均衡器的收敛速度,降低了通信误码率,理论分析和计算机仿真结果验证了该算法的有效性,结果表明基于误差反馈的小波神经网络的均衡器在非线性时变信道中的通信性能有显著提高。

关键词:小波神经网络;误差反馈;递归最小二乘法;非线性时变信道;累积误比特率

中图分类号: TN915.5

文献标志码: A

在宽带无线通信系统中,接收信号会受到码间干扰、加性高斯白噪声和非线性时变信道的影响,均衡技术是抑制码间干扰的有效方法之一。非线性时变信道均衡可以看作是非线性函数的逼近问题,即均衡器完成的是一个非线性映射。多层感知(MLP)^[1-2]和径向基函数(RBF)^[3-4]神经网络利用神经网络的非线性映射能力形成非线性判决面,并使其用于非线性时变信道均衡。但基于神经网络均衡器易收敛到局部最小点,激活函数不具有时频局部特性和正交特性,这使得网络在训练时易于出现冗余而降低收敛速度。小波神经网络是受前向神经网络和小波分解的启发而提出来的,通常用小波函数代替前向神经网络的sigmoid函数作为网络的激活函数。Q. Zhang 等人在径向基函数(RBF)神经网络的基础上,提出一种利用可变的小波神经元^[5],构造一类小波尺度、平移参数和输出层权值都可调的均衡器,这种小波神经网络对非线性信道具有很好的逼近能力。基于类似的思想,离散小波变换也被引入神经网络,并提出了单隐层前向结构的离散仿射小波神经网络^[6]。

由于小波神经网络继承了小波分析的部分优点,如基函数具有多分辨率特性、紧支性、正交性等,并且结合了小波分析良好的时频局部化性质及神经网络的自学习功能,从而具有较强的逼近能力及容错能力,因此小波神经网络的研究从一开始就受到了广泛的关注

并出现了多种网络形式和设计方法^[7-8],并在图像处理、生物工程、机械零件检测、智能机器控制^[9]等方面得到广泛应用。尽管小波神经网络均衡器具有很好的非线性逼近能力,但神经网络构成的大多数小波均衡器要求小波函数具有明确解析表达式且可导,由于许多具有正交特性的小波并不具有明确的表达式,因此满足这种条件的小波一般不具有正交特性,这就会由于小波的非正交特性而降低均衡器收敛速度。为了提高小波神经网络均衡器的收敛速度,降低通信误码率,避免在跟踪阶段造成误码扩散,提出一种基于误差反馈的判决反馈小波神经网络均衡器结构和算法。利用误差反馈^[10]来减小误差信号的自相关性,以获得更小的均方误差(MSE)和更低的误码率。以下内容对该均衡器结构和自适应算法作了描述和推导,并进行了相应的仿真实验和总结。

1 误差反馈的自适应判决反馈小波神经网络均衡器结构

1.1 小波神经网络均衡器的理论基础

设 $f(x) \in L^2(R^n)$, $\psi_s(x)$ 为一维小波函数,它满足以下条件

$$C_{\psi_s} = \int_0^{+\infty} \frac{|\hat{\psi}_s(\omega)|^2}{\omega} < +\infty, \quad (1)$$

则可以利用张量积将 n 维小波定义为:

* 收稿日期:2006-12-23

作者简介:冯文江(1963-),男,重庆大学教授,博士后,主要从事通信信号处理、宽带无线接入技术的研究。

(Tel.):023-66508654;E-mail:Fwj@ccee.cqu.edu.cn.

$$\psi(x) = \psi_s(x_1)\psi_s(x_2)\cdots\psi_s(x_n),$$

$$x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$$

相应地有:

$$C_\psi = C_{\psi_s}^n,$$

而 n 维连续小波变换和逆小波变换分别定义为

$$W_f(a, b) = \int_{R^n} f(x) (\det D)^{\frac{1}{2}} \psi[D(x - b)] dx,$$

$$f(x) = \frac{1}{C_\psi} \int_{R^n} \int_{R^n} W_f(a, b) (\det D)^{\frac{1}{2}} \psi[D(x - b)] da db, \quad (2)$$

其中, $D = \text{diag}(a)$.

而 a 和 b 分别表示尺度向量和平移向量.

利用小波变换的逼近性能, 上述式(2)可由以下式(3)来逼近

$$f(x) \approx \sum_{j=1}^J w_j \psi[D_j(x - b_j)], \quad (3)$$

其中 w_j 看作是 $(W_f(a, b) (\det D)^{\frac{1}{2}} da db / C_\psi)$ 的估计值, 借助恰当的线性组合来实现^[5]. 其逼近程度可由以下框架系数 A 和 B 的距离来衡量. 即若存在常数 $A > 0, B < +\infty$, 使得下列框架条件成立

$$A \|f\|^2 \leq \sum_{\psi \in \Phi} |\langle \psi, f \rangle|^2 \leq B \|f\|^2,$$

可用如下的等式实现对 $\forall f \in L^2(R^n)$ 在多个尺度上的逼近. n 维情况时^[5]:

$$g(x) = \sum_{j=1}^J w_j \psi[D_j(x - b_j)] + \bar{g}, \quad (4)$$

其中 b_j 为平移向量, $D_j = \text{diag}(a_j)$, a_j 为尺度向量, \bar{g} 是为了逼近均值非零的函数而增加的阈值. 一维情况时, 式(4)成为:

$$g(x) = \sum_{j=1}^J w_j \psi\left(\frac{x - b_j}{a_j}\right) + \bar{g},$$

如果记 $\psi_0\left(\frac{x - b_0}{a_0}\right) \equiv 1, w_0 = \bar{g}$, 式(4)可简记为:

$$g(x) = \sum_{j=0}^J w_j \psi\left(\frac{x - b_j}{a_j}\right), \quad (5)$$

其中, $\psi_j = [\psi_0, \psi_1, \dots, \psi_J]$ 是隐藏节点的激活函数, 作用是对信号进行非线性变换, $w_j = [w_0, w_1, \dots, w_J]$ 是自适应时 ψ_j 函数的调节权系数, a_j 和 b_j 分别是可调的尺度系数和平移系数.

1.2 小波神经网络均衡器结构

小波神经网络均衡器结构如图 1 所示. 结构采用径向基神经网络, 由 3 层网络组成, 中间隐含层实现对输入向量的非线性映射, 即将输入信号向量与一组参考向量(又称中心元) $r_j(k)$ 相比较, 其中 $j = 1, 2, \dots, J$,

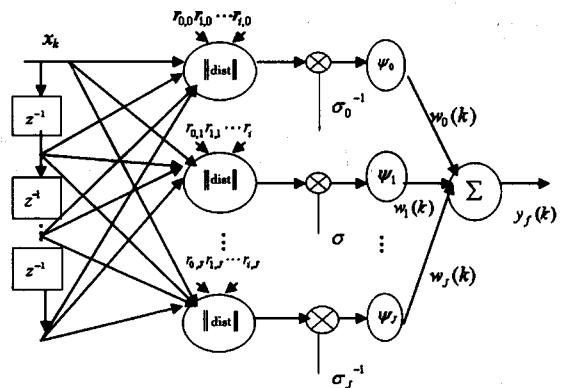


图 1 小波神经网络均衡器

J 是隐含层小波神经元的数目. 输入信号向量与中心元的比较采用欧几里德范数来度量, 即

$$d_j(k) = \|x_i(k) - r_{i,j}(k)\|$$

将 $d_j(k)$ 应用于小波激活函数, 以此控制小波函数的平移大小. 进一步假设小波函数的尺度由参数 $\sigma_j(k)$ 控制, 则小波激活函数变为:

$$f(d_j(k)) = \psi\left(\frac{d_j(k)}{\sigma_j(k)}\right) = \psi\left(\frac{\|x_i(k) - r_{i,j}(k)\|}{\sigma_j(k)}\right). \quad (6)$$

在非线性多径时变信道中, 尽管采用以上小波神经网络均衡器具有很好的非线性逼近能力, 但要求小波函数有解析表达式且可导, 而满足这种条件的小波一般不具有正交性, 小波的非正交性会降低收敛速度. 另一方面, 与线性自适应滤波器相比, 对于给定数目的自适应系数, 该算法的计算复杂度更高.

1.3 误差反馈的判决反馈小波神经网络均衡器结构

为了提高收敛速度, 避免在跟踪阶段造成误码扩散. 笔者提出一种基于误差反馈的判决反馈小波神经网络均衡器结构, 前馈部分采用小波神经网络结构, 用于对非线性信道的逼近, 后馈部份分为 2 个模块, 一个模块是基于递归最小二乘(RLS)算法的线性反馈, 用于训练阶段的快速捕获, 另一模块是误差反馈, 用于减小误差信号的自相关性, 从而获得更小的均方误差(MSE)和误码率. 其整体结构框图如图 2 所示.

2 误差反馈的判决反馈小波神经网络器算法

在前馈小波神经均衡器中, 网络参数 $w_j(k)$, $\sigma_j(k)$, $r_j(k)$ 根据最小均方差准则来调整, 采用 Morlet 小波, 其表达式为:

$$\psi(x) = \cos(5x) e^{-\frac{1}{2}x^2},$$

代入式(6), 得:

$$\psi_j(x_k) = \cos\left(5 \frac{d_j(k)}{\sigma_j(k)}\right) e^{-\frac{d_j^2(k)}{2\sigma_j^2(k)}} =$$

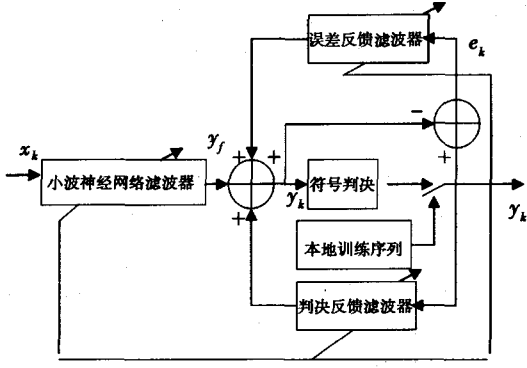


图2 基于误差反馈的判决反馈小波神经网络均衡器

$$\cos\left(5 \frac{\|x_i(k) - r_{i,j}(k)\|}{\sigma_j(k)}\right) e^{-\frac{\|x_i(k) - r_{i,j}(k)\|^2}{2\sigma_j^2(k)}}, \quad (7)$$

则具有误差反馈的判决反馈小波神经网络均衡器总的输出表示为:

$$y_k = \sum_{j=0}^J w_{f,j}(k) \psi_j(k) + \sum_{m=1}^M w_{b,m} \hat{y}_{k-m} + \sum_{l=1}^L w_{e,l} e_{k-l}, \quad (8)$$

误差反馈均衡器的 MSE 值用符号 E 表示如下:

$$E = e^2(k) = (d(k) - y(k))^2$$

定义 u_w, u_σ, u_r 为收敛参数, 则前馈小波神经网络均衡器参数 $w_{f,j}, \sigma_j, r_{i,j}$ 的迭代过程如下:

$$w_j(k+1) = w_j(k) + \Delta w_j,$$

$$\Delta w_j = -u_w \frac{\partial E}{\partial w_j} = -u_w \frac{\partial E}{\partial y_k} \frac{\partial y_k}{\partial w_j} = -2u_w (-e) \psi_j,$$

$$\sigma_j(k+1) = \sigma_j(k) + \Delta \sigma_j,$$

$$\Delta \sigma_j = -u_\sigma \frac{\partial E}{\partial \sigma_j} = -u_\sigma \frac{\partial E}{\partial y_k} \frac{\partial y_k}{\partial \sigma_j} \frac{\partial \psi_j}{\partial \sigma_j} =$$

$$-2u_\sigma (-e) w_j e^{-\frac{\|x_i(k) - r_{i,j}(k)\|^2}{2\sigma_j^2(k)}}.$$

$$\left(\frac{\|x_i(k) - r_{i,j}(k)\|^2}{\sigma_j^3(k)} \cos 5 \frac{\|x_i(k) - r_{i,j}(k)\|}{\sigma_j(k)} + 5 \frac{\|x_i(k) - r_{i,j}(k)\|}{\sigma_j^2(k)} \sin 5 \frac{\|x_i(k) - r_{i,j}(k)\|}{\sigma_j(k)} \right),$$

$$r_{i,j}(k+1) = r_{i,j}(k) + \Delta r_{i,j},$$

$$\Delta r_{i,j} = -u_r \frac{\partial E}{\partial r_{i,j}} = -u_r \frac{\partial E}{\partial y_k} \frac{\partial y_k}{\partial r_{i,j}} \frac{\partial \psi_j}{\partial r_{i,j}} =$$

$$-2u_r (-e) w_j e^{-\frac{\|x_i(k) - r_{i,j}(k)\|^2}{2\sigma_j^2(k)}} \left(\frac{x_i(k) - r_{i,j}(k)}{\sigma_j(k)} \right).$$

$$\left(\frac{1}{\sigma_j(k)} \cos 5 \frac{\|x_i(k) - r_{i,j}(k)\|}{\sigma_j(k)} - 5 \sin 5 \frac{\|x_i(k) - r_{i,j}(k)\|}{\sigma_j(k)} \right), \quad (9)$$

式(8)中判决反馈滤波器对判决过后的输入信号向量采用 RLS 迭代算法, 定义辅助向量:

$$\Psi(k) = S_D(k-1) \hat{Y}(k),$$

$$S_D(k) = \frac{1}{\lambda} \left[S_D(k-1) - \frac{\Psi(k) \Psi^T(k)}{\lambda + \Psi^T(k) \hat{Y}(k)} \right],$$

$$W_b(k+1) = W_b(k) + e(k) S_D(k) \hat{Y}(k). \quad (10)$$

其中, $\hat{Y}(k)$ 为均衡器判决后的信号向量.

式(8)中误差反馈滤波器对误差信号输入向量采用 LMS 迭代算法, 算法如下:

$$w_e(k+1) = w_e(k) + \Delta w_e,$$

$$\Delta w_e = -u_e \frac{\partial E}{\partial w_e} = -u_e \frac{\partial E}{\partial y_k} \frac{\partial y_k}{\partial w_e} = -2u_e (-e) e_{k-1}. \quad (11)$$

3 仿真研究

3.1 收敛速度

为了适应非线性多径时变信道的通信环境, 仿真中采用无线通信中常遇到的非线性信道模型为:

$$d(k) = s(k) + 0.2s^2(k),$$

其中, $s(k)$ 描述多径时变信道, 由 5 条路径组成, 各系数如下:

$$\begin{aligned} s(k) = & (1 + 0.05 \cos(n/100))x(k) + \\ & 0.3(0.5 + 0.1 \cos(n/100))x(k-1) - \\ & 0.3(1 + 0.1 \sin(n/50))x(k-2) + \\ & 0.3(0.5 + 0.2 \sin(n/100))x(k-3) - \\ & 0.1(1 + 0.1 \sin(n/10))x(k-4) \end{aligned}$$

信号采用 2PSK 调制方式, 信道受到加性高斯白噪声污染, 信噪比为 20 dB. 采用 Morlet 小波, 前向小波神经网络均衡器采用 3 抽头, 并具有 10 个隐含小波神经元. 收敛因子 $u_w = 0.05$, 平移因子 $u_r = 0.3$, 尺度因子 $u_\sigma = 0.2$; 判决反馈滤波器采用 5 抽头, 遗忘因子 $\lambda = 0.9$; 误差反馈用 3 个抽头. 性能仿真分析如图 3 所示. 结果表明, 基于误差反馈的判决反馈小波神经网络

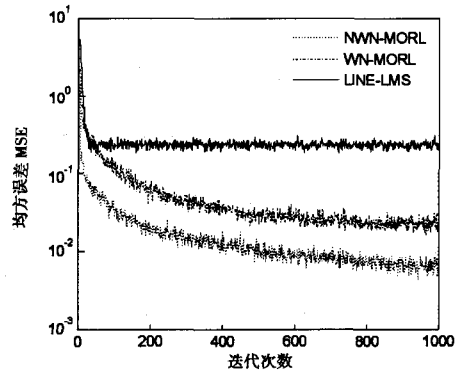


图3 收敛速度比较

均衡器 (NWN-MORL) 比不采用反馈的小波神经网络均衡器 (WN-MORL) 收敛速度更快, 且 MSE 能够收敛到更小的稳定值. 而由图可知, LMS 线性均衡器

(LINE-LMS)根本不能适用于非线性多径时变信道。

3.2 误码性能比较

为了更好地比较各均衡器的误码率及在跟踪阶段的稳定性能,在以上同样仿真参数情况下,用累积误比特率作为比较标准,迭代5000次后,仿真结果如图4所示。累积误比特率曲线显示了整个迭代过程中误比特数与最大迭代次数比值的变化,从中可以看出误比特数在整个迭代过程中的增加情况。仿真结果表明,LMS线性均衡器在收敛阶段累积误比特率较大,且在跟踪阶段仍保持线性增长,而基于误差反馈的判决反馈小波神经网络均衡器在收敛阶段累积误比特率很小,且收敛速度很快,跟踪阶段几乎无累积误比特数的增加。

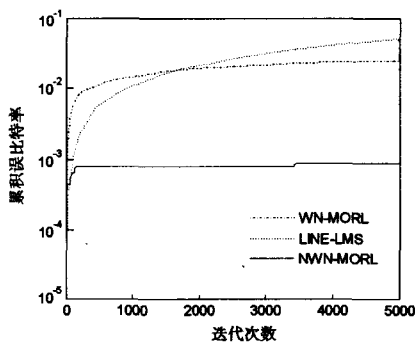


图4 误码性能比较

4 结论

笔者提出了一种适用于非线性时变信道的小波神经网络均衡器结构及算法。该结构是在总结以往由于小波的非正交特性而导致小波神经网络均衡器的收敛速度较慢,并由此导致误码率较高的情况下,提出了基于误差反馈的判决反馈小波神经网络均衡器结构。经仿真验证,可以看出经改进后的小波神经网络均衡器

在非线形时变信道中收敛速度大幅提高,累积误比特率较小,跟踪阶段累积误比特率曲线平稳,从而保证了通信质量。

参考文献:

- [1] COLOMA J, CARRASCO P A. Mlp equaliser for frequency selective time-varying channels [J]. IEEE Electronics Letters, 1994, 30(6):503-504.
- [2] SUNG Y S, LU H C, MIN L C. HBP:improvement in BP algorithm for an adaptive MLP decision feedback equalizer [J]. IEEE Trans Circuits and Systems, 2006, 53(3):240-244.
- [3] LEE J, BEACH C D, TEPEDELENLIOGLU N. Channel equalization using radial basis function network [Z]. ICASSP, 1996, 3:1719-1722.
- [4] MIMURA M, FURUKAWA T A. Recurrent RBF network for non-linear channel[Z]. ICASSP, 2001, 2:1297-1300.
- [5] ZHANG Q, BENVENISTE A. Wavelet networks[J]. IEEE Trans Neural Net Nov,1992, 3(6):889-898.
- [6] PATI Y C, KRISHNAPRASED P S. Analysis and synthesis of feedforward neural networks using discrete affine wavelet transformations[J]. IEEE Trans Neural Net, 1993,4(1):73-85.
- [7] YUEHUI C, JIWEN D, BO Y, et al. A local linear wavelet neural network[Z]. IEEE WCICA, 2004, 3:1954-1957.
- [8] XIAOLAN L, XIEQING G. Multiwavelet neural network: a novel Model[Z]. IEEE ICSMC,2003, 3:2629-2632.
- [9] SUNG Y J, YOON C H, JIN P B. Generalized predictive control based on self-recurrent wavelet neural network for stable path tracking of mobile robots: adaptive learning rates approach[J]. IEEE Trans Circuits and Systems, 2006, 53(6):1381-1394.
- [10] KIM D W, HAN S H, EUN M S, et al. An adaptive decision feedback equalizer using error feedback [J]. IEEE Trans Consumer Electronics, 1996,42(3):468-477.

Wavelet Neural Network Equalizer Using Error Feedback Structure and Algorithm

FENG Wen-jiang, REN Zhi-yong

(College of Communication Engineering, Chongqing University, Chongqing 400030, China)

Abstract: The inter-symbol interference in the nonlinear time-varying channel is a serious problem in the wireless communication. In order to overcome it, wavelet neural network equalizer using error feedback is employed to cut the auto-correlation of the error signal. Exploiting the decent time-frequency localization of the wavelet analysis, as well as the self-training feature of the neural network, a quicker convergent equalizer and a lower BER are attained. Theoretical analysis and computer simulation confirm the effectiveness of the algorithm. It at The wavelet neural network equalizer based on error feedback advances the communication in the nonlinear time-varying channel.

Key words: wavelet neural networks; error feedback; RLS algorithms; nonlinear time-varying channels; cumulative BER

(编辑 侯湘)