

模糊神经网络控制的混合小波神经网络盲均衡算法

郭业才^{1,2}, 王丽华²

(1. 南京信息工程大学电子与信息学院, 江苏南京 210044; 2. 安徽理工大学电气与信息学院, 安徽淮南 232001)

摘 要: 针对传统恒模算法(CMA)收敛速度与均方误差之间的矛盾, 提出了模糊神经网络控制的混合小波神经网络(FHWNN)盲均衡算法. 该算法在小波神经网络输入层之前级联一个横向滤波器, 将横向滤波器的节点输出分为实部和虚部两路经过小波神经网络后再合成一路复数信号; 利用模糊神经网络(FNN)设计的模糊规则控制小波函数的尺度因子和平移因子的迭代步长, 以提高步长控制的精度; 通过常数模代价函数分别获得横向滤波器和小波神经网络的权系数迭代公式. 理论分析与仿真结果表明, 该算法具有较快的收敛速度和较小的稳态误差, 较好地克服了收敛速度与均方误差之间的矛盾.

关键词: 盲均衡; 水声信道; 复数系统; 模糊控制; 混合小波神经网络

中图分类号: TN911.72 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2011) 04-0975-06

A Hybrid Wavelet Neural Network Blind Equalization Algorithm Based on Fuzzy Controlling

GUO Ye-cai^{1,2}, WHANG Li-hua²

(1. College of Electronic and Information Engineering, Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing, Jiangsu 210044, China;

2. School of Electrical and Information Engineering, Anhui University of Science and Technology, Huainan, Anhui 232001, China)

Abstract: Aiming at the contradiction between the convergence rate and mean square error of traditional Constant Modulus Algorithm (CMA), a hybrid wavelet neural network blind equalization algorithm based on fuzzy neural network controlling (FHWNN) is proposed. In this proposed algorithm, a transversal filter is cascaded to the front end of the wavelet network input layer, outputs of the transversal filter nodes are divided into real and imaginary parts, these two parts signals are merged into one complex signal after passing wavelet network. The proposed algorithm can improve the control precision of step-size via using fuzzy rules of Fuzzy Neural Network (FNN) to control the step-size of scale factor and displacement factor of the WNN. The weight coefficients iterative formulas of the transversal filter and the wavelet neural network are obtained via constant modulus cost function. The theory analysis and simulation result demonstrate that the proposed algorithm has faster convergence rate and smaller steady-state error. Accordingly, it can overcome the contradiction between the convergence rate and mean square error effectively.

Key words: blind equalization; underwater acoustic channels; complex system; fuzzy controlling; hybrid wavelet neural network

1 引言

在水声通信系统中, 信道的多径衰落和畸变产生的码间干扰 (ISI, Inter-Symbol Interference), 降低了系统的性能, 影响着通信质量. 抑制码间干扰的有效方法是采用不需训练序列的盲均衡技术^[1~3]. 盲均衡技术的本质是通过设计性能优越的算法来调整均衡器参数, 是一个求逆系统的非线性逼近问题; 而小波神经网络 (WNN, Wavelet Neural Network) 将神经网络的自学习功能和小波

的时频局域化性质结合起来, 具有自适应分辨性和良好的容错能力^[4]. 而采用传统 WNN 的盲均衡算法, 仍然存在收敛速度慢和容易陷入局部极小值的缺陷^[5~7]. 模糊神经网络 (FNN, Fuzzy Neural Network) 汇集了模糊理论与神经网络的优点, 集学习、联想、识别、自适应及模糊信息处理于一体, 具有计算简便、容错能力强、处理信息范围大、学习速度快等优点^[8,9]. 因此, 将 FNN 与 WNN 相结合应用于盲均衡算法中, 将是具有研究意义的课题.

本文在充分利用 WNN 和 FNN 优点的基础上, 提

出了模糊神经网络控制的混合小波神经网络盲均衡算法(FHWNN, FNN controller based Hybrid WNN). 该算法用小波元代替神经元, 通过仿射变换建立起小波变换和网络参数之间的关系; 用混合小波神经网络(HWNN, Hybrid WNN)结构中的前向横向滤波器实现对信道线性特性的补偿, 用 WNN 实现对信道非线性特性的补偿; 用 FNN 控制器对小波函数中的尺度因子和平移因子进行调整; 从而提高了系统的灵活性, 避免了易陷入局部极小值的困境. 水声信道的仿真结果, 验证了 FHWNN 算法的有效性.

2 模糊神经网络控制的小波神经网络盲均衡算法

根据 WNN 和 FNN 的优点, 本文利用 FNN 来调整网络神经元小波函数中平移因子和尺度因子的迭代步长, 并以均方误差 $E(n) = MSE(n)$ ($MSE(n)$ 为 n 时刻的均方误差) 与均方误差的偏差 $\Delta E(n) = MSE(n) - MSE(n-1)$ 作为模糊神经网络控制器的输入. FHWNN 原理, 如图 1 所示.

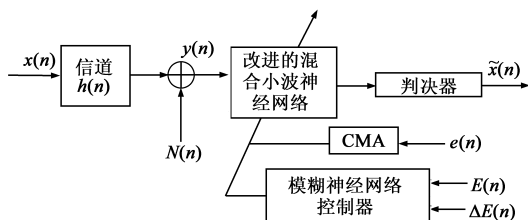


图1 FHWNN原理框图

图 1 中, $x(n)$ 为发送信号序列, $h(n)$ 为未知信道, $N(n)$ 为信道的加性高斯白噪声, $y(n)$ 为改进的混合小波神经网络的输入, $\tilde{x}(n)$ 为判决器的判决输出. 盲均衡算法就是依赖观测序列 $y(n)$ 实现对发送信号 $x(n)$ 的无失真恢复. 结合常数模盲均衡算法, 则 WNN 盲均衡算法的代价函数^[10]为

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

式中, $R_{CM} = E[|x(n)|^4] / E[|x(n)|^2]$.

图 1 中, 改进的混合小波神经网络决定着盲均衡算法中神经网络的输入; 模糊神经网络控制器控制改进的混合小波神经网络中小波函数的尺度因子和平移因子的迭代步长. 下面将分别讨论这两部分.

2.1 改进的混合小波神经网络盲均衡算法

混合小波神经网络(HWNN)盲均衡算法是在 WNN 输入层之前级联一个横向滤波器^[11], 其不足之处有: ①横向滤波器各节点输出直接作为 WNN 输入层相应神经元的输入, 即 WNN 输入层各神经元的输入之间没有任何联系; ②没有把信号的实部与虚部分开考虑, 不适用于 PSK、QAM 等复数调制系统; ③对小波函数中尺度

因子和平移因子的迭代步长没有进行模糊控制与调整, 从而影响了系统处理信息的灵活性和速度, 均衡性能较差. 因此, 本文针对 HWNN 的缺陷, 提出一种改进的 HWNN 结构, 如图 2 所示.

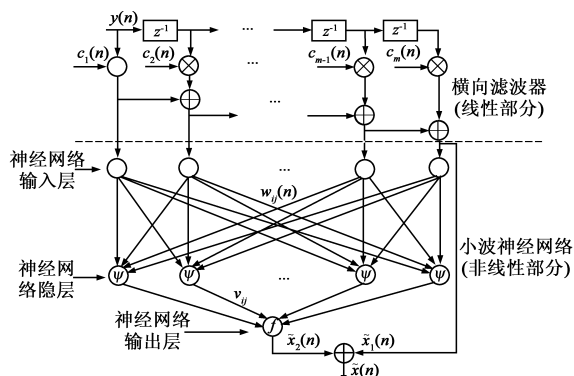


图2 改进的HWNN结构

图 2 中, 横向滤波器构成了网络的线性部分, 而 WNN 构成了非线性部分. 设横向滤波器第 i 个抽头系数为 $c_i(n)$ ($i = 1, 2, \dots, m$, m 为 HWNN 输入层神经元的个数, 下同); HWNN 输入层第 i 个神经元的输入为 $T_i(n)$, 隐层第 k 个神经元的输入为 $u_k(n)$, 输出为 $Q_k(n)$ ($k = 1, 2, \dots, p$, p 为 HWNN 隐层神经元的个数, 下同); 输出层的输入为 $g(n)$, 输出为 $\tilde{x}(n)$; 输入层第 i 个神经元至隐层第 k 个神经元的连接权重为 $w_{ik}(n)$, 隐层第 k 个神经元至输出层的连接权重为 $v_k(n)$. 为了使该算法适用于复数系统, 将网络的信号、信道、权值等分解为实部和虚部两部分, 则网络的状态方程为

$$c_i(n) = c_{i,R}(n) + j c_{i,I}(n) \quad (2)$$

式中, $c_{i,R}(n)$ 为 $c_i(n)$ 的实部, $c_{i,I}(n)$ 为 $c_i(n)$ 的虚部, 下同.

$$w_{ik}(n) = w_{ik,R}(n) + j w_{ik,I}(n) \quad (3)$$

$$v_k(n) = v_{k,R}(n) + j v_{k,I}(n) \quad (4)$$

$$y(n) = y_R(n) + j y_I(n) \quad (5)$$

$$\begin{aligned} T_i(n) &= \sum_{t=1}^i c_t(n) y(n+1-t) \\ &= \sum_{t=1}^i (c_{t,R}(n) y_R(n+1-t) - c_{t,I}(n) y_I(n+1-t)) \\ &\quad + j \sum_{t=1}^i (c_{t,R}(n) y_I(n+1-t) + c_{t,I}(n) y_R(n+1-t)) \end{aligned} \quad (6)$$

$$\begin{aligned} u_k(n) &= \sum_{i=1}^m w_{ik}(n) T_i(n) \\ &= \sum_{i=1}^m [w_{ik,R}(n) T_{i,R}(n) - w_{ik,I}(n) T_{i,I}(n)] \\ &\quad + j \sum_{i=1}^m [w_{ik,R}(n) T_{i,I}(n) + w_{ik,I}(n) T_{i,R}(n)] \end{aligned} \quad (7)$$

$$Q_k(n) = \Psi_{a,b}(u_{k,R}(n)) + j \Psi_{a,b}(u_{k,I}(n)) \quad (8)$$

式中, $\Psi_{a,b}(\cdot)$ 表示对隐层输入信号进行小波变换, 这里选择 Morlet 小波母函数, 则

$$\begin{aligned}\Psi_{a,b}(u_{k,R}(n)) &= |a|^{-\frac{1}{2}} \Psi\left(\frac{u_{k,R}(n) - b}{a}\right) \\ &= |a|^{-\frac{1}{2}} \left(\frac{u_{k,R}(n) - b}{a}\right) e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{u_{k,R}(n) - b}{a}\right)^2}\end{aligned}\quad (9)$$

式中, b 为平移因子, a 为尺度因子. 将式(9)中 $u_{k,R}(n)$ 换成 $u_{k,I}(n)$ 就得到 $\Psi_{a,b}(u_{k,I}(n))$ 的表达式. 小波神经网络的输出为

$$\begin{aligned}\tilde{x}_2(n) &= \sum_{k=1}^p [v_{k,R}(n) Q_{k,R}(n) - v_{k,I}(n) Q_{k,I}(n)] \\ &+ j \sum_{k=1}^p [v_{k,R}(n) Q_{k,I}(n) + v_{k,I}(n) Q_{k,R}(n)]\end{aligned}\quad (10)$$

横向滤波器的输出为

$$\tilde{x}_1(n) = c_i^T(n) y(n+1-i), i=1, 2, \dots, m \quad (11)$$

将 $\tilde{x}_1(n)$ 和 $\tilde{x}_2(n)$ 加权融合, 得

$$g(n) = \alpha \tilde{x}_1(n) + \beta \tilde{x}_2(n) \quad (12)$$

式中, $0 \leq \alpha, \beta \leq 1$, 为加权因子, 并且满足 $\alpha + \beta = 1$. 改进的 HWNN 最终输出为

$$\tilde{x}(n) = f(g(n)) = g(n) + \lambda \sin(\pi g(n)) \quad (13)$$

式中, $f(\cdot)$ 为输出层的输入和输出之间的传递函数, 控制着整个网络的输出, 要具有平滑、渐近、单调特点, 并有利于对输入序列进行判别. $f(\cdot)$ 的作用是对信号值在一定范围内进行修正, 使其更接近于原信号 $g(n)$, 其中 $\lambda \sin(\pi g(n))$ 是以 $g(n)$ 为自变量的非线性修正项, 它使得在原信号中心点附近左右摆信号向原信号靠拢. λ 的取值影响着 $f(\cdot)$ 对输出信号的调整速度. 在实际的应用中, 不同的信号和信道, λ 的选择应不同^[12].

根据误差反传算法和随机梯度下降算法实现对小波网络参数的更新调整, 推导后可以得到小波神经网络隐层到输出层的连接权重更新公式为

$$v_k(n+1) = v_k(n) - \mu_1 \frac{\partial J(n)}{\partial v_k(n)} \quad (14)$$

式中, μ_1 为迭代步长.

$$\begin{aligned}\frac{\partial J(n)}{\partial v_k(n)} &= 2\beta e(n) |\tilde{x}_R(n) + j\tilde{x}_I(n)| \\ &\cdot \left(\frac{\partial \tilde{x}(n)}{\partial v_{k,R}(n)} + j \frac{\partial \tilde{x}(n)}{\partial v_{k,I}(n)} \right)\end{aligned}\quad (15)$$

$$\begin{aligned}\frac{\partial \tilde{x}(n)}{\partial v_{k,R}(n)} &= \frac{1}{|\tilde{x}(n)|} [f(g_R(n))f'(g_R(n))Q_{k,R}(n) \\ &+ f(g_I(n))f'(g_I(n))Q_{k,I}(n)]\end{aligned}\quad (16)$$

式中, $f'(\cdot)$ 为导数, 下同.

同理

$$\begin{aligned}\frac{\partial \tilde{x}(n)}{\partial v_{k,I}(n)} &= \frac{1}{|\tilde{x}(n)|} [-f(g_R(n))f'(g_R(n))Q_{k,I}(n) \\ &+ f(g_I(n))f'(g_I(n))Q_{k,R}(n)]\end{aligned}\quad (17)$$

把式(15)~(17)代入式(14)中, 即可得小波网络隐层到输出层连接权重的更新公式为

$$v_k(n+1) = v_k(n) + \mu_1 K(n) Q_k^*(n) \quad (18)$$

$$\begin{aligned}K(n) &= -2\beta e(n) [f(g_R(n))f'(g_R(n)) \\ &+ jf(g_I(n))f'(g_I(n))]\end{aligned}\quad (19)$$

式中, μ_1 为迭代步长, $*$ 为共轭.

同理, 输入层至隐层连接的权重更新公式为

$$w_{ik}(n+1) = w_{ik}(n) + \mu_2 K_0(n) T_i^*(n) \quad (20)$$

式中, μ_2 为迭代步长.

$$\begin{aligned}K_0(n) &= \beta e(n) \Psi'_{a,b}(u_{k,R}(n)) \text{Re}\{[f(g_R(n)) \\ &\cdot f'(g_R(n)) + jf(g_I(n))f'(g_I(n))]v_k^*(n)\} \\ &+ j\beta e(n) \Psi'_{a,b}(u_{k,I}(n)) \text{Im}\{[f(g_R(n)) \\ &\cdot f'(g_R(n)) + jf(g_I(n))f'(g_I(n))]v_k^*(n)\}\end{aligned}\quad (21)$$

尺度因子 a 和平移因子 b 的更新公式为

$$a(n+1) = a(n) - \mu_3 \frac{\partial J(n)}{\partial a(n)} \quad (22)$$

$$b(n+1) = b(n) - \mu_4 \frac{\partial J(n)}{\partial b(n)} \quad (23)$$

式中, μ_3, μ_4 为迭代步长.

$$\begin{aligned}\frac{\partial J(n)}{\partial a(n)} &= 2\beta e(n) |\tilde{x}_R(n) + j\tilde{x}_I(n)| \\ &\cdot \left(\frac{\partial |\tilde{x}_R(n)|}{\partial a(n)} + j \frac{\partial |\tilde{x}_I(n)|}{\partial a(n)} \right)\end{aligned}\quad (24)$$

式中

$$\begin{aligned}\frac{\partial |\tilde{x}_R(n)|}{\partial a(n)} &= \frac{1}{|\tilde{x}(n)|} [f(g_R(n))f'(g_R(n)) \frac{\partial g_R(n)}{\partial a(n)} \\ &+ f(g_I(n))f'(g_I(n)) \frac{\partial g_I(n)}{\partial a(n)}]\end{aligned}\quad (25)$$

$$\begin{aligned}\frac{\partial g_R(n)}{\partial a(n)} &= v_{k,R}(n) \frac{\partial \Psi_{a,b}(u_{k,R}(n))}{\partial a(n)} \\ &- v_{k,I}(n) \frac{\partial \Psi_{a,b}(u_{k,I}(n))}{\partial a(n)}\end{aligned}\quad (26)$$

$$\begin{aligned}\frac{\partial g_I(n)}{\partial a(n)} &= v_{k,R}(n) \frac{\partial \Psi_{a,b}(u_{k,I}(n))}{\partial a(n)} \\ &+ v_{k,I}(n) \frac{\partial \Psi_{a,b}(u_{k,R}(n))}{\partial a(n)}\end{aligned}\quad (27)$$

$$\begin{aligned}\frac{\partial \Psi_{a,b}(u_{k,R}(n))}{\partial a(n)} &= \\ &- |a|^{-\frac{1}{2}} \frac{(u_{k,R}(n) - b)}{a^2} e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{u_{k,R}(n) - b}{a}\right)^2} \\ &+ |a|^{-\frac{1}{2}} \left(\frac{u_{k,R}(n) - b}{a}\right)^2 \frac{(u_{k,R}(n) - b)}{a^2} e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{u_{k,R}(n) - b}{a}\right)^2} \\ &- \frac{1}{2} |a|^{-3/2} \left(\frac{u_{k,R}(n) - b}{a}\right) e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{u_{k,R}(n) - b}{a}\right)^2}\end{aligned}\quad (28)$$

将式(28)中的 $u_{k,R}(n)$ 换成 $u_{k,I}(n)$ 即可得到 $\frac{\partial \Psi_{a,b}(u_{k,I}(n))}{\partial a(n)}$ 的表达式;按照式(25)的推导过程,可得 $\frac{\partial |\tilde{x}_I(n)|}{\partial a(n)}$ 的表达式(限于篇幅,这些表达式省略).把式(24)~(28)代入式(22)即得尺度因子 a 的迭代公式.

同理,可以得到关于平移因子 b 的迭代公式.根据以上的公式,完成了对小波神经网络中小波函数尺度因子和平移因子的更新,从而进行盲均衡.

2.2 模糊神经网络控制器

在模糊神经网络控制器中,具有一个输入变量和一个输出变量的控制器称为单变量模糊神经网络控制器,其输入量个数称为模糊控制器的维数.维数越高、控制越精细;但维数过高,模糊控制规则就越复杂,控制器的实现就越困难^[8].本文采用单变量模糊神经网络结构中的二维模糊控制器,其输入量是均方误差 $E(n) = MSE(n)$ 及其变化量 $\Delta E(n) = MSE(n) - MSE(n-1)$.以步长 μ 的变化值 $\Delta\mu$ 作为输出量,它比一维控制器的控制效果好,且易于计算机实现.其结构如图3所示.

此模糊神经网络(FNN)的模糊规则设计为

- 规则1:如果 $\Delta E(n)$ 为正且 $E(n)$ 大,则 $\Delta\mu$ 正大;
- 规则2:如果 $\Delta E(n)$ 为正且 $E(n)$ 中,则 $\Delta\mu$ 零;
- 规则3:如果 $\Delta E(n)$ 为正且 $E(n)$ 小,则 $\Delta\mu$ 负小;
- 规则4:如果 $\Delta E(n)$ 为零且 $E(n)$ 大,则 $\Delta\mu$ 正小;
- 规则5:如果 $\Delta E(n)$ 为零且 $E(n)$ 中,则 $\Delta\mu$ 零;
- 规则6:如果 $\Delta E(n)$ 为零且 $E(n)$ 小,则 $\Delta\mu$ 负小;
- 规则7:如果 $\Delta E(n)$ 为负且 $E(n)$ 大,则 $\Delta\mu$ 正小;
- 规则8:如果 $\Delta E(n)$ 为负且 $E(n)$ 中,则 $\Delta\mu$ 零;
- 规则9:如果 $\Delta E(n)$ 为负且 $E(n)$ 小,则 $\Delta\mu$ 负大.

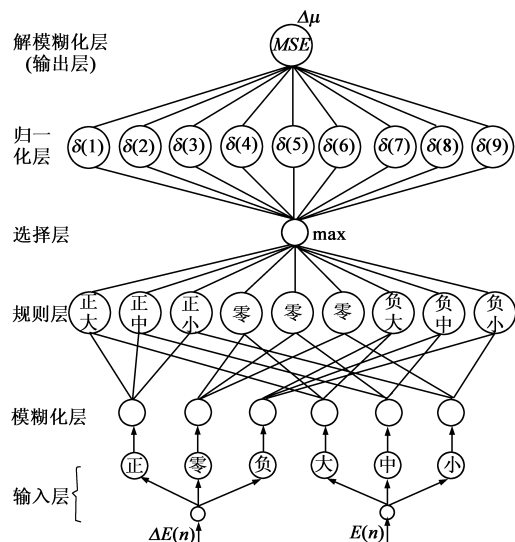


图3 模糊神经网络(FNN)控制器结构

FNN 控制器各层的处理过程如下:

第一层 输入层,以 $E(n)$ 和 $\Delta E(n)$ 作为步长的控制器输入量.

$$I_1^{(1)}(n) = \Delta E(n) = MSE(n) - MSE(n-1) \quad (29)$$

$$I_2^{(1)}(n) = E(n) = MSE(n) \quad (30)$$

$$O_{ij}^{(1)}(n) = I_i^{(1)}(n) \quad (31)$$

式中, $i=1,2$ 为 FNN 的输入个数, $j=1,2,3$ 为模糊域, $I^{(t)}$ 、 $O^{(t)}$ 分别为 FNN 第 t ($t=1,2,\dots,5$) 层的输入与输出,下同.

第二层 模糊化层

$$I_{ij}^{(2)}(n) = O_{ij}^{(1)}(n) \quad (32)$$

$$O_{ij}^{(2)}(n) = \exp \left[- \left(\frac{I_{ij}^{(2)}(n) - m_{ij}^{(2)}(n)}{\sigma_{ij}^{(2)}(n)} \right)^2 \right] \quad (33)$$

式中, $m_{ij}^{(2)}(n)$ 和 $\sigma_{ij}^{(2)}(n)$ 分别表示输入空间模糊域的期望与方差.为了计算方便,在本文中采用固定的中心 ($m_{ij}(n)$) 和宽度 ($\sigma_{ij}(n)$).

第三层 规则层

$$I_{ij}^{(3)}(n) = O_{ij}^{(2)}(n) \quad (34)$$

$$O_l^{(3)} = \prod I_{ij}^{(3)}(n) \quad (35)$$

式中, $l=1,2,\dots,9$ 表示模糊规则的前件数.

第四层 选择层,即从第三层的输出中选择一路最大的值作为该层的输出,即

$$O^{(4)} = \max(O_l^{(3)}) \quad (36)$$

第五层 归一化层

$$O^{(5)} = O^{(4)} \cdot \delta(i) \quad (37)$$

式中, $\delta(i)$ 控制量,主要用来调整该层的输出,完成规则的后部分.

第六层 解模糊层

$$\Delta\mu = O^{(6)} = O^{(5)} \cdot MSE(n) \quad (38)$$

式(22)、(23)中的迭代步长将分别变为 $\mu_3 + \Delta\mu$ 、 $\mu_4 + \Delta\mu$.这就构成了用 FNN 控制器来控制小波函数中尺度因子和平移因子迭代步长的盲均衡算法,且 $MSE(n)$ 的引入使步长的改变量与均方误差相对应.

综上所述,利用 FNN 在控制方面的优势,来控制神经网络隐层神经元小波函数的平移因子和尺度因子的迭代步长.其主要思路是利用神经网络调整模糊逻辑推理系统的隶属函数和调整推理规则,利用模糊推理规则的形式构造前向传播结构,从而可以充分发挥各自的特点,实现功能互补.

3 计算机仿真及分析

为了验证 FHWNN 算法的有效性,利用水声信道进行仿真实验,并与小波变换常数模算法(WTCMA)、WNN 及 HWNN 算法进行比较.实验中,水声信道的传递函数为 $c = \text{zeros}(1, 1001)$; $c(1) = 0.076$; $c(2) = 0.122$; $c(1001) = 1$;发射信号为 16QAM,信噪比为 20dB,均衡

器的权长均为 32. 对 WTCMA 均衡器, 第 7 个抽头初始化为 1, 步长 $\mu_{WTCMA} = 0.003$, 采用 DB2 小波分解, 分解层数为 2, 功率初始化为 4; 对 WNN 均衡器, 采用 1/4 抽头, $\lambda_{WNN} = 0.52$, 小波函数中尺度因子和平移因子的初始化为 $a_{WNN} = 5.5$, $b_{WNN} = 0.0075$; 对 HWNN 均衡器, 采用 1/4 抽头, 横向滤波器也采用 1/4 抽头, 步长 $\mu = 0.0001$, 小波函数中尺度因子和平移因子的初始化为 $a_{HWNN} = 7.5$, $b_{HWNN} = 0.0098$, 加权因子为 $\alpha_{HWNN} = 0.98$, $\beta_{HWNN} = 0.02$, $\lambda_{HWNN} = 3.8$; 对 FHWNN 均衡器, 采用 1/4 抽头, 横向滤波器也采用 1/4 抽头, 步长 $\mu_{FHWNN} = 0.0001$, 小波函数中尺度因子和平移因子的初始化为 $a_{FHWNN} = 7.5$, $b_{FHWNN} = 0.0098$, 加权因子为 $\alpha_{FHWNN} = 0.95$, $\beta_{FHWNN} = 0.05$, $\lambda_{FHWNN} = 3.65$. 500 次蒙特卡诺的仿真结果, 如图 4 所示.

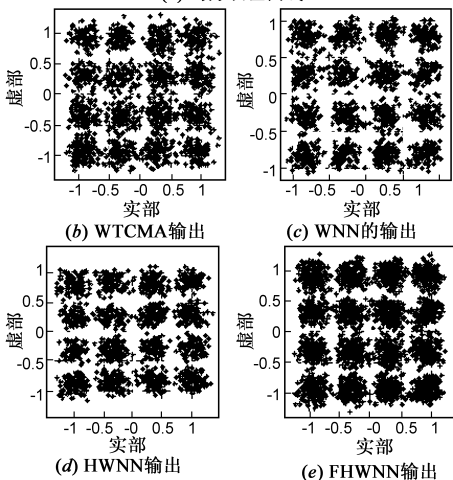
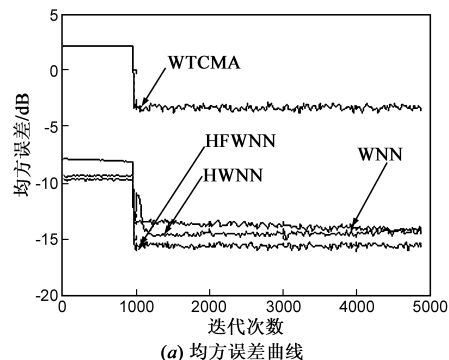


图4 水声信道仿真结果

图 4 表明, 与 WTCMA、WNN 和 HWNN 相比, FHWNN 收敛速度分别加快了 100 步、3000 步和 300 步; 稳态误差分别减小了 12dB、3dB 和 1.5dB; 输出星座图更加清晰、紧凑.

此外, 与传统的小波神经网络盲均衡算法相比较, 从算法的计算效率上看, 在时间复杂度上, 模糊神经网络控制的混合小波神经网络 (FHWNN) 盲均衡算法每次迭代过程仅增加了 L 次乘法运算 (其中 L 为横向滤波器的阶数, 等于小波网络的输入单元数); 在空间复杂

度上, 仅增加了 $L + 1$ 个存储单元.

4 结论

将小波神经网络、模糊神经网络与传统的盲均衡算法相结合, 提出了模糊神经网络控制的混合小波神经网络 (FHWNN) 盲均衡算法. 该算法融合了小波变换良好的时频局域性质、神经网络的自学习功能及模糊运算, 在加权融合处理的基础上, 实现了线性寻优和非线性寻优的组合, 并适用于复数通信系统. 理论分析与仿真表明, FHWNN 盲均衡算法, 在增加有限计算复杂度的前提下, 具有更快的收敛速度、更小的稳态误差, 较好地克服了这两者之间的矛盾.

参考文献

- [1] 肖瑛. 基于水声信道盲均衡算法研究[D]. 黑龙江哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2006.
Xiao Ying. Research on Blind Equalization Algorithm in Underwater Acoustic Channel [D]. Haerbin, Heilongjiang: Harbin Engineering University, 2006. (in Chinese)
- [2] 郭业才, 张艳萍. 一种适用于高阶 QAM 信号的双模式多模盲均衡算法[J]. 系统仿真学报, 2008, 20(6): 1423 - 1426.
Guo Ye-cai, Zhang Yan-ping. Dual-mode multi-modulus blind equalization algorithm for high-order QAM signals[J]. Journal of System Simulation, 2008, 20(6): 1423 - 1426. (in Chinese)
- [3] Hyoungh-Nam Kim, Sung Ik Park, Jae Moungh Kim. Near-optimum blind decision feedback equalization for ATSC digital television Receivers[J]. ETRI Journal, 2004, 26(2): 101 - 111.
- [4] Zhang Q H, Benveniste A. Wavelet networks[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1992, 3(6): 889 - 898.
- [5] Rahib H. Abiyev. Neuro-fuzzy system for equalization channel distortion[J]. International Journal of Computational Intelligence, 2005, 1(4): 229 - 232.
- [6] 刘国军, 唐降龙, 黄剑华, 刘家峰. 基于模糊小波的图像对比度增强算法[J]. 电子学报, 2005, 33(4): 643 - 647.
Liu Guo-jun, Tang Xiang-long, Huang Jian-hua, Liu Jia-feng. An image contrast enhancement approach based on fuzzy wavelet[J]. Acta Electronica Sinica, 2005, 33(4): 643 - 647. (in Chinese)
- [7] 桂延宁, 焦李成, 张福顺. 基于小波和 BP 神经网络的无线电探测目标识别技术[J]. 电子学报, 2003, 31(12): 1811 - 1814.
Gui Yan-ning, Jiao Li-cheng, Zhang Fu-shun. A technique of recognition for radio detected target based on wavelet and neural network theory[J]. Acta Electronica Sinica, 2003, 31(12): 1811 - 1814. (in Chinese)
- [8] 张晓琴. 基于模糊神经网络盲均衡算法的研究[D]. 沈阳太原: 太原理工大学, 2008.

- Zhang Xiao-qin. The Research of Blind Equalization Algorithm Based on the Fuzzy Neural Network[D]. Taiyuan, Shenyang: Taiyuan University of Technology, 2008. (in Chinese)
- [9] 徐小来, 雷英杰, 谢文彪. 基于 UKF 的自组织直觉模糊神经网络[J]. 电子学报, 2010, 28(3): 638 – 645.
- Xu Xiao-lai, Lei Ying-jie, Xie Wen-biao. Self-organizing intuitionistic fuzzy neural networks based on UKF[J]. Acta Electronica Sinica, 2010, 28(3): 638 – 645. (in Chinese)
- [10] Li X L, Zhang X D. A family of generalized constant modulus algorithms for blind equalization[J]. IEEE Transactions on Communications, 2006, 54(11): 1913 – 1917.
- [11] 肖瑛, 董玉华. 一种级联混合小波神经网络盲均衡算法[J]. 信息与控制, 2009, 38(4): 479 – 483.
- Xiao Ying, Dong Yu-hua. A blind equalization by cascaded hybrid wavelet neural network[J]. Information and Control, 2009, 38(4): 479 – 483. (in Chinese)
- [12] 牛晓薇. 基于小波神经网络理论盲均衡算法的研究[D]. 山西太原: 太原理工大学, 2004.
- Niu Xiao-wei. Study on Blind Equalization Algorithm Based on Wavelet Neural Network Theory[D]. Taiyuan, Shanxi: Taiyuan University of Technology, 2004. (in Chinese)

作者简介



郭业才 男. 1962 年生于安徽安庆. 博士、教授、博导. 2006 年全国优秀博士学位论文获得者. 主要研究方向为智能信息处理与通信系统、气象通信安全与技术、生物医学信息与图像处理等.

E-mail: guo-yecai@163.com



王丽华 女. 1985 年 12 月出生于安徽蚌埠. 现为安徽理工大学在读研究生, 研究方向为智能信号处理与通信系统.

E-mail: wlihua_510@163.com

(上接第 974 页)

- [7] P Vadakkepat, O C Miin, X Peng, T H Lee. Fuzzy behavior-based control of mobile robots[J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2004, 12(4): 559 – 564.
- [8] M Mucientes, D L Moreno, A Bugarin, S Barro. Design of a fuzzy controller in mobile robotics using genetic algorithms[J]. Applied Soft Computing, 2007, 7(2): 540 – 546.
- [9] R Huq, G K I. Mann, R G Gosine. Mobile robot navigation using motor schema and fuzzy context dependent behavior modulation[J]. Applied Soft Computing, 2008, 8(1): 422 – 436.
- [10] Nelson H C, Yung Cang Ye. An intelligent mobile vehicle navigation based on fuzzy logic and reinforcement learning[J]. IEEE Trans on Sys Man Cybern-Part B: Cybernetics, 1999, 29(2): 314 – 321.
- [11] D K Pratihari, W. Bibel, Near-optimal, collision-free path generation for multiple robots working in the same workspace using a genetic-fuzzy systems[J]. Machine Intelligence and Robotic Control, 2003, 19(2): 45 – 58.
- [12] 刘先恩, 赵学敏, 李岩, 等. 基于多传感器的移动机器人路径规划[J]. 计算机工程, 2008, 34(8): 213 – 215.
- Liu Xian-en, Zhao Xue-min, Li Yan. Path planning for mobile robot based on multi-sensors[J]. Computer Engineering, 2008, 34(8): 213 – 215. (in Chinese)

