

文章编号: 1672-2892(2010)04-0401-06

基于正交小波变换的前馈神经网络盲均衡算法

高敏¹, 郭业才^{1,2}, 杨超¹

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

摘要: 针对前馈神经网络(FNN)盲均衡算法收敛速度慢、均方误差大的缺点, 在分析 FNN 盲均衡算法和正交小波变换(OWT)理论的基础上, 提出了基于正交小波变换的 FNN 盲均衡算法。该算法利用正交小波变换良好的去相关性, 对 FNN 均衡器输入信号进行预处理后, 降低了输入信号的自相关性, 从而加快了收敛速度和减小了均方误差。水声信道盲均衡的仿真结果表明, 该算法在收敛速度与均方误差方面的性能比 FNN 盲均衡算法优越。

关键词: 盲均衡; 水声信道; 正交小波变换; 前馈神经网络

中图分类号: TN911.7

文献标识码: A

Blind equalization algorithms based on Orthogonal Wavelet Transform and Feed-forward Neural Network

GAO Min¹, GUO Ye-cai^{1,2}, YANG Chao¹

(1.Department of Electrical Engineering and Information, Anhui University of Science and Technology, Huainan Anhui 232001, China;
2.College of Electronic and Information Engineering, Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing Jiangsu 210044, China)

Abstract: In order to overcome the slow convergence rate and bigger mean square error of Feed-forward Neural Network(FNN) blind equalization algorithm, a FNN blind equalization algorithm based on Orthogonal Wavelet Transform(OWT) was proposed. In the proposed algorithm, orthogonal wavelet transform was prosecuted on input signal of FNN equalizer to reduce the correlation of the input signal by using the de-correlation ability of wavelet transform. Accordingly, the proposed algorithm could improve the convergence rate and reduce the mean square error. The simulation results of underwater acoustic channels showed that the proposed algorithm outperformed FNN blind equalization algorithm in the convergence rate and mean square error.

Key words: blind equalization; underwater acoustic channels; Orthogonal Wavelet Transform; Feed-forward Neural Network

水下通信系统中, 带宽受限和多径传播导致的码间干扰(Inter-Symbol Interference, ISI)使传输信号发生畸变, 并在接收端产生误码, 从而影响通信的质量。为了消除 ISI, 需要在接收机中采用均衡技术。目前, 盲均衡技术是最为有效的消除 ISI 的方法, 它能有效地克服传统自适应均衡算法的缺点, 使得在没有训练序列的情况下接收机仍能进行自适应均衡, 消除由信道引起的 ISI, 从而正确接收信息^[1]。由于均衡本身可以看成是模式分类问题, 而神经网络具有良好的模式分类特性^[2], 因此随着神经网络研究的发展, 人们开始利用神经网络设计均衡器。在人工神经网络的实际应用中, 反向传播算法^[3]具有思路清晰、计算简单、工作状态稳定等优点从而得到广泛应用, 但基于 FNN 的盲均衡算法存在着收敛速度慢、均方误差大的缺点^[2-4]。

研究表明: 正交小波变换对信号进行预处理后, 其去相关能力更强^[4], 而神经网络具有很好的自学习能力^[5], 因此将小波变换与神经网络相结合以提高盲均衡算法的性能是值得研究的^[6-7]。

本文将正交小波变换引入到 FNN 盲均衡算法中, 对神经网络的输入信号进行正交小波变换, 并对能量进行

收稿日期: 2009-12-16; 修回日期: 2010-06-11

基金项目: 全国优秀博士学位论文作者专项资金资助项目(200753); 江苏省高等学校自然科学基金资助项目(08KJB510010,07KJB510068); 江苏省“六大人才高峰”培养资助项目

归一化处理,提出了基于正交小波变换的前馈神经网络(OWT-FNN)盲均衡算法,该算法在收敛速度与均方误差上具有良好的性能。

1 FNN 盲均衡算法

FNN 盲均衡算法原理如图 1 所示^[2],其中 $\mathbf{a}(k)$ 为发送序列, $\mathbf{c}(k)$ 为信道, $\mathbf{w}(k)$ 为噪声(一般为加性噪声), $\mathbf{y}(k)$ 为接收序列也是神经网络的输入序列, $\mathbf{z}(k)$ 为神经网络的输出序列, $\hat{\mathbf{a}}(k)$ 为判决器的输出序列。

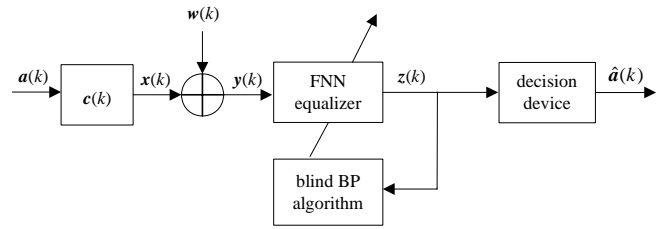


Fig.1 Blind equalization algorithm of FNN structure
图 1 FNN 盲均衡算法原理图

Cybenc^[8]已经证明:用含有 1 个隐层的 FNN

可以以任意精度逼近任意的连续函数,因此本文采用 3 层 FNN,其原理如图 2 所示。图中, $f_{ij}(k)$ 为输入层与隐层的连接权值, i 表示输入层神经元个数, $i=1,2,\dots,I$, j 表示隐层神经元个数, $j=1,2,\dots,J$; $f_{jp}(k)$ 为隐层与输出层连接权值, p 表示输出层神经元个数, $p=1,2,\dots,P$; 输入层的输入为 $\mathbf{y}(k) = \{\mathbf{y}(k-1), \mathbf{y}(k-2), \dots, \mathbf{y}(k-i)\}^T$; 第 i 个神经元的输入为 $y_i(k)$, 隐层的输入为 $u_j^J(k)$; 隐层输出为 $v_j^J(k)$; 输出层单元的输入为 $u_p^P(k)$, 神经网络的总输出为 $z(k)$ 。神经元激励函数选用:

$$F(x) = x + \alpha \sin(\pi x) \quad (1)$$

式中: $0 < \alpha < 1$; $-\infty < x < \infty$, x 代表 $u_j^J(k)$ 和 $u_p^P(k)$, 该函数对输入信号具有良好的识别能力^[8]。

这样, FNN 的状态方程为:

$$u_j^J(k) = \sum_{i=1}^I f_{ij}(k) y_i(k) \quad (2)$$

$$v_j^J(k) = F\left(\sum_{i=1}^I f_{ij}(k) y_i(k)\right) \quad (3)$$

$$u_p^P(k) = \sum_{j=1}^J f_{jp}(k) v_j^J(k) \quad (4)$$

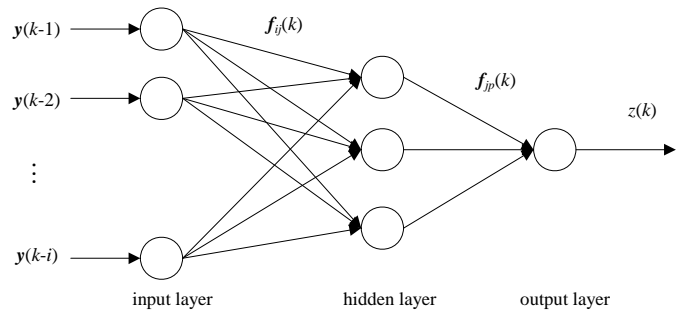


Fig.2 FNN structure
图 2 FNN 结构图

$$z(k) = F\left(\sum_{j=1}^J f_{jp}(k) v_j^J(k)\right) \quad (5)$$

对常数模算法, 代价函数^[2]为:

$$J(k) = \frac{1}{2} \left[|z(k)|^2 - R^2 \right]^2 \quad (6)$$

$$R^2 = \frac{E\left[|a(k)|^4\right]}{E\left[|a(k)|^2\right]} \quad (7)$$

式中 R^2 是发射信号序列的模。根据最速下降法, 可得到网络的权值迭代公式为:

$$\mathbf{f}(k+1) = \mathbf{f}(k) - \eta \frac{\partial J(k)}{\partial \mathbf{f}(k)} \quad (8)$$

式中 η 为步长, 式(2)~式(8)称为 FNN 盲均衡算法, 该算法具有收敛速度慢、均方误差大的特点^[2]。

2 引入正交小波变换的 FNN 盲均衡算法

将正交小波变换理论引入到神经网络盲均衡算法的实质是:在同一分解尺度下,对神经网络的输入信号进行正交小波变换,利用正交小波变换后的信号对神经网络的输入层到隐层的权向量以及隐层到输出层的权向量进行调整。由小波分析理论可知,当均衡器 $\hat{\mathbf{f}}(k)$ 为有限冲击响应时, $\hat{\mathbf{f}}(k)$ 可用一组正交小波基函数来表示。假设均

均衡器的权长 $L = M_f = 2^J$ ，则 $\hat{f}(k)$ 可以表示为：

$$\hat{f}(k) = \sum_{\hat{j}=1}^J \sum_{m=0}^{k_{\hat{j}}} d_{\hat{j}m} \phi_{\hat{j}m}(k) + \sum_{m=0}^{k_{\hat{j}}} v_{\hat{j}m} \varphi_{\hat{j}m}(k) \tag{9}$$

式中： $k = 0, 1, \dots, M_f$ ； $\phi_{\hat{j}m}(k)$ 和 $\varphi_{\hat{j}m}(k)$ 分别表示小波函数和尺度函数， $k_{\hat{j}} = M_f / 2^{\hat{j}} - 1$ ， $(\hat{j} = 1, 2, \dots, J)$ ， J 为小波分解的最大尺度； $d_{\hat{j}m}$ 和 $v_{\hat{j}m}$ 为均衡器的权系数。此时，均衡器的输出为：

$$\begin{aligned} \tilde{z}(k) &= \sum_{i=0}^{M_f-1} f_i(k) y(k-i) = \sum_{i=0}^{M_f-1} y(k-i) \left[\sum_{\hat{j}=1}^J \sum_{m=0}^{k_{\hat{j}}} d_{\hat{j}m} \phi_{\hat{j}m}(k) + \sum_{m=0}^{k_{\hat{j}}} v_{\hat{j}m} \varphi_{\hat{j}m}(k) \right] = \\ & \sum_{\hat{j}=1}^J \sum_{m=0}^{k_{\hat{j}}} d_{\hat{j}m}(k) \left[\sum_{i=0}^{M_f-1} y(k-i) \phi_{\hat{j}m}(k) \right] + \sum_{m=0}^{k_{\hat{j}}} v_{\hat{j}m}(k) \left[\sum_{i=0}^{M_f-1} y(k-i) \varphi_{\hat{j}m}(k) \right] = \sum_{\hat{j}=1}^J \sum_{m=0}^{k_{\hat{j}}} d_{\hat{j}m}(k) r_{\hat{j}m}(k) + \sum_{m=0}^{k_{\hat{j}}} v_{\hat{j}m}(k) s_{\hat{j}m}(k) \end{aligned} \tag{10}$$

该式表明， $\hat{f}(k)$ 用小波基函数表示的实质是：对均衡器的输入信号进行正交小波变换，从而改变均衡器的结构^[6]。在变换域中，利用小波变换后的信号对均衡器的权系数进行调整。此时，基于 OWT-FNN 盲均衡算法的原理如图 3 所示。

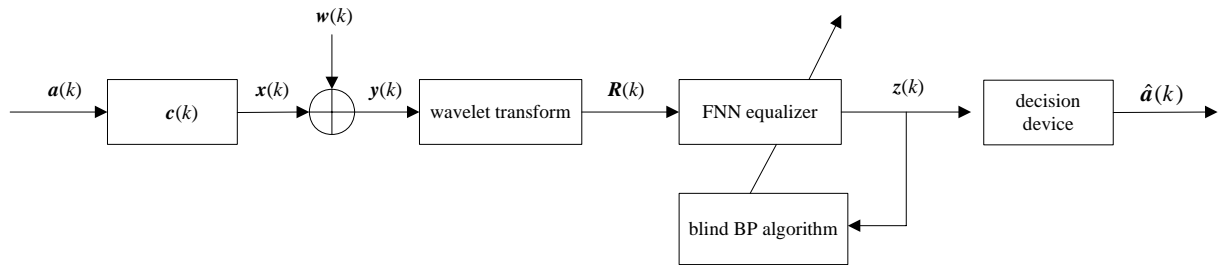


Fig.3 Blind equalization based on OWT-FNN

图 3 基于 OWT-FNN 盲均衡算法

若令 Q 为正交小波变换矩阵，根据推导可得：

$$Q = [G_0; G_1 H_1; G_2 H_1 H_0; \dots; G_{j-1} H_{j-2} \dots H_1 H_0; H_{j-1} H_{j-2} \dots H_1 H_0] \tag{11}$$

式中 H_j 和 G_j 分别为小波滤波器系数 $h(k)$ 和尺度滤波器系数 $g(k)$ 所构成的矩阵，且 H_j 和 G_j 中的每个元素分别为 $H_j(l, k) = h(k - 2l)$ ， $G_j(l, k) = g(k - 2l)$ ($l = 1 \sim M_f / 2^{j+1}$ ， $k = 1 \sim M_f / 2^j$)。

信道输出信号 $y(k)$ 经过小波变换后就是神经网络的输入信号 $R(k)$ ，即：

$$R(k) = y(k)Q \tag{12}$$

此时隐层的输入、输出修正为：

$$u_j^J(k) = \sum_{i=1}^I f_{ij}(k) R_i(k) \tag{13}$$

$$v_j^J(k) = F \left(\sum_{i=1}^I f_{ij}(k) R_i(k) \right) \tag{14}$$

$$u_p^P(k) = \sum_{j=1}^J f_{jp}(k) v_j^J(k) \tag{15}$$

$$z(k) = F \left(\sum_{j=1}^J f_{jp}(k) v_j^J(k) \right) \tag{16}$$

网络权值迭代公式修正为：

$$f(k+1) = f(k) - \rho \frac{\partial J(k)}{\partial f(k)} \tag{17}$$

式中 ρ 为步长，此时输出层权值迭代公式为：

$$f_{jp}(k+1) = f_{jp}(k) - \rho \frac{\partial J(k)}{\partial f_{jp}(k)} \tag{18}$$

而

$$\frac{\partial J(k)}{\partial f_{jp}(k)} = \frac{\partial J(k)}{\partial z(k)} \frac{\partial z(k)}{\partial u_p^p(k)} \frac{\partial u_p^p(k)}{\partial f_{jp}(k)} \quad (19)$$

从而得到:

$$f_{jp}(k+1) = f_{jp}(k) - \rho \frac{\partial J(k)}{\partial f_{jp}(k)} = f_{jp}(k) - \rho \frac{\partial J(k)}{\partial z(k)} \frac{\partial z(k)}{\partial u_p^p(k)} \frac{\partial u_p^p(k)}{\partial f_{jp}(k)} \quad (20)$$

同理可得, 输入层权值迭代公式为:

$$f_{ij}(k+1) = f_{ij}(k) - \rho \frac{\partial J(k)}{\partial f_{ij}(k)} = f_{ij}(k) - \rho \frac{\partial J(k)}{\partial z(k)} \frac{\partial z(k)}{\partial u_p^p(k)} \frac{\partial u_p^p(k)}{\partial v_j^j(k)} \frac{\partial v_j^j(k)}{\partial u_j^j(k)} \frac{\partial u_j^j(k)}{\partial f_{ij}(k)} \quad (21)$$

式(12)~式(21)称为基于 OWT-FNN 盲均衡算法。

3 计算量分析

基于 OWI-FNN 盲均衡算法与 FNN 盲均衡算法相比, 在每一次权系数迭代中, 首先需要计算输入信号的正交小波变换, 算法的计算量有所增加。设均衡器的权长为 N , 由于正交小波变换矩阵 \mathbf{Q} 为正交矩阵, 则完成小波变换所需的最多复数乘次数为 N^2 。但由小波分解矩阵可知, 小波变换矩阵是一稀疏矩阵, 其每一行的非零元素个数 L 与小波基函数的选取及小波分解阶数有关, $L < N$, 则增加的计算次数为 LN , 显然, $LN < N^2$ 。

4 仿真试验

实验 1: 采用混合相位信道^[9], $\mathbf{c} = [0.3122 \quad -0.1040 \quad 0.8908 \quad 0.3134]$; 发射信号为 8 PSK, 信噪比为 20 dB; FNN 均衡器长度为 16, 步长为 3.6×10^{-6} ; 正交小波神经网络盲均衡器长度为 16, 步长为 1×10^{-4} , 采用 db2 小波。600 次蒙特卡洛仿真, 其结果如图 4 所示。

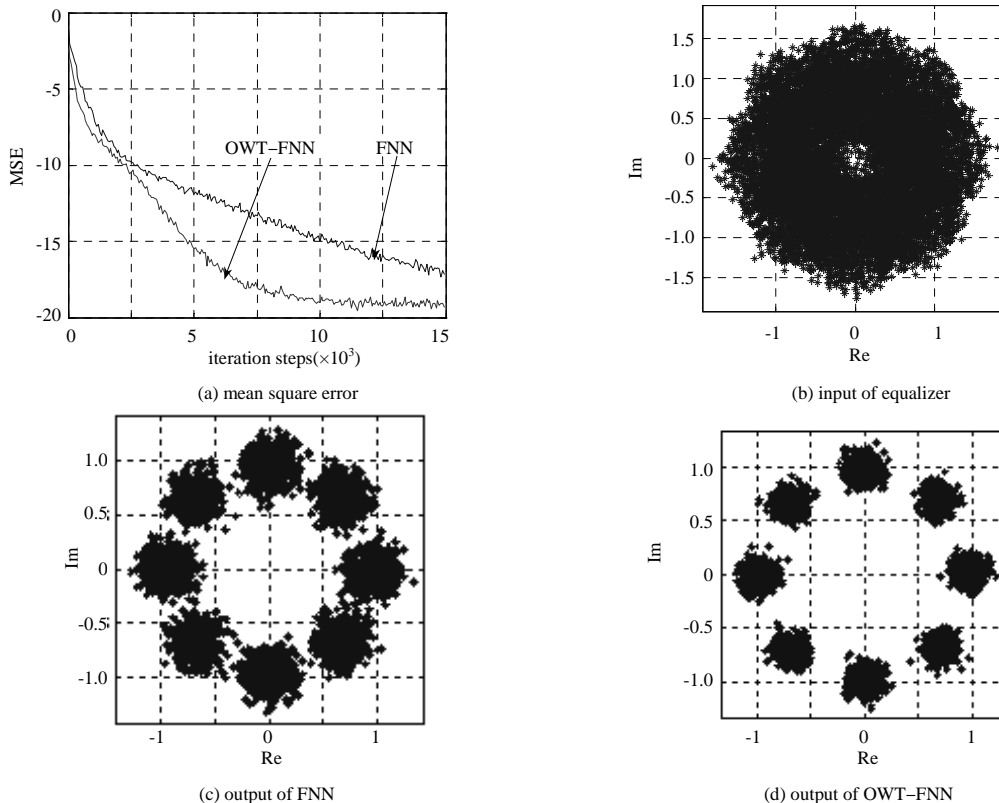


Fig.4 Simulation results
图 4 实验结果

图 4(a)表明, 基于 OWT-FNN 的盲均衡算法收敛速度明显快于 FNN 盲均衡算法(约 5 000 步), 且均方误差减小 2 dB; 图 4(d)和图 4(c)相比, 星座图更清晰、紧凑、集中。

对于该实验, 权向量的长度为 16, 则最多需要 16×16 次复数乘运算。采用 db2 小波, 分解层数为 2 层。正交小波变换矩阵为 $Q = [G_0; G_1 H_0; H_1 H_0]$, G_0 是一个 8×16 的矩阵, 每一行的非零元素为 4, $G_1 H_0$ 是一个 4×16 的矩阵, 但实际中每一行的非零元素为 8 个, 所以, 每一次迭代的计算次数为 $LN = 8 \times 4 + 4 \times 8 \times 2$, 显然 $LN < N^2$ 。

实验 2: 仍采用实验 1 中的混合相位信道, 发射信号为 2 PAM, 信噪比为 20 dB; FNN 盲均衡器长度为 16, 步长为 8×10^{-6} ; 正交小波神经网络盲均衡器长度为 16, 步长为 4×10^{-5} , 采用 db2 小波。500 次蒙特卡洛仿真, 其结果如图 5 所示。

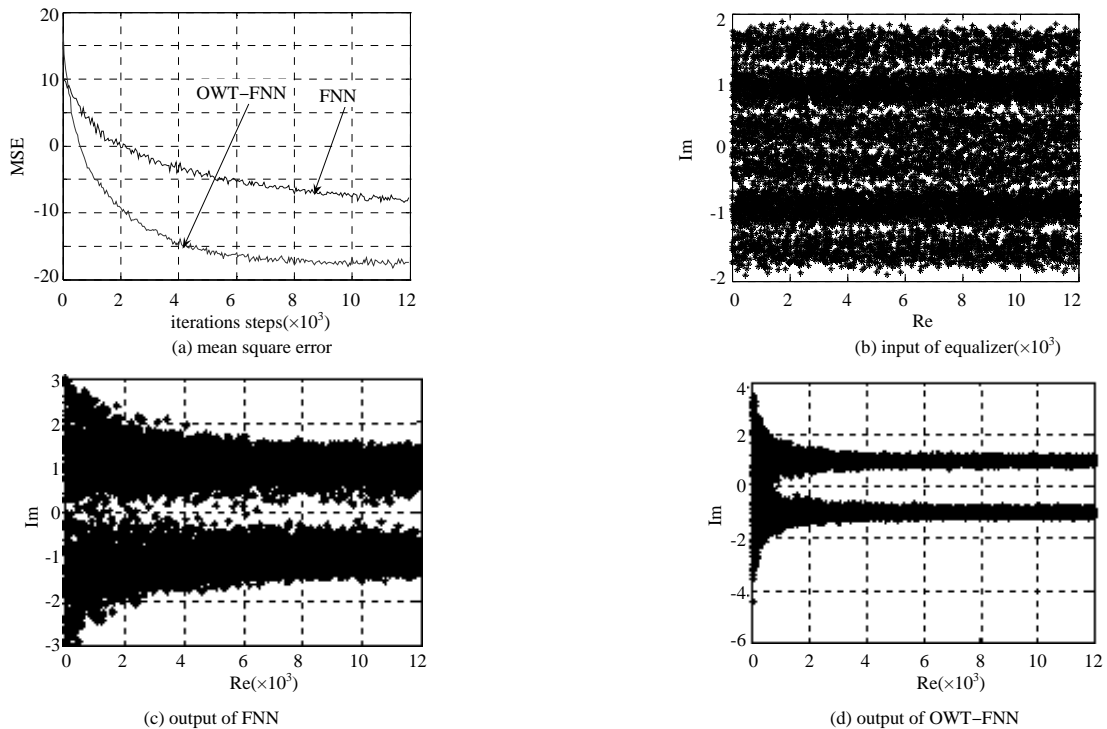


Fig.5 Simulation results
图 5 实验结果

图 5(a)表明, 基于 OWT-FNN 盲均衡算法的收敛速度明显快于 FNN 盲均衡算法(约 6 000 步), 且均方误差减小 10 dB; 图 5(d)和图 5(c)相比, 均衡效果更优越, 星座图更清晰。

5 结论

神经网络输入信号的自相关性是影响算法的主要因素之一。为了加快 FNN 盲均衡算法的收敛速度, 减少稳态误差, 将正交小波变换理论引入到神经网络盲均衡算法中, 提出了 OWT-FNN 盲均衡算法。该算法通过正交小波变换对信号进行预处理, 降低信号的自相关性, 同时, 利用能量归一化方法, 加快收敛速度, 降低均方误差。水声信道仿真结果表明: 与 FNN 盲均衡算法相比, OWT-FNN 算法具有更快的收敛速度和更小的均方误差。因而, 该算法能够有效地实现信号与噪声的分离以及信号的实时恢复。

参考文献:

- [1] 郭业才. 自适应盲均衡技术[M]. 合肥:合肥工业大学出版社, 2007. (GUO Ye-cai. Self-adapting blind equalization technology[M]. Hefei:Hefei University of Technology Press, 2007.)
- [2] 程海青,张立毅. 基于改进目标函数的 FNN 盲均衡算法[J]. 太原理工大学学报, 2006,37(1):39-41. (CHENG Hai-qing, ZHANG Li-yi. Blind Equalization Algorithm Using Feed-forward Neural Network Based on a Modified Target Function[J]. Journal Of Taiyuan University Of Technology, 2006,37(1):39-41.)

- [3] 胡伟,张富堂. 基于BP神经网络的多模型估计融合算法[J]. 信息与电子工程, 2005,3(3):197-200. (HU Wei,Zhang Fu-tang. Fusion Algorithm of Multiple Estimation Models Based on BP Neural Network[J]. Information and Electronic Engineering, 2005,3(3):197-200.)
- [4] Cooklev T. An Efficient Architecture for Orthogonal Wavelet Transforms[J]. IEEE Signal Processing Letters(S1070-9980), 2006,13(2):77-79.
- [5] 高隽. 人工神经网络原理及仿真实例[M]. 北京:机械工业出版社, 2007. (GAO Jun. Artificial neural network theory and simulation examples[M]. Beijing:China Machine Press, 2007.)
- [6] 王军锋. 小波和神经网络在自适应盲均衡中的算法研究[D]. 西安:西安电子科技大学, 2003. (WANG Jun-feng. Study on adaptive equalization algorithms based on wavelets and neural networks[D]. Xi'an:Xidian Universtiy, 2003.)
- [7] 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.
- [8] Cybeako G. Approximations by superposition of a sigmoidal function[J]. Math Contr. Syst. Signals, 1989,2(4):303-314.
- [9] 王峰. 基于高阶统计量的水声信道盲均衡理论与算法[D]. 西安:西北工业大学, 2003. (WANG Feng. Blind equalization algorithms using higher-order statistics for underwater acoustic channel[D]. Xi'an:Northwestern Polytechnical Universtiy, 2003.)

作者简介:



高敏(1984-), 女, 河南省驻马店市人, 在读硕士研究生, 研究方向为智能信号处理与通信系统.email:gaomin1221328@163.com.

郭业才(1962-), 男, 安徽省安庆市人, 教授, 博士生导师, 研究方向为水声信号处理、通信信号处理、高阶谱分析、系统仿真等.

杨超(1985-), 男, 江西省吉安市人, 在读硕士研究生, 研究方向为小波盲均衡.

(上接第 396 页)

5 结论

采用 VC++ 与 MATLAB 开发的 REW 仿真系统为研究雷达的抗干扰能力和干扰信号对雷达的干扰能力提供了一个较好的试验平台。由于该仿真系统能够比较逼真地模拟雷达接收、信号/数据处理和终端航迹形成的过程以及干扰信号对各个处理过程的影响效果, 并运用综合评估准则对干扰效果进行了评估, 因此其仿真结果具有较高的真实性和可靠性, 具有较高的应用价值。

参考文献:

- [1] 罗军辉,罗永江,白义臣,等. Matlab 7.0 在数字信号处理中的应用[M]. 北京:机械工业出版社, 2005.
- [2] George Shepherd,David Kruglinski. Visual C++.Net 技术内幕[M]. 6 版. 潘爱民,译. 北京:清华大学出版社, 2004.
- [3] 张永顺,童宁宁,赵国庆. 雷达电子战原理[M]. 北京:国防工业出版社, 2006.
- [4] 王国玉,汪连栋. 雷达电子战系统数学仿真与评估[M]. 北京:国防工业出版社, 2004.
- [5] 盛文,焦晓丽. 雷达系统建模与仿真导论[M]. 北京:国防工业出版社, 2006.
- [6] 张明友,汪学刚. 雷达系统[M]. 2 版. 北京:电子工业出版社, 2006.
- [7] Izquierdo-Fuente A,Casas-Corredera J R. Approach to multifunction radar scheduling simulation[C]// proceeding 1994 IEEE National Telesystems Conference.San Diego,CA:[s.n.], 1994:67-70.
- [8] 祝本玉,毕大平,王正. 远程预警雷达相控阵雷达资源调度仿真研究[J]. 电子对抗, 2007(5):29-33.

作者简介:



毕大平(1965-), 男, 安徽省桐城市人, 教授, 主要研究方向为电子对抗侦察和干扰新技术研究等.email:BDPEEI@163.COM.

祝本玉(1981-), 男, 安徽省太和县人, 在读博士研究生, 主要研究方向为雷达信号处理及干扰技术研究.