

[19] 中华人民共和国国家知识产权局

[51] Int. Cl.

H04L 25/03 (2006.01)

H04L 1/06 (2006.01)

H04B 13/02 (2006.01)



# [12] 发明专利申请公布说明书

[21] 申请号 200910183377.4

[43] 公开日 2010年2月17日

[11] 公开号 CN 101651643A

[22] 申请日 2009.9.18

[21] 申请号 200910183377.4

[71] 申请人 南京信息工程大学

地址 210044 江苏省南京市宁六路219号

[72] 发明人 郭业才 高敏

[74] 专利代理机构 南京经纬专利商标代理有限公司

代理人 许方

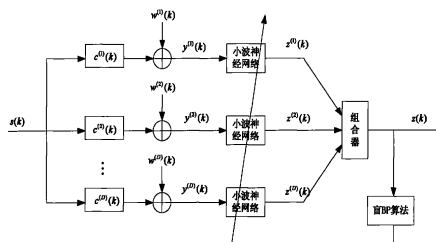
权利要求书2页 说明书7页 附图2页

## [54] 发明名称

基于空间分集的小波神经网络盲均衡方法

## [57] 摘要

本发明公布了一种基于空间分集的小波神经网络盲均衡方法。本发明方法是在分析空间分集技术和小波神经网络盲均衡性能的基础上，利用空间分集来减少衰落的影响，通过小波神经网络盲均衡器的较强逼近能力来克服码间干扰。本发明克服了由信道的多径传播和衰落特性在接收端引起的码间干扰，提高了通信质量并且收敛速度快、均方误差小。水声信道仿真结果，验证了本发明方法的有效性。本发明方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。



1、一种基于空间分集的小波神经网络盲均衡方法，其特征在于包括如下步骤：

第一步：将发射信号序列  $s(k)$  分别经过第  $D$  重支路脉冲响应信道即  $c^{(1)}(k)$  至  $c^{(D)}(k)$  得到  $D$  重支路信道输出向量即  $x^{(1)}(k)$  至  $x^{(D)}(k)$ ，其中， $k$  为时间序列， $D$  为自然数表示分集重数，下同；

第二步：采用  $D$  重支路信道噪声  $w^{(1)}(k)$  至  $w^{(D)}(k)$  和第一步所述的  $D$  重支路信道输出向量得到  $D$  重支路均衡器输入信号： $y^{(1)}(k)$  至  $y^{(D)}(k)$ ；

第三步：将第二步所述的  $D$  重支路均衡器输入信号分别经过  $D$  重支路小波神经网络均衡器即  $f^{(1)}(k)$  至  $f^{(D)}(k)$  得到  $D$  重支路小波神经网络均衡器输出信号即  $z^{(1)}(k)$  至  $z^{(D)}(k)$ ；

第四步：将第三步所述的  $D$  重支路小波神经网络输出信号经过组合器进行合并处理得到组合器输出信号  $z(k)$ 。

2、根据权利要求 1 所述的基于空间分集的小波神经网络盲均衡方法，其特征在于所述小波神经网络采用三层前馈小波神经网络 WNN，依次为输入层、隐含层和输出层，每个支路小波神经网络方法都相同，其中第  $d$  支路的小波神经网络方法具体如下：

(a) 将第二步所述的  $D$  重支路均衡器输入信号中第  $d$  支路均衡器输入信号  $y^{(d)}(k)$  经过输入层得到隐含层输入信号： $u_i^{(d)}(k) = \sum_{i=1}^I f_{ii}^{(d)}(k) y_i^{(d)}(k)$ ， $i=1,2,\dots,I$ ， $I$  表示输入层神经元个数， $l=1,2,\dots,L$ ， $L$  表示隐含层神经元个数， $f_{ii}^{(d)}(k)$  为第  $d$  支路输入层第  $i$  个神经元与隐含层第  $l$  个神经元的连接权值， $d=1,2,3,\dots,D$ ， $D$  为自然数表示分集重数；

(b) 将步骤 (a) 所述的隐含层输入信号  $u_i^{(d)}(k)$  经过隐含层得到隐含层输出信号： $v_l^{(d)}(k) = \psi(u_{i,R}^{(d)}(k)) + j\psi(u_{i,I}^{(d)}(k))$  和输出层的输入信号  $u_p^{(d)}(k) = \sum_{l=1}^L f_{lp}^{(d)}(k) v_l^{(d)}(k)$ ， $\psi(\cdot)$  为隐含层传递函数采用 Morlet 母小波变换后的函数， $u_{i,R}^{(d)}(k)$ ， $u_{i,I}^{(d)}(k)$  分别表示隐含层输入信号  $u_i^{(d)}(k)$  的实部和虚部， $f_{lp}^{(d)}(k)$  为隐含层第  $l$  个神经元与输出层第  $p$  个神经元连接权值， $p=1,2,\dots,P$ ， $P$  表示输出层神经元个数；

(c) 将步骤 (b) 所述的输出层的输入信号  $u_p^{(d)}(k)$  经过输出层得到小波神经网络均衡器输出信号  $z^{(d)}(k) = F(u_{p,R}^{(d)}(k)) + jF(u_{p,I}^{(d)}(k))$ ，其中  $F(\cdot)$  输出层传递函数， $u_{p,R}^{(d)}(k)$ ， $u_{p,I}^{(d)}(k)$  分别表示输出层的输入信号  $u_p^{(d)}(k)$  的实部和虚部。

3、根据权利要求 2 所述的基于空间分集的小波神经网络盲均衡方法，其特征在于将所述组合器输出信号  $z(k)$  经过盲均衡器到第  $d$  支路输入层第  $i$  个神经元与隐含层第  $l$  个神经元的连接权值  $f_{ii}^{(d)}(k)$  和隐含层第  $l$  个神经元与输出层第  $p$  个神经元的连接权值  $f_{lp}^{(d)}(k)$ ，其中  $i=1,2,\dots,I$ ， $I$  表示输入层神经元个数， $l=1,2,\dots,L$ ， $L$  表示隐含层神经元个数， $d=1,2,3,\dots,D$ ， $D$  为自然数表示分集重数， $p=1,2,\dots,P$ ， $P$  表示输出层神经元个数； $f_{ii}^{(d)}(k)$ 、 $f_{lp}^{(d)}(k)$  及  $f^{(d)}(k)$  的求取包括如下步骤：

d) 由组合器输出信号  $z(k)$  和发射信号序列  $s(k)$ ，定义代价函数  $J(k) = \frac{1}{2} [|z(k)|^2 - R^2]^2$ ；

e) 按最速下降法，对步骤 d) 所述的代价函数求梯度后，得到第  $d$  支路小波神经网络输出层第  $l$  个神经元与隐含层第  $p$  个神经元的自适应权值  $f_{lp}^{(d)}(k)$ 、第  $d$  支路小波神经网络

输入层第  $i$  个神经元与隐含层第  $l$  个神经元的自适应权值  $f_{il}^{(d)}(k)$ ；得到第  $d$  支路小波神经网络的小波函数中的自适应伸缩因子  $a^{(d)}(k)$  及尺度因子  $b^{(d)}(k)$ ；

f) 由步骤 e) 所述的第  $d$  支路小波神经网络输出层第  $p$  个神经元与隐含层第  $l$  个神经元的自适应权值  $f_{lp}^{(d)}(k)$  及第  $d$  支路小波神经网络输入层第  $i$  个神经元与隐含层第  $l$  个神经元的自适应权值  $f_{il}^{(d)}(k)$  得到第  $d$  支路小波神经网络盲均衡器权向量  $\mathbf{f}^{(d)}(k)$ 。

## 基于空间分集的小波神经网络盲均衡方法

### 技术领域

本发明涉及一种基于空间分集的小波神经网络盲均衡方法,属于克服水声信道多径衰落引起的码间干扰(Inter-Symbol Interference, ISI)的盲均衡方法的技术领域。

### 背景技术

水下通信系统中,多径衰落和信道失真引起的码间干扰(Inter-Symbol Interference, ISI),使传输信号发生畸变,并在接收端产生误码,严重影响了通信质量。减少码间干扰的有效手段就是采用均衡技术。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,因此用神经网络设计盲均衡器是值得研究的课题(见文献[1] CHENG Hai-qing, ZHANG Li-yi. Blind Equalization Algorithm Using Feed-forward Neural Network Based on a Modified Target Function[J]. Journal Of Tai yuan University Of Technology, 2006, 37: 39-41)。由于小波分析具有良好的变焦特性和时频局部特性,而神经网络具有自学习、自适应性、强鲁棒性和推广能力,因此小波神经网络是人们关注的问题。小波神经网络具有较强的逼近能力,而且使得神经元之间的相互影响减小,因此可以加快训练算法的收敛速度(见文献: [2] WANG Jun-feng. Study on adaptive equalization algorithms based on wavelets and neural networks [D]. Ph. D. Thesis, Xidian University, Xi'an, China, 2003)。传统的均衡技术需要周期性地发送训练序列,浪费了有限的带宽资源,而不需要发送已知训练序列的盲均衡技术,能节省带宽,提高通信效率。通过均衡技术,可设计出与信道特性完全相反的均衡器,以抵消信道畸变带来的影响(见文献: [3] E.G. Larsson, On the combination of spatial diversity and multi-user diversity [J]. IEEE Communications Letters, 2004, 8: 517-519),但传统的盲均衡方法是针对单一信道进行研究的,新一代的高速水下通信系统将采用基于多径均衡的方法,因此分集技术的出现,为盲均衡器的设计提出了一种新的思路(见文献: [4] Sung-Hoon Moon, Ju-Yeun Kim and Dong-Seog. Han. Spatial diversity technique for Improvement of DTV reception performance[J]. IEEE Transactions on consumer electronics, 2003, 49 (4): 958~964)。众多分集技术中,由于空间分集有不牺牲信号带宽的优点,成为目前使用最多的分集形式(见文献: [5] Cybeako G. Approximations by superposition of a sigmoidal function[J]. Math Contr Syst Signals, 1989, 2: 303-314. Conference Record of the Twenty-Ninth Asilomar Conference on

Signals, Systems and Computers, 1995:1694-1647)。空间分集利用多个阵元接收信号来降低多径衰落的影响,从而改善信息传输的可靠性。

## 发明内容

本发明的目的是针对现有技术存在的缺陷,将空间分集技术引入到小波神经网络盲均衡方法,发明了基于空间分集技术的小波神经网络盲均衡方法。该方法充分利用空间分集技术和小波神经网络盲均衡方法的优点,加快了收敛速度、减小了均方误差。

本发明为实现上述目的,采用如下技术方案:

本发明基于空间分集的小波神经网络盲均衡方法,其特征在于包括如下步骤:

第一步:将发射信号序列  $s(k)$  分别经过第  $D$  重支路脉冲响应信道即  $c^{(1)}(k)$  至  $c^{(D)}(k)$  得到  $D$  重支路信道输出向量即  $x^{(1)}(k)$  至  $x^{(D)}(k)$ , 其中,  $k$  为时间序列,  $D$  为自然数表示分集重数,下同;

第二步:采用  $D$  重支路信道噪声  $w^{(1)}(k)$  至  $w^{(D)}(k)$  和第一步所述的  $D$  重支路信道输出向量得到  $D$  重支路均衡器输入信号:  $y^{(1)}(k)$  至  $y^{(D)}(k)$ ;

第三步:将第二步所述的  $D$  重支路均衡器输入信号分别经过  $D$  重支路小波神经网络均衡器即  $f^{(1)}(k)$  至  $f^{(D)}(k)$  得到  $D$  重支路小波神经网络均衡器输出信号即  $z^{(1)}(k)$  至  $z^{(D)}(k)$ ;

第四步:将第三步所述的  $D$  重支路小波神经网络输出信号经过组合器进行合并处理得到组合器输出信号  $z(k)$ 。

所述的基于空间分集的小波神经网络盲均衡方法,其特征在于所述小波神经网络采用三层前馈小波神经网络 WNN,依次为输入层、隐含层和输出层,每个支路小波神经网络方法都相同,其中第  $d$  支路的小波神经网络方法具体如下:

(a) 将第二步所述的  $D$  重支路均衡器输入信号中第  $d$  支路均衡器输入信号  $y^{(d)}(k)$  经过输入层得到隐含层输入信号:  $u_i^{(d)}(k) = \sum_{i=1}^I f_{ii}^{(d)}(k) y_i^{(d)}(k)$ ,  $i=1,2,\dots,I$ ,  $I$  表示输入层神经元个数,  $l=1,2,\dots,L$ ,  $L$  表示隐含层神经元个数,  $f_{ii}^{(d)}(k)$  为第  $d$  支路输入层第  $i$  个神经元与隐含层第  $l$  个神经元的连接权值,  $d=1,2,3,\dots,D$ ,  $D$  为自然数表示分集重数;

(b) 将步骤 (a) 所述的隐含层输入信号  $u_i^{(d)}(k)$  经过隐含层得到隐含层输出信号:  $v_l^{(d)}(k) = \psi(u_{i,R}^{(d)}(k)) + j\psi(u_{i,I}^{(d)}(k))$  和输出层的输入信号  $u_p^{(d)}(k) = \sum_{l=1}^L f_{lp}^{(d)}(k) v_l^{(d)}(k)$ ,  $\psi(\cdot)$  为隐含层传递函数采用 Morlet 母小波变换后的函数,  $u_{i,R}^{(d)}(k)$ ,  $u_{i,I}^{(d)}(k)$  分别表示隐含层输入信号  $u_i^{(d)}(k)$  的实部和虚部,  $f_{lp}^{(d)}(k)$  为隐含层第  $l$  个神经元与输出层第  $p$  个神经元连接权值,  $p=1,2,\dots,P$ ,  $P$  表示输出层神经元个数;

(c) 将步骤 (b) 所述的输出层的输入信号  $u_p^{(d)}(k)$  经过输出层得到小波神经网络均衡器输出信号  $z^{(d)}(k) = F(u_{p,R}^{(d)}(k)) + jF(u_{p,I}^{(d)}(k))$ , 其中  $F(\cdot)$  输出层传递函数,  $u_{p,R}^{(d)}(k)$ ,  $u_{p,I}^{(d)}(k)$  分别表示输出层的输入信号  $u_p^{(d)}(k)$  的实部和虚部。

3、根据权利要求 2 所述的基于空间分集的小波神经网络盲均衡方法,其特征在于将所述组合器输出信号  $z(k)$  经过盲均衡器到第  $d$  支路输入层第  $i$  个神经元与隐含层第  $l$  个神经元的连接权值  $f_{ii}^{(d)}(k)$  和隐含层第  $l$  个神经元与输出层第  $p$  个神经元的连接权值  $f_{lp}^{(d)}(k)$ ,

其中  $i=1,2,\dots,I$ ,  $I$  表示输入层神经元个数,  $l=1,2,\dots,L$ ,  $L$  表示隐含层神经元个数,  $d=1,2,3,\dots,D$ ,  $D$  为自然数表示分集重数,  $p=1,2,\dots,P$ ,  $P$  表示输出层神经元个数;  $f_{ii}^{(d)}(k)$ 、 $f_{lp}^{(d)}(k)$  及  $f^{(d)}(k)$  的求取包括如下步骤:

d) 由组合器输出信号  $z(k)$  和发射信号序列  $s(k)$ , 定义代价函数  $J(k) = \frac{1}{2} [|z(k)|^2 - R^2]^2$ ;

e) 按最速下降法, 对步骤 d) 所述的代价函数求梯度后, 得到第  $d$  支路小波神经网络输出层第  $l$  个神经元与隐含层第  $p$  个神经元的自适应权值  $f_{lp}^{(d)}(k)$ 、第  $d$  支路小波神经网络输入层第  $i$  个神经元与隐含层第  $l$  个神经元的自适应权值  $f_{ii}^{(d)}(k)$ ; 得到第  $d$  支路小波神经网络的小波函数中的自适应伸缩因子  $a^{(d)}(k)$  及尺度因子  $b^{(d)}(k)$ ;

f) 由步骤 e) 所述的第  $d$  支路小波神经网络输出层第  $p$  个神经元与隐含层第  $l$  个神经元的自适应权值  $f_{lp}^{(d)}(k)$  及第  $d$  支路小波神经网络输入层第  $i$  个神经元与隐含层第  $l$  个神经元的自适应权值  $f_{ii}^{(d)}(k)$  得到第  $d$  支路小波神经网络盲均衡器权向量  $f^{(d)}(k)$ 。

由于空间分集技术可以降低水声信道的多径衰落, 并且可以提高输出信噪比; 而小波神经网络具有较强的逼近能力和较快的学习速度, 为此, 发明了基于空间分集技术的小波神经网络盲均衡方法(SDE-WNN)。该方法充分利用了空间分集技术和小波神经网络的优点, 与小波神经网络盲均衡方法(WNN)相比, 在收敛速度和均方误差性能方面, 体现出更明显的优越性, 加快了收敛速度, 较大幅度的降低了均方误差。水声信道仿真结果验证了本发明方法的有效性。因而, 本发明方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。

## 附图说明

图 1: 第  $d$  支路小波神经网络盲均衡器结构图;

图 2: 空间分集均衡器结构图;

图 3: 本发明: 基于空间分集技术的小波神经网络盲均衡器结构图

图 4: 本发明实施例 1 仿真图, (a) 误差曲线 (b) WNN1 输出星座图 (c) WNN2 输出星座图 (d) SDE-WNN 的输出星座图;

图 5: 本发明实施例 2 仿真图, (a) 误差曲线 (b) WNN1 输出星座图 (c) WNN2 输出星座图 (d) SDE-WNN 的输出星座图。

## 具体实施方式

下面结合附图对发明的技术方案进行详细说明:

如图 1 所示, 第  $d$  支路小波神经网络盲均衡器。

小波神经网络作为一种前向神经网络, 其模型简单, 并且具有一般神经网络难以达到的模拟精度和学习速度快, Cybenc 已经证明: 用含有一个隐含层的前馈神经网络可以以任意精度逼近任意的连续函数, 所以本发明采用三层小波神经网络(WNN), 其结构如图 2, 图中,  $f_{ii}^{(d)}(k)$  为第  $d$  支路输入层第  $i$  个神经元与隐含层第  $l$  个神经元的连接权值,  $I$  表示输入层神经元个数,  $i=1,2,\dots,I$ ;  $L$  表示隐层神经元个数,  $l=1,2,\dots,L$ ;  $f_{lp}^{(d)}(k)$  为第  $d$  支路隐含层第  $l$  个神经元与输出层第  $p$  个神经元的连接权值,  $P$  表示输出层神经元个数  $p=1,2,\dots,P$  ; 第  $d$  支路输入层的输入为

$y^{(d)}(k) = x^{(d)}(k) + w^{(d)}(k) = \{y^{(d)}(k-1), y^{(d)}(k-2), \dots, y^{(d)}(k-i)\}^T$ ; 第  $d$  支路隐含层的输入为  $u_i^{(d)}(k)$ ; 第  $d$  支路隐含层输出为  $v_i^{(d)}(k)$ ; 第  $d$  支路输出层单元的输入为  $u_p^{(d)}(k)$ , 神经网络的总输出为  $z(k)$ 。隐含层传递函数采用 Morlet 母小波变换后得到公式为

$$\psi(\cdot) = |a|^{-\frac{1}{2}} \psi\left(\frac{x-b}{a}\right) = |a|^{-\frac{1}{2}} \frac{x-b}{a} e^{-\frac{(x-b)^2}{2a^2}} \quad (1)$$

式中,  $a, b$  分别为伸缩因子和平移因子。输出层传递函数为

$$F(x) = x + \alpha \sin(\pi x) \quad (2)$$

式中,  $-\infty < x < \infty$ ,  $0 < \alpha < 1$ ,  $x$  代表是  $u_i^{(d)}(k)$  和  $u_p^{(d)}(k)$ , 该函数对输入信号具有良好的识别能力。

对于 QAM 类复数信号通过小波神经网络时, 将不可避免地产生相位偏转的现象, 所以考虑将网络中传输的信号分为实部和虚部两路进行传输。那么第  $d$  支路小波神经网络输入信号、输入层与隐含层的连接权值、隐含层与输出层连接权值可表示为复数形式为

$$y^{(d)}(k) = y_R^{(d)}(k) + jy_I^{(d)}(k) \quad (3)$$

$$f_{ii}^{(d)}(k) = f_{ii,R}^{(d)}(k) + jf_{ii,I}^{(d)}(k) \quad (4)$$

$$f_{ip}^{(d)}(k) = f_{ip,R}^{(d)}(k) + jf_{ip,I}^{(d)}(k) \quad (5)$$

这样, 小波神经网络的状态方程为

$$u_i^{(d)}(k) = \sum_{i=1}^I f_{ii}^{(d)}(k) y_i^{(d)}(k) \quad (6)$$

$$v_i^{(d)}(k) = \psi(u_{i,R}^{(d)}(k)) + j\psi(u_{i,I}^{(d)}(k)) \quad (7)$$

$$u_p^{(d)}(k) = \sum_{i=1}^L f_{ip}^{(d)}(k) v_i^{(d)}(k) \quad (8)$$

$$z(k) = F(u_{p,R}^{(d)}(k)) + jF(u_{p,I}^{(d)}(k)) \quad (9)$$

采用常数模(CMA)代价函数

$$J(k) = \frac{1}{2} [|z(k)|^2 - R^2]^2 \quad (10)$$

式中,  $z(k)$  为小波神经网络的输出信号,  $R^2 = E[|s(k)|^4] / E[|s(k)|^2]$  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

$$f(k+1) = f(k) - \eta \frac{\partial J(k)}{\partial f(k)} \quad (11)$$

网络的隐含层神经元采用小波变换作传递函数, 网络的权系数和小波变换的伸缩因子和平移因子通过网络训练得到。

从而, 第  $d$  支路小波神经网络的输出层第  $l$  个神经元与隐含层第  $p$  个神经元的权值迭代公式为

$$f_{lp}^{(d)}(k+1) = f_{lp}^{(d)}(k) - \rho \frac{\partial J(k)}{\partial f_{lp}^{(d)}(k)} \quad (12)$$

$$\frac{\partial J(k)}{\partial f_{lp}^{(d)}(k)} = \frac{\partial J(k)}{\partial z(k)} \cdot \frac{\partial z(k)}{\partial f_{lp}^{(d)}(k)} \quad (13)$$

$$\frac{\partial J(k)}{\partial z(k)} = 2 \cdot |z(k)| \cdot [|z(k)|^2 - R^2] \quad (14)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial z(k)}{\partial f_{lp}^{(d)}(k)} &= \frac{\partial |z(k)|}{\partial f_{lp}^{(d)}(k)} + j \frac{\partial |z(k)|}{\partial f_{lp}^{(d)}(k)} \\ &= \frac{1}{|z(k)|} \{F[v_R^{(d)}(k)]F'[v_R^{(d)}(k)]I_{l,R}^{(d)}(k) + F[v_I^{(d)}(k)]F'[v_I^{(d)}(k)]I_{l,I}^{(d)}(k)\} \\ &\quad + j \frac{1}{|z(k)|} \{-F[v_R^{(d)}(k)]F'[v_R^{(d)}(k)]I_{l,I}^{(d)}(k) + F[v_I^{(d)}(k)]F'[v_I^{(d)}(k)]I_{l,R}^{(d)}(k)\} \end{aligned} \quad (15)$$

$$f_{lp}^{(d)}(k+1) = f_{lp}^{(d)}(k) - 2 \cdot \rho \cdot [|z(k)|^2 - R^2] \cdot \{F[v_R^{(d)}(k)] \cdot F'[v_R^{(d)}(k)] + jF[v_I^{(d)}(k)] \cdot F'[v_I^{(d)}(k)]\} I_{l,I}^{(d)}(k) \quad (16)$$

同理可得，第  $d$  支路小波神经网络的输入出层第  $i$  个神经元与隐含层第  $l$  个神经元的权值迭代公式为

$$f_{il}^{(d)}(k+1) = f_{il}^{(d)}(k) - \rho \frac{\partial J(k)}{\partial z(k)} \cdot \frac{\partial z(k)}{\partial f_{il}^{(d)}(k)} \quad (17)$$

$$\frac{\partial z(k)}{\partial f_{il}^{(d)}(k)} = \frac{\partial z(k)}{\partial f_{il,R}^{(d)}(k)} + j \frac{\partial z(k)}{\partial f_{il,I}^{(d)}(k)} \quad (18)$$

$$\begin{aligned} &= \frac{1}{|z(k)|} \{ [F'[u_{i,R}^{(d)}(k)] \operatorname{Re}\{F[v_R^{(d)}(k)]F'[v_R^{(d)}(k)] + jF[v_I^{(d)}(k)]F'[v_I^{(d)}(k)]\} f_{lp}^{*(d)}(k)] [y_R^{(d)}(k) - jy_I^{(d)}(k)] \\ &\quad + j[F'[u_{i,I}^{(d)}(k)] \operatorname{Im}\{F[v_R^{(d)}(k)]F'[v_R^{(d)}(k)] + jF[v_I^{(d)}(k)]F'[v_I^{(d)}(k)]\} f_{lp}^{*(d)}(k)] [y_R^{(d)}(k) - jy_I^{(d)}(k)] \} \end{aligned} \quad (19)$$

伸缩因子  $a$  经过网络训练后迭代公式为

$$a^{(d)}(k+1) = a^{(d)}(k) - \mu \frac{\partial J(k)}{\partial |z(k)|} \cdot \frac{\partial |z(k)|}{\partial a^{(d)}(k)} = a^{(d)}(k) - 2\mu \cdot |z(k)| \cdot [|z(k)|^2 - R^2] \cdot \frac{\partial |z(k)|}{\partial a^{(d)}(k)} \quad (20)$$

$$\frac{\partial |z(k)|}{\partial a^{(d)}(k)} = \frac{1}{|z(k)|} \{F[v_R^{(d)}(k)]F'[v_R^{(d)}(k)] [f_{p,R}^{(d)}(k) \frac{\partial \psi[u_{i,R}^{(d)}(k)]}{\partial a^{(d)}(k)} \quad (21)$$

$$-f_{p,I}^{(d)}(k) \frac{\partial \psi[u_{i,I}^{(d)}(k)]}{\partial a^{(d)}(k)} + F[v_I^{(d)}(k)]F'[v_I^{(d)}(k)] [f_{p,I}^{(d)}(k) \frac{\partial \psi[u_{i,R}^{(d)}(k)]}{\partial a^{(d)}(k)} + f_{p,R}^{(d)}(k) \frac{\partial \psi[u_{i,I}^{(d)}(k)]}{\partial a^{(d)}(k)} \} \quad (22)$$

同理，平移因子  $b$  迭代公式为

$$b^{(d)}(k+1) = b^{(d)}(k) - \mu \frac{\partial J(k)}{\partial |z(k)|} \cdot \frac{\partial |z(k)|}{\partial b^{(d)}(k)} = b^{(d)}(k) - 2\mu \cdot |z(k)| \cdot [|z(k)|^2 - R^2] \cdot \frac{\partial |z(k)|}{\partial b^{(d)}(k)} \quad (23)$$

$$\frac{\partial |z(k)|}{\partial b^{(d)}(k)} = \frac{1}{|z(k)|} \{F[v_R^{(d)}(k)]F'[v_R^{(d)}(k)] [f_{p,R}^{(d)}(k) \frac{\partial \psi[u_{i,R}^{(d)}(k)]}{\partial b^{(d)}(k)} \quad (24)$$

$$-f_{p,I}^{(d)}(k) \frac{\partial \psi[u_{i,I}^{(d)}(k)]}{\partial b^{(d)}(k)} + F[v_I^{(d)}(k)]F'[v_I^{(d)}(k)] [f_{p,I}^{(d)}(k) \frac{\partial \psi[u_{i,R}^{(d)}(k)]}{\partial b^{(d)}(k)} + f_{p,R}^{(d)}(k) \frac{\partial \psi[u_{i,I}^{(d)}(k)]}{\partial b^{(d)}(k)} \} \quad (25)$$

如图 2 所示，等增益空间分集均衡系统。

信道的衰变多途特性使得水声数字通信比较困难，以往多数水声通信的研究主要侧重于单通道技术，空间分集处理则侧重于选择或组合技术。在水下声通信中，空间分集组合对于改善信道条件是一种引人注意的技术。在接收端采用适当的合并技术，将这些信号合并，从而提高接收端的信噪比，降低误码率。具有  $D$  条路径的空间分集盲均衡系统模型，如图 2 所示。 $\{s(k)\}$  是发射信号序列； $e^{(d)}(k)$  是第  $d$  支路信道的脉冲响应； $\{w^{(d)}(k)\}$  是第  $d$  支路的高斯白噪声序列； $y^{(d)}(k) = [y^{(d)}(k), y^{(d)}(k-1), \dots, y^{(d)}(k-M_f+1)]^T$  是第  $d$  支路均衡器的输入信号； $f^{(d)}(k) = [f^{(d)}(k), f^{(d)}(k+1), \dots, f^{(d)}(k+M_f-1)]$  是均衡器的权向量；其中  $M_f$  为均衡器的长度； $z^{(d)}(k)$  是第  $d$  支路均衡器的输出；其中  $d=1, 2, \dots, D$ ， $z(k)$  是经过合并后的输出信号。



因此空间分集的基本思想是在空间上通过多个传输特性不同的信道接收信号，再通过适当的合并方式有效地合并信号，从而提高接收端的信噪比、降低误码率。合并处理的方法是分集均衡器的关键技术之一，由于等增益合并实现起来是最简单的，所以本发明采用等增益合并技术。所谓等增益合并(Equal Gain Combining, EGC)，就是在接收端有  $D$  个分集支路，经过相位调整后，按照相同的增益系数，同相相加，再送入组合器进行合并。等增益合并的平均输出信噪比为：

$$SNR_E = [1 + (D-1)\frac{\pi}{4}] \cdot SNR \quad (26)$$

合并增益为：

$$K_E = \frac{SNR_E}{SNR} = 1 + (D-1)\frac{\pi}{4} \quad (27)$$

式中， $SNR_E$  表示最大合并后的平均输出信噪比， $SNR$  表示合并前每个支路的平均信噪比， $D$  表示分集支路数。

如图 3 所示，基于空间分集技术的小波神经网络盲均衡方法。

空间分集能够提高接收端的信噪比、降低误码率，而小波神经网络具有很高的模拟精度和很快的训练速度，现将空间分集技术引入到小波神经网络盲均衡方法，得到基于空间分集技术的小波神经网络盲均衡方法。其原理结构，如图 3 所示。

引入空间分集技术后的第  $d$  支路小波神经网络输出层与隐层的权值迭代公式为

$$f_p^{(d)}(k+1) = f_p^{(d)}(k) - \rho \cdot \frac{\partial J(k)}{\partial f_p^{(d)}(k)} \quad (28)$$

$$\frac{\partial J(k)}{\partial f_p^{(d)}(k)} = \frac{\partial J(k)}{\partial z(k)} \cdot \frac{\partial z(k)}{\partial f_p^{(d)}(k)} \quad (29)$$

$$\frac{\partial J(k)}{\partial z(k)} = 2 \cdot |z(k)| \cdot [|z(k)|^2 - R^2] \quad (30)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial z(k)}{\partial f_p^{(d)}(k)} &= \frac{\partial |z(k)|}{\partial f_p^{(d)}(k)} + j \frac{\partial \angle z(k)}{\partial f_p^{(d)}(k)} \\ &= \frac{1}{|z(k)|} \{F[v_R^{(d)}(k)]F'[v_R^{(d)}(k)]I_{i,R}^{(d)}(k) + F[v_i^{(d)}(k)]F'[v_i^{(d)}(k)]I_{i,I}^{(d)}(k)\} \\ &\quad + j \frac{1}{|z(k)|} \{-F[v_R^{(d)}(k)]F'[v_R^{(d)}(k)]I_{i,I}^{(d)}(k) + F[v_i^{(d)}(k)]F'[v_i^{(d)}(k)]I_{i,R}^{(d)}(k)\} \end{aligned} \quad (31)$$

$$f_p^{(d)}(k+1) = f_p^{(d)}(k) - 2 \cdot \rho \cdot [|z(k)|^2 - R^2] \cdot \{F[v_R^{(d)}(k)] \cdot F'[v_R^{(d)}(k)] + jF[v_i^{(d)}(k)]F'[v_i^{(d)}(k)]\} I_i^*(k) \quad (32)$$

同理可得，输入层权值迭代公式修正为

$$f_{ii}^{(d)}(k+1) = f_{ii}^{(d)}(k) - \rho \cdot \frac{\partial J(k)}{\partial z(k)} \cdot \frac{\partial z(k)}{\partial f_{ii}^{(d)}(k)} \quad (33)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial z(k)}{\partial f_{ii}^{(d)}(k)} &= \frac{\partial z(k)}{\partial f_{i,R}^{(d)}(k)} + j \frac{\partial z(k)}{\partial f_{i,I}^{(d)}(k)} \\ &= \frac{1}{|z(k)|} \{[F'[u_{i,R}^{(d)}(k)] \operatorname{Re}\{F[v_R^{(d)}(k)]F'[v_R^{(d)}(k)] + jF[u_i^{(d)}(k)]F'[u_i^{(d)}(k)]\} f_p^*(k)] y_R^{(d)}(k) - j y_I^{(d)}(k)\} \\ &\quad + j[F'[u_{i,I}^{(d)}(k)] \operatorname{Im}\{F[v_R^{(d)}(k)]F'[v_R^{(d)}(k)] + jF[v_i^{(d)}(k)]F'[v_i^{(d)}(k)]\} f_p^*(k)] [y_R^{(d)}(k) - j y_I^{(d)}(k)] \end{aligned} \quad (34)$$

式中， $\rho$  为步长。

引入空间分集后，伸缩因子  $a^{(d)}$  经过小波神经网络训练迭代公式为：

$$a^{(d)}(k+1) = a^{(d)}(k) - \mu_1 \cdot \frac{\partial J(k)}{\partial |z(k)|} \cdot \frac{\partial |z(k)|}{\partial a^{(d)}(k)} = a^{(d)}(k) - 2 \cdot \mu_1 \cdot |z(k)| \cdot [|z(k)|^2 - R^2] \cdot \frac{\partial |z(k)|}{\partial a^{(d)}(k)} \quad (35)$$

$$\frac{\partial |z(k)|}{\partial \alpha^{(d)}(k)} = \frac{1}{|z(k)|} \left\{ F(v_R^{(d)}(k)) F'(v_R^{(d)}(k)) [f_{p,R}^{(d)}(k) \frac{\partial \psi[u_{i,R}^{(d)}(k)}{\partial \alpha^{(d)}(k)} - f_{p,I}^{(d)}(k) \frac{\partial \psi[u_{i,I}^{(d)}(k)}{\partial \alpha^{(d)}(k)}] + F(v_I^{(d)}(k)) F'(v_I^{(d)}(k)) \cdot [f_{p,I}^{(d)}(k) \frac{\partial \psi[u_{i,I}^{(d)}(k)}{\partial \alpha^{(d)}(k)} + f_{p,R}^{(d)}(k) \frac{\partial \psi[u_{i,R}^{(d)}(k)}{\partial \alpha^{(d)}(k)}] \right\} \quad (36)$$

式中， $\mu_1$  为伸缩因子的迭代步长。

同理，平移因子  $b^{(d)}$  迭代公式修正为

$$b^{(d)}(k+1) = b^{(d)}(k) - \mu_2 \cdot \frac{\partial J(k)}{\partial |z(k)|} \cdot \frac{\partial |z(k)|}{\partial b^{(d)}(k)} = b^{(d)}(k) - 2 \cdot \mu_2 \cdot |z(k)| \cdot [|z(k)|^2 - R^2] \cdot \frac{\partial |z(k)|}{\partial b^{(d)}(k)} \quad (37)$$

$$\frac{\partial |z(k)|}{\partial b^{(d)}(k)} = \frac{1}{|z(k)|} \left\{ F(v_R^{(d)}(k)) F'(v_R^{(d)}(k)) [f_{p,R}^{(d)}(k) \frac{\partial \psi[u_{i,R}^{(d)}(k)}{\partial b^{(d)}(k)} - f_{p,I}^{(d)}(k) \frac{\partial \psi[u_{i,I}^{(d)}(k)}{\partial b^{(d)}(k)}] + F(v_I^{(d)}(k)) F'(v_I^{(d)}(k)) \cdot [f_{p,I}^{(d)}(k) \frac{\partial \psi[u_{i,I}^{(d)}(k)}{\partial b^{(d)}(k)} + f_{p,R}^{(d)}(k) \frac{\partial \psi[u_{i,R}^{(d)}(k)}{\partial b^{(d)}(k)}] \right\} \quad (38)$$

其中， $\mu_2$  为平移因子的迭代步长。式(28)~(38)为本发明“基于空间分集的小波神经网络盲均衡方法(Wavelet Neural Network Equalization algorithm Based On Spatial Diversity, SDE-WNN)”。该方法利用空间分集技术能够消除信道衰落和提高输出信噪比，从而对小波神经网络均衡器达到优化的性能，进而达到提高收敛速度和降低均方误差的效果。

## 实施实例

为验证本发明方法 SDE-WNN 的性能，采用水声信道进行实例分析。

**【实施例 1】** 实例中采用典型稀疏两径水声信道  $H_1(z) = 1 + 0.4z^{-12}$  和均匀介质两径水声信道  $H_2(z) = 1 + 0.59997z^{-20}$ ；发射信号为 4QAM，信噪比为 20dB，实验中采用  $D=2$ ，用 WNN1 和 WNN2 表示信道 1 和信道 2 的小波神经网络盲均衡器，小波神经网络盲均衡器的长度为 11。

图 4 仿真结果表明，本发明方法 SDE-WNN 的收敛速度要快于 WNN1 和 WNN2，从图(a)可知，本发明方法 SDE-WNN 均方误差比 WNN1 小 1dB，而比 WNN2 明显小 4dB，图 4(b)、(c)、(d)三图相比较可知，本发明方法 SDE-WNN 的星座图更加清晰，紧凑。

**【实施例 2】** 仍采用实施例 1 的信道，发射信号为 2PAM，信噪比为 20dB，实验中采用  $D=2$ ，用 WNN1 和 WNN2 表示信道 1 和信道 2 的小波神经网络盲均衡器，小波神经网络盲均衡器的长度为 11。

图 5 表明，本发明方法 SDE-WNN 的收敛速度要快于 WNN1 和 WNN2，并且均方误差明显比 WNN1 和 WNN2 小 2dB 和 5dB，图 5(b)、(c)、(d)的比较可知，本发明方法 SDE-WNN 的星座图更加清晰、紧凑、均衡效果更明显。

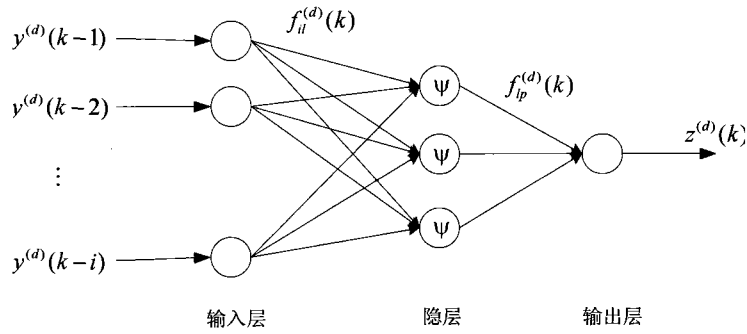


图 1

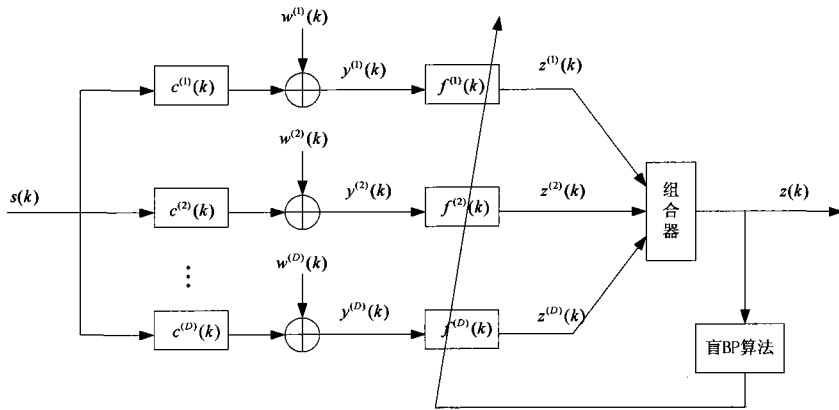


图 2

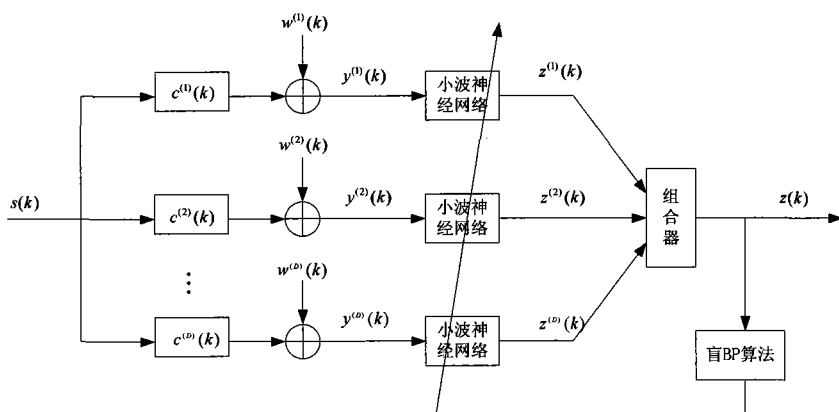


图 3

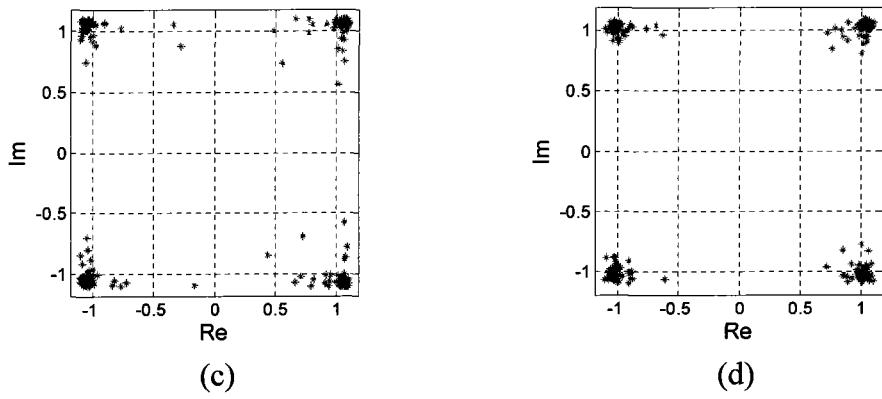
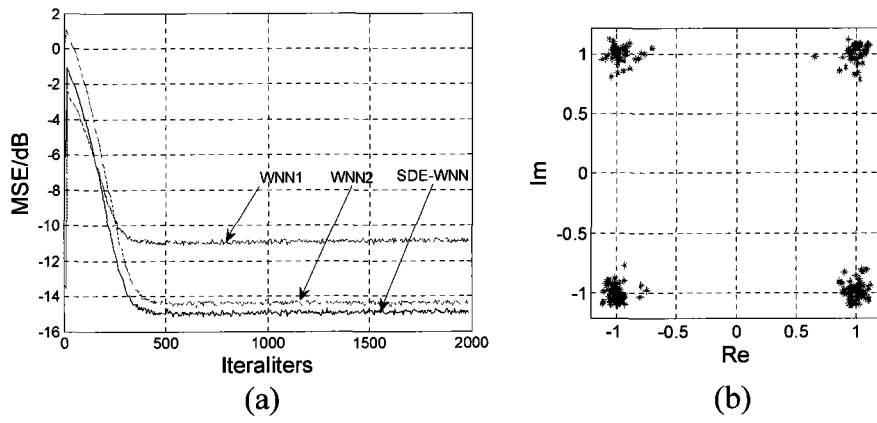


图 4

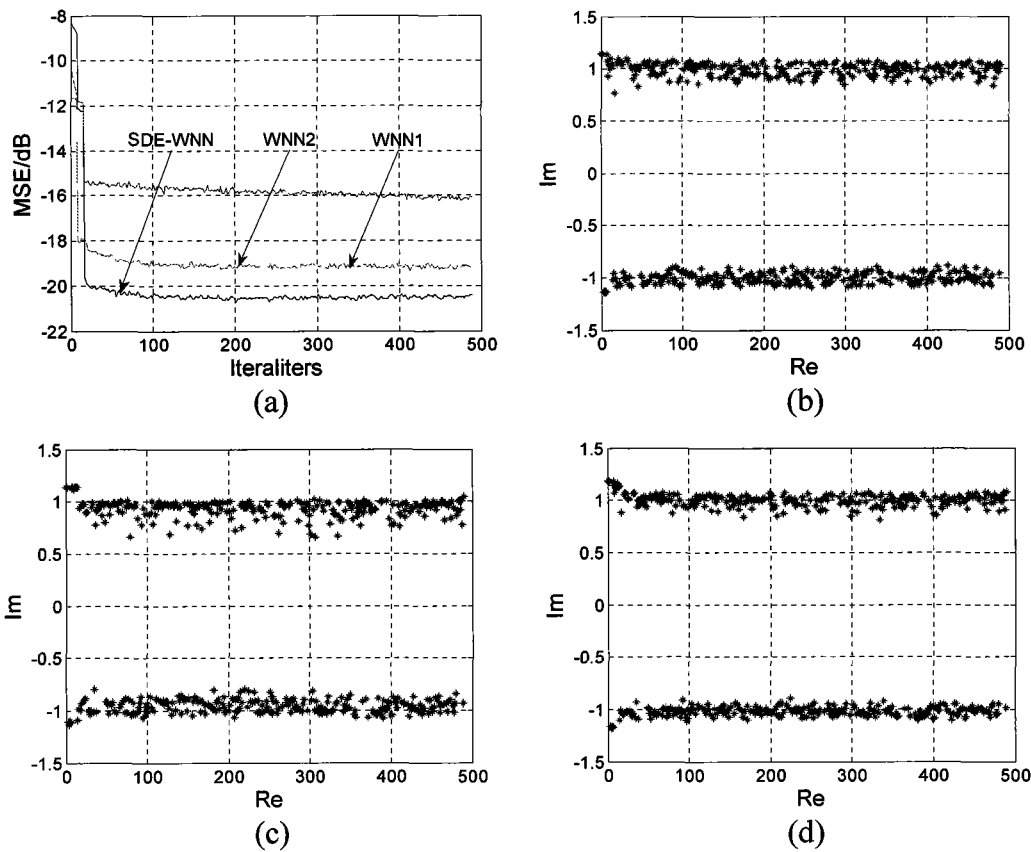


图 5