

一种递归神经网络空间分集均衡器

李霞^{1,2†} 桑恩方²

(1 东南大学无线电工程系 南京 210096)

(2 哈尔滨工程大学水声工程学院 哈尔滨 150001)

摘要 水声信道中的衰变多途特性常引起难以克服的码间干扰 (ISI)。为了降低误码率、改善系统性能,本文提出了一种递归神经网络空间分集均衡器。它在传统的空间分集结构中融入了多层感知器,该结构能够充分利用训练信号的信息,在可调权数较少的情况下,能够得到较好的均衡效果;针对该结构,采取了初始设定权值的办法,从而使该均衡器的收敛速度得到大大提高。仿真与湖试试验结果表明,该均衡器结构合理,对空间分集均衡性能有一定的改善。

关键词 空间分集均衡, 神经网络, 多层感知器

A recurrent neural network spatial diversity equalizer

LI Xia^{1,2} SANG En-Fang²

(1 Radio engineering department, Southeast University, NanJing 210096)

(2 College of Underwater Acoustics Engineering, Harbin Engineering University, Harbin 150001)

Abstract The fading and multipath underwater acoustic channels have always been great impediments to building reliable underwater communication systems. In order to improve the system performance and decrease the error probability a structure called the Recurrent Neural Network Spatial Diversity Equalizer (RNNSDE) is studied in this paper. We put a two-layer neural network into the conventional structure of the spatial diversity equalizer. The proposed structure can take full advantage of the training information, and better performance can be gained with a small amount of weights. By setting initial values of the adaptive weights for the structure, rapid convergence can be obtained. The simulation and field test results show that the proposed structure is reasonable and it can improve the performance of the spatial diversity equalizer.

Key words Spatial diversity equalizer, Neural network, Multilayer perceptron

2003-12-09 收稿; 2005-01-08 定稿

作者简介: 李霞 (1973-), 女, 黑龙江人, 东南大学无线电系讲师, 博士, 主要研究方向为水下高速数据传输、通信信号处理等。

桑恩方 (1940-), 男, 教授, 博士生导师。

† 通讯联系人 Email: zzhlixia@seu.edu.cn

1 引言

水声数字通信是近年来人们研究较活跃的领域之一，水声通信系统的传输距离、通信速率及可靠性是我们最关注的。

水声信道通常是被认为是非平稳的，其特点是具有严重的多途、多普勒效应及时变性。多途传播在接收端产生多个延迟的接收信号，从而引起码间干扰；信道波动引起传输的信号幅度随时间变化，该现象就是衰变。消除衰变的一个有效途径是空间分集^[1]，它最初是用于无线电通信领域中，现已被应用到水声通信中^[2~4]。当各水听器间隔足够远，每个基元接收到的信号的衰变是可看作是相互独立的。空间分集在于将经过特殊处理(如均衡)后的各基元的接收信号进行线性组合，因此该技术充分利用了多途传播信号。文章 [5] 中给出了一个线性多通道均衡器结构。我们注意到，将神经

络的多层感知器用于判决反馈结构中，比传统的 LMS 判决反馈结构具有更好的码间干扰抑制能力^[6]。由此，我们提出将较为简单的二层感知器引用于空间分集均衡器中，并进行适当改进。将二层神经网络与空间分集均衡器结构有机地结合在一起，可以使两者充分发挥各自的优势，用较少的隐含层结点数目达到较好的性能。

2 二层神经网络空间分集均衡器

2.1 传统的空间分集均衡器结构^[2,4]

在单信道均衡的情况下，也就是用一个传感器来接收信号时，最优的线性接收机主要由一个与信道响应相匹配的滤波器之后接一个符号率采样器和一个无记忆检测器组成。当信道内有线性畸变时，在检测器前需要使用均衡器，通常的水声通信系统结构简图如图 1。

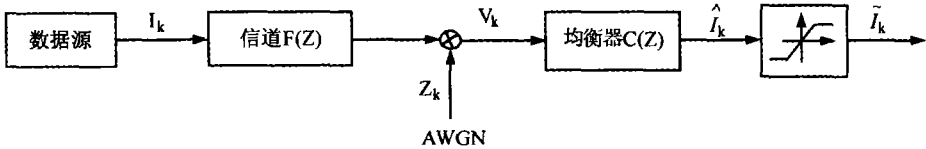


图 1 水声通信系统的基本结构框图

其中 I_k 为发送信号， V_k 是接收到的信号， Z_k 为噪声信号， $\hat{I}_k$ 为均衡后的信号， $\tilde{I}_k$ 为判决信号。现用的接收机主要是基于对阵列接收到的信号进行空间滤波，滤波可以是线性的或非线性的，前者用于信道畸变不太严重的场合，当信道畸变严重时通常采用非线性均衡器，常用的非线性均衡器主要是判决反馈均衡器 (DFE)，结构如图 2 所示^[6]。

在单信道的基础上，对决策反馈均衡器加以扩展，得到分集均衡器的结构如图 3 所示。

其中 I_m 为发射信号， $F^i(z)$ 和 $C^i(z)$ 分别为传输信道和均衡器的响应， Z_i 为相应的干扰噪声， $\hat{I}_k$ 为均衡后的信号， $\tilde{I}_k$ 判决信号。

2.2 二层神经网络空间分集均衡器结构

神经网络是近年来的热点研究学科之一，目前已经被应用到了很多领域中，但在水声通信中的应用相对还比较少。由于神经元本身具有高度自适应性，能够解决常规信号处理方法难以解决的问题，将神经网络用于自适应信号处理具有重要的意义。单个神经元学习可采用

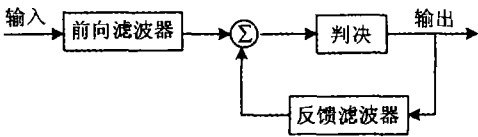


图 2 判决反馈均衡器的基本结构框图

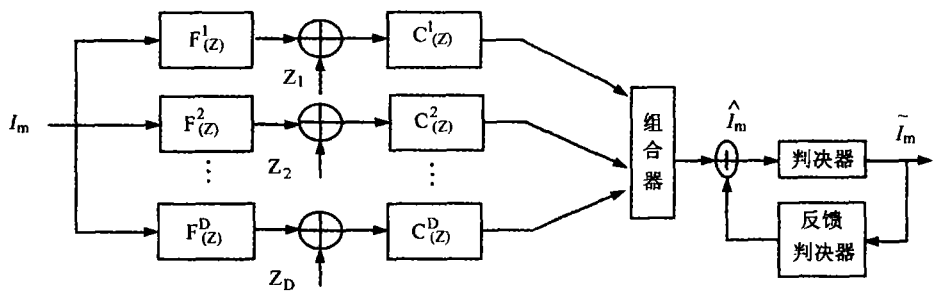


图 3 分集均衡系统的基本结构框图

LMS 算法, 而由若干个神经元组成的神经网络则可以采用 BP 算法。本文所研究的水下通信系统中的空间分集技术采用多个接收基元, 由此可以将接收基元视为神经网络中的多个神经元。试验中的空间分集均衡器由 5 个水听器构成, 神经网络中的第一层具有 6 个隐含神经元 (结点), 由此可以得到具有二层神经网络的空间分集均衡器, 其结构图如图 4 所示。其中隐含层结点数 $D = 6$, N 为前向结点数, M 为后向结点数, 输出层结点数为 1, d 为时延量,

$I_k^i \sim I_{k-N+1}^i, i = 1 \cdots 5$ 为每个基元的接收信号, $I_{k-d-1}^B \sim I_{k-d-M}^B$ 为反馈输入信号; W_{ji}^1 ($i = 1 \cdots 5, j = 0 \cdots N-1$) 为时延量是 j 的前向输入 I_k^i 到隐含层神经元 j 的连接权值; T_i^1 ($i = 1 \cdots 6$) 为相应神经元 i 的阈值; V_i^1 ($i = 1 \cdots 6$) 为隐含层第 i 个结点的输出; V_1^2 为输出层结点的输出, T_1^2 为输出结点的阈值; W_{i1}^2 ($i = 1 \cdots 6$) 为隐含层地 i 个结点到输出层结点的权值。

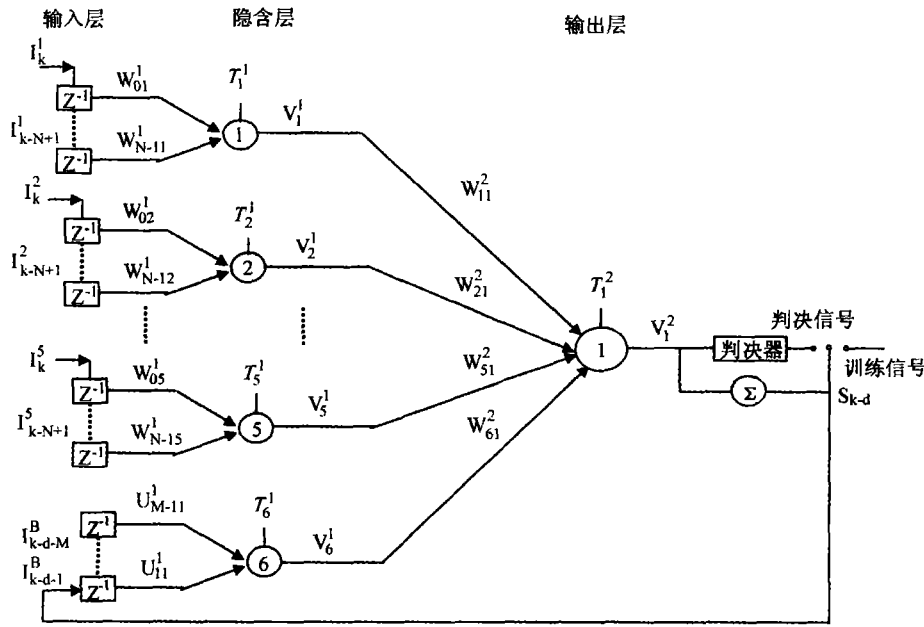


图 4 二层神经网络空间分集均衡器

2.3 自适应调整算法

由图 4 可得到各神经元的输出信号表达式如下 [7]

$$V_i^1 = \sum_{j=0}^{N-1} W_{ji}^1 \times I_{k-j}^i + T_i^1 \quad i = 1, 2, \dots, 5 \quad (1)$$

$$V_b^1 = \sum_{j=0}^{M-1} W_{j1}^1 \times I_{k-j}^B + T_1^1 \quad (2)$$

$$V_1^2 = \sum_{i=1}^{D-1} W_{i1}^2 \times V_i^1 + W_{61}^2 \times V_b^1 + T_1^2 \quad (3)$$

$$S_k = \begin{cases} d_k & \text{学习阶段} \\ f(V_1^2) & \text{工作阶段} \end{cases} \quad (4)$$

$$f(x) = \begin{cases} -1 & \text{if } x \leq 0; \\ 1 & \text{if } x > 0; \end{cases} \quad (5)$$

可以看出, 各神经元输出值的计算方法与 LMS 算法相类似, 关于该结构的权值和阈值调整, 是在神经网络中的 BP (Back Propagation) 算法基础上加以改进的, 具体如下

$$W_{ij}^1(k+1) = W_{ij}^1(k) + \alpha e_j^1 I_{i-1}^j \\ i = 1, 2, \dots, N; j = 1, 2, \dots, D-1; \quad (6)$$

$$U_{m1}^1(k+1) = U_{m1}^1(k) + \beta e_6^1 \hat{S}_{k-d-m} \\ m = 1, 2, \dots, M \quad (7)$$

$$W_{i1}^2(k+1) = \|V_i^1\| \quad i = 1, 2, \dots, D \quad (8)$$

$$T_j^1(k+1) = T_j^1(k) + \gamma e_j^1 \quad j = 1, 2, \dots, D \quad (9)$$

$$T_1^2(k+1) = T_1^2(k) + \geq r e_1^2 \quad (10)$$

其中, α 和 β 分别为前馈和反馈部分的调整步距, 他们可以取相同值, γ 为阈值调整步距。此处, 将隐含层权值的调整公式改为了由每个水听器接收信号的强度来控制, 从而可以进一步提高接收端的信噪比。误差信号 e_1^2, e_j^1 的计算公式如下

$$e_1^2 = (s_{k-d} - V_1^2)(1 - (V_1^2)^2)/2 \quad (11)$$

$$e_j^1 = (1 - (V_j^1)^2)e_1^2 W_{j1}^2/2 \quad (12)$$

初始值的设定参考文献 [8]

$$\begin{cases} W_{ij}^1 = 0.7D^{1/(M+n)} \\ i = 0, 1, \dots, N-1, j = 1, 2, \dots, 5 \\ U_{m1}^1 = 0.7D^{1/(M+n)} \quad m = 1, 2, \dots, M \\ T_j^1 = (-a + 2aj/D)A \\ A = 0.7D^{1/(M+n)} \end{cases} \quad (13)$$

其中 $[-a, a]$ 为输入信号的取值范围, 通过上式对初值的设定, 可以使二层感知器的收敛速度得到明显的改善。

3 仿真及试验结果

为了验证神经网络 BP 算法对空间分集均衡器的性能改进, 分别进行了仿真及测试。我们分析了二层神经网络空间分集均衡器的结构和调整算法, 并采用了 Monte-Carlo 方法进行了仿真, 仿真中采用四相移键控 (QPSK) 的调制方式, 并使用了典型的三条路径多途结构。为比较性能的差异, 我们在参数相同的条件下对几种均衡器的收敛速度、误码率进行了仿真, 在具体应用中需要对其中的参数进行调整。

仿真所设置的参数如下:

发射机与接收机的水平距离为 1km, 水深 50m;

载频: 10kHz;
数据率: 1k;
抽样率: 40kHz;
信息码元: 9000;
训练码元: 1000;
抽头长度: 40;
信噪比: 2dB

其中空间分集阵基元间距为 3m。

图 5 是在相同条件下, 对不同的均衡器的误差收敛性能的计算机仿真结果, 其中曲线 a 为线性均衡器的误差收敛曲线, b 为传统的判决反馈均衡器的误差收敛曲线, 曲线 c 为空间

分集均衡器的误差收敛曲线, d 为二层神经网络空间分集均衡器的误差收敛曲线, 从该仿真结果图中, 可以看到神经网络空间分集均衡器在误差收敛性能上要优于传统的空间分集均衡器。

为验证本通信系统的实际性能, 2003 年 10 月在吉林松花湖进行了湖试。试验条件如下

水域宽度: 600m~1000m;
 水域长度: 8000m;
 水深: 40~60m;
 发射换能器: 1 个 (为无指向性);
 接收换能器: 5 个无指向性换能器构成的接收阵;

基元间隔: 3m;

传送数据: 随机数、黑白图像或灰度图

像;

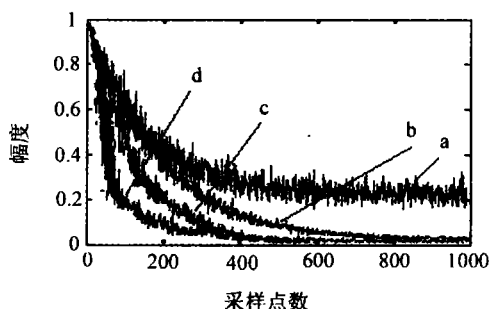


图 5 各均衡器结构的误差性能比较

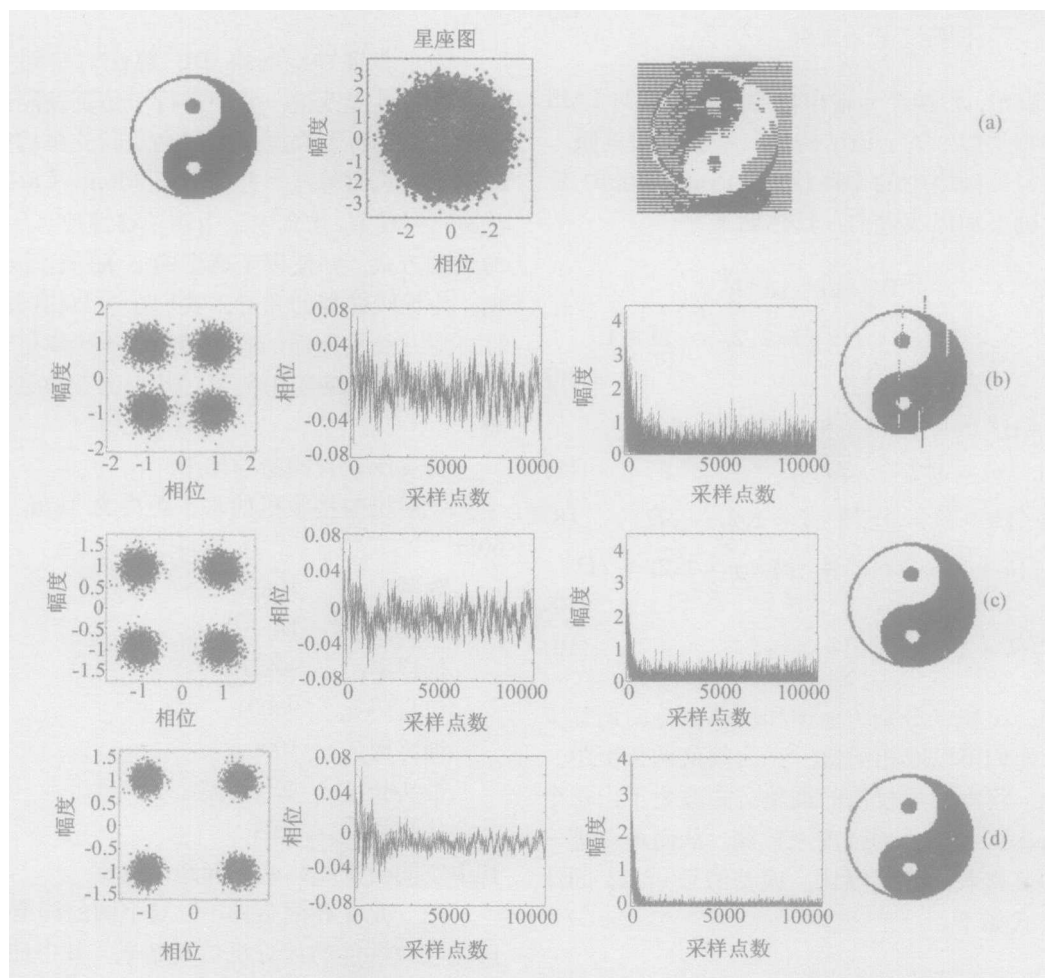


图 6 各均衡器结构对接收图像处理结果的比较

载频: 10kHz;
 数据率: 1k;
 抽样率: 50kHz;
 训练码元: 1000;
 抽头长度: 30;

对图 6 的详细说明如下:

(a) 从左至右依次为原始图像、接收到的图像数据的星座图、未经处理直接恢复的图像, 此时误码率为 0.49;

(b) 依次为常规判决反馈均衡器^[9]处理后的接收信号星座图、相位跟踪曲线、误差收敛曲线、处理后恢复的图像, 此时误码率为 0.008;

(c) 依次为空间分集均衡器^[2]处理后的接收信号星座图、相位跟踪曲线、误差收敛曲线、处理后恢复的图像, 此时误码率为 0;

(d) 依次为二层神经网络空间分集均衡器处理后的接收信号星座图、相位跟踪曲线、误差收敛曲线、处理后恢复的图像, 此时误码率为 0.

从图 6 中可以看出, 均衡技术是补偿信道衰变的有效方法之一, 但不同的均衡器结构对均衡效果存在着差异。其中线性均衡器只能用于信道畸变不太严重的场合; 非线性判决反馈均衡器比线性均衡器有明显的改进, 增大了传输距离, 降低了误码率, 但在信道畸变恶劣的条件下, 也很难做到零误码率; 空间分集均衡器充分利用了多径信号, 从而可以进一步降低误码率, 可进行零误码率传输, 提高了通信系统的可靠性; 将神经网络的算法结合空间分集技术是对本试验通信系统的一个改进, 该结构能在提高通信性能的前提下减少权值数目, 从而提高运算效率。从图 6 中的 (d) 可以看到, 二层神经网络空间分集均衡器的性能有所改善。该结构和相应的算法能够提高收敛速度, 从而提高了有效频带的利用率, 均方误差曲线的幅

度也有所降低, 为远距离水下通信系统的可靠性提供了更大的容错范围和进一步的保障。

4 结束语

由以上仿真及试验结果可知, 对水下衰变信道的码间干扰问题, 空间分集均衡技术是比较有效的解决途径之一, 而在此基础上改进的神经网络分集均衡器, 将神经网络中比较成熟的 BP 算法融入到空间分集技术中, 并加以适当改进, 使两者充分发回各自的优点, 从而提高了该水下通信系统的整体性能, 为远距离可靠通信提供了保障, 具有一定的实用价值。该方法可应用于水下网络的数据转发、通信准确率要求较高等场合。分集技术是采用了多通道处理, 为进一步提高系统的实时性能, 可以采用并行处理技术, 目前作者正在为解决该问题作进一步的研究。

参 考 文 献

- 1 Balaban P, Salz J. *IEEE Trans Veh. Technol*, 1991, 40(2): 342~354.
- 2 Stojanovic M, Catipovic A J, Proakis G J. *JASA*, 1993, 94(3): 1621~1631.
- 3 Qian Wen, Ritcey J A. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 1994, 19(2): 227~241.
- 4 Vittorio Capellano. *IEEE Oceans'*, Washington, 1997: 569~573.
- 5 李霞, 桑恩方. 哈尔滨工程大学学报, 2003, 24(5): 508~512.
- 6 Siu S, Gibson G J. *Proc. 1st IEE. Intl Conf. On Artificial Neural Networks*, London, Oct. 1989. 16~18.
- 7 Freitag L, Johnson M, Stojanovic M. Efficient equalizer update algorithms for acoustic communication channels of varying complexity. *OCEANS'97*, pp.580~585.
- 8 何培宇. 四川大学学报, 1995, 32(4): 411~416.
- 9 张贤达, 保铮著. 通信信号处理. 北京: 国防工业出版社, 2000. 242~251.