

遗传优化神经网络的水声信道盲均衡

肖 瑛^{1,2†} 刘国枝² 李振兴² 董玉华¹

(1 大连民族学院 大连 116600)

(2 哈尔滨工程大学 哈尔滨 150001)

摘要 不需要训练序列的盲均衡技术可以有效地节省水声通信带宽, 消除码间干扰, 提高水声通信效率和质量。以前馈神经网络 (FNN) 作为盲均衡器, 既适用于最小相位信道, 也适用于非最小相位信道, 包括非线性信道, 但是前馈神经网络在实际的应用中其网络拓扑结构的选取和初始权重的确定缺乏理论依据, 且其训练主要依靠 BP 算法, 存在收敛速度慢、容易陷入局部极值及“过学习”的问题。为此, 本文提出了一种遗传优化神经网络的水声信道盲均衡算法 (GA-BP), 对前馈神经网络拓扑结构和网络权重同时优化, 有效地克服了传统前馈神经网络盲均衡的缺陷, 提高了前馈神经网络盲均衡的泛化性能并加强了跟踪时变信道的能力和对信道突变的适应能力。水池试验结果证明了文中提出的遗传优化神经网络水声信道盲均衡算法的有效性, 与直接前馈神经网络盲均衡相比较, 均衡性能明显得到了提高。

关键词 神经网络, 遗传算法, 盲均衡

Blind equalization for underwater acoustic communication by genetic algorithm optimizing neural network

XIAO Ying^{1,2} LIU Guo-Zhi² LI Zhen-Xing² DONG Yu-Hua¹

(1 Dalian Nationalities University, Dalian 116600)

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

Abstract Blind equalization without training sequence is a bandwidth efficient way to mitigate the intersymbol interference in the field of underwater acoustic communication. Using FNN (Forward Feedback Neural Network) as blind equalizer can solve the equalization problems for minimum phase and non-minimum phase including non-linear channel. However, training of FNN is commonly based on BP algorithm, and thus suffers from slow convergence, local minimum point and excessive learning. In this paper, genetic algorithm optimizing neural network (GA-BP) is proposed as a new blind equalization method. Because of optimizing the topology of FNN and the weights of network simultaneously, the new algorithm overcomes the default of traditional FNN blind equalization

2005-09-16 收稿; 2006-08-07 定稿

作者简介: 肖瑛 (1979-), 女 (蒙古族), 原系哈尔滨工程大学水声工程学院, 博士, 现为大连民族学院, 讲师。

刘国枝 (1944-), 男, 研究员, 博士生导师。李振兴 (1977-), 男 (满族), 硕士。董玉华 (1978-), 女, 硕士, 助教。

† 通讯联系人 Email: xiaoying@126.com

and enhances the ability of tracing the time-varying channel and adapts to channel mutation. Results from experimentation in a channel pool indicate that using the algorithm proposed in this paper provides effectiveness. Compared with FNN, the performance of equalization is improved obviously.

Key words Neural network, Genetic algorithms, Blind equalization

1 引言

盲均衡技术在水声通信中可以有效地消除码间干扰, 充分利用有限通信带宽, 提高水声通信效率和通信质量。目前对盲均衡问题的研究, 主要集中在对非凸性代价函数的全局寻优算法和均衡器结构的合理选择上, 也就是在盲均衡技术泛化性能问题的解决上。自从 Sato^[1] 首次提出盲均衡算法以来, Busgang^[2] 类算法和直接利用高阶统计量的 HOS^[3] 类算法逐渐成熟。在此基础上, Godard^[4]、B-G^[5]、SG^[6] 等盲均衡算法相继提出, 这些算法选取非凸性的代价函数, 难以保证全局收敛, 同时对非最小相位尤其信道的非线性比较严重时, 此类算法均衡效果很不理想^[7]。HOS 类算法总能保证全局收敛, 但是计算量庞大, 难以实时实现。

神经网络是一种非线性动态系统, 具有大规模并行处理能力, 采用神经网络的盲均衡算法既可以均衡最小相位信道, 也可以均衡非最小相位信道, 包括非线性信道。但是以 BP 算法为基础的前馈神经网络进行水声信道盲均衡具有不可避免的缺陷, 具体表现在:

(1) 学习过程收敛速度慢, 对于快速时变信道难以实时捕捉信道的特性, 使均衡性能降低或不能实现均衡;

(2) 网络拓扑结构的选取 (主要是隐层数和隐层单元数) 没有理论依据, 实际应用中很大程度上依赖于使用者的经验和技巧;

(3) 盲均衡中, 非凸性代价函数的选取使得神经网络的学习容易陷入局部极小值, 当学习率设置过高时, 可能产生振荡;

(4) 学习过程依赖于样本信号特性, 当样本信号不够充分时, 会产生“过学习”, 即网络

总误差已经达到预定目标但对后继样本信号的预测并不准确, 也就是经验风险最低并不等同于实际风险最小, 这种情况下均衡结果并不可靠。

(5) 网络的初始权值选取缺乏依据, 具有随机性。BP 算法是基于梯度下降方法, 不同的初始权值可能会导致完全不同的结果, 初始权值取值不当, 会引起网络振荡或不收敛。

遗传算法^[8] 为我们提供了一个全局的、稳健的搜索优化方法, 其特性是群体搜索策略和群体中个体之间的信息交换, 不依赖于梯度信息, 也不需要求解函数可微。本文结合常模 (CMA) 盲均衡算法, 确定神经网络的学习代价函数和遗传算法的进化目标函数即适应度函数, 并根据水声信道特性确定了遗传算法的基本解空间, 提出了一种利用遗传算法同时优化神经网络的拓扑结构和网络权值的盲均衡方法。水池试验结果证明, 文中提出的遗传优化神经网络盲均衡算法克服了传统前馈神经网络盲均衡方法的缺陷, 更能有效地消除水声通信码间干扰, 从而更好地提高了水声通信性能。

文章在第二部分对前馈神经网络盲均衡原理做了介绍, 第三部分对遗传优化神经网络盲均衡方法进行了阐述, 第四部分给出了信道水池试验处理结果。

2 前馈神经网络盲均衡

Cybenco^[9] 曾证明: 用一个隐层的前馈神经元网络可以以任意精确度逼近任意的连续函数, 所以文中采用三层 FNN 结构来对前馈神经网络盲均衡进行介绍, 如图 1 所示。

令 $x(k)$ 为发送信号, $z(k)$ 为均衡器的输入, $\hat{x}(k)$ 为均衡器的输出。盲均衡的目的就是

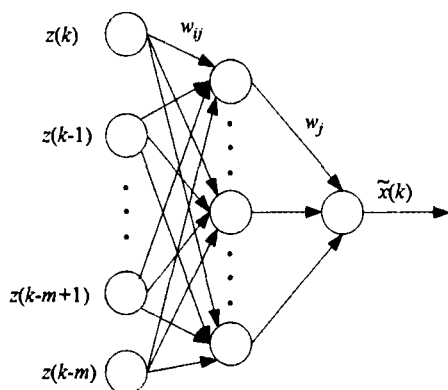


图 1 三层前馈神经网络结构 (仅含一个输出单元)

根据观测到的接收序列 $z(k)$ 恢复发送信号序列 $x(k)$, 结合 CMA 盲均衡算法设定代价函数为:

$$J_D = \frac{1}{2} [|\tilde{x}(k)|^2 - R_{CM}]^2 \quad (1)$$

其中 $R_{CM} = \frac{E(|x(k)|^4)}{E(|x(k)|^2)}$

神经网络的传递函数选择双曲正切函数:

$$f(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} \quad (2)$$

设 $w_{ij}(k)$ ($i = 1, 2 \cdots m, j = 1, 2 \cdots n$) 为输入层与隐层单元的连接权重, $w_j(k)$ ($j = 1, 2 \cdots n$) 为隐层单元与输出层单元的连接权重, 并设隐层单元的输入为 $u_j(k)$, 隐层单元输出为 $v_j(k)$, 输出层单元的输入为 $I(k)$, 这样网络的状态方程为:

$$u_j(k) = \sum_{j=1}^n w_{ij}(k) z(k-j) \quad (3)$$

$$v_j(k) = f[u_j(k)] \quad (4)$$

$$I(k) = \sum_{j=1}^n w_j(k) v_j(k) \quad (5)$$

$$\tilde{x}(k) = f[I(k)] \quad (6)$$

依据上面所设, 根据 BP 学习算法调整网络权值使网络误差达到足够小, 就可以实现盲均衡了。

针对前馈神经网络存在的固有的缺陷在一

些相关的文献中已经给出了一些相应的改进方法, 如自适应学习率调整, 附加动量项法, 动态网络结构调整方法 (隐层单元数的加减) 等, 但是, 这些方法在实现水声信道盲均衡中并不全部适用, 而且也不能从根本上解决前馈神经网络在实际应用中存在的问题。文中提出的遗传优化神经网络盲均衡方法就是在这一情况下提出的。

3 遗传优化神经网络

前馈神经网络的初始权重和网络拓扑结构是影响网络性能主要因素, BP 算法基于梯度下降这一本质是网络收敛速度慢的主要原因。

在满足精度要求的前提下, 我们期望网络隐节点的数目越少越好, 这样不仅可以防止“过学习”现象的发生还可以减少网络学习的计算量。

本文提出的遗传算法优化前馈神经网络实现水声信道盲均衡的基本思想是: 改变 BP 算法依赖梯度信息的指导来调整网络权值的方法, 利用遗传算法^[8]全局性搜索的特点, 寻求最佳的网络连接权重和网络拓扑结构, 遗传算法优化网络拓扑结构主要集中在对隐层节点个数的优化上。通过对前馈神经网络的优化有效的从根本上克服前馈神经网络在水声信道盲均衡应用中的缺陷, 提高水声通信性能。

根据上述优化思想, 以三层前馈神经网络为例来介绍文中提出的遗传优化神经网络盲均衡方法的实现步骤如下:

(1) 确定遗传算法的进化目标函数

遗传算法以适应度函数^[8]作为进化目标, 且只能朝着适应度函数值增大的方向进化, 为此, 根据神经网络盲均衡的代价函数, 定义遗传算法适应度函数为:

$$F(w) = \frac{1}{J_D} = \frac{2}{[|\tilde{x}(k)|^2 - R_{CM}]^2} \quad (7)$$

(2) 确定基本解空间。

根据实际应用中水声信道特性, 初步确定

解空间 $[u_{\min}, u_{\max}]$, 即神经网络连接权重的取值范围。

(3) 对基本解空间进行编码。

考虑到神经网络实现水声信道盲均衡的网络规模及遗传算法优化神经网络的目标, 将编码生成的码串分为控制码和权重系数码两部分, 控制码采用二进制 0-1 编码, 其中 0 代表无连接, 1 代表有连接。权重系数码采用浮点编码。

控制码串长:

$$l_k = \text{最多可能的隐层节点数} \quad (8)$$

权重系数码串长:

$$l_w = m \times l_k + l_k \times n \quad (9)$$

其中, m 为神经网络的输入节点数, n 为输出节点数。

整体码串长度为:

$$L = l_k + l_w \quad (10)$$

码串的展开方法为:

[控制码, 权重系数码($w_{00}, w_{01} \cdots w_{ij}$)].

(4) 设定种群规模并初始化。

设定种群规模 P , 种群的每条染色体由步骤 (3) 中生成的码串构成, 控制码为 0-1 串, 权重系数码由在解空间 $[u_{\min}, u_{\max}]$ 之间产生的均匀分布随机数组成。

(5) 计算种群中每个个体的适应度。

由控制码得到网络的隐层节点个数, 由权重系数码得到网络的连接权重, 根据神经网络盲均衡器的输出信号通过式 (7) 计算每个个体的适应度。

(6) 选择。

最佳染色体直接进入下一代, 不参加交叉和变异运算, 对种群中的其他个体采用排序选择法, 首先计算标准分布值:

$$t = \frac{p_s}{1 - (1 - p_s)^P} \quad (11)$$

其中 p_s 为预先设定的选择概率。

根据分布值 t 计算各个染色体的选择概率:

$$p_k = t(1 - p_s)^{N(k)-1} \quad (12)$$

其中 $N(k)$ 是种群中 k 序号染色体的适应值由大到小的排序号。最佳染色体直接进入下一代, 并在下一代种群中序号为 1。计算染色体的累积选择概率:

$$q_k = \sum_{1}^k p_k(k) \quad k = 1, 2, \cdots, P \quad (13)$$

在 $[0, 1]$ 区间内产生按升序排列的随机数 r , 对染色体进行选择。

(7) 交叉和变异。

控制码的交叉和变异运算采用基本遗传算法中的方法, 在变异运算中, 当某个神经元被变异删除时, 相应的权重系数编码被置为 0, 当变异运算增加隐层神经元的时候, 则在解空间内随机初始化有关权重系数编码。对于权重系数编码以设定的交叉概率 p_c 在第 i 个个体和第 $i + 1$ 个个体之间进行的交叉算子如下:

$$X_i^{t+1} = c_i X_i^t + (1 - c_i) X_{i+1}^t \quad (14)$$

$$X_{i+1}^{t+1} = (1 - c_i) X_i^t + c_i X_{i+1}^t \quad (15)$$

其中 X_i^t 为交叉前的个体, X_i^{t+1} 和 X_{i+1}^{t+1} 是交叉后的个体, c_i 为区间 $[0, 1]$ 上的均匀分布随机数。

以设定的变异概率 p_m 对交叉后个体进行变异, 对第 i 个个体的变异算子如下:

$$X_i^{t+1} = X_i^t + c_i \quad (16)$$

其中 X_i^t 是变异前的个体, X_i^{t+1} 是变异后的个体, c_i 是 $[u_{\min} - X_i^t, u_{\max} + X_i^t]$ 上的均匀分布随机数, 这样可以保证变异后的个体仍然在解空间即遗传算法的搜索区间范围之内。

(8) 生成新一代群体。

反复执行 (5)~(8), 当第 K 代进化结束后适应度最高的个体满足定义的精度误差要求,

则将其解码获得网络的连接权值和网络拓扑结构,进行信号的直接均衡输出,在接收信号过程中对网络代价函数进行计算,以传统的 BP 算法对网络连接权重继续进行自适应调整。当网络的输出误差在某一时刻后(信道特性发生了某种可能的突变)无法满足均衡目标要求,重复执行步骤(4)~(8)对网络进行重新优化。

在遗传算法中采用上述策略的理由是:选择运算中最佳染色体直接进入下一代,可以有效地避免最佳染色体的丢失,排序选择法能够保证大适应值的染色体获得较高的选择概率,同时还可以阻止某些超级染色体过快控制整个遗传过程。整个遗传过程中,最佳染色体(在种群中序号为 1)不参加交叉和变异运算,以防止染色体退化。

上述遗传优化神经网络的水声信道盲均衡算法将染色体编码分为控制码和权重系数码,分别采用二进制编码和浮点编码方式,对浮点编码提出了新的交叉和变异算子,实现了同时优化网络拓扑结构和网络连接权重的目的。水池试验结果证明了这一方法的有效性。

4 水池试验处理结果

为验证文中提出的遗传优化神经网络盲均

衡算法,在哈尔滨工程大学信道水池进行了试验。

信道水池试验环境参数为:长 25m,宽 2.5m,水深 1.8m。池底为 30cm 厚的细纱,池壁为瓷砖结构(长 25m 的两侧池壁)和铁板结构(2.5m 池壁)。发射与接收换能器均布放于水下 0.6m。由于严重的反射、折射和混响,信道水池通信将产生严重的码间干扰。

试验中对前馈神经网络盲均衡算法和文中提出的 GA-BP 算法参数选取如下:

(1) 前馈神经网络参数选取为:

网络结构 (25, 20, 1), 学习率 $\mu = 0.02$ 。

(2) GA-BP 算法中,遗传算法的参数选取如下:

基本解空间: $[-5, 5]$, 种群规模 $P = 200$, 选择概率 $p_s = 0.05$, 交叉概率 $p_c = 0.8$, 变异概率: $p_m = 0.01$, 进化代数: 400。

在水池试验的处理结果中,文中提出的遗传优化神经网络盲均衡算法(GA-BP)均优于传统的前馈神经网络盲均衡算法。选取换能器相距 9m, 信噪比 $\text{SNR}=24\text{dB}$ 的一组图像数据为例(为保证盲均衡算法对发射数据统计特性的要求,图片数据经伪随机序列处理后发射,调制方式采用 BPSK)来直观地进行处理结果的比较,如图 2 所示。

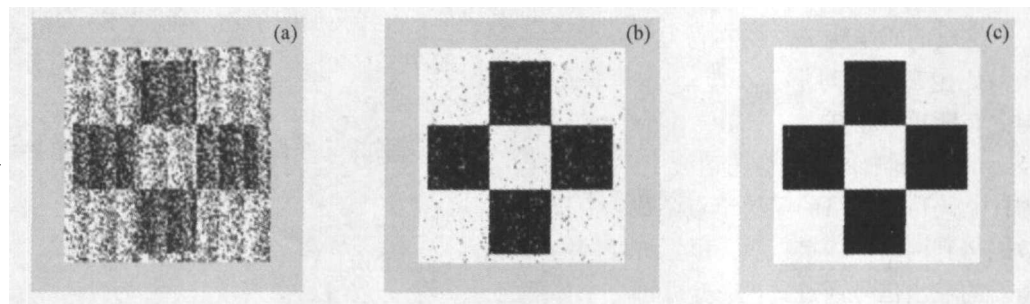


图 2 (a) 均衡前图像 (b) 前馈神经网络均衡结果 (c) 遗传优化神经网络均衡结果

均衡前误码率 0.2875, 经传统前馈神经网络盲均衡后误码率 0.0276, 采用文中提出的遗传优化神经网络盲均衡方法均衡结果误码率为 0.00025, 网络拓扑结构的优化结果使网络结构 (25, 20, 1) 进化到了 (25, 15, 1) 结构。

5 结论

遗传算法是一种全局优化搜索算法^[8], 用遗传算法优化神经网络实现盲均衡可以有效地克服传统前馈神经网络盲均衡算法的缺陷, 具

有稳定可靠、快速收敛且不易陷入局部极小值的优点,并且对于时变信道的跟踪能力及对信道突变的适应能力也得到了加强,提高了前馈神经网络盲均衡的泛化性能。但是,遗传算子参数的合理选取和算法计算量的减少仍是需要进一步研究的内容。

参考文献

- 1 Sato Y. *IEEE Trans. Commun.*, 1975, **23**:678~679.
- 2 Bellini S. *Proc. IEEE GLOBAL*, Dec. 1986, **86**:1643~1644.
- 3 Fu-Chun Zheng, Mclaughlin S, Mulgrew B. *Signal Processing*, 1993, **31**:312~313.

- 4 Godard D N. *IEEE Trans. Commun.*, 1980, **28**:1865~1867.
- 5 Benveniste A, Coursat M. *IEEE Trans. Commun.*, 1984, **32**:871~883.
- 6 Picchi G, Prati G. *IEEE Trans. Commun.*, 1987, **35**:877~887.
- 7 Ignacio Santamaria, Carlos Pantaleon, Lius Vielva. *IEEE Transaction on Signal Processing*, 2004, **52**(6):1773~1774.
- 8 王小平, 曹立明. 遗传算法 - 理论、应用与软件实现 [M]. 西安: 西安交通大学出版社, 2000.
- 9 Cybeako G. *Math. Contr. Syst. Signals.*, 1989, **2**:303~314.

2006' 和谐开发中国西部声学学术会议

由四川省声学学会、陕西省声学学会、中国声学学会超声电子学专委会和物理声学专委会联合发起，四川省声学学会承办的“2006’和谐开发中国西部声学学术会议”，以及中国声学学会超声电子学专委会和物理声学专委会的工作会议，于2006年8月14日~19日在都江堰市举行。来自北京、上海、江苏、浙江、河北、河南、湖北、山东、陕西、重庆、四川等地高等院校、科研院所及相关单位的声学科技专家、教授等共130余名代表参加了会议。中国声学学会秘书长宗健研究员、中国声学学会超声电子学专委会副主任委员吴江副所长、物理声学专委会主任委员南京大学长江学者王新龙教授出席了会议。

在开幕式上,四川省声学学会副理事长吴江教授代表四川省声学学会及中国声学学会超声电子学专委会,宗健先生代表中国声学学会,王新龙教授代表物理声学专委会,中科院院士汪承灏教授等分别致词,并预祝大会取得成功。

四川省科学技术协会周之常主席、学会部金琳琅女士等嘉宾，出席了闭幕式。闭幕式由四川省声学学会秘书长张知易研究员主持；四川省声学学会理事长黄月江教授，祝贺本次会议的成功召开，并对到会代表表示真诚地感谢。

本次会议的召开,得到了全国各地广大声学科科技工作者、专家、教授的热烈响应和积极支持,共征集到学术论文 84 篇,纳入论文集的 83 篇,会上交流 60 余篇。论文涉及的专业领域大致划分以下 6 个专题:水声学,功率超声与超声电子学,环境与检测声学,医学

超声与工程、语音、通信、图像及音乐声学等, 物理声学及其它。论文集由《声学技术》杂志, 在 2006 年第 4 期出版发行。

学术交流分会大会报告和分组交流。在大会上，中科院声学所汪承灏院士、南京大学水永安教授、解放军后勤学院邓明晰教授，分别作了精彩的专题报告。

本次交流会，偏向于中青年科技工作者，评选出优秀论文 10 篇。在闭幕会上，周之常主席，黄月江理事长，汪承灏院士，宗键先生等 9 位嘉宾和领导，向获奖作者颁发了优秀论文证书和奖金。

本次交流的学术论文在较大程度上反映了我国声学科技在以上五六个专业的发展方向和水平。到会的老一辈专家大都是国内外知名的学者，而到会的中青年专家，也都是活跃在声学科技领域的中坚力量，因此，他们提交的学术论文所阐述的理论和揭示的成果具有很高的学术价值及开发应用的前景。整体看来，这是我国声学界水平、质量和效率都很高的一次学术交流，对促进西部地区乃至全国声学科技的发展，在较大程度上有着重要的作用和不可轻视的影响。

两个专委会还召开了工作会议，认真地总结了各个专委会几年来取得的成绩和存在的不足，并对今后的活动做出了新的安排与部署。

本次会议的成功召开,得到了中国电子科技集团 30 所、26 所和成都九州超声技术有限公司等单位的大力支持和协助,在此表示衷心地感谢。

(四川省声学学会、陕西省声学学会、中国声学学会超声电子学专委会及物理声学专委会)