

基于粒子群优化的正交小波盲均衡算法

胡苓苓^① 郭业才^{*①②}

^①(安徽理工大学电气与信息工程学院 淮南 232001)

^②(南京信息工程大学电子与信息工程学院 南京 210044)

摘要: 为克服常数模算法(CMA)收敛速度慢、稳态误差大的缺点,在分析正交小波常数模盲均衡算法(WT-CMA)基础上,该文提出了基于粒子群优化的正交小波常模盲均衡算法(PSO-WT-CMA)。该算法利用粒子群的信息共享机制和有效的全局搜索特点,寻找最优的均衡器权值,并用正交小波变换降低信号的自相关性。水声仿真结果表明:与常数模算法(CMA)、基于粒子群优化的常数模盲均衡算法(PSO-CMA)和基于正交小波变换的常数模盲均衡算法(WT-CMA)相比,该算法在提高收敛速度和减小码间干扰方面的性能有很大的改善。

关键词: 水声通信; 粒子群算法; 信息共享; 正交小波变换; 盲均衡

中图分类号: TN929.3

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2011)05-1253-04

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2010.01043

An Orthogonal Wavelet Transform Blind Equalization Algorithm Based on the Optimization of Particle Swarm

Hu Ling-ling^① Guo Ye-cai^{*①②}

^①(School of Electrical and Information Engineering, Anhui University of Science and Technology, Huainan 232001, China)

^②(College of Electronic and Information Engineering, Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing 210044, China)

Abstract: In order to overcome the slow convergence rate and big mean square error of Constant Modulus Algorithm (CMA), an orthogonal wavelet transform constant modulus blind equalization algorithm based on the optimization of particle swarm is proposed, on the basis of analyzing the futures of orthogonal Wavelet Transform Constant Modulus blind equalization Algorithm (WT-CMA) and particle swarm algorithm. In the proposed algorithm, the equalizer weight vector can be optimized via making full use of effective global search of particle swarm algorithm and the de-correlation ability of wavelet transform. Computer simulations in underwater acoustic channels indicate that the proposed algorithm outperforms the CMA, the constant modulus blind equalization algorithm based on the Particle Swarm Optimization (PSO-CMA) and WT-CMA in improving the convergence rate and reducing inter symbol interference.

Key words: Underwater acoustic communication; Particle Swarm Optimization (PSO); Information sharing; Orthogonal wavelet transform; Blind equalization

1 引言

水下通信系统中,通信信道的失真和有限带宽所带来的码间干扰(Inter-Symbol Interference, ISI)是影响通信质量的主要因素。为了消除ISI,需要在接收端引入均衡技术。与传统的自适应均衡算法相比,盲均衡技术不需要发射周期性的训练序列,仅

利用接受信号本身的统计特性来均衡信道的变化,节省了带宽,是克服码间干扰的有效手段。在盲均衡算法中,常数模算法(Constant Module Arithmetic, CMA)^[1]是一种通过随机梯度下降法最小化代价函数来更新均衡器的权向量,寻找代价函数的极值点。该算法结构简单、运算量小且性能稳健,但难以获得代价函数的全局极小值点,且收敛速度慢、收敛后稳态误差大。文献[2]表明,正交小波变换常模盲均衡算法(WT-CMA)利用了正交小波变换的良好去相关性及功率归一化技术,有效地加快了收敛速度;但是,WT-CMA仍然是用随机梯度搜索方法获得权向量最优解,同CMA一样,

2010-09-25 收到, 2011-03-09 改回

全国优秀博士学位论文作者专项资金(200753),安徽省高等学校自然科学基金(KJ2010A096),江苏省高等学校自然科学基金(08KJB510010),江苏省“六大人才高峰”培养资助项目(2008026)和江苏省自然科学基金(BK2009410)资助课题

*通信作者: 郭业才 guo-yecai@163.com

仍存在易陷入局部收敛,难以获得全局最优解的缺陷。粒子群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)算法^[3-5]是一种基于群体智能的全局随机搜索算法,仅仅通过迭代不断更新速度和位置进化到全局最优解;它利用粒子的自身经验与共享其它个体的信息来加快进化,搜索最优解^[6,7];通过线性调整惯性权重^[8]来保持粒子运动的惯性,使其不断地扩展搜索空间,以保证该算法收敛到最优位置,并避免陷入局部最优点。因此,本文将正交小波变换理论与粒子群优化算法相结合,提出了一种基于粒子群优化的正交小波盲均衡算法(PSO-WT-CMA)。

2 正交小波常模盲均衡算法

正交小波变换常模盲均衡算法(WT-CMA)原理图如图1(除虚线框内)所示。

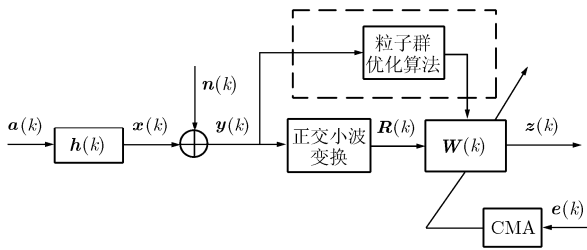


图1 正交小波变换常模盲均衡算法

图1中, $\mathbf{a}(k)$ 是零均值独立同分布发射信号; $\mathbf{h}(k)$ 是信道的脉冲响应向量, 长度为 M ; $\mathbf{n}(k)$ 是加性高斯白噪声向量; $\mathbf{y}(k)$ 是均衡器的输入信号向量; $\mathbf{R}(k)$ 是 $\mathbf{y}(k)$ 经过正交小波变换后的信号向量; $\mathbf{W}(k)$ 是均衡器权系数向量且长度为 L , 即 $\mathbf{W}(k) = [w_0(k), \dots, w_L(k)]^T$; $\mathbf{z}(k)$ 是均衡器的输出信号。

由文献[2]中小波分析理论及均衡器权向量的公式可得

$$\mathbf{R}(k) = \mathbf{y}(k)\mathbf{Q} \quad (1)$$

$$\mathbf{z}(k) = \mathbf{W}^T(k)\mathbf{R}(k) \quad (2)$$

$$\mathbf{e}(k) = R_{\text{CM}}^2 - |\mathbf{z}(k)|^2 \quad (3)$$

$$\mathbf{W}(k+1) = \mathbf{W}(k) + \mu \hat{\mathbf{R}}^{-1}(k)\mathbf{z}(k) \quad (4)$$

$$(|\mathbf{z}(k)|^2 - R_{\text{CM}}^2)\mathbf{R}^*(k)$$

式中 \mathbf{Q} 为正交小波变换矩阵, $R_{\text{CM}}^2 = \text{E}\{|\mathbf{a}(k)|^4\} / \text{E}\{|\mathbf{a}(k)|^2\}$ 为发射信号统计模值, μ 为步长, $\hat{\mathbf{R}}^{-1}(k) = \text{diag}[\sigma_{1,0}^2(k), \sigma_{1,1}^2(k), \dots, \sigma_{I,k_I-1}^2(k), \sigma_{I+1,0}^2(k), \dots, \sigma_{I+1,k_I-1}^2(k)]$, 且 $\sigma_{i,n}^2(k)$, $\sigma_{I+1,n}^2(k)$ 分别表示对小波变换系数 $r_{i,n}(k)$, 尺度变换系数 $s_{I,n}(k)$ 的平均功率估计, 其迭代公式为

$$\hat{\sigma}_{i,n}^2(k+1) = \beta \hat{\sigma}_{i,n}^2(k) + (1-\beta) |r_{i,n}(k)|^2 \quad (5)$$

$$\hat{\sigma}_{I+1,n}^2(k+1) = \beta \hat{\sigma}_{I+1,n}^2(k) + (1-\beta) |s_{I,n}(k)|^2 \quad (6)$$

式中 β 是平滑因子, 且 $0 < \beta < 1$ 。式(1)-式(6)就构成了正交小波变换常模盲均衡算法。

3 粒子群优化盲均衡算法

3.1 基本思路

初始化粒子的位置 $\mathbf{x}_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$ 和速度 $\mathbf{v}_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD})$, 其中 x_i 对应于所求问题的一个潜在的解。设随机产生的初始粒子群为 $\mathbf{W} = [\mathbf{W}_1, \mathbf{W}_2, \dots, \mathbf{W}_M]$, 其中的每一个粒子 $\mathbf{W}_i (0 < i \leq M)$ 对应于均衡器的一个权向量。粒子 i 在寻优过程中记录它当前的个体极值 $p_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iD})$ 和整个粒子群当前的全局极值 $p_g = (p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gD})$ 。在寻找到这两个极值时, 粒子根据下面的表达式更新自己的速度和位置^[4,5]。

$$\begin{aligned} v_{id}(k+1) &= wv_{id}(k) + c_1r_1(p_{id}(k) - x_{id}(k)) \\ &\quad + c_2r_2(p_{gd}(k) - x_{id}(k)) \end{aligned} \quad (7)$$

$$x_{id}(k+1) = x_{id}(k) + v_{id}(k+1) \quad (8)$$

$$w = (w_{\text{max}} - (w_{\text{max}} - w_{\text{min}}) / N)k \quad (9)$$

式中 $i = 1, \dots, m, d = 1, \dots, D$ 。 k 为第 k 次迭代, c_1 和 c_2 为加速因子, r_1 和 r_2 为在 $[0,1]$ 范围内变化的随机数, N 为粒子群算法的最大迭代次数。 w 为惯性权重, w_{max} 和 w_{min} 分别为最大的和最小的惯性权重。因此, 式(7)-式(9)组成基本的 PSO 算法公式。

随机初始化一组权向量, 用这组权向量作为粒子群算法的决策变量, 用均衡器输入的信号作为粒子群算法的输入, 并结合 WT-CMA 的代价函数(与 CMA 代价函数^[9]的定义相同), 来确定粒子群算法的适应度函数, 用适应度函数作为均衡器的代价函数。通过迭代寻找到适应度函数最优时的权向量, 作为 WT-CMA 的初始化权向量, 则粒子群优化正交小波盲均衡算法的原理, 如图1所示(含虚线框在内)。

3.2 适应度函数的确定

基于正交小波常模盲均衡算法的代价函数为

$$J_{\text{WT-CMA}} = (|\mathbf{z}(k)|^2 - R_{\text{CM}}^2)^2 \quad (10)$$

式中 $\mathbf{z}(k)$ 是均衡器的输出, R_{CM}^2 是均衡器信号的模值。因此, 将粒子群算法应用于盲均衡算法中需要构造合适的代价函数, 所以取

$$f(\mathbf{W}_i) = 1 / J(\mathbf{W}_i), \quad i = 1, 2, \dots, M \quad (11)$$

将式(11)作为粒子群算法的适应度函数。式中, $J(\mathbf{W}_i) = J_{\text{CMA}}$ 是均衡器的代价函数, \mathbf{W}_i 是粒子群算法产生的粒子的位置向量。

3.3 最优权向量个体的选择

在 PSO 算法中每个粒子都代表极值优化问题的一个潜在最优解, 适应度值由适应度函数计算得到, 在该算法中适应度函数由盲均衡算法中代价函

数的倒数确定。由于盲均衡算法的代价函数是通过调节均衡器权向量来寻找代价函数的极小值点; 而粒子群优化算法是通过搜索适应度极大值点来寻找种群中所有粒子适应度最优的位置向量。通过粒子群算法的寻优迭代, 并比较下一次迭代新粒子的适应度值和个体极值、全局极值的适应度值, 更新个体极值和全局极值的位置, 找到最大适应度函数值所对应的权向量, 将此权向量作为 WT-CMA 的初始化权向量。这就得到了基于粒子群优化的正交小波常模盲均衡算法(PSO-WTCMA)。

3.4 迭代步长的选择

盲均衡算法实质是一种自适应滤波算法, 通过利用随机信号的一些统计特性, 从干扰信号中最佳地提取有用信号, 根据自适应系统性能准则使均衡器的输出性能达到最佳, 而最佳滤波准则规定了与某种特性信号的最佳参数。当盲均衡算法在其他条件一定的情况下, 迭代步长^[1]是控制算法稳定性(能否收敛于最优点)和收敛速度的参量, 在满足收敛条件的情况下, 步长越大收敛越快, 但码间干扰越大; 而步长越小收敛越慢, 但码间干扰越小。因此, 在迭代步长的选择上, 利用了最小均方算法原理^[10](LMS)的加权向量收敛性的理论, 选择了适当的步长因子, 保证了加权向量的收敛条件。通过以上分析, 一个性能优良的盲均衡器应该是在算法收敛后, 步长因子应较小, 以减小码间干扰。

3.5 计算复杂度分析

设粒子群规模为 N , 目标向量维数为 D , 种群最大迭代次数为 M , 则初始化粒子群的计算复杂度为 $O(2ND)$, 计算粒子群中每个粒子群的适应度值的计算复杂度为 $O(N^2)$, 种群更新的计算复杂度为 $O(2NM)$, 因此, 在一次迭代中, 总的计算复杂度最差为 $O(2ND+N^2+2NM)$, 仅与粒子的规模和最大迭代次数有关, 计算量相对较小。在 Q 已知的情况下, 讨论权系数更新一次所需要的乘法次数为其计算复杂度^[2], WT-CMA 在每次权系数迭代过程中, 需要运行 L 点信号 $X(k)$ (L 为均衡器的长度)的正交小波变换, 由小波分析理论可知, 正交小波变换矩阵 Q 为 $L \times L$, 因此, 计算式(1)得到 WT-CMA 的计算复杂度为 $O(L^2)$, 实际中 Q 为稀疏矩阵, 假设 Q 中每一行的非零元素数目为 H , 计算式(1)的计算复杂度为 $O(HL)$; 由式(1), 式(2), 式(5)与式(6)得到, WT-CMA 完成一次权系数更新的计算复杂度为 $O(5L+HL)$ 。由文献[11,12]中 CMA 权向量迭代公式可得, CMA 完成一次权系数更新的计算复杂度为 $O(5L)$ 。由以上分析可得, 基于粒子群优化的正交小波常模盲均衡算法(PSO-WT-CMA)的计算复杂

度为 $O(2ND + N^2 + 2NM + 5L + HL)$ 。可见, PSO-WT-CMA 的计算量增加, 主要是粒子群算法引起的, 由于粒子群规模通常较小, 故所增加的计算量不是太大。

4 仿真实验

为了检验 PSO-WT-CMA 算法的有效性, 以 CMA, 基于粒子群优化的常数模盲均衡算法(PSO-CMA)和 WT-CMA 为比较对象进行仿真实验, 并以码间干扰(ISI)曲线作为算法性能的评价指标。

实验 1 水声信道为 $h = [0.3132 \ -0.1040 \ 0.8908 \ 0.3134]$ ^[13]; 发射信号为 8PSK, 均衡器权长均为 16, 信噪比 20 dB; CMA 和 WT-CMA 中, 第 4 个抽头系数设置为 1, 其余为 0; 其步长分别为 $\mu_{CMA} = 0.0009$ 和 $\mu_{WT-CMA} = 0.0025$; PSO-CMA 的步长为 $\mu_{PSO-CMA} = 0.00022$, PSO-WT-CMA 的步长为 $\mu_{PSO-WT-CMA} = 0.0005$ 。对信道的输入信号采用 DB2 正交小波进行分解, 分解层次是 2 层, 功率初始值设置为 4, 遗忘因子 $\beta = 0.999$ 。在所有算法中 PSO-WT-CMA 眼图睁开为最好效果条件下, 20 次蒙特卡诺仿真后的 ISI 曲线如图 2(a)所示。

实验 2 水声信道为 $h = [-0.35 \ 0 \ 0 \ 1]$ ^[14]; 发射信号为 16QAM, 均衡器权长均为 16, 信噪比 20 dB; CMA 和 WT-CMA 中, 第 6 个抽头系数设置为 1, 其余为 0; 其步长分别为 $\mu_{CMA} = 0.00001$ 和 $\mu_{WT-CMA} = 0.0002$; PSO-CMA 的步长为 $\mu_{PSO-CMA} = 0.00004$, PSO-WT-CMA 的步长为 $\mu_{PSO-WT-CMA} = 0.00025$ 。对信道的输入信号采用 DB2 正交小波进行分解, 分解层次是 2 层, 功率初始值设置为 4, 遗忘因子 $\beta = 0.9999$ 。在所有算法中 PSO-WT-CMA 眼图睁开为最好效果条件下, 20 次蒙特卡诺仿真后的 ISI 曲线如图 2(b)所示。

图 2(a)表明, PSO-WT-CMA 的收敛速度最快, 比 CMA 快约 5000 步, 比 WT-CMA 快约 2500 步, 比 PSO-CMA 快约 1500 步。这几种算法的收敛后, 剩余码间干扰近似相同, 约达到 -22 dB。对 8PSK 信号, PSO-WT-CMA 有最快的收敛速度和较小的码间干扰。

图 2(b)表明, PSO-WT-CMA 的收敛速度最快, 比 CMA 快约 4500 步, 比 WT-CMA 快约 2500 步, 比 PSO-CMA 快约 1500 步。这几种算法的收敛后, PSO-WT-CMA 的剩余码间干扰最小且达到了 -20 dB, 比 CMA 约小 2 dB, 比 PSO-CMA 约小 1.8 dB, 比 WT-CMA 约小 3.2 dB。对 16QAM 信号, PSO-WT-CMA 有最快的收敛速度和最小的码间干扰。

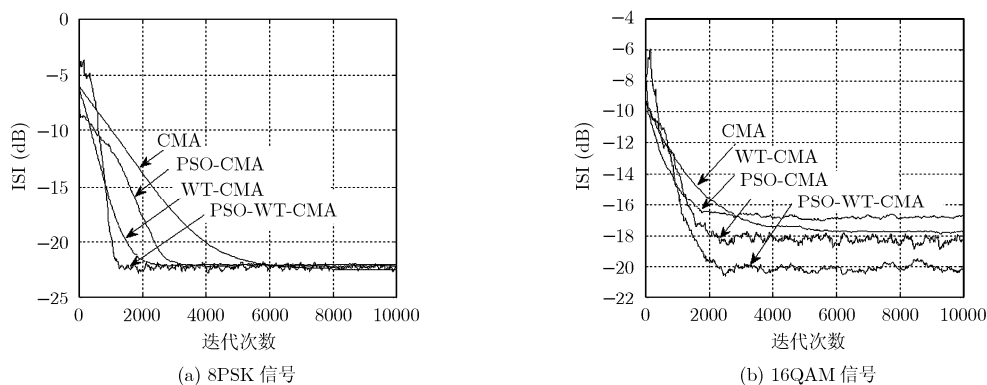


图2 码间干扰收敛曲线

5 结束语

基于粒子群优化的正交小波常模盲均衡算法(PSO-WT-CMA)利用粒子群优化算法的全局寻优的特点来初始化均衡器的权向量,通过不断更新状态和线性调整惯性权重来避免出现局部极值,并利用正交小波变换对输入信号的去相关性,加快了收敛速度、减小了码间干扰。理论分析与水声信道仿真结果表明,与其他算法相比,PSO-WT-CMA在提高收敛速度和降低码间干扰上的性能有很大的改善。

参考文献

- [1] Özen A, Kaya I, and Soysal B. Variable step-size constant modulus algorithm employing fuzzy logic controller[J]. *Wireless Personal Communications*, 2010, 54(2): 237-250.
- [2] 韩迎鹤, 郭业才, 李保坤, 周巧喜. 引入动量项的正交小波变换盲均衡算法[J]. *系统仿真学报*, 2008, 20(6): 1559-1562.
Han Ying-ge, Guo Ye-cai, Li Bao-kun, and Zhou Qiao-xi. Momentum term and orthogonal wavelet-based blind equalization algorithm [J]. *Journal of System Simulation*, 2008, 20(6): 1559-1562.
- [3] Gamot R M and Mesa A. Particle swarm optimization-tabu search approach to constrained engineering optimization problems[J]. *WSEAS Transactions on Mathematics*, 2008, 7(11): 666-675.
- [4] Sedighzadeh D and Masehian E. Particle swarm optimization methods, taxonomy and applications[J]. *International Journal of Computer Theory and Engineering*, 2009, 5(1): 486-501.
- [5] Zhan Z H, Zhang J, Li Y, and Chung H S H. Adaptive particle swarm optimization[J]. *IEEE Transactions on Systems Man, and Cybernetics—Part B: Cybernetics*, 2009, 39(6): 1362-1381.
- [6] 林川, 冯全源. 基于粒子群优化算法思想的组合自适应滤波算法[J]. *电子与信息学报*, 2009, 31(5): 1245-1248.
Lin Chuan and Feng Quan-yuan. Combined adaptive filtering algorithm based on the idea of particle swarm optimization [J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2009, 31(5): 1245-1248.
- [7] 吕强, 刘世荣. 一种信息充分交流的粒子群优化算法[J]. *电子学报*, 2010, 38(3): 664-667.
Lü Qiang and Liu Shi-rong. A particle swarm optimization algorithm with fully communicated Information[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2010, 38(3): 664-667.
- [8] Praveen Kumar Tripathi, Sanghamitra Bandyopadhyay, and Sankar Kumar Pal. Multi-Objective particle swarm optimization with time variant inertia and acceleration coefficients[J]. *Information Sciences*, 2007, 177(22): 5033-5049.
- [9] 刘祖军, 徐海生, 王杰令, 易克初. 一种新的混合信道盲均衡算法[J]. *电子与信息学报*, 2009, 31(7): 1606-1609.
Liu Zu-jun, Xu Hai-sheng, Wang Jie-ling, and Yi Ke-chu. A novel hybrid blind channel equalization algorithm[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2009, 31(7): 1606-1609.
- [10] Özen A, Kaya I, and Soysal B. Design of a fuzzy based outer loop controller for improving the training performance of LMS algorithm[C]. In *Third International Conference on Intelligent Computing, ICIC 2007, August 21-24, Qingdao, China*. 2007, Vol.2: 1051-1063.
- [11] Yang Chao, Guo Ye-cai, and Zhu Jie. Super-exponential iterative blind equalization algorithm based on orthogonal wavelet packet transform. *Proceedings of the 9th International Conference on Signal Processing, Beijing, Oct. 26-29, 2008*: 1830-1833.
- [12] Abrar S and Nandi A K. An adaptive constant modulus blind equalization algorithm and its stochastic stability analysis[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2010, 17(1): 55-58.
- [13] Zhang Yin-bing, Zhao Jun-wei, Guo Ye-cai, and Li Jin-ming. A constant modulus algorithm for blind equalization in α -stable noise[J]. *Applied Acoustics*, 2010, 71(7): 653-660.
- [14] Guo Ye-cai, Zhao Xue-qing, Liu Zhen-xin, and Gao Min. A modified T/2 fractionally spaced coordinate transformation blind equalization algorithm[J]. *International Journal Communications, Network and System Sciences*, 2010, 3(12): 183-189.

胡苓苓: 女, 1986年生, 硕士生, 研究方向为智能信号处理与通信系统。

郭业才: 男, 1962年生, 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。