

# 基于 QPSO 的小波分数间隔盲均衡算法

胡苓苓<sup>1</sup>, 郭业才<sup>1,2</sup>

(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, 南京 210044)

**摘 要:** 在分析具有量子行为的粒子群优化(PSO)算法和正交小波变换理论的基础上, 提出基于量子粒子群优化(QPSO)的正交小波分数间隔常模盲均衡算法。通过对分数间隔均衡器输入信号进行正交小波变换, 降低信号的自相关性。利用 QPSO 算法全局搜索能力强、收敛速度快和鲁棒性高的特性, 对均衡器权向量进行优化。仿真结果表明, 该算法能降低稳态误差, 加快收敛速度, 提高水声信道中信号的无失真传输性能。

**关键词:** 量子粒子群优化算法; 正交小波变换; 分数间隔; 盲均衡; 水声信道

## Wavelet Fractionally Spaced Blind Equalization Algorithm Based on QPSO

HU Ling-ling<sup>1</sup>, GUO Ye-cai<sup>1,2</sup>

(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】** This paper proposes an orthogonal wavelet transform fractionally spaced constant modulus blind equalization algorithm based on the optimization of Quantum Particle Swarm Optimization(QPSO). It analyzes of the futures of the quantum-behaved particle swarm optimization algorithm and orthogonal wavelet transform. The algorithm can reduce the autocorrelation of the input signals, and the equalizer weight vector can be optimized by QPSO algorithm with the characteristics of high searching ability, rapid convergence and high robustness. Simulation result shows that this algorithm can reduce steady mean square error, improve convergence rate and no distortion transmission performance of signal in underwater acoustic channels.

**【Key words】** Quantum Particle Swarm Optimization(QPSO) algorithm; orthogonal wavelet transform; fractionally spaced; blind equalization; underwater acoustic channel

DOI: 10.3969/j.issn.1000-3428.2011.24.065

### 1 概述

在盲均衡算法中, 常数模算法(Constant Modulus Algorithm, CMA)<sup>[1]</sup>利用接收信号的统计特性均衡信号。基于分数间隔的常数模盲均衡算法(FSE-CMA)<sup>[2-3]</sup>在均衡器接收端以大于发送码元间隔  $T$  的速率对接收信号进行采样, 避免了因欠采样引起的频谱混叠, 改善了算法的性能, 但输入信号的自相关性较强, 影响了收敛速度和稳态误差。

文献[4-5]研究表明, 对均衡器的输入信号进行正交小波变换能提高收敛速度, 但该算法是基于 CMA 思想对均衡器权向量进行更新的, 存在局部收敛的缺陷。

文献[6]表明量子粒子群优化(Quantum Particle Swarm Algorithm, QPSO)算法是一种随机全局搜索的优化算法, 该算法具有可调参数少、易于实现和收敛速度快的优点, 能在全局范围内更快地找到最优解, 降低了局部收敛的可能性。

本文将正交小波变换、FSE-CMA 与 QPSO 算法相结合, 提出一种量子粒子群优化的正交小波分数间隔常模盲均衡算法(QPSO-T/2-FSE-WTCMA)。

### 2 正交小波分数间隔常模盲均衡算法

正交小波分数间隔常模盲均衡算法原理如图 1 所示。

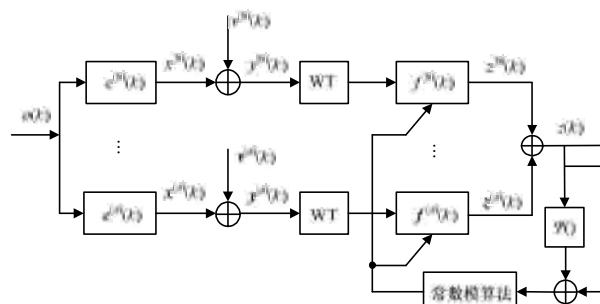


图 1 正交小波变换的分数间隔常模盲均衡算法

在图 1 中,  $a(k)$  是发射的信号序列, 以第  $d$  个子信道为

**基金项目:** 全国优秀博士学位论文作者专项基金资助项目(200753); 安徽省高等学校自然科学基金资助项目(KJ2010A096); 江苏省高等学校自然科学基金资助项目(08KJB510010); 江苏省六大人材高峰基金资助项目(2008026); 江苏省自然科学基金资助项目(BK2009410); 江苏省高校优势学科建设基金资助项目“传感网与现代气象装备”  
**作者简介:** 胡苓苓(1986—), 女, 硕士, 主研方向: 智能信号处理, 无线通信系统; 郭业才, 教授、博士生导师  
**收稿日期:** 2011-08-31 E-mail: guo-yecai@163.com

例说明 ( $d = 0, 1, \dots, D-1$ )；向量  $c^{(d)}(k)$  是子信道冲激相应向量；向量  $v^{(d)}(k)$  为子信道加性高斯噪声；向量  $y^{(d)}(k)$  是子信道均衡器输入信号；向量  $f^{(d)}(k)$  为子信道均衡器权系数向量； $z^{(d)}(k)$  为子信道均衡器输出信号。

由文献[2-3]中小波分析理论及均衡器权向量的公式可得，第  $d$  个子信道均衡器权向量的迭代公式为：

$$R^{(d)}(k) = y^{(d)}(k)Q \tag{1}$$

$$z^{(d)}(k) = [f^{(d)}(k)]^H R^{(d)}(k) \tag{2}$$

$$f^{(d)}(k+1) = f^{(d)}(k) + \mu [\hat{R}^{(d)}(k)]^{-1} e(k) R^{(d)}(k) z(k) \tag{3}$$

其中， $Q$  为小波变换矩阵； $\mu$  为步长。

$$[\hat{R}^{(d)}(k)]^{-1} = \text{diag} \left\{ \sigma_{1,0}^{2(d)}(k), \sigma_{1,1}^{2(d)}(k), \dots, \sigma_{I,k_{i-1}}^{2(d)}(k), \dots, \sigma_{I+1,0}^{2(d)}(k), \sigma_{I+1,1}^{2(d)}(k), \dots, \sigma_{I+1,k_{i-1}}^{2(d)}(k) \right\}$$

$$\text{且 } \sigma_{i,n}^{2(d)}(k+1) = \beta \sigma_{i,n}^{2(d)}(k) + (1-\beta) |r_{i,n}^{2(d)}(k)| \tag{4}$$

$$\sigma_{i+1,n}^{2(d)}(k+1) = \beta \sigma_{i+1,n}^{2(d)}(k) + (1-\beta) |s_{i+1,n}^{2(d)}(k)| \tag{5}$$

其中， $\beta$  是遗忘因子； $\sigma_{i,n}^{2(d)}(k+1)$ 、 $\sigma_{i+1,n}^{2(d)}(k+1)$  分别是对  $r_{i,n}^d(k)$ 、 $s_{i+1,n}^d(k)$  的平均功率估计。

式(1)~式(5)构成了正交小波变换的分数间隔常数模盲均衡算法(FSE-WTCMA)。

### 3 QPSO 小波分数间隔盲均衡算法

QPSO 算法<sup>[7-8]</sup>是从量子力学的角度研究粒子的收敛行为。在量子空间中，粒子满足聚集态的性质，所以，它可以在整个可行解空间中进行全局优化搜索，能克服标准粒子群在收敛性能上的缺陷。

基本思想是：随机初始化一组量子粒子的位置向量，并把这些权向量作为量子粒子群算法的决策变量，将各个子信道均衡器的输入信号作为 QPSO 算法的输入信号，并结合 CMA 的代价函数，确定 QPSO 算法的适应度函数，利用 QPSO 算法找到求解均衡器的代价函数，通过 QPSO 算法寻找到最优的均衡器权向量，将此权向量作为分数间隔常模盲均衡器中各个子信道均衡器中的初始化权向量。

#### 3.1 种群初始化

随机产生一定数目个体的初始位置向量，每个个体对应一个均衡器权向量，且长度为各个子信道均衡器的长度，设随机产生的一组粒子群初始位置向量为  $F = [f_1, f_2, \dots, f_M]$ ，其中， $f_i (0 < i \leq M)$  对应均衡器的一个权向量。

#### 3.2 适应度函数的确定

正交小波常模盲均衡器的代价函数为：

$$J_{\text{WT-CMA}} = (|z(k)|^2 - R_{\text{CM}}^2)^2 \tag{6}$$

其中， $z(k)$  为均衡器的输出； $R_{\text{CM}}^2$  为信号的模值。

盲均衡算法的目的是使代价函数迭代至最小，得到最优的均衡器权向量，而量子粒子群算法求解的目标是得到适应度函数值最大的个体。所以，将均衡器代价函数的倒数作为量子粒子群算法的适应度函数，则：

$$F(f_i) = 1/J(f_i), i = 1, 2, \dots, M \tag{7}$$

其中， $J(f_i) = J_{\text{CMA}}$  是均衡器的代价函数。

#### 3.3 量子粒子群算法原理

假设 PSO 系统是一个量子系统，在量子系统中粒子的位置和速度信息不能同时确定，所以，将其归结为一个参数。基于 QPSO 算法优化均衡器权向量，算法流程如下：

**步骤 1** 初始化粒子的个数  $M$ ，粒子群的维数  $D$ ，在限定范围内随机初始化粒子的位置向量  $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$ 。

**步骤 2** 根据式(7)计算粒子的适应度函数值。

**步骤 3** 更新每个粒子的新局部最优位置  $P_{ij}$ 。

**步骤 4** 更新全局最优位置  $P_{gj}$ 。

**步骤 5** 计算平均最好位置  $m_{\text{best}}$ ，即所有粒子的所有局部最优位置  $P_{\text{best}}$  的平均值，计算如下：

$$m_{\text{best}} = 1/M \sum_{i=1}^M P_i = [(1/M) \sum_{i=1}^M P_{i1}, (1/M) \sum_{i=1}^M P_{i2}, \dots, (1/M) \sum_{i=1}^M P_{iD}] \tag{8}$$

$$P_i = f P_{ij} + (1-f) P_{gj}, f = \text{rand}(0,1) \tag{9}$$

**步骤 6** 根据式(8)与式(9)更新每个粒子的位置：

$$x(t+1) = P \pm \beta \times |m_{\text{best}} - x(t)| \times \ln(1/u) \tag{10}$$

$$u = \text{rand}(0,1) \tag{11}$$

其中， $x(t+1)$  为更新后的新位置； $u$  为  $[0,1]$  的随机数； $\beta$  为 QPSO 算法的创造力系数，计算如下：

$$\beta = (0.5 - 0.3) \times (\text{iter} - t) / \text{iter} + 0.3 \tag{12}$$

其中， $\text{iter}$  为最大迭代次数； $t$  表示第  $t$  次代。重复步骤(2)~步骤(6)，直到达到最大迭代次数为止。

### 3.4 最优权向量的选择

本文算法最优权向量的选择是将迭代最后寻找到的最优位置向量  $p_{\text{gbest}} = (p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gD})$  作为分数间隔常模盲均衡器的初始化权向量。

## 4 仿真实验

在仿真中，以均方误差(MSE)曲线作为算法性能的评价指标。粒子种群规模 40，最大迭代次数为 500，限于篇幅，只列出部分参数值。

本文算法与粒子群优化的正交小波分数间隔常模盲均衡算法(PSO-T/2-FSE-WTCMA)、正交小波分数间隔常模盲均衡算法(T/2-FSE-WTCMA)、分数间隔常模盲均衡算法(T/2-FSE-CMA)、波特间隔常模盲均衡算法(BSE-CMA)进行实验比较。

#### 实验 1

混合相位水声信道  $C = [0.313 \ 2 \ -0.104 \ 0 \ 0.890 \ 8 \ 0.313 \ 4]^{[2]}$ ；发射信号为 8PSK，均衡器权长均为 32，信噪比 20 dB，权向量初始化为中心抽头；500 次蒙特卡诺仿真后的 MSE 曲线，如图 2 所示。

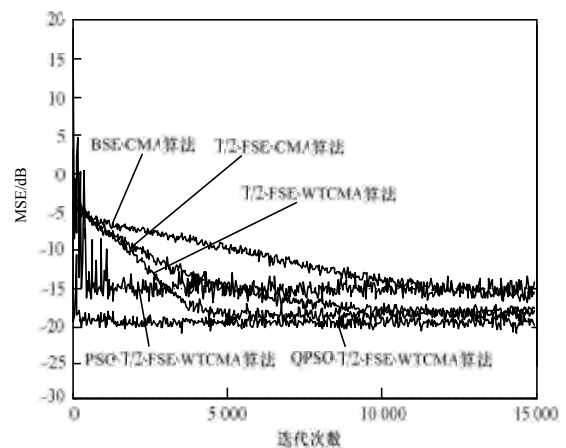


图 2 8PSK 信号 MSE 输出曲线

#### 实验 2

最小相位水声信道  $C = [0.965 \ 6 \ -0.090 \ 6 \ 0.057 \ 8 \ 0.236 \ 8]^{[4]}$ ，发射信号为 16QAM 信号；信噪比为 20 dB；均衡器权长 32；采用中心抽头系数初始化，500 次蒙特卡诺仿真后的 MSE 曲线，如图 3 所示。

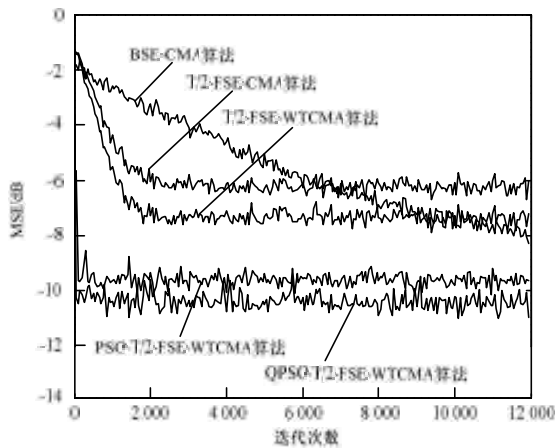


图3 16QAM 信号的 MSE 输出曲线

从图2可看出,在收敛速度上,QPSO-T/2-FSE-WTCMA 算法比 T/2-FSE-WTCMA 算法大约快 4 000 步,比 PSO-T/2-FSE-WTCMA 算法大约快 1 000 步。在稳态误差上,QPSO-T/2-FSE-WTCMA 算法与 T/2-FSE-WTCMA 算法和 T/2-FSE-CMA 算法相比减小 1.5 dB 左右,与 PSO-T/2-FSE-WTCMA 算法减小 4 dB 左右。

从图3可以看出,在收敛速度上,QPSO-T/2-FSE-WTCMA 算法与 T/2-FSE-WTCMA 算法和 T/2-FSE-CMA 算法相比大约快 1 700 步,与 PSO-T/2-FSE-WTCMA 算法相当。在稳态误差上,QPSO-T/2-FSE-WTCMA 算法与 T/2-FSE-WTCMA 算法相比,减小 3 dB,比 PSO-T/2-FSE-WTCMA 算法减少 1 dB 左右。

### 5 结束语

本文在分析量子粒子群优化算法具有全局搜索性能的基础上,结合正交小波理论,提出基于量子粒子群优化的正交

小波分数间隔常模盲均衡算法。通过水声信道仿真结果表明,该算法在加快收敛速度和减小稳态误差方面都有较大的改善,有效地提高了水声信道中信号的无失真传输。

### 参考文献

- [1] Abrar S, 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.
- [2] Guo Yecai, Zhao Xueqing, Liu Zhenxin, et al. A Modified T/2 Fractionally Spaced Coordinate Transformation Blind Equalization Algorithm[J]. International Journal of Communications, Network and System Sciences, 2010, 3(2): 183-189.
- [3] 郭业才, 丁雪洁, 郭福东. 正交小波分数间隔频率分集自适应盲均衡算法[J]. 兵工学报, 2010, 31(3): 285-290.
- [4] 韩迎鸽, 郭业才, 吴造林, 等. 基于正交小波变换的多模盲均衡器设计与算法仿真研究[J]. 仪器仪表学报, 2008, 29(7): 1441-1445.
- [5] Cooklev T. An Efficient Architecture for Orthogonal Wavelet Transforms[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2006, 13(2): 77-79.
- [6] 拓守恒. 基于 QPSO 算法训练的 SVM 核函数集成学习研究[J]. 系统仿真技术, 2010, 6(3): 202-208.
- [7] 王加阳, 谢 囊. 基于量子粒子群优化的最小属性约简算法[J]. 计算机工程, 2009, 35(12): 148-150.
- [8] Farzi S. Discrete Quantum-behaved Particle Swarm Optimization for the Multi-unit Combinatorial Auction Winner Determination Problem[J]. Journal of Applied Sciences, 2010, 10(4): 291-297.

编辑 陆燕菲

(上接第 194 页)

DR-PCS 和其余算法在最小距离分类器下的分类识别效果。表2描述相同训练样本的条件下4种算法在AR人脸库上的最佳识别率及对应的投影轴。

表2 AR库上最佳识别率比较

算法	最佳识别率/(%)	投影轴数
PCA	65.71	90
LPP	62.74	100
文献[5]算法	68.57	80
DR-PCS	70.12	100

### 5 结束语

本文提出一种基于成对约束和稀疏保留的数据降维算法。通过构造正负约束图并保留全局稀疏结构进行降维鉴别分析。实验结果表明,该算法能获得较高的识别率。由于本文算法属于线性降维的方法,因此如何将其拓展为非线性方法,并进一步提高其分类性能将是今后的研究方向。

### 参考文献

- [1] 邓 超, 郭茂祖. 基于 Tri-training 和数据剪辑的半监督聚类算

法[J]. 软件学报, 2008, 19(3): 663-673.

- [2] Mahdih S B, Saeed B S. Non-linear Metric Learning Using Pairwise Similarity and Dissimilarity Constraints and the Geometrical Structure of Data[J]. Pattern Recognition, 2010, 43(8): 2982-2992.
- [3] 郭 峰, 邓丽丽, 吕 凝. 基于 LLE 和 SVM 的人脸识别方法[J]. 吉林大学学报, 2008, 26(1): 48-54.
- [4] Xiang Shiming, Nie Feiping, Zhang Changshui. Learning a Mahalanobis Distance Metric for Data Clustering and Classification[J]. Pattern Recognition, 2008, 41(12): 3600-3612.
- [5] 畅雪萍, 郑忠龙, 谢陈毛. 基于稀疏表征的单样本人脸识别[J]. 计算机工程, 2010, 36(21): 175-177.
- [6] Qiao Lishan, Chen Songcan, Tan Xiaoyang. Sparsity Preserving Projections with Application to Face Recognition[J]. Pattern Recognition, 2010, 43(1): 331-341.

编辑 刘 冰