

# 基于量子粒子群优化的正交小波加权 多模盲均衡算法\*

郭业才<sup>1)†</sup> 胡苓苓<sup>2)</sup> 丁锐<sup>2)</sup>

1) (南京信息工程大学电子与信息工程学院, 南京 210044)

2) (安徽理工大学电气与信息工程学院, 淮南 232001)

(2011年4月17日收到; 2011年5月22日收到修改稿)

针对常数模盲均衡算法 (CMA) 均衡高阶正交振幅调制信号 (QAM) 存在收敛速度慢、稳态误差大的缺点, 提出了基于量子粒子群优化的正交小波加权多模盲均衡算法 (QPSO-WTWMMMA). 该算法根据高阶 QAM 信号星座图分布特点, 将量子粒子群优化算法 (QPSO) 和正交小波变换融入于加权多模盲均衡算法 (WMMMA) 中. 因而, 利用 QPSO 对均衡器权向量进行了优化, 利用正交小波变换降低了输入信号的自相关性, 利用 WMMMA 选择了合适的误差模型匹配 QAM 星座图. 理论分析及水声信道仿真结果表明, QPSO-WTWMMMA 算法可以获得更快的收敛速度和更低的稳态误差, 在水声通信中具有重要的参考价值.

**关键词:** 量子粒子群优化算法, 正交小波变换, 多模盲均衡算法, 加权多模盲均衡算法

**PACS:** 43.30.+m, 43.60.+d, 03.65.-w

## 1 引言

随着海洋事业的开发和发展, 水声通信是目前实现水下信息中远程传输的主要形式. 但水声通信系统<sup>[1]</sup>是典型的复杂通信系统, 存在时变、频变、多径效应和高背景噪声等复杂特性, 严重影响了水声通信的性能. 为了消除由于水声通信信道的有限带宽和多径传播等带来的码间干扰, 各种水声通信技术<sup>[1-3]</sup>也应运而生, 特别是水声通信的盲均衡技术 (即在信号接收端引入了盲均衡技术) 成了研究热点. 与传统的自适应均衡技术<sup>[4]</sup>相比, 盲均衡技术不需要对滤波器参数进行周期性的训练, 仅利用接收信号本身的统计特性来均衡时变、多径、衰落信道对通信质量的影响, 它能自适应地调整均衡器参数, 以跟踪信道特性的变化, 实现信道的最佳均衡. 在盲均衡算法中, 传统的常数模盲均衡算法 (constant modulus blind equalization algorithm, CMA)<sup>[5]</sup>能很好地均衡常数模信号 (如 PSK, 4AQM 信号), 而很难均衡非常模的高阶 (4 阶以上) 正交

幅度调制 (QAM) 信号. 这是因为采用 CMA 进行信道均衡时, 它将分布在几个半径不同圆上的输入星座输出到同一个圆上, 这种将非常模的高阶 QAM 信号处理成常模信号, 使得 CMA 的均方误差较大, 造成了较大的误判, 严重地影响了通信质量<sup>[6]</sup>, 同时 CMA 算法收敛速度慢, 影响着算法的实时性. 为了有效均衡高阶 QAM 信号, 文献 [7,8] 给出了多模盲均衡算法 (multi-modulus blind equalization algorithm, MMA), 该算法将均衡器的输出分成实部和虚部, 在同相和正交方向上选取各自的模值, 有效地克服了 CMA 单一判决圆造成调整误差大的缺点; 而文献 [9] 给出的加权多模盲均衡算法通过充分利用星座图的先验信息来选择合适的误差模型以匹配 QAM 星座, 进一步减小了稳态均方误差. 为了加快算法的收敛速度, 将在时间上有平移、在窗口尺度上有伸缩变化的小波函数引入常模盲均衡算法中, 利用小波函数对输入信号进行变换, 降低了输入信号的自相关性, 提高了盲均衡算法的收敛速度<sup>[10-13]</sup>. 然而, MMA 与 CMA 都是采用梯度下

\* 全国优秀博士学位论文作者专项资金 (批准号:200753)、安徽省高等学校自然科学基金 (批准号: KJ2010 A096)、江苏省高等学校自然科学基金 (批准号: 08KJB510010)、江苏省“六大人才高峰”培养资助项目 (批准号: 2008026)、江苏省自然科学基金 (批准号: BK2009410) 和江苏省高校优势学科“传感网与现代气象装备”建设项目资助的课题.

† E-mail: guo-yecai@163.com

降算法对均衡器权向量进行更新, 易陷入局部收敛, 难以获得全局最优解. 文献 [14—16] 表明, 量子粒子群 (QPS) 算法是一种随机全局搜索的优化算法, 可调参数少、易于实现、收敛速度快.

因此, 为了提高通信系统的均衡性能, 本文将量子粒子群优化算法与正交小波变换理论融入到加权多模盲均衡算法中, 先提出了基于量子粒子群优化的正交小波多模盲均衡算法 (orthogonal wavelet transform multi-modulus blind equalization algorithm based on quantum particle swarm optimization, QPSO-WTMMA), 再提出一种基于量子粒子群优化的正交小波加权多模盲均衡算法 (orthogonal wavelet transform weighted multi-modulus blind equalization algorithm based on QPSO, QPSO-WT-WMMA). 与 QPSO-WTMMA、正交小波加权多模盲均衡算法 (orthogonal wavelet transform weighted multi-modulus blind equalization algorithm, WTWMMA)、正交小波多模盲均衡算法 (orthogonal wavelet transform multi modulus blind equalization algorithm, WTMMA)、MMA 相比, QPSO-WTWMMA 具有最快的收敛速度与最小的稳态均方误差. 因此, 该算法在水声通信中具有实用价值.

## 2 正交小波多模盲均衡算法

图 1 中,  $\mathbf{a}(n)$  是信源发射复信号;  $\mathbf{c}(n)$  是信道的脉冲响应向量, 长度为  $M$ , 且  $\mathbf{c}(n) = [c(n), \dots, c(n - M + 1)]^T$ ; 向量  $\mathbf{v}(n)$  是加性 Gauss 白噪声; 向量  $\mathbf{y}(n)$  是均衡器的输入复信号, 且  $\mathbf{y}(n) = [y(n + L), \dots, y(n), \dots, y(n - L)]^T$ ,  $L$  为均衡器长度; 向量  $\mathbf{R}(n)$  是  $\mathbf{y}(n)$  经过正交小波变换后的复信号; 向量  $\mathbf{f}(n)$  是均衡器权系数向量,

且  $\mathbf{f}(n) = [f_0(n), \dots, f_L(n)]^T$  (上标 T 表示转置);  $z(n)$  是均衡器的输出复信号;  $\hat{z}(n)$  是判决器输出复信号.

将正交小波变换引入到 MMA, 得到 WTMMA. 其原理如图 1 所示. 该算法利用正交小波变换对均衡器的输入信号分实部和虚部分别进行小波变换, 再对复信号进行能量归一化处理, 降低了输入复信号的自相关性, 设计出了具有良好性能的均衡器.

由于发射信号  $\mathbf{a}(n)$  为高阶多模 QAM 信号, 为了对该信号进行有效均衡, 将均衡器输入信号  $\mathbf{y}(n)$  分为实部和虚部分别进行均衡. 图 1 中,  $\mathbf{y}_r(n)$  和  $\mathbf{y}_i(n)$  分别为  $\mathbf{y}(n)$  的实部和虚部.

由小波分析理论可知, 当均衡器  $\mathbf{f}(n)$  为有限冲击响应时,  $\mathbf{f}(n)$  可用一组正交小波基函数来表示, 则

$$\mathbf{f}(n) = \mathbf{f}_r(n) + j\mathbf{f}_i(n), \quad (1)$$

$$\begin{cases} \mathbf{f}_r(n) = \sum_{j=1}^J \sum_{m=0}^{k_j} d_{rj,m} \cdot \varphi_{j,m}(n) \\ \quad + \sum_{m=0}^{k_J} v_{rJ,m} \cdot \phi_{J,m}(n), \\ \mathbf{f}_i(n) = \sum_{j=1}^J \sum_{m=0}^{k_j} d_{ij,m} \cdot \varphi_{j,m}(n) \\ \quad + \sum_{m=0}^{k_J} v_{iJ,m} \cdot \phi_{J,m}(n), \end{cases} \quad (2)$$

式中,  $n = 0, 1, \dots, L - 1$ ,  $L = 2^J$  为均衡器的长度;  $J$  为小波分解的最大尺度,  $k_j = L/2^j - 1$  ( $j = 1, 2, \dots, J$ ) 为尺度  $j$  下小波函数的最大平移,  $\varphi_{j,m}(n)$  和  $\phi_{J,m}(n)$  分别表示小波函数和尺度函数,  $d_{rj,m}$  和  $v_{rJ,m}$  为均衡器权系数的实部且  $d_{rj,m} = \langle f_r(n), \varphi_{j,m}(n) \rangle$ ,  $v_{rJ,m} = \langle f_r(n), \phi_{J,m}(n) \rangle$ ,  $d_{ij,m}$  和  $v_{iJ,m}$  为均衡器权系数的虚部且  $d_{ij,m} = \langle f_i(n), \varphi_{j,m}(n) \rangle$ ,  $v_{iJ,m} = \langle f_i(n), \phi_{J,m}(n) \rangle$ .

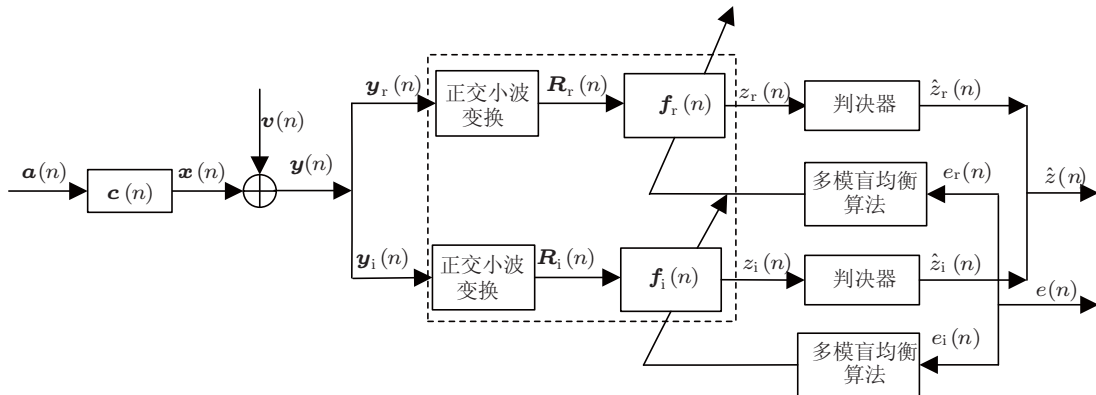


图 1 WTMMA 原理图

经过正交小波变换后均衡器的输入信号  $\mathbf{R}(n)$  表示为

$$\begin{aligned} \mathbf{R}(n) &= \mathbf{R}_r(n) + j\mathbf{R}_i(n) \\ &= \mathbf{Q}\mathbf{y}_r(n) + j(\mathbf{Q}\mathbf{y}_i(n)), \end{aligned} \quad (3)$$

式中,  $\mathbf{Q}$  为正交小波变换矩阵,  $\mathbf{R}_r(n)$  与  $\mathbf{R}_i(n)$  分别为输入信号  $\mathbf{R}(n)$  的实部和虚部, 即

$$\begin{aligned} \mathbf{R}_r(n) &= [u_{r1,0}(n), u_{r1,1}(n), \dots, u_{rJ,k_J}(n), \\ &\quad s_{rJ,0}(n), \dots, s_{rJ,k_J}(n)]^T, \end{aligned} \quad (4)$$

$$\begin{cases} u_{rj,m}(n) = \sum_{l=0}^{L-1} y_r(n-l)\varphi_{j,m}(l), \\ s_{rJ,m}(n) = \sum_{l=0}^{L-1} y_r(n-l)\phi_{J,m}(l), \end{cases} \quad (5)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{R}_i(n) &= [u_{i1,0}(n), u_{i1,1}(n), \dots, u_{iJ,k_J}(n), \\ &\quad s_{iJ,0}(n), \dots, s_{iJ,k_J}(n)]^T, \end{aligned} \quad (6)$$

$$\begin{cases} u_{ij,m}(n) = \sum_{l=0}^{L-1} y_i(n-l)\varphi_{j,m}(l), \\ s_{iJ,m}(n) = \sum_{l=0}^{L-1} y_i(n-l)\phi_{J,m}(l), \end{cases} \quad (7)$$

式中,  $u_{j,m}(n)$ ,  $s_{J,m}(n)$  分别为相应的小波和尺度变换系数.

均衡器输出为

$$\begin{aligned} z(n) &= z_r(n) + jz_i(n) \\ &= \mathbf{f}_r^T(n)\mathbf{R}_r(n) + j(\mathbf{f}_i^T(n)\mathbf{R}_i(n)), \end{aligned} \quad (8)$$

式中,  $\mathbf{f}_r^T(n)$  和  $\mathbf{f}_i^T(n)$  (上标 T 表示转置) 分别为均衡器权向量的实部向量和虚部向量,  $z_r(n)$  和  $z_i(n)$  分别为均衡器输出信号的实部和虚部.

MMA 的代价函数 [5] 为

$$J_{\text{MMA}} = E\{(z_r^2(n) - R_{r,\text{MMA}}^2)^2 + (z_i^2(n) - R_{i,\text{MMA}}^2)^2\}, \quad (9)$$

式中,  $R_{r,\text{MMA}}^2 = E(a_r^4(n))/E(a_r^2(n))$ ,  $R_{i,\text{MMA}}^2 = E(a_i^4(n))/E(a_i^2(n))$ . 前者表示  $a(n)$  的实部模值, 后者表示  $a(n)$  的虚部模值.

均衡器的误差函数为

$$\begin{cases} e_{r,\text{MMA}}(n) = z_r(n)(z_r^2(n) - R_{r,\text{MMA}}^2), \\ e_{i,\text{MMA}}(n) = z_i(n)(z_i^2(n) - R_{i,\text{MMA}}^2), \end{cases} \quad (10)$$

均衡器权向量的迭代公式为

$$\begin{cases} \mathbf{f}_r(n+1) = \mathbf{f}_r(n) - \mu\hat{\mathbf{R}}^{-1}(n)e_{r,\text{MMA}}(n)\mathbf{R}_r^*(n), \\ \mathbf{f}_i(n+1) = \mathbf{f}_i(n) - \mu\hat{\mathbf{R}}^{-1}(n)e_{i,\text{MMA}}(n)\mathbf{R}_i^*(n), \end{cases} \quad (11)$$

式中,  $\hat{\mathbf{R}}^{-1}(n) = \text{diag}[\sigma_{j,0}^2(n), \sigma_{j,1}^2(n), \dots, \sigma_{J,k_J-1}^2(n), \sigma_{J+1,0}^2(n), \dots, \sigma_{J+1,k_J-1}^2(n)]$ ,  $\sigma_{j,k}^2(n)$  与  $\sigma_{J+1,k_J}^2(n)$

分别表示对小波变换系数  $u_{j,m}(n)$ , 尺度变换系数  $s_{J,m}(n)$  的平均功率估计, 由下式递推得到

$$\begin{cases} \hat{\sigma}_{j,m}^2(n+1) = \beta\hat{\sigma}_{j,m}^2(n) + (1-\beta)|u_{j,m}(n)|^2, \\ \hat{\sigma}_{J+1,m}^2(n+1) = \beta\hat{\sigma}_{J+1,m}^2(n) + (1-\beta)|s_{J,m}(n)|^2, \end{cases} \quad (12)$$

式中,  $\beta$  为平滑因子, 且  $0 < \beta < 1$ . (1)–(12) 式构成的算法称为 WTMMMA.

### 3 WTWMMA

WTWMMA 是通过加权项自适应修正模值, 以进一步降低稳态误差, 提高算法的性能, 而具体的加权因子是通过仿真实验确定得到.

加权多模盲均衡算法的代价函数 [9] 为

$$\begin{aligned} J_{\text{WMMA}} &= E\{(z_r^2(n) - |\hat{z}_r(n)|^{\lambda_r} R_{\lambda_r,\text{WMMA}}^2)^2 \\ &\quad + (z_i^2(n) - |\hat{z}_i(n)|^{\lambda_i} R_{\lambda_i,\text{WMMA}}^2)^2\}, \end{aligned} \quad (13)$$

式中, 加权因子  $\lambda_r, \lambda_i \in [0, 2]$ , 对方形星座图, 我们选择  $\lambda_r = \lambda_i = \lambda$ ,  $\lambda_r$  和  $\lambda_i$  分别是信号实部和虚部的加权因子,  $R_{\lambda_r,\text{WMMA}}^2 = \frac{E(a_r^4(n))}{E(|a_r(n)|^{2+\lambda_r})}$ ,

$R_{\lambda_i,\text{WMMA}}^2 = \frac{E(a_i^4(n))}{E(|a_i(n)|^{2+\lambda_i})}$ . 判决信号  $\hat{z}_r(n)$ ,  $\hat{z}_i(n)$  是  $\hat{z}(n)$  的实部与虚部.

均衡器误差表示为

$$\begin{cases} e_{r,\text{WMMA}}(n) = z_r(n)(z_r^2(n) - |\hat{z}_r(n)|^{\lambda_r} R_{\lambda_r,\text{WMMA}}^2), \\ e_{i,\text{WMMA}}(n) = z_i(n)(z_i^2(n) - |\hat{z}_i(n)|^{\lambda_i} R_{\lambda_i,\text{WMMA}}^2), \end{cases} \quad (14)$$

WTWMMA 均衡器权向量迭代公式为

$$\begin{cases} \mathbf{f}_r(n+1) = \mathbf{f}_r(n) - \mu\hat{\mathbf{R}}^{-1}(n)e_{r,\text{WMMA}}(n)\mathbf{R}_r^*(n), \\ \mathbf{f}_i(n+1) = \mathbf{f}_i(n) - \mu\hat{\mathbf{R}}^{-1}(n)e_{i,\text{WMMA}}(n)\mathbf{R}_i^*(n), \end{cases} \quad (15)$$

以上 (1)–(8) 式, (12)–(15) 式构成了 WTWMMA.

### 4 量子粒子群优化的的小波加权多模盲均衡算法

量子粒子群优化算法 (QPSO) 是从量子力学的角度来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 [15,16], 所以它可以在整个可行解空间中进行全局优化搜索. QPSO 算法可调参数少、进化方程简单、更容易控制. 本文采用 QPSO 对均衡器的权向量进行优化, 避免了采用梯度下降算法对均衡器权向量进行更新易陷入局部收敛的缺陷.

## 4.1 基本思想

随机初始化一组量子粒子的位置向量(均衡器初始化权向量),并把位置向量作为量子粒子群算法的决策变量,将均衡器的输入信号作为量子粒子群算法的输入信号,并结合加权多模盲均衡算法(WMMA)的代价函数,确定量子粒子群算法的适应度函数,利用量子粒子群算法来寻找求解均衡器的代价函数,通过 QPSO 寻找到最优的均衡器权向量(即量子粒子群最优的位置向量),将此权向量作为正交小波加权多模盲均衡算法的初始化权向量.

## 4.2 适应度函数的确定

盲均衡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.为了解决这个问题,将加权多模盲均衡算法代价函数的倒数作为量子粒子群算法的适应度函数,则有

$$F(\mathbf{f}_i) = 1/J_{\text{WMMA}}(\mathbf{f}_i), i = 1, 2, \dots, M, \quad (16)$$

式中,  $J_{\text{WMMA}}(\mathbf{f}_i)$  是加权盲均衡器的代价函数,  $M$  为粒子的个数,  $\mathbf{f}_i$  是粒子的位置向量,对应的是均衡器权向量个体.

## 4.3 量子粒子群优化权向量算法

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的流程如下.

第 1 步:量子粒子群参数初始化.设粒子的个数为  $M$ ,粒子群的维数为  $D$ ,在限定范围内随机初始化粒子的位置向量  $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$ .

第 2 步:适应度值的计算.根据 (12) 式,计算粒子的适应度函数值.

第 3 步:更新每个粒子的新局部最优位置  $P_{ij}$ .首先将每个粒子的初始化位置向量作为粒子局部最优位置,通过一次迭代后,比较粒子新产生的位置向量的适应度值与原来粒子适应度值比较,看是否新产生适应度值较大,以此来判断是否更新局部最优位置.

第 4 步:更新全局最优位置  $P_{gj}$ .粒子初始化适应度值最大的位置向量作为初始化的全局最优位置,每次迭代后寻找种群中最大的适应度值对应的位置向量作为新全局最优位置.

第 5 步: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.其公式为

$$m_{\text{best}} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M P_i = \left[ \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M P_{i1}, \dots, (1/M) \sum_{i=1}^M P_{iD} \right], \quad (17)$$

$$P_i = fP_{ij} + (1-f)P_{gj}, \quad f = \text{rand}(0, 1). \quad (18)$$

第 6 步:更新每个粒子的位置.

$$l(t+1) = P \pm \beta \cdot |m_{\text{best}} - l(t)| \cdot \ln(1/u) \\ u = \text{rand}(0, 1), \quad (19)$$

式中,  $l(t)$  为粒子的当前位置,  $l(t+1)$  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<sup>[16]</sup>,它是 QPSO 收敛的一个重要参数,本文算法中采用的创造力系数公式为

$$\beta = (0.5 - 0.3) \cdot (\text{iter} - t) / \text{iter} + 0.3, \quad (20)$$

其中,  $\text{iter}$  为最大迭代次数,  $t$  表示第  $t$  次迭代.

重复执行步骤 2—6 步,直到达到最大的迭代次数为止.

## 4.4 最优权向量的选择

在本算法中,最优权向量的选择是将迭代最后寻找到的最优位置向量,即  $p_{g\text{best}} = (p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gD})$  作为正交小波加权多模盲均衡器的初始化权向量.

## 5 仿真实验

为了检验 QPSO-WTWMMMA 的有效性,以 QPSO-WTMMA, WTWM-MA, WTMMA 和 MMA 为比较对象,进行仿真实验.仿真试验中,种群规模 40,最大进化代数为 500,由于 QPSO 算法对权向量初始化时具有随机性,因此将 20 次独立实验仿真结果放在一起进行对比.

混合相位水声信道  $C = [0.3132, -0.1040, 0.8908, 0.3134]$ <sup>[17]</sup>,发射信号为 256QAM,均衡器权长均为 16,信噪比 30 dB,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  $\beta = 0.99$ ;加权因子  $\lambda = 1.2$ ,其步长  $\mu_{\text{MMA}} = 6 \times 10^{-7}$ ,  $\mu_{\text{WTMMA}} = 8 \times 10^{-5}$ ,  $\mu_{\text{WTWMMMA}} = 3 \times 10^{-4}$ ,  $\mu_{\text{QPSO-WTMMA}} = 3 \times 10^{-5}$ ,  $\mu_{\text{QPSO-WTWMMMA}} = 5 \times 10^{-5}$ .仿真结果如图 2 所示.

图 2(a)—(e) 表明,在每次仿真过程中,由于 Gauss 噪声的随机性,使得均方误差曲线具有

抖动性, 但是其收敛趋势是一致的, 说明算法的稳定性与适应性较强; 而图 2(d),(e) 所示的均方误差离散值比图 2(a), (b), (c) 的离散值要大一些, 这是由于 QPSO 初始化粒子的位置向量和 QPSO 输入信号的决策变量 (即为均衡器的输入信号向量) 均是随机向量导致. 从图 2(f) 可知: 利用 QPSO 来寻找最优权向量后, QPSO-WTWMMMA 与 QPSO-WTMMA 的收敛速度基本相同, 比 WTWMMMA, WTMMA 及 MMA 分别快了近 4000 步, 5000 步, 7000 步; 而 QPSO-WTWMMMA 的稳态误差最小, 约为  $-6$  dB, WTWMMMA, WTMMA 与 MMA 收敛后

的均方误差约为  $-3$  dB. 可见, QPSO 初始化粒子位置向量的随机性导致了 QPSO-WTWMMMA 与 QPSO-WTMMA 的均方误差离散值较大, 但与其他算法相比, QPSO-WTWMMMA 的稳态均方误差最小、收敛速度最快.

图 3 表明, 与其他算法相比, QPSO-WTWMMMA 的输出星座图最清晰、紧凑.

综上所述, 将量子粒子群优化算法、小波变换与加权多模算法融合后, 所得的 QPSO-WTWMMMA 算法可以正确地恢复传输信号, 具有一定的应用价值.

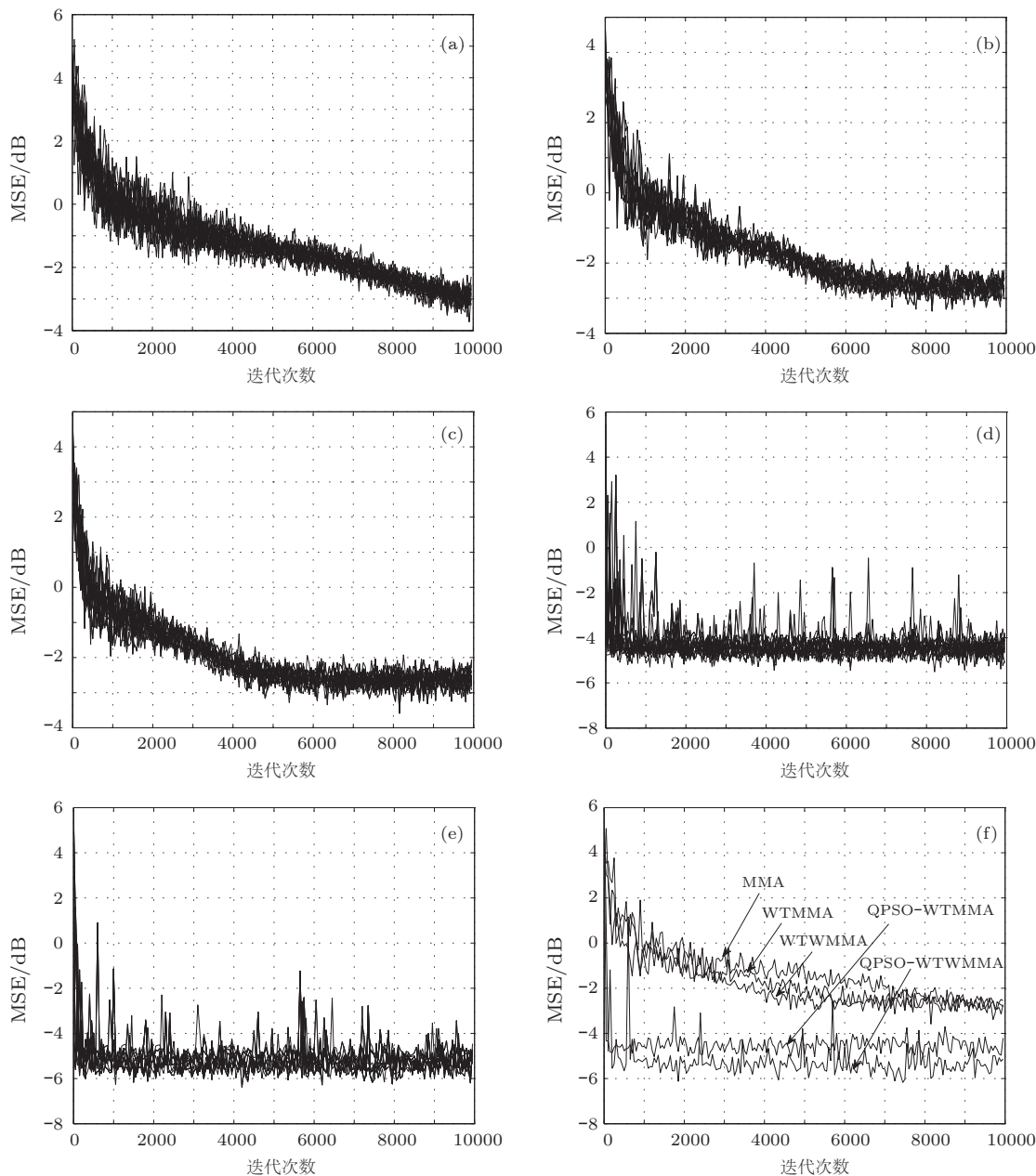


图 2 仿真结果 (a) MMA 均方误差输出; (b) WTMMA 均方误差输出; (c) WTWMMMA 均方误差输出; (d) QPSO-WTMMA 均方误差输出; (e) QPSO-WTWMMMA 均方误差输出; (f) 5 种算法均方误差比较

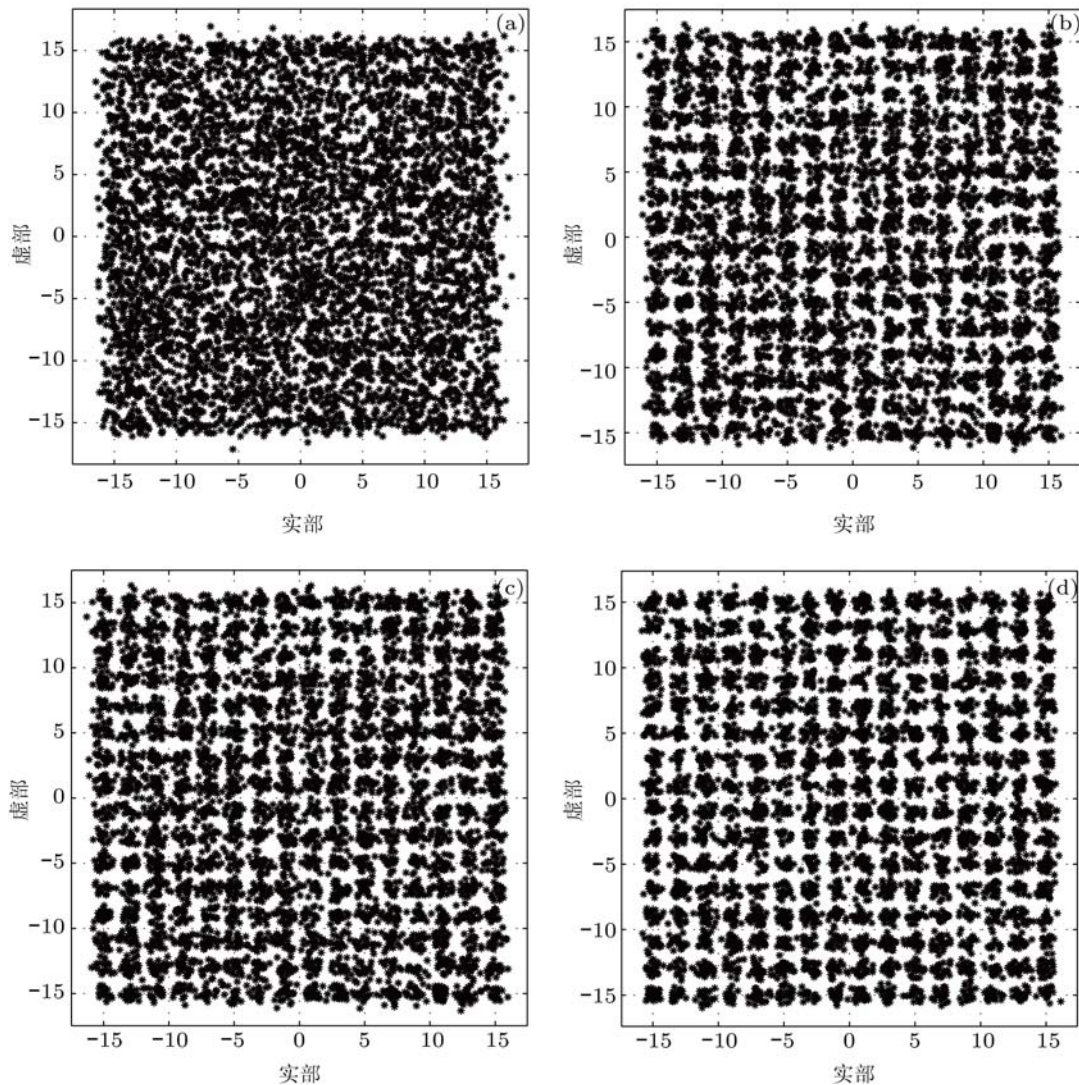


图3 均衡器输出星座图 (a) WTMMMA 输出; (b) WTMMMA 输出; (c) QPSO-WTMMMA 输出; (d) QPSO-WTMMMA 输出

## 6 总结

本文针对高阶 QAM 信号的非常模特点, 提出了一种基于量子粒子群优化的正交小波加权多模盲均衡算法 (QPSO-WTMMMA). 该算法结合加权

多模算法与基于量子行为的粒子群对均衡器的权向量进行全局优化, 避免了陷入局部极限的可能性. 水声信道仿真结果表明, QPSO-WTMMMA 在处理高阶 QAM 信号时具有收敛速度快、稳态误差小的特点, 有一定的实用价值.

- [1] He C B, Huang J G, Han J, Zhang Q F 2009 *Acta Phys. Sin.* **58** 8379 (in Chinese) [何成兵, 黄建国, 韩晶, 张群飞 2009 物理学报 **58** 8379]
- [2] Yin J W, Hui J Y, Guo L X 2008 *Acta Phys. Sin.* **57** 1753 (in Chinese) [殷敬伟, 惠俊英, 郭龙祥 2008 物理学报 **57** 1753]
- [3] Guo Y C, Gong X L 2011 *Inform. Internat. Interdis. J.* **14** 675
- [4] Rao W, Guo Y C, Wang S Q 2011 *Acta Elec. Sin.* **39** 7 (in Chinese) [饶伟, 郭业才, 汪胜前 2011 电子学报 **39** 7]
- [5] Yuan J T, Tsai K D 2005 *IEEE Trans. Commun.* **53** 1427
- [6] Dou G Q, Gao J 2008 *J. Electron. Information Technol.* **30** 388 (in Chinese) [窦高奇, 高俊 2008 电子与信息学报 **30** 388]
- [7] Yuan J T, Lin T C 2010 *IEEE Trans. Signal Process.* **58** 3206
- [8] Wu D, Ge L D, Wang B 2010 *J. Information Eng. Univ.* **11** 45 (in Chinese) [吴迪, 葛临东, 王彬 2010 信息工程大学学报 **11** 45]
- [9] Xu X D, Dai X C, Xu P X 2007 *J. Electron. Information Technol.* **29** 1352 (in Chinese) [许小东, 戴旭初, 徐佩霞 2007 电子与信息学报 **29** 1352]
- [10] Guo Y C, Liu Z X 2010 *Acta Armamentarii* **31** 279 (in Chinese) [郭业才, 刘振兴 2010 兵工学报 **31** 279]
- [11] Ma T P, Hu L Q, Chen K Y 2010 *Acta Phys. Sin.* **59** 7209 (in Chinese)

- Chinese) [马天鹏, 胡利群, 陈开云 2010 物理学报 **59** 7209]
- [12] Ren L, Chen X G, Liu C T 2009 *Acta Phys. Sin.* **58** 2035 (in Chinese) [任磊, 陈祥光, 刘春涛 2009 物理学报 **58** 2035]
- [13] Liao J, Guo Y C, Liu Z X, Ji J J 2011 *Acta Armamentar II* **32** 268 (in Chinese) [廖娟, 郭业才, 刘振兴, 纪娟娟 2011 兵工学报 **32** 268]
- [14] Gao M, Guo Y C, Liu Z X, Zhao X Q 2011 *J. Data Acquisit. Proc.* **26** 128 (in Chinese) [高敏, 郭业才, 刘振兴, 赵雪清 2011 数据采集与处理 **26** 128]
- [15] Tuo S H 2010 *Sys. Simul. Technol.* **6** 202 (in Chinese) [拓守恒 2010 系统仿真技术 **6** 202]
- [16] Fang W, Sun J, Xie Z P, Xu W B 2010 *Acta Phys. Sin.* **59** 3685 (in Chinese) [方伟, 孙俊, 谢振平, 须文波 2010 物理学报 **59** 3685]
- [17] Zhang Y B, Zhao J W, Guo Y C, Li J M 2010 *Appl. Acoust.* **71** 653

# Orthogonal wavelet transform weighted multi-modulus blind equalization algorithm based on quantum particle swarm optimization\*

Guo Ye-Cai<sup>1)†</sup> Hu Ling-Ling<sup>2)</sup> Ding Rui<sup>2)</sup>

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

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

(Received 17 April 2011; revised manuscript received 22 May 2011)

## Abstract

When constant modulus blind equalization algorithm (CMA) is used to equalize high-order QAM signals, there occur the defects of the slow convergence rate and big steady mean square error. In order to overcome these disadvantages, orthogonal wavelet transform weighted multi-modulus blind equalization algorithm based on the quantum particle swarm optimization (QPSO-WTWMMMA) is proposed. In this proposed algorithm, quantum particle swarm optimization algorithm and orthogonal wavelet transform are combined into weighted multi-modulus blind equalization algorithm (WMMA) according to the feature of higher-order QAM signal constellations. Accordingly, the equalizer weight vector can be optimized by QPSO algorithm, the autocorrelation of the input signals can be reduced via using orthogonal wavelet transform, and WMMA is used to choose appropriate error models to match QAM constellations. The theoretical analyses and the computer simulations in underwater acoustic channels indicate that the proposed algorithm can obtain the fastest convergence rate and the smallest steady mean square error in equalizing high-order QAM signals. So, the proposed algorithm has important reference value for the underwater acoustic communications.

**Keywords:** quantum particle swarm algorithm, orthogonal wavelet transform, quadrature amplitude modulation, weighted multi-modulus blind equalization algorithm

**PACS:** 43.30.+m, 43.60.+d, 03.65.-w

\* Project supported by the Special Fund Projects of National Excellent Doctoral Dissertation of China (Grant No. 200753), Natural Science Foundation of Higher Education Institution of Anhui Province, China (Grant No. KJ2010-A096), Natural Science Foundation of Higher Education Institution of Jiangsu Province, China (Grant No. 08KJB510010), "the Peak of Six Major Talents" Cultivate Projects of Jiangsu Province, China (Grant No. 2008026), Jiangsu Provincial Natural Science Foundation, China (Grant No. BK2009410), and the Jiangsu Preponderant Discipline "Sensing Networks and Modern Meteorological Equipment" of China.

† E-mail: guo-yecai@163.com