第 34 卷 第 8 期 计 算 机 工 程 2008 年 4 月
Vol.34 No.8 Computer Engineering April 2008
·网络与通信· 文章编号：1000—3428(2008)08—0111—03 文献标识码：A 中图分类号：TN911.72

# 基于集员滤波的双归一化数据重用盲均衡算法

孙兰清，葛临东，刘 锋
(解放军信息工程大学信息工程学院，郑州 450002)

**摘 要：**数据重用可以有效地加快盲均衡算法的收敛速度，但会带来噪声放大的问题。针对这种情况，该文将数据重用方法应用到基于实虚部分开处理的改进常模盲均衡算法中，采用集员滤波克服应用数据重用时引起的噪声放大问题，推导出一种收敛速度较快的盲均衡算法。实验仿真表明，该算法具有较快的收敛速度，适用于短时信号处理。

**关键词：**盲均衡；改进常模算法；数据重用；集员滤波

# Binormalized Data-reuse Blind Equalization Algorithm Based on Set-membership Filtering

**SUN Lan-qing, GE Lin-dong, LIU Feng**
(Institute of Information Engineering, PLA Information Engineering University, Zhengzhou 450002)

**【Abstract】**Data-reuse can accelerate the convergence rate of the blind equalization algorithm, while it also brings about the problem of noise magnifying. A novel blind equalization algorithm with fast convergence rate is presented by applying data-reuse to the modified constant modulus algorithm that processes the real and imaginary parts of received signal separately, and the set-membership filtering is adopted to solve the problem of noise magnifying caused by data-reusing. Simulations show that the new blind equalization algorithm is of fast convergence, thus is suitable for short burst signal processing.

**【Key words】**blind equalization; modified constant modulus algorithm; data-reuse; set-membership filtering

## 1 概述

自适应均衡器是信道的一个逆滤波器，用来克服有限带宽通信信道失真引起的码间干扰。盲均衡器由于不需要借助训练序列，在信号处理领域得到越来越广泛的应用。常模算法(Constant Modulus Algorithm, CMA)[1]实现复杂度低、收敛稳健性强，是目前应用最广泛的盲均衡算法之一，但收敛速度较慢且对相位不敏感；基于实虚部分开处理的改进常模算法(Modified CMA, MCMA)[2]克服了CMA算法对相位不敏感的缺点，但收敛速度仍然较差。

数据重用通过多次使用已接收的数据元素，充分利用数据中的有效信息。在自适应信号处理领域数据重用方法主要应用于 LMS 算法的改进上，很大程度上提高了 LMS 算法的收敛速度。但是数据重用存在噪声放大的缺点，导致稳态误差的恶化。

在短时信号盲均衡处理中，由于信号数据量少，常用盲均衡算法的收敛速度却比较慢，因此本文研究了一种在盲均衡算法中应用数据重用加快收敛速度的新算法。

## 2 基于集员滤波的双归一化数据重用 MCMA 算法

图 1 是利用盲均衡器的基带通信系统框图。

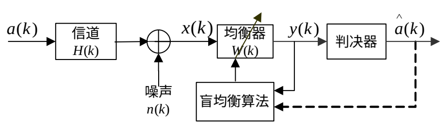


**图 1 利用盲均衡器的基带通信系统框图**

在图 1 中，$\{a(k)\}$ 是传输信号序列；$H(k)$ 是等效基带信道的冲击响应；$\{n(k)\}$ 是噪声序列；$\boldsymbol{X}(k)=(x(k+N),x(k+N-1),\cdots,x(k-N))^{\mathrm{T}}$ 是均衡器输入向量；均衡器是一个长度为 $2N+1$ 的横向滤波器，其抽头系数矢量是 $\boldsymbol{W}(k)=(w_N(k),w_{N-1}(k),\cdots,w_{-N}(k))^{\mathrm{T}}$；$\{y(k)\}$ 是均衡器的输出序列，$y(k)=\boldsymbol{W}^{\mathrm{T}}(k)\boldsymbol{X}(k)$；$\{\hat{a}(k)\}$ 是判决器的输出序列。

### 2.1 归一化 MCMA 盲均衡算法

归一化MCMA算法(Normalized MCMA, NMCMA)的推导依据是最小扰动原理[3](principle of minimal disturbance)，此原理要求从一次迭代到下一次中，自适应均衡器的系数应当以最小方式改变，即 $\|\boldsymbol{W}(k+1)-\boldsymbol{W}(k)\|^2$ 最小，并且更新系数 $\boldsymbol{W}(k+1)$ 受到更新后均衡器输出所施加的约束，即要求更新的均衡器的输出 $s(k)=\boldsymbol{W}^{\mathrm{T}}(k+1)\boldsymbol{X}(k)$ 等于期望信号 $d(k)$。

对于 MCMA 算法，由于期望信号 $d(k)$ 未知，此处用均衡器输出的如下非线性无记忆变换代替期望信号的实部 $d_R(k)$ 和虚部 $d_I(k)$：

$$\begin{aligned} d_R(k) &= f(y_R(k)) = R_R \operatorname{sign}(y_R(k)) \\ d_I(k) &= f(y_I(k)) = R_I \operatorname{sign}(y_I(k)) \end{aligned} \tag{1}$$

其中，$y_R(k)$ 和 $y_I(k)$ 分别为 $y(k)$ 的实部和虚部；$R_R$ 和 $R_I$ 为实常量。依据文献[2]的推导可得

$$R_R=\frac{E[|a_R(k)|^2]}{E[|a_R(k)|^1]}, \quad R_I=\frac{E[|a_I(k)|^2]}{E[|a_I(k)|^1]} \tag{2}$$

此时对更新系数 $W(k+1)$ 的约束条件为

**基金项目：**国家部委探索研究基金资助项目

**作者简介：**孙兰清(1980－)，女，硕士研究生，主研方向：通信信号处理，盲均衡；葛临东，教授、博士生导师；刘 锋，博士研究生

**收稿日期：**2007-04-30 **E-mail：**sun_lanqing@163.com

$$\begin{cases} s_R(k)-d_R(k)=0 \\ s_I(k)-d_I(k)=0 \end{cases}，即 \begin{cases} s_R(k)-R_R\text{sign}(y_R(k))=0 \\ s_I(k)-R_I\text{sign}(y_I(k))=0 \end{cases} \tag{3}$$

其中，$s_R(k)$ 和 $s_I(k)$ 分别为 $s(k)$ 的实部和虚部。用拉格朗日乘子法解上述约束最优化问题得到代价函数：

$$J(n)=\|\boldsymbol{W}(k+1)-\boldsymbol{W}(k)\|^2+\lambda_1(s_R(k)-R_R\text{sign}(y_R(k)))+\lambda_2(s_I(k)-R_I\text{sign}(y_I(k))) \tag{4}$$

其中，$\lambda_1,\lambda_2$ 为拉格朗日乘子。将 $J(n)$ 对 $\boldsymbol{W}(k+1)$ 求导，得：

$$\boldsymbol{W}(k+1)=\boldsymbol{W}(k)-(\frac{\lambda_1}{2}+j\frac{\lambda_2}{2})\boldsymbol{X}^*(k) \tag{5}$$

$$\frac{\lambda_1}{2}=-\frac{e_R(k)}{\|\boldsymbol{X}(k)\|^2},\frac{\lambda_2}{2}=-\frac{e_I(k)}{\|\boldsymbol{X}(k)\|^2} \tag{6}$$

$$\begin{aligned} e_R(k)=d_R(k)-y_R(k)=R_R\text{sign}(y_R(k))-y_R(k) \\ e_I(k)=d_I(k)-y_I(k)=R_I\text{sign}(y_I(k))-y_I(k) \end{aligned} \tag{7}$$

为了在不改变均衡器系数变化方向的条件下控制其变化速度，在式(5)中引入一个正实数的步长因子 $\mu$，得到 NMCMA 算法的更新公式为

$$\boldsymbol{W}(k+1)=\boldsymbol{W}(k)-\mu(\frac{\lambda_1}{2}+j\frac{\lambda_2}{2})\boldsymbol{X}^*(k) \tag{8}$$

由以上约束最优化问题的求解过程可见，NMCMA 算法每次迭代都是使均衡器系数朝着由均衡器的一个输入数据矢量限制的最优值更新，因此，具有比 MCMA 算法更快的收敛速度。

### 2.2 双归一化数据重用 MCMA 算法

双归一化数据重用 MCMA 算法(Binormalized Data-reusing MCMA, BNDRMCMA)与 NMCMA 算法相比，要求更新系数 $\boldsymbol{W}(k+1)$ 受到更新的均衡器 2 组输出所施加的约束，即要求 $s(k)$, $s(k-1)=\boldsymbol{W}^{\mathrm{T}}(k+1)\boldsymbol{X}(k-1)$ 分别等于相应的期望信号：

$$\begin{cases} s_R(k)-R_R\text{sign}(y_R(k))=0 \\ s_I(k)-R_I\text{sign}(y_I(k))=0 \\ s_R(k-1)-R_R\text{sign}(y_R(k-1))=0 \\ s_I(k-1)-R_I\text{sign}(y_I(k-1))=0 \end{cases} \tag{9}$$

由拉格朗日乘子法，利用接收信号实虚部相互独立，并引入一个步长因子 $\mu$，得：

$$\boldsymbol{W}(k+1)=\boldsymbol{W}(k)-\mu[(\frac{\lambda_1}{2}+j\frac{\lambda_2}{2})\boldsymbol{X}^*(k)+(\frac{\lambda_3}{2}+j\frac{\lambda_4}{2})\boldsymbol{X}^*(k-1)] \tag{10}$$

$$\begin{aligned} \frac{\lambda_1}{2}&=-\frac{e_R(k)\|\boldsymbol{X}(k-1)\|^2}{denom} \\ \frac{\lambda_2}{2}&=-\frac{e_I(k)\|\boldsymbol{X}(k-1)\|^2}{denom} \\ \frac{\lambda_3}{2}&=\frac{e_R(k)(\boldsymbol{X}_R^{\mathrm{T}}(k)\boldsymbol{X}_R(k-1)+\boldsymbol{X}_I^{\mathrm{T}}(k)\boldsymbol{X}_I(k-1))}{denom} \\ \frac{\lambda_4}{2}&=\frac{e_I(k)(\boldsymbol{X}_R^{\mathrm{T}}(k)\boldsymbol{X}_R(k-1)+\boldsymbol{X}_I^{\mathrm{T}}(k)\boldsymbol{X}_I(k-1))}{denom} \end{aligned} \tag{11}$$

$$denom=\|\boldsymbol{X}(k)\|^2\|\boldsymbol{X}(k-1)\|^2-(\boldsymbol{X}_R^{\mathrm{T}}(k)\boldsymbol{X}_R(k-1)+\boldsymbol{X}_I^{\mathrm{T}}(k)\boldsymbol{X}_I(k-1))^2 \tag{12}$$

与 NMCMA 算法相比，BNDRMCMA 算法在一次迭代中应用了 2 个数据矢量所提供的约束条件，约束条件越多，向最优值的收敛越快，因此 BNDRMCMA 算法比 NMCMA 算法具有更快的收敛速度，但是当算法收敛以后，随机噪声的影响变得明显，使得数据矢量提供的约束条件并非都一定有效，因此在一定程度上放大了噪声，使得稳态误差较大，针对这一问题，通过应用集员滤波得到了较好的解决。

### 2.3 基于集员滤波的双归一化数据重用 MCMA 算法

在集员滤波[4]中，要求滤波器的系数矢量 $W$ 满足滤波器输出误差幅度在一定门限范围内。令 $\boldsymbol{S}$ 表示所有感兴趣的“输入-期望”数据对 $(\boldsymbol{X},d)$ 的集合，用 $\theta$ 表示 $(\boldsymbol{X},d)\in\boldsymbol{S}$ 时所有使输出误差幅度在门限 $\gamma$ 内的系数矢量 $W$ 的集合，即：

$$\boldsymbol{\theta}=\bigcap_{(\boldsymbol{X},d)\in\boldsymbol{S}}\{\boldsymbol{W}\in R^N:|d-\boldsymbol{W}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{X}|\le\gamma\} \tag{13}$$

设用 $k$ 个“输入—期望”数据对 $(\boldsymbol{X}(i),d(i))_{i=1}^k$ 来自适应调节滤波器系数，用 $\boldsymbol{H}_k$ 表示 $k$ 时刻输出误差幅度在门限 $\gamma$ 内的所有 $W$ 的集合，即：

$$\boldsymbol{H}_k=\{\boldsymbol{W}\in R^N:|d(k)-\boldsymbol{W}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{X}(k)|\le\gamma\} \tag{14}$$

其中，$\boldsymbol{H}_k$ 称为约束集，其边缘是一个超平面。定义 $\psi_k$ 为时刻 $i=1,2,\cdots,k$ 的约束集 $\boldsymbol{H}_i$ 的交集，即：

$$\psi_k=\bigcap_{i=1}^k\boldsymbol{H}_i \tag{15}$$

可见，在任意时刻集合 $\theta$ 都是集合 $\psi_k$ 的子集，当用来调节滤波器的数据遍历了 $\boldsymbol{S}$ 中的所有数据对时，2 个集合相等。根据上述集员滤波原理，对基于集员滤波的 BNDRMCMA 算法，要求均衡器新的更新系数满足如下约束条件：

$$\begin{cases} s_R(k)-R_R\text{sign}(y_R(k))=g_R(k) \\ s_I(k)-R_I\text{sign}(y_I(k))=g_I(k) \\ s_R(k-1)-R_R\text{sign}(y_R(k-1))=g_R(k-1) \\ s_I(k-1)=R_I\text{sign}(y_I(k-1))=g_I(k-1) \end{cases} \tag{16}$$

其中，$|g_R(k)|\le\gamma,|g_I(k)|\le\gamma,|g_R(k-1)|\le\gamma$，由此约束条件得到 4 个相应的约束集 $\boldsymbol{H}_k^1,\boldsymbol{H}_k^2,\boldsymbol{H}_{k-1}^1,\boldsymbol{H}_{k-1}^2$。

由拉格朗日乘子法并引入一个步长因子 $\mu$ 得：

$$\boldsymbol{W}(k+1)=\boldsymbol{W}(k)-\mu[(\frac{\lambda_1}{2}+j\frac{\lambda_2}{2})\boldsymbol{X}^*(k)+(\frac{\lambda_3}{2}+j\frac{\lambda_4}{2})\boldsymbol{X}^*(k-1)] \tag{17}$$

$$\begin{aligned} \frac{\lambda_1}{2}&=\frac{(g_R(k)-e_R(k))\|\boldsymbol{X}(k-1)\|^2-(g_R(k-1)-\varepsilon_R(k-1))A(k)}{denom} \\ \frac{\lambda_2}{2}&=\frac{(g_I(k)-e_I(k))\|\boldsymbol{X}(k-1)\|^2-(g_I(k-1)-\varepsilon_I(k-1))A(k)}{denom} \\ \frac{\lambda_3}{2}&=-\frac{(g_R(k)-e_R(k))A(k)-(g_R(k-1)-\varepsilon_R(k-1))\|\boldsymbol{X}(k-1)\|^2}{denom} \\ \frac{\lambda_4}{2}&=-\frac{(g_I(k)-e_I(k))A(k)-(g_I(k-1)-\varepsilon_I(k-1))\|\boldsymbol{X}(k-1)\|^2}{denom} \end{aligned} \tag{18}$$

$$A(k)=(X_R(k)X_R(k-1)+X_I(k)X_I(k-1)) \tag{19}$$

其中，$e_R(k)$，$\varepsilon_R(k-1)=R_R sign(y_R(k-1))-y_R(k-1)$ 和 $e_I(k)$，$\varepsilon_I(k-1)=R_I\text{sign}(y_I(k-1))-y_I(k-1)$ 分别为实部和虚部 $k$ 时刻的先验误差和 $k-1$ 时刻的后验误差。

根据式(16)的约束条件可知，本次迭代的起点 $W(k)$ 在上一次迭代中已经满足条件 $W(k)\in\boldsymbol{H}_{k-1}^1\cap\boldsymbol{H}_{k-1}^2$，则一定有 $|\varepsilon_R(k-1)|\le\gamma$ 和 $|\varepsilon_I(k-1)|\le\gamma$，所以选择 $g_R(k-1)=\varepsilon_R(k-1)$ 和 $g_I(k-1)=\varepsilon_I(k-1)$ 即可满足条件 $|g_R(k-1)|\le\gamma$ 和 $|g_I(k-1)|\le\gamma$，于是式(18)简化为

$$\begin{aligned} \frac{\lambda_1}{2}&=\frac{(g_R(k)-e_R(k))\|\boldsymbol{X}(k-1)\|^2}{denom} \\ \frac{\lambda_2}{2}&=\frac{(g_I(k)-e_I(k))\|\boldsymbol{X}(k-1)\|^2}{denom} \\ \frac{\lambda_3}{2}&=-\frac{(g_R(k)-e_R(k))A(k)}{denom} \\ \frac{\lambda_4}{2}&=-\frac{(g_I(k)-e_I(k))A(k)}{denom} \end{aligned} \tag{20}$$

当 $|e_R(k)|\le\gamma$ 时，选取 $g_R(k)=e_R(k)$ 可满足 $|g_R(k)|\le\gamma$，此时 $\frac{\lambda_1}{2}=0,\frac{\lambda_3}{2}=0$；同理，当 $|e_I(k)|\le\gamma$ 时，选取 $g_I(k)=e_I(k)$ 满足条件 $|g_I(k)|\le\gamma$，此时 $\frac{\lambda_2}{2}=0,\frac{\lambda_4}{2}=0$，$\boldsymbol{W}(k+1)=\boldsymbol{W}(k)$，均衡器系数不进行调节。

当 $|e_R(k)|>\gamma$ 时，选取 $g_R(k)$ 使得 $\boldsymbol{W}(k+1)$ 位于 $\boldsymbol{H}_k^1$ 的边界上，如：$g_R(k)=\gamma\text{sign}(e_R(k))$，虚部情况同样。综合上述讨论，得到基于集员滤波的 BNDRMCMA 算法的更新公式为

$$\boldsymbol{W}(k+1)=\boldsymbol{W}(k)-\mu\left[\left(\frac{\lambda_1'}{2}+j\frac{\lambda_2'}{2}\right)\boldsymbol{X}^*(k)+\left(\frac{\lambda_3'}{2}+j\frac{\lambda_4'}{2}\right)\boldsymbol{X}^*(k-1)\right] \tag{21}$$

$$\begin{cases} \lambda_1'=\lambda_3'=0 & \text{if } |e_{\mathrm{Re}}(k)|\le\gamma \\ \lambda_1'=\lambda_1,\lambda_3'=\lambda_3 & \text{else} \end{cases}$$

$$\begin{cases} \lambda_2'=\lambda_4'=0 & \text{if } |e_{\mathrm{Im}}(k)|\le\gamma \\ \lambda_2'=\lambda_2,\lambda_4'=\lambda_4 & \text{else} \end{cases} \tag{22}$$

其中，$\lambda_1,\lambda_2,\lambda_3,\lambda_4$ 如式(20)所示，式中 $g_R(k)=\gamma\text{sign}(e_R(k))$，$g_I(k)=\gamma\text{sign}(e_I(k))$。

由上述分析可见，集员滤波的应用放松了约束条件，选择性地使用了数据，克服了 BNDRMCMA 算法收敛以后，由于随机噪声的影响使得部分数据提供的约束条件并不可靠而放大了噪声，引起稳态误差恶化的问题，同时也减小了算法的运算量。数据的选择性使用虽然会在一定程度上影响算法的收敛速度，但只要门限值 $\gamma$ 取得合理，这种影响并不明显。当门限值 $\gamma=0$ 时，基于集员滤波的 BNDRMCMA 算法即变为 BNDRMCMA 算法。

## 3　计算机仿真

为验证新算法的可靠性，对算法进行实验仿真。仿真分别采用了文献[5-6]中的数字无线通信信道和典型电话信道，分别记为 ch1 和 ch2。均衡器长度中 $N=10$，初始值为中心抽头为 1+j0，其余为 0。信号为 4QAM，信噪比(SNR)为 20 dB 和 15 dB。均衡器的收敛性能由剩余码间干扰 ISI 表示：

$$ISI = 10\lg\left\{\frac{\sum_k |\boldsymbol{H}(k)*\boldsymbol{W}(k)|^2 - |\boldsymbol{H}(k)*\boldsymbol{W}(k)|^2_{\max}}{|\boldsymbol{H}(k)*\boldsymbol{W}(k)|^2_{\max}}\right\} \tag{23}$$

仿真结果是 100 次独立实验的平均结果。

仿真 1 比较了 MCMA, BNDRMCMA 和基于集员滤波的 BNDRMCMA 算法(以下仿真中记为 NewAlgorithm)的收敛性能。由图 2 可见，MCMA 算法虽然稳态误差较小，但收敛速度较慢(采用大步长加快算法收敛速度时会引起算法的不收敛)，采用了数据重用的 BNDRMCMA 收敛速度快，但稳态误差较大，应用了集员滤波的 NewAlgorithm 在保持了 BNDRMCMA 较快收敛速度的同时减小了稳态误差。

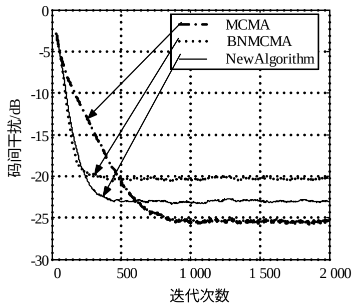


**图 2　MCMA, BNDMCMA 和 NerAlgorithm 算法的 ISI 曲线**

仿真 2 比较了 CMA, MCMA, NewAlgorithm 和文献[7]中算法(此处记为 XuAlgorithm)的收敛性能。由图 3 可见，在稳态误差相当的条件下，新算法具有最快的收敛速度。

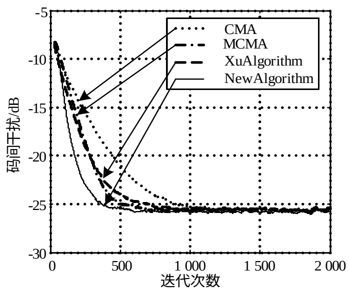


**图 3　信道为 ch2, *SNR*=20 dB, $\gamma$ =0.05 的 ISI 曲线**

仿真 3 比较了信号带有载波频偏为 $\Delta f/Rate=10^{-4}$ 时仿真 2 中 4 种算法的收敛性能。由图 4 可见，在具有较小的载波频偏时本文算法收敛速度也是最快的。由于本文的推导是基于实虚部分开进行的，因而对相位比较敏感，由图 5 可见，在一定载波频偏范围内新算法和 MCMA 算法在均衡器的输出端不必再加相位恢复环路即可用于判决，而 CMA 和 XuAlgorithm 算法则必须加相位恢复环路才能用于判决。

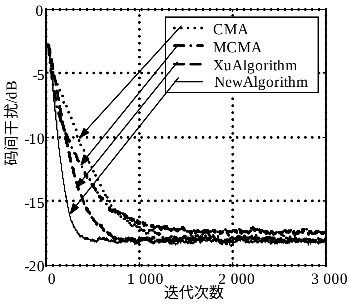


**图 4　信道为 ch1, *SNR*=15 dB, $\gamma$ =0.1 的 ISI 曲线**

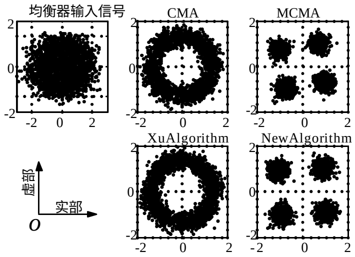


**图 5　输入信号带有频偏时算法收敛后均衡器输出信号星座图**

## 4　结束语

为加快算法收敛速度，本文依据最小扰动原理，应用数据重用方法推导出具有相位纠正能力的双归一化数据重用 MCMA 盲均衡算法，通过采用集员滤波较好地解决数据重用会使噪声放大的问题。

实验仿真表明，在稳态误差相当的条件下新算法具有更快的收敛速度，并且在去除码间干扰的同时也能纠正信道固有的相位旋转和一定范围的载波频率偏移，具有很好的实用性。

## 参考文献


[1] Godard D. Self-recovering Equalization and Carrier Tracking in Two-dimensional Data Communication System[J]. IEEE Trans. on Commun., 1980, 28(1): 1867-1875.

[2] Oh K N, Chin Y O. Modified Constant Modulus Algorithm: Blind Equalization and Carrier Phase Recovery Algorithm[C]//Proc. of IEEE International Conference on Communications. Seattle, USA: [s. n.], 1995: 498-502.

[3] Haykin S. Adaptive Filter Theory[M]. 4th ed. Englewood Cliffs, USA: Prentice-Hall, 2002.

[4] Diniz P S R, Werner S. Set-membership Binormalized Data-reusing LMS Algorithms[J]. IEEE Trans. on Signal Processing, 2003, 51(1): 124-134.

[5] You C, Hong D. Nonlinear Blind Equalization Schemes Using Complex-valued Multilayer Feedforward Neural Networks[J]. IEEE Transactions on Neural Network, 1998, 19(6): 1442-1455.

[6] Picchi G, Prati G. Blind Equalization and Carrier Recovery Using a “Stop and Go” Decision-directed Algorithm[J]. IEEE Trans. on Commun., 1987, 35(9): 877-887.

[7] Xu Hua, Zheng Hui. A New Constant Modulus Blind Channel Equalization Algorithm[C]//Proc. of IEEE Wireless Communications Networking and Mobile Communications. Wuhan, China: [s. n.], 2005: 537-540.