

文章编号:1004-9037(2014)03-0478-05

# 基展开模型下的时变信道半盲均衡算法

王 成 杨 宾

(解放军信息工程大学信息工程学院, 郑州, 450002)

**摘要:**提出了一种针对时变信道的全新半盲均衡算法。时变信道由经典的复指数基展开模型描述,相应地,算法基于该模型专用的时变线性均衡器设计。盲均衡算法由联合独立分量分析和软判决引导的代价函数构建,并采用牛顿迭代的方式工作,以更好消除码间干扰。除此之外,复指数基展开模型的特殊结构经充分利用大大简化了牛顿迭代计算。有限的训练符号用于初始化均衡器系数和判断迭代是否继续。与现有的时变信道处理算法相比,本文算法较好地兼顾了均衡效果和信道利用率,具有均衡效果好,抗噪声能力强等优点。仿真验证了算法的有效性。

**关键词:**半盲均衡;基展开模型;牛顿迭代;软判决引导

中图分类号:TN929.5

文献标识码:A

## Semi-blind Equalizer Estimation for Time-Varying Channels Based on Basis Expansion Model

Wang Cheng, Yang Bin

(Institute of Information System Engineering, The PLA Information Engineering University, Zhengzhou, 450002, China)

**Abstract:** A novel semi-blind equalization method is presented for time-varying channel. The complex exponential basis expansion model is introduced to describe the time-varying channel taps. Therefore, the method is designed based on the linear time-varying equalizer. The new method adopts the Newton iterative based equalization algorithm which combines the independent component analysis criterion with soft-decision directed criterion to remove the inter-symbol interference. Furthermore, the method reduces the iterative computation burden by using the complex exponential basis expansion model structure. A small number of training symbols are utilized to provide a rough initial estimate of the equalizer's weight vector and decide if the iteration should go on. Compared with the existing ones, the proposed algorithm considers both channel spectral efficiency and equalization processing, leading to a better equalization and more robust anti-noise ability. Simulation results prove its efficiency.

**Key words:** semi-blind equalization; basis expansion model; Newton iteration; soft-decision directed

## 引 言

由于多径传播和通信双方的相对移动等原因,无线通信系统往往受到时间频率双选择性衰落的影响。双选择性衰落信道下,现有均衡算法往往难以取得理想效果。此时需要为信道的时变性建立合理的数学模型,并在此基础上设计有针对性的均

衡算法,才能克服时变信道影响,实现高效可靠的数据传输。

近年来,信道的复指数基展开模型(Complex exponential basis expansion model, CE-BEM)得到了越来越多的关注。它将时变信道建模为若干个时变的复指数基函数,和相应时不变加权系数的组合,从而通过少量参数刻画了信道时变特性。大量研究已证明它能较精确地拟合时变信道,适用于

各种场景<sup>[1-3]</sup>。

针对 CE-BEM 信道模型的均衡问题,文献[4]研究了该模型下的最优导频序列设计,文献[5,6]设计了基于导频序列的时变线性最小均方误差(Minimum mean squared error, MMSE)均衡器和 Turbo 均衡器。由于处理完全依靠导频序列,这类方法难以兼顾均衡效果和带宽利用率。文献[7,8]提出了 CE-BEM 模型下分别针对 DPSK 和 QPSK 信号的盲均衡算法,这两种算法实现简单,能保证全局收敛,但都仅适用于单一类型的信号。文献[9]提出了半盲均衡的处理方案,用训练序列配合判决反馈来自适应调整均衡器参数,取得了较好效果。但由于存在错误判决导致的差错传播问题,算法稳健性较差。

在各种盲均衡算法中,利用信号高阶累积量的各类算法稳健性好,但稳态误差较大。判决引导类算法利用了信号的星座信息,收敛快,精度高,但只有当信号眼图基本张开后才能使用。混合型盲均衡算法可以兼顾二者优点,受到了研究者的广泛青睐。而软判决引导(Soft decision-directed, SDD)算法将软判决思想引入盲均衡处理,对接收信号信息利用更充分,在判决引导类算法中稳健性最好。

基于上述思路,本文提出了 CE-BEM 模型下的半盲迭代均衡算法(SB-SDD)。算法首先用少量训练符号初始化均衡器系数,然后采用联合独立分量分析(Independent component analysis, ICA)和软判决引导代价的盲均衡算法来进一步消除码间干扰。由于盲代价函数没有闭式解,本文采用牛顿迭代法来搜索其最优解,并利用 CE-BEM 模型的特殊结构简化了计算,最后由训练序列的均衡效果作为终止迭代的判据。新算法避免了文献[9]中差错传播的问题,低信噪比下具有较低的稳态误差,对于时变信道有更好的处理效果,适用于高阶 QAM 信号。

## 1 系统模型

在 CE-BEM 模型中,时变信道各个抽头被建模为时不变系数和时变基函数的组合。对于有 A 路输出的单输入多输出(Single-input multi-output, SIMO)信道, $n$ 时刻的各路子信道表示为

$$h^{(a)}(n;l) \approx \sum_{q=-Q/2}^{Q/2} h_{q,l}^{(a)} e^{j2\pi qn/K} \quad l \in [0, L] \quad (1)$$

式中: $L$ 表示码间干扰长度, $K$ 表示一次处理的信号序列长度。在一段信号序列内,信道系数 $h_{q,l}^{(a)}$ 恒定不变。基函数 $e^{j2\pi qn/K}$ 用于拟合信道的时变特性,

对于最大多普勒频偏为 $f_{\max}$ 的信道, $Q$ 取值必须满足 $Q/2K \geq f_{\max}$ 。

用 $w$ 表示信道加性噪声,则信道输出可表示为

$$y^{(a)}(n) \approx \sum_{l=0}^L \sum_{q=-Q/2}^{Q/2} h_{q,l}^{(a)} e^{j2\pi qn/K} s(n-l) + w^{(a)}(n) \quad n=0, \dots, K-1 \quad (2)$$

CE-BEM 模型用较少的参数刻画了信道的时变性,为后续处理创造了条件。针对该模型,文献[5]设计了时变线性均衡器,它把每个均衡器抽头也建模为时不变系数和时变基函数两部分,均衡器抽头表示如下

$$f^{(a)}(n;l) \approx \sum_{q=-Q/2}^{Q/2} f_{q,l}^{(a)} e^{j2\pi qn/K} \quad l \in [0, L'] \quad (3)$$

式中: $L'$ 表示均衡器阶数, $f_{q,l}^{(a)}$ 代表时不变的抽头系数。均衡器有 $(Q'+1)$ 个基函数,且要求 $Q' \geq Q$ 。这样均衡器的输出符号 $z$ 表示为

$$z(n) \approx \sum_{a=1}^A \sum_{l=0}^{L'} \sum_{q=-Q/2}^{Q/2} f_{q,l}^{(a)} e^{j2\pi qn/K} y^{(a)}(n-l) \quad n=0, \dots, K-1 \quad (4)$$

为方便表达,用 $A(Q'+1)(L'+1)$ 维向量 $f$ 代表均衡器时不变系数,即 $f = [f_{-Q/2,0}^{(1)}, \dots, f_{-Q/2,L'}^{(1)}, f_{-Q/2+1,0}^{(1)}, \dots, f_{Q/2,L'}^{(A)}]^T$ ,用“ $\otimes$ ”表示直积,“ $\mathbf{I}_N$ ”表示 $N$ 维单位阵,相应的把均衡器输入向量 $\bar{y}_n$ 表示为

$$\bar{y}_n = (\mathbf{I}_A \otimes (\Delta_{n,Q} \otimes \mathbf{I}_{L'+1})) \mathbf{y}_n \quad (5)$$

式中: $\Delta_{n,Q} = [e^{-j\frac{2\pi n}{K}(Q/2)}, \dots, e^{j\frac{2\pi n}{K}(Q/2)}]^T$ , $\mathbf{y}_n = [y_n^{(1)T}, \dots, y_n^{(A)T}]^T$ , $\mathbf{y}_n^{(a)} = [y^{(a)}(n-L'), \dots, y^{(a)}(n)]^T$ 。

这样均衡器输出可以表示为

$$\mathbf{z}_n = \mathbf{f}^T \bar{y}_n \quad n=0, \dots, K-1 \quad (6)$$

大量文献已经证明,只有符合上述结构的线性均衡器才能有效处理 CE-BEM 信道,而完全基于导频序列的均衡处理难以兼顾带宽利用率和处理效果,因此本文提出了基于上述时变线性均衡器的半盲均衡算法。

## 2 半盲均衡算法

假设在 $K$ 长度的数据中存在 $P$ 个训练符号 $\mathbf{S}_t = [s(n_0), \dots, s(n_{P-1})]^T$ ,延时 $\tau$ 对应的接收向量 $\bar{\mathbf{Y}}_t = [\bar{y}(n_0 - \tau), \dots, \bar{y}(n_{P-1} - \tau)]$ ,用“ $\mathbf{f}^{(k)}$ ”表示第 $k$ 次迭代计算后的均衡器系数,则直接用最小二乘估计获得的均衡器初始系数为

$$\mathbf{f}^{(0)} = (\bar{\mathbf{Y}}_t^* \bar{\mathbf{Y}}_t^T)^{-1} \bar{\mathbf{Y}}_t^* \mathbf{S}_t \quad (7)$$

为节约频带资源,训练符号数量越少越好。但为了保证上式中 $\bar{\mathbf{Y}}_t^* \bar{\mathbf{Y}}_t^T$ 满秩,最少要 $A(Q'+1)(L'$

+1)个训练符号。用式(7)初始化均衡器系数后,本文采用盲均衡进一步消除码间干扰。

ICA 算法一般用峰度衡量信号的非高斯性,ICA 均衡的目标即是使得信号的峰度最小<sup>[10]</sup>。它本质上使用了信号的高阶累积量,因而稳健性强,适用于非最小相位系统。它的代价函数如下

$$J_{\text{ICA}}(\mathbf{f}) = E[|\mathbf{z}_n|^4] - 2E[|\mathbf{z}_n|^2] \quad (8)$$

SDD 算法首先把高阶 QAM 信号星座划分为  $M/4$  个子区域,各区域仅包含等概率出现的 4 个符号,记作  $s_{r,m}$ 。根据文献[11],均衡器输出符号  $z_n$  可以等效为发送符号与加性高斯白噪声的和,用  $\rho$  表示噪声的方差, $z_n$  的后验概率密度函数为

$$\hat{p}(z_n) = \sum_{r=2i-1}^{2i} \sum_{m=2l-1}^{2l} \frac{1}{8\pi\rho} e^{-|z_n - s_{r,m}|^2/2\rho} \quad (9)$$

$$1 \leq i, l \leq \sqrt{M}/2$$

按最大后验准则,SDD 代价函数为

$$J_{\text{SDD}}(\mathbf{f}) = E[\rho \log(\hat{p}(z_n))] \quad (10)$$

上述代价函数没有闭式解。考虑到实际环境的复杂性,CE-BEM 模型要求观察窗  $K$  的取值较短,所以均衡可用的数据长度有限,不适于采用自适应方式处理。代价函数的一阶和二阶导数存在,本文借鉴文献[10]的处理方法,用 Newton 迭代搜索最优解。

初始化得到  $\mathbf{f}^{(0)}$  后,首先设置 ICA 和 SDD 各自对应的均衡器系数  $\mathbf{f}_I^{(0)} = \mathbf{f}_d^{(0)} = 0.5\mathbf{f}^{(0)}$ ,然后迭代处理。第  $k$  次迭代的计算过程如下:

$$\mathbf{z}_n^{(k)} = \mathbf{f}_I^{(k)\text{T}} \bar{\mathbf{y}}_n + \mathbf{f}_d^{(k)\text{T}} \bar{\mathbf{y}}_n \quad n = \dots, K-1 \quad (11)$$

$$\mathbf{f}_I^{(k+1)} = \mathbf{f}_I^{(k)} - (J'_{\text{ICA}}(\mathbf{f}_I)) \left( \frac{\partial J'_{\text{ICA}}(\mathbf{f}_I)}{\partial \mathbf{f}_I} \right)^{-1} \quad (12)$$

$$\mathbf{f}_d^{(k+1)} = \mathbf{f}_d^{(k)} - (J'_{\text{SDD}}(\mathbf{f}_d)) \left( \frac{\partial J'_{\text{SDD}}(\mathbf{f}_d)}{\partial \mathbf{f}_d} \right)^{-1} \quad (13)$$

ICA 代价的一阶和二阶导数如下

$$J'_{\text{ICA}}(\mathbf{f}_I) = \frac{\partial J_{\text{ICA}}(\mathbf{f}_I)}{\partial \mathbf{f}_I} = \frac{1}{K} \sum_{n=1}^K (|\mathbf{z}_n|^2 - 1) \mathbf{z}_n \bar{\mathbf{y}}_n^* \quad (14)$$

$$\frac{\partial J'_{\text{ICA}}(\mathbf{f}_I)}{\partial \mathbf{f}_I} = \frac{1}{K} \sum_{n=1}^K (3|\mathbf{z}_n|^2 - 1) \bar{\mathbf{y}}_n^* \bar{\mathbf{y}}_n^{\text{T}} \quad (15)$$

SDD 代价的一阶和二阶导数如下

$$J'_{\text{SDD}}(\mathbf{f}_d) = \frac{\partial J_{\text{SDD}}(\mathbf{f}_d)}{\partial \mathbf{f}_d} =$$

$$\frac{1}{K} \sum_{n=1}^K \frac{1}{C_n} \sum_{r=2i-1}^{2i} \sum_{m=2l-1}^{2l} e^{-|z_n - s_{r,m}|^2/2\rho} (s_{r,m} - z_n) \bar{\mathbf{y}}_n^* \quad (16)$$

$$\frac{\partial J'_{\text{SDD}}(\mathbf{f}_d)}{\partial \mathbf{f}_d} = \frac{1}{K} \sum_{n=1}^K \left[ C_n \sum_{r=2i-1}^{2i} \sum_{m=2l-1}^{2l} e^{-\frac{|z_n - s_{r,m}|^2}{2\rho}} \left( -\frac{1}{\rho} |s_{r,m} - z_n|^2 - 1 \right) + \frac{1}{\rho} \left( \sum_{r=2i-1}^{2i} \sum_{m=2l-1}^{2l} e^{-\frac{|z_n - s_{r,m}|^2}{2\rho}} (s_{r,m} - z_n) \right)^2 \right] \bar{\mathbf{y}}_n^* \bar{\mathbf{y}}_n^{\text{T}} \quad (17)$$

$$\text{其中 } C_n = \sum_{r=2i-1}^{2i} \sum_{m=2l-1}^{2l} e^{-|z_n - s_{r,m}|^2/2\rho}.$$

Newton 迭代的收敛速度很快,传统上是用代价函数梯度趋近于零作为迭代收敛判据,考虑到代价函数不唯一,且影响因素较多,门限难以设定。本文算法通过训练符号的均衡效果来判断迭代是否继续。用“ $\|\cdot\|$ ”表示向量二范数,迭代终止条件由下式计算获得

$$e = \mathbf{Y}_I^{\text{T}} \mathbf{f}_I^{(k)} + \mathbf{Y}_d^{\text{T}} \mathbf{f}_d^{(k)} - \mathbf{S}_I \quad (18)$$

观察式(11-17),可发现算法的复杂度集中在二阶导数中  $\bar{\mathbf{y}}_n^* \bar{\mathbf{y}}_n^{\text{T}}$  项的计算上。由于时变线性均衡器的特殊性,向量  $\bar{\mathbf{y}}_n$  维度比一般 SIMO 均衡器输入向量增加了  $(Q'+1)$  倍,  $\bar{\mathbf{y}}_n^* \bar{\mathbf{y}}_n^{\text{T}}$  项的计算也随之增加了  $(Q'+1)^2$  倍,直接计算该项对应算法的复杂度是  $O(KA^2(Q'+1)^2(L'+1)^2)$ 。本文利用时变线性均衡器的结构特点来减少计算,  $\bar{\mathbf{y}}_n^* \bar{\mathbf{y}}_n^{\text{T}}$  项展开后形式如下

$$\bar{\mathbf{y}}_n^* \bar{\mathbf{y}}_n^{\text{T}} = (\mathbf{I}_A \otimes (\Delta_{n,Q'} \otimes \mathbf{I}_{L'+1}))^* \times \mathbf{y}_n^* \mathbf{y}_n^{\text{T}} (\mathbf{I}_A \otimes (\Delta_{n,Q'} \otimes \mathbf{I}_{L'+1}))^{\text{T}} = \begin{bmatrix} \bar{\mathbf{R}}_{11}(n) & \cdots & \bar{\mathbf{R}}_{1A}(n) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \bar{\mathbf{R}}_{A1}(n) & \cdots & \bar{\mathbf{R}}_{AA}(n) \end{bmatrix} \quad (19)$$

其中

$$\bar{\mathbf{R}}_{ij}(n) = (\Delta_{n,Q'} \otimes \mathbf{I}_{L'+1})^* \mathbf{y}_n^{(i)*} \mathbf{y}_n^{(j)\text{T}} (\Delta_{n,Q'} \otimes \mathbf{I}_{L'+1})^{\text{T}} = \begin{bmatrix} \mathbf{R}_{ij}(n) & e^{-j\frac{2\pi}{K}n} \mathbf{R}_{ij}(n) & \cdots & e^{-j\frac{2\pi}{K}nQ'} \mathbf{R}_{ij}(n) \\ e^{j\frac{2\pi}{K}n} \mathbf{R}_{ij}(n) & \mathbf{R}_{ij}(n) & & \\ \vdots & & & \vdots \\ e^{j\frac{2\pi}{K}nQ'} \mathbf{R}_{ij}(n) & & \cdots & \mathbf{R}_{ij}(n) \end{bmatrix} = (e^{-j\frac{2\pi}{K}nQ'/2} \Delta_{n,Q'})^* (e^{-j\frac{2\pi}{K}nQ'/2} \Delta_{n,Q'}) \otimes \mathbf{R}_{ij}(n) \quad (20)$$

其中  $\mathbf{R}_{ij}(n)$  是第  $i$  路和第  $j$  路信道输出的相关。从式(20)可以看出计算  $\bar{\mathbf{R}}_{ij}(n)$  并不需要逐个计算矩阵的每个元素,仅需要用  $\mathbf{R}_{ij}(n)$  乘上向量  $e^{-j\frac{2\pi}{K}nQ'/2} \Delta_{n,Q'}$  中的各项,然后把乘积按式(20)组合,

即可得到结果。向量  $e^{-j\frac{2\pi n Q'}{2}} \Delta_{n,Q}$  的维度为  $(Q'+1)$ , 所以简化后本文 SB-SDD 算法的复杂度降为  $O(KA^2(Q'+1)(L'+1)^2)$ 。

### 3 仿 真

计算机仿真首先检验算法的抗噪声性能。通过 Jakes 法生成阶数为 2 的 Rayleigh 信道, 相应的最大多普勒频偏  $f_{\max} = 0.002$ , Rayleigh 信道是典型的时间频率双选择性信道, 有关 Jakes 方法细节详见文献[12]。采用时变线性均衡器处理时, 为满足  $Q' \geq Q \geq 2f_{\max} K$ , 选择均衡器参数  $Q' = 4, L' = 2$ 。所以总训练序列长度略大于均衡器初始化所需的最小值。

选取  $A=3$  的 SIMO 系统, 信号序列长度  $K = 1\ 000$ , 信噪比 15 dB, 仿真首先检验算法的收敛性能。为方便观察, 先不采用式(18)定义的迭代终止条件。当训练符号个数分别为 40, 50, 60 时, 经本文算法处理后的误码率随迭代次数变化情况如图 1 所示。结果说明对 QPSK 和 16QAM 信号, 本文算法都能保证较快收敛, 最终误码率与训练符号个数有关。

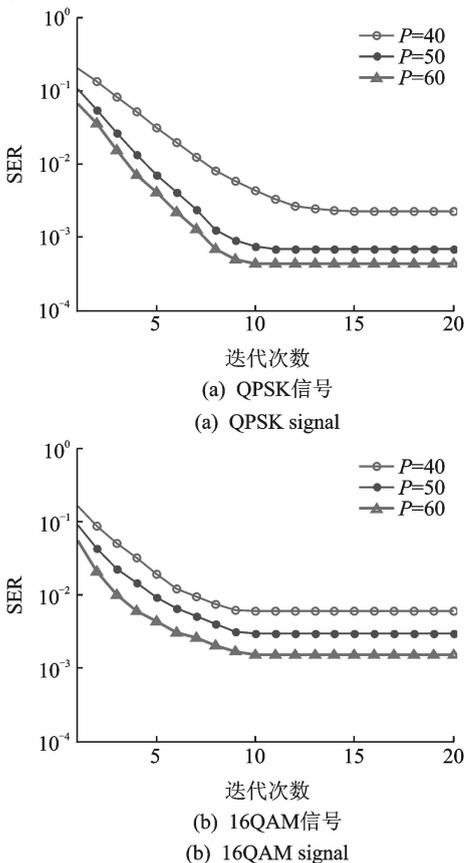


图 1 误码率随迭代次数变化示意图  
Fig. 1 Symbol error rate versus iterations

仿真条件同上, 训练符号个数定为 50, 把本文提出的 SB-SDD 算法同文献[6]中的半盲算法(记作 SB-DFE), 和文献[5]中的 MMSE 方法以及仅依靠训练序列的基于训练序列的方法(Pilot symbol assisted method, PSAM)方法相比较, 100 次蒙特卡洛试验所得误码率(Symbol error rate, SER)随信噪比变化曲线如图 2 所示。可以看出仅依靠训练序列设计出的均衡器不能有效均衡时变信道。SB-DFE 算法在低信噪比下, 误判决导致的差错传播严重, 误码率很高。而 SB-SDD 算法稳健性好, 性能最接近 MMSE 均衡器, 特别在低信噪比下优势明显。

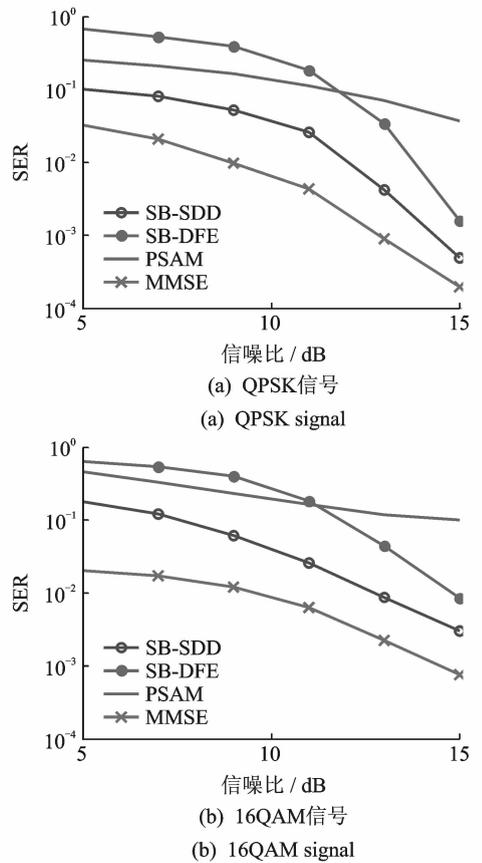


图 2 误码率随信噪比变化示意图  
Fig. 2 Symbol error rate versus signal to noise ratio

下面采用 Jakes 信道检验训练符号个数对算法性能的影响。选取  $A=2$  的 SIMO 系统, 传输数据块长度  $K = 500$ , 信噪比 15 dB。最大多普勒频偏  $f_{\max} = 0.002$ , 相应选择均衡器参数  $Q' = 2, L' = 2$ 。误码率随着训练符号长度变化曲线如图 3 所示。结果表明, 在相同误码率下, SB-SDD 算法所需的训练符号长度最少, 能更好地均衡时变信道。随着训练符号的增加, 各个算法性能逐渐接近。

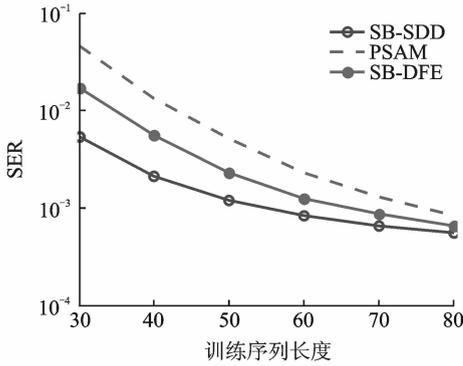


图 3 误码率随训练符号长度变化示意图

Fig. 3 Symbol error rate versus length of pilots

## 4 结束语

本文提出了 CE-BEM 信道模型下的新型半盲均衡算法。算法首先用少量训练序列初始化线性时变均衡器,然后转入盲均衡处理进一步消除码间干扰,最后由训练符号的均衡效果判断处理是否结束。其中盲均衡采用了联合 ICA 和 SDD 的代价函数,通过 Newton 法迭代搜索其最优解,并利用 CE-BEM 模型的特殊结构简化了迭代计算。新算法采用迭代处理,对时变信道均衡效果好,抗噪声能力强。仿真验证了本文算法的有效性。

### 参考文献:

- [1] Giannakis G B, Tepedelenlioglu C. Basis expansion models and diversity techniques for blind identification and equalization of time-varying channels[J]. Proc. IEEE, 1998, 86(10): 1969-1986.
- [2] Qu F, Yang L. Basis expansion model for underwater acoustic channels[C] // Proc of MTS/IEEE Oceans Conf. Quebec City; IEEE, 2008; 1-7.
- [3] Hrycak T, Das S, Matz G. Practical estimation of rapidly varying channels for OFDM systems [J]. IEEE Trans Wireless Commun, 2011, 59 (11): 3040-3048.
- [4] Ma X, Giannakis G B, Ohno S. Optimal training for block transmissions over doubly-selective fading channels[J]. IEEE Trans Signal Processing, 2003, 51(5): 1351-1366.
- [5] Barhumi I, Leus G, Moonen M. Time-varying FIR equalization for doubly selective channels[J]. IEEE Trans Wireless Commun, 2005, 4(1): 202-214.
- [6] Hrycak T, Das S, Matz G. Low complexity equalization for doubly selective channels modeled by a basis expansion[J]. IEEE Trans Signal Processing, 2010, 58(11): 5706-5719.
- [7] Bai E, Ding Z. Blind decision feedback equalization of time-varying channels with DPSK inputs[J]. IEEE Trans Signal Processing, 2001, 49(7): 1533-1542.
- [8] Peng D, Xiang Y, Trinh H. Adaptive blind equalization of time-varying SIMO systems driven by QPSK input [J]. Digital Signal Process, 2012, 7:14.
- [9] Tang Z, Leus G. RLS direct equalizer estimation with assistance of pilots for transmission over time-varying channels [C] // Proc of Signal Processing Conf Antalya. Turkey: [s. n.], 2005:322-325.
- [10] Ding Z, Rantnarajah T, Cowan C, et al. HOS-based semi-blind spatial equalization for MIMO Rayleigh fading channels[J]. IEEE Trans Signal Processing, 2008, 56(1): 248-255.
- [11] Chen S. Semi-blind fast equalization of QAM channels using concurrent gradient-Newton CMA and soft decision-directed scheme[J]. Internation Journal of Adaptive Control and Signal Process, 2010, 24(6): 467-476.
- [12] Zheng Y, Xiao C. Simulation models with correct statistical properties for Rayleigh fading channels [J]. IEEE Trans Commun, 2003, 51(6): 920-928.

作者简介:王成(1988-),男,硕士研究生,研究方向:信道盲均衡技术,调制识别技术,E-mail: melody198819@163.com;杨宾(1974-),男,副教授,研究方向:通信信号处理。