

基于概率密度函数匹配与分数低阶矩的并行盲均衡算法

马济通^① 邱天爽^{*①} 李蓉^② 夏楠^② 李景春^②

^①(大连理工大学电子信息与电气工程学部 大连 116024)

^②(国家无线电监测中心 北京 100037)

摘要: 为了提高脉冲噪声下盲均衡器的性能,该文提出一种基于概率密度函数匹配与分数低阶矩的并行盲均衡算法。首先采用概率密度函数匹配的思想进行盲均衡,充分利用其收敛速度快的优势。为了解决此均衡过程中引起的相位信息损失以及抑制脉冲噪声能力差的问题,又以并行的方式结合判决信号的分数低阶矩,并以此作为代价函数来共同更新盲均衡器的权向量,进一步提高了算法在脉冲噪声下的收敛速度与收敛精度。仿真实验表明,所提算法在有效解决相位旋转问题的同时较好地抑制了脉冲噪声,此外还具有较快的收敛速度和较小的稳态误差,稳健性较强。

关键词: 盲均衡; 概率密度函数; 并行算法; 分数低阶矩

中图分类号: TN911.7

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2017)07-1532-07

DOI: 10.11999/JEIT160841

Concurrent Blind Equalization Algorithm Based on Probability Density Function Matching and Fractional Lower Order Moments

MA Jitong^① QIU Tianshuang^① LI Rong^② XIA Nan^② LI Jingchun^②

^①(Faculty of Electronic Information and Electrical Engineering, Dalian University of Technology, Dalian 116024, China)

^②(State Radio Monitoring Center, Beijing 100037, China)

Abstract: In order to improve the performance of the blind equalizer under impulsive noise environments, a novel concurrent blind equalization algorithm based on probability density function matching and fractional lower order moments is presented. This algorithm uses the idea of probability density function matching at the beginning, and makes full use of the advantage of its fast convergence speed. In order to solve the problems of the phase information loss and incapability of suppressing impulse noise, this paper combines the fractional lower order moments of the decision signal in parallel as the cost function to update the weight coefficients of the blind equalizer. The convergence speed and convergence precision is further improved. The simulation experiments results show that the algorithm can effectively solve the problem of phase rotation and better suppress the impulse noise. Moreover, the algorithm has fast convergence speed, small steady-state error and strong robustness.

Key words: Blind equalization; Probability density function; Concurrent algorithm; Fractional lower order moments

1 引言

在无线通信中,由于传输信道的非理想特性而引起的码间串扰等干扰,严重影响了通信质量,使得通信系统的传输速率下降,误码率升高^[1]。信道均衡可有效克服码间串扰,提高系统性能。与自适应均衡相比,盲均衡算法无需训练序列即可跟踪信道

变化、补偿信道特性,提升系统的可靠性和传输速率,因而受到广泛的关注与研究^[2-4]。由于高斯分布模型便于分析和处理,多数盲均衡算法均假设信道中的噪声为高斯白噪声。然而受到自然或人为因素的影响,在实际应用中,信道噪声往往具有很强的脉冲性,不服从高斯分布^[5],更适合 α 稳定分布模型^[6]。由于 α 稳定分布不存在二阶及以上的统计量,这使得基于高斯模型假设的盲均衡算法性能出现严重退化甚至失效^[7],包括应用最为广泛的恒模算法(Constant Modulus Algorithm, CMA)。

针对脉冲噪声下的盲均衡问题,文献[8-10]利用输入信号的分数低阶恒模特性设计代价函数,提出

收稿日期: 2016-08-15; 改回日期: 2017-04-18; 网络出版: 2017-05-11

*通信作者: 邱天爽 qitsh@dlut.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金(61671105, 61139001, 61172108, 81241059)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (61671105, 61139001, 61172108, 81241059)

了一种基于分数低阶统计量的恒模盲均衡算法,即 FLOS-CMA 算法。在脉冲噪声条件下,该算法具有很好的韧性,但是收敛速度较慢。文献[11]将递归最小二乘(RLS)算法与 FLOS-CMA 算法相结合,提出了递归最小二乘恒模盲均衡算法,收敛速度更快,但此算法均衡后的信号相位信息损失,存在相位模糊与相位旋转的问题,而且计算量较大。文献[12]提出了一种直接判决并行分数低阶恒模算法,该算法与以上两种算法相比,收敛速度更快,同时也解决了相位模糊的问题,但是该算法收敛后稳态误差较大。

近年来,为了提高盲均衡算法的收敛速度,一种利用信号的概率密度函数进行信道均衡的方法得到广泛应用。文献[13]通过最小化期望输出信号和实际输出信号概率密度函数之间的距离,提出了新的盲均衡算法,与传统恒模算法相比,收敛速度更快。文献[14]在文献[13]的基础上,将 Parzen 窗与 Dirac-delta 函数相结合设计了新的信道均衡器,更适用于多径信道。但是以上两种盲均衡算法只利用了信号的恒模特性,均存在一定程度的相位信息损失,均衡后的信号相位发生了随机旋转。此外,该类算法对于脉冲噪声的抑制能力以及收敛精度还有提升的空间。

针对上述问题,为了改善脉冲噪声下盲均衡器的性能,提升其收敛速度与抑制脉冲噪声的能力,本文提出了一种基于概率密度函数匹配与分数低阶矩的并行盲均衡算法。该算法首先利用基于概率密度函数匹配的思想更新盲均衡器的权向量,若此时盲均衡器的输出与权向量更新前的输出相同,则再以并行的方式结合判决信号的分数低阶矩,更新均衡器权向量,进一步提高算法的收敛速度并实现对脉冲噪声的有效抑制。此外,由于引入判决信号的分数低阶矩补偿相位信息,解决了均衡后信号相位模糊的问题。实验表明,在脉冲噪声下,本文算法在补偿相位信息的同时,有效提高了算法的收敛速度,且均衡后稳态误差较小。

2 系统模型

2.1 盲均衡系统模型

在数字通信中,发送序列经过无线信道传输后,接收端接收的离散时间信号可表示为

$$y(n) = \sum_{k=0}^{L-1} h_k x(n-k) + v(n) \quad (1)$$

其中, $y(n)$ 表示接收信号,即均衡器的输入信号; h_k 表示信道的冲激响应; L 表示信道冲激响应的长度; $x(n)$ 为信源的发送信号; $v(n) = \text{Re}[v(n)] + j$

$\cdot \text{Im}[v(n)]$ 表示信道中的加性噪声,在本文中取为脉冲噪声;盲均衡算法的目的是消除接收信号 $y(n)$ 中的码间干扰和噪声,常用盲均衡器的表达式为

$$z(n) = \sum_{k=0}^{m-1} w_k y(n-k) = \mathbf{y}^H(n) \mathbf{w} \quad (2)$$

其中, $z(n)$ 为盲均衡器的输出信号, $\mathbf{w} = [w_0 \ w_1 \ \dots \ w_{m-1}]^T$ 表示盲均衡器的权向量, m 表示盲均衡器的阶数,均衡器的输入向量为 $\mathbf{y}(n) = [y(n) \ y(n-1) \ \dots \ y(n-m+1)]^T$ 。

2.2 脉冲噪声模型

在无线通信中,由于受到自然因素和人为电磁干扰的影响,信道中的噪声常包含强脉冲性的非高斯性噪声^[10]。 α 稳定分布模型更适合描述这些强脉冲性的噪声^[15]。该模型通常使用其特征函数进行描述。

$$\varphi(t) = \exp \{ j a t - \gamma |t|^\alpha [1 + j \beta \text{sgn}(t) \omega(t, \alpha)] \} \quad (3)$$

其中,

$$\omega(t, \alpha) = \begin{cases} \tan \frac{\alpha \pi}{2}, & \alpha \neq 1 \\ \frac{2}{\pi} \lg |t|, & \alpha = 1 \end{cases} \quad (4)$$

式中, $\alpha \in (0, 2]$ 为特征指数,用于描述 α 稳定分布的脉冲性程度, α 越小,脉冲性越强; $\beta \in [-1, 1]$ 为对称系数; $\gamma > 0$ 为分散系数; $a \in R$ 为稳定分布的位置参数。当 $\alpha = 2, \beta = 0$ 时, α 稳定分布退化为高斯分布。与高斯分布相比, α 稳定分布不存在二阶及以上的各阶统计量。因此,传统的基于最小均方误差准则或是基于高阶统计量设计的盲均衡器,在脉冲噪声下性能均出现严重退化。

3 基于 PDF 与 DDFLOM 的并行盲均衡算法

3.1 算法原理

在脉冲噪声下,为改善现有盲均衡算法的性能,提高收敛速度与收敛精度,本文通过引入基于概率密度函数匹配进行均衡的思想,再同时以并行的方式结合判决信号的分数低阶矩来更新盲均衡器的权向量,提出了一种基于概率密度函数匹配与分数低阶矩的并行盲均衡算法,该算法原理如图 1 所示。其中, $\hat{x}(n)$ 为判决后的信号, $\mathbf{w}_p(n)$ 为由采用概率密度函数(Probability Density Function, PDF)匹配思想确定的盲均衡器权向量, $\mathbf{w}_d(n)$ 为基于直接判决分数低阶矩(Decision Directed Fractional Lower Order Moments, DDFLOM)算法的权向量。盲均衡器的输出信号 $z(n)$ 为

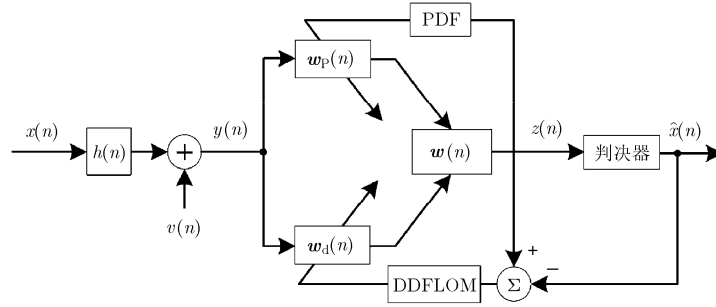


图1 本文算法原理图

$$z(n) = \sum_{k=0}^{m-1} w_{p,k}(n)y(n-k) + \sum_{k=0}^{m-1} w_{d,k}(n)y(n-k) \\ = \mathbf{y}^H(n)(\mathbf{w}_p(n) + \mathbf{w}_d(n)) \quad (5)$$

对于 $\mathbf{w}_p(n)$ 的确定, 不同于 CMA 等传统恒模类盲均衡算法, 其核心思想是使期望输出和实际输出这两者的概率密度函数之间匹配程度最大, 并以此为准来设计盲均衡器。记盲均衡器输出信号 $Z = \{|z(n)|^2\}$ 的概率密度函数为 $f_Z(s)$; 记期望输出信号, 即信源发送信号 $X = \{|x(n)|^2\}$ 的概率密度函数为 $f_X(s)$, 则通过最小化 $f_Z(s)$ 与 $f_X(s)$ 之间的距离即可实现两概率密度函数之间的匹配, 如式(6)所示。

$$J(\mathbf{w}) = \int_{-\infty}^{+\infty} (f_Z(s) - f_X(s))^2 ds \quad (6)$$

其中, $f_X(s)$ 和 $f_Z(s)$ 分别表示输出信号 Z 和发送信号 X 的概率密度函数在 s 处的值, 式(6)进一步展开可得

$$J(\mathbf{w}) = \int_{-\infty}^{+\infty} f_X^2(s) ds + \int_{-\infty}^{+\infty} f_Z^2(s) ds \\ - 2 \int_{-\infty}^{+\infty} f_Z(s) f_X(s) ds \quad (7)$$

从式(7)中可以看出, 该式的第1项为信源发送信号的信息势, 与均衡器权值无关; 式中第2项为均衡器输出信号的信息势, 由文献[13]可知, 最大化信息势会使得采样数据更符合均匀分布, 而不会使其更接近于均衡器的期望输出。通过最大化式(7)中的第3项, 即等价于最小化 $J(\mathbf{w})$, 可以使得两概率密度函数之间相匹配^[13]。在本文中, 将第3项作为盲均衡器中 $\mathbf{w}_p(n)$ 更新的代价函数, 如式(8)所示。

$$J_P(\mathbf{w}) = \int_{-\infty}^{+\infty} f_Z(s) f_X(s) ds \quad (8)$$

采用 Parzen 窗概率密度函数估计法^[16], 可得 $f_Z(s)$ 与 $f_X(s)$ 的估计为

$$\hat{f}_Z(s) = \frac{1}{L} \sum_{i=0}^{L-1} K_{\sigma_0}(s - |z_{k-i}|^2) \\ \hat{f}_X(s) = \sum_{i=0}^{N_s} p_X(x_i) K_{\sigma_0}(s - |x_i|^2) \quad (9)$$

其中, L 为输出信号的长度, k 表示 k 时刻; N_s 为信源发送信号中不同模值的个数; $p_X(x_i)$ 为信源发送信号 x_i 取不同传输符号的概率, 通常假设传输符号等概, 因此 $p_X(x_i) = 1/N_s$; $K_{\sigma_0}(x) = e^{-x^2/2\sigma_0^2} / \sqrt{2\pi}\sigma_0$ 为高斯核函数。取窗长 $L = 1$, 将式(9)代入式(8)中, 可得

$$J_P(\mathbf{w}) = \frac{1}{N_s} \sum_{i=1}^{N_s} K_{\sigma_0}(|z(n)|^2 - |x(i)|^2) \quad (10)$$

其中, $\sigma = \sqrt{2}\sigma_0$; 当信源发送信号为恒模信号, 设 $R = |x(n)|^2$ 为常数值, 利用梯度下降法, 迭代步长为 u_1 可得均衡器权向量 $\mathbf{w}_p(n+1)$ 的更新式为

$$\mathbf{w}_p(n+1) = \mathbf{w}_p(n) - u_1 \frac{(|z(n)|^2 - R)}{\sqrt{2\pi}\sigma^3} \\ \cdot z(n) \mathbf{y}^*(n) e^{-\frac{(|z(n)|^2 - R)}{2\sigma^2}} \quad (11)$$

基于判决导引的分数低阶矩算法(DDFLOM)是通过最小化输出信号与判决信号的分数低阶矩来实现权向量 $\mathbf{w}_d(n)$ 的更新, 所采用的代价函数为

$$J_d(\mathbf{w}) = E[|\hat{x}(n) - z(n)|^p] \quad (12)$$

在式(12)中, p 表示分数低阶矩的阶次且通常取 $0 < p < \alpha/2$, $\hat{x}(n)$ 由均衡后的信号 $z(n)$ 经过判决器 $Q[\cdot]$ 后所得, 即取原始发送信号的星座图集 X 中与 $z(n)$ 距离最近的星座点 x_i , 定义为

$$\hat{x}(n) = Q[z(n)] = \arg \min_{x_i \in X} |z(n) - x_i|^2 \quad (13)$$

在本文算法中, 首先利用式(12)更新均衡器权向量 $\mathbf{w}_p(n+1)$, 并计算此时均衡器输出:

$$\tilde{z}(n) = \mathbf{y}^H(n) \mathbf{w}_p(n+1) + \mathbf{y}^H(n) \mathbf{w}_d(n) \quad (14)$$

然后再以 $J_d(\mathbf{w})$ 为代价函数, 采用最速下降法, 同时结合并行算法来更新均衡器权向量 $\mathbf{w}_d(n+1)$, 有

$$\mathbf{w}_d(n+1) = \mathbf{w}_d(n) - u_2 \delta(Q[\tilde{z}(n)] - Q[z(n)]) \\ \cdot |Q[z(n)] - z(n)|^{p-2} \\ \cdot (Q[z(n)] - z(n)) \mathbf{y}^*(n) \quad (15)$$

其中, u_2 为迭代步长, 函数 $\delta(x)$ 为: 当 $x \neq 0 + j0$ 时, $\delta(x) = 0$; 当 $x = 0 + j0$ 时, $\delta(x) = 1$ 。由式(15)可知,

$\mathbf{w}_d(n+1)$ 并不是在每一次迭代中都更新，只有在 $\mathbf{w}_p(n+1)$ 更新前后，盲均衡器判决后的输出信号均相同时，才采用 DDFLOM 算法更新 $\mathbf{w}_d(n)$ ，进一步修正均衡器权向量，增强算法抑制脉冲噪声的能力。此外，由于采用了并行方式，进一步提高了算法的收敛速度。

综上所述，本文基于 PDF 与 DDFLOM 的并行盲均衡算法的均衡器权向量更新公式为

$$\mathbf{w}(n+1)=\mathbf{w}_p(n+1)+\mathbf{w}_d(n+1) \quad (16)$$

其中， $\mathbf{w}_d(n)$ 和 $\mathbf{w}_p(n)$ 长度一致，均为 m 维； $\mathbf{w}_p(n+1)$ 和 $\mathbf{w}_d(n+1)$ 的迭代公式如式(11)，式(15)所示。

3.2 算法步骤与性能分析

为了提高脉冲噪声下盲均衡器的性能，本文提出了基于 PDF 和 DDFLOM 的并行盲均衡算法，该算法利用 PDF 匹配的思想提高算法收敛速度，再以并行的方式结合 DDFLOM 算法，消除了相位旋转问题同时增强了脉冲噪声抑制能力。表 1 给出了本文算法的具体实施步骤。

表 1 本文算法实施步骤

步骤 1	初始化迭代次数 $n=0$ ，设置输入信号长度 N 、权向量长度 m ，将权向量 $\mathbf{w}(n)$ 及 $\mathbf{w}_p(n)$ 进行中心抽头初始化， $\mathbf{w}_d(n)$ 全零初始化： $\mathbf{w}(0)=[0\cdots 1\cdots 0]^T$ ， $\mathbf{w}_p(0)=[0\cdots 1\cdots 0]^T$ ， $\mathbf{w}_d(0)=[0\cdots 0\cdots 0]^T$ ；
步骤 2	对于第 n 次的迭代，计算输出信号： $z(n)=\mathbf{y}^H(n)\cdot\mathbf{w}(n)$ ；根据式(11)计算出权向量 $\mathbf{w}_p(n+1)$ ；
步骤 3	由 $\mathbf{w}_p(n+1)$ 和 $\mathbf{w}_d(n)$ 依据式(14)求得信号 $\tilde{z}(n)$ ；
步骤 4	将 $z(n)$ 和 $\tilde{z}(n)$ 分别经过判决器，即按照式(13)分别计算判决后的信号 $Q[z(n)]$ 和 $Q[\tilde{z}(n)]$ ；若两者不相等，则令 $\mathbf{w}_d(n+1)=\mathbf{w}_d(n)$ ；若两者相等，则按照式(15)更新 $\mathbf{w}_d(n+1)$ ；
步骤 5	均衡器权向量： $\mathbf{w}(n+1)=\mathbf{w}_p(n+1)+\mathbf{w}_d(n+1)$ ；令 $n=n+1$ ，返回步骤 2 进行迭代，重复步骤 2 到步骤 5，直至 $n>N-m$ 迭代结束。

下文分析本文盲均衡算法的收敛性能。对于基于概率密度函数匹配的盲均衡算法，由文献[14]可知，为了保证算法收敛， $\mathbf{w}_p(n)$ 迭代步长 u_1 的取值范围应为： $0<u_1<2/|\lambda|_{\max}$ ，其中， $|\lambda|_{\max}$ 表示由 $\partial^2 J_p(\mathbf{w})/\partial \mathbf{w}^2$ 所构成 Hesse 矩阵特征值的最大模值。同样，由文献[17]得，当 $\mathbf{w}_d(n)$ 的迭代步长 u_2 的取值满足： $u_2 \in (0, 2/\text{tr}[\mathbf{R}_{yy}])$ ，就可以保证 DDLMP 算法收敛，其中 $\mathbf{R}_{yy}=E[\mathbf{y}(n)\mathbf{y}^T(n)]$ 表示均衡器输入信号 $\mathbf{y}(n)$ 的自相关矩阵， $\text{tr}[\mathbf{R}_{yy}]$ 表示矩阵 $\mathbf{R}_{yy}$ 的迹。因此，只要迭代步长 u_1 和 u_2 取值分别满足上述条件，使得 PDF-CMA 和 DDFLOM 盲均衡算法都收敛，则本文基于 PDF 和 DDFLOM 的并行盲均衡算法也

必然收敛。

为了估计算法收敛速度，定义 $\mathbf{L}(n)=E[\mathbf{w}(n)]$ ，对于 PDF-CMA 算法，将式(2)和式(11)代入得

$$\mathbf{L}(n+1)=\mathbf{L}(n)\left[\mathbf{I}-u_1\frac{S_p}{\sqrt{2\pi}\sigma^3}\mathbf{R}_{yy}e^{-\frac{S_p}{2\sigma^2}}\right] \quad (17)$$

其中， $S_p=|z(n)|^2-R$ ，并记 $\mathbf{R}_{yy}$ 的最大特征值为 λ ， k_i 为常数值，可得 PDF-CMA 算法的收敛时间 t_p 估计值如下：

$$t_p=k_i\left/u_1\frac{S_p}{\sqrt{2\pi}\sigma^3}\lambda e^{-\frac{S_p}{2\sigma^2}}\right) \quad (18)$$

同理，对于本文 PDF+DDFLOM 并行盲均衡算法，将 $z(n)=\mathbf{w}(n)\mathbf{y}(n)$ 与式(16)代入 $\mathbf{L}(n)=E[\mathbf{w}(n)]$ 得 $\mathbf{L}(n+1)$

$$=\mathbf{L}(n)\left[\mathbf{I}-\left(u_1\frac{S_p}{\sqrt{2\pi}\sigma^3}\mathbf{R}_{yy}e^{-\frac{S_p}{2\sigma^2}}+u_2\delta\cdot S_w\cdot\mathbf{R}_{yy}\right)\right] \quad (19)$$

其中， $\delta=\delta(Q[\tilde{z}(n)]-Q[z(n)])$ ， $S_q=|Q[z(n)]-z(n)|^{p-2}$ ，且 $Q[z(n)]=\hat{\mathbf{w}}(n)\mathbf{y}(n)$ ， S_w 是一个大于零的常数，表示为 $S_w=S_q\cdot|\hat{\mathbf{w}}(n)-\mathbf{w}(n)|/|\mathbf{w}(n)|$ ，从而可估计本文并行盲均衡算法的收敛时间 t_d 为

$$t_d=k_i\left/u_1\frac{S_p}{\sqrt{2\pi}\sigma^3}\lambda e^{-\frac{S_p}{2\sigma^2}}+u_2\delta\cdot S_w\cdot\lambda\right) \quad (20)$$

与式(18)相比，显然本文算法的收敛时间 t_d 更小，故本文算法的收敛速度比 PDF-CMA 算法更快。

下面针对算法的计算复杂度进行分析。根据上文总结的算法步骤可知，本文算法的计算复杂度主要来源于 $\mathbf{w}_p(n+1)$ 和 $\mathbf{w}_d(n+1)$ 的更新。设盲均衡器权长度为 m ，则在一次迭代过程中， $\mathbf{w}_p(n+1)$ 的更新需复数乘法 $m+1$ 次，复数加法 m 次，实数乘法4次，实数加法1次，模运算1次，因此经 $N-m$ 次迭代后，需要 $(N-m)(4m+10)$ 次实数乘法， $(N-m)\cdot(4m+4)$ 次实数加法；同理， $\mathbf{w}_d(n+1)$ 经 $N-m$ 次迭代更新后需 $(N-m)(4m+8)$ 次实数乘法， $(N-m)\cdot(4m+7)$ 次实数加法。因无法确定盲均衡器达到收敛状态所需的迭代次数，假设都为 $N-m$ 次，表 2 给出了本文算法和其他 3 种盲均衡算法经 $N-m$ 次迭代后计算复杂度对比。

因 m 的取值一般在 15 至 30 之间，由表 2 可知，本文算法的运算量少于 FLOS+DDLMP 算法，与 FLOS-CMA 算法和 PDF-CMA 算法相比运算量有所增加，但是本文算法与 FLOS-CMA 算法相比提高了收敛速度，所需的迭代次数更少即可达到收敛，相比而言总的运行时间并不长；与 PDF-CMA 算法相比，虽运算量增加但抑制脉冲噪声的能力更强，更符合实际需求。

表 2 盲均衡算法的计算复杂度对比

盲均衡算法	FLOS-CMA 算法	PDF-CMA 算法	FLOS+DDLMP 算法	本文算法
实数乘法次数	$(N-m)(12m+9)$	$(N-m)(8m+10)$	$(N-m)(24m+33)$	$(N-m)(20m+34)$
实数加法次数	$(N-m)(10m+2)$	$(N-m)(8m+2)$	$(N-m)(26m+29)$	$(N-m)(22m+31)$

4 仿真实验

为了验证算法的性能,进行了仿真实验。本文采用广义信噪比(GSNR)来度量信号与脉冲噪声之间的强弱,采用剩余码间干扰(ISI)来衡量盲均衡算法的收敛性能,如式(21)所示。

$$\left. \begin{aligned} \text{GSNR} &= 10 \lg \left(E(|y(n)|^2) / \gamma \right) \\ \text{ISI} &= 10 \lg \frac{\sum_n |s_n|^2 - \max_n |s_n|^2}{\max_n |s_n|^2} \end{aligned} \right\} \quad (21)$$

其中, $y(n)$ 表示均衡器的接收信号, $s_n = h(n) \otimes w(n)$ 表示信道系数和盲均衡器权向量的联合冲激响应。

为了进一步说明本文算法的优越性,在不同脉冲噪声指数、不同广义信噪比、不同信道系数等环境下,本文同时仿真了基于概率密度函数匹配的盲均衡算法^[13](记为 PDF-CMA)、基于分数低阶统计量的盲均衡算法^[9](记为 FLOS-CMA)、直接判决并行分数低阶恒模盲均衡算法^[12](记为 FLOS+DDLMP)以及本文提出的基于 PDF 与 DDFLOM 的并行盲均衡算法(记为 PDF+DDFLOM)。仿真实验中,信源发送信号 $x(n)$ 为 QPSK 调制信号,均衡器权向量的长度取为 21,所有运行结果均由 100 次 Monte-Carlo 实验得到。

实验 1 脉冲噪声特征指数对算法收敛性能的影响。

图 2 给出了在不同脉冲噪声特征指数下各算法的剩余码间干扰曲线。脉冲噪声的特征指数 α 分别

$$\begin{aligned} h_1 &= [0.0324+0.0235j \quad -0.0405-0.0294j \quad 0.0566+0.0411j \quad -0.1699-0.1234j \quad -0.4045-0.2939j \\ &\quad 0.5825+0.4232j \quad 0.2912+0.2116j \quad 0.000+0.000j \quad 0.1699+0.1234j \quad 0.0243+0.0176j \quad 0.0566+0.0411j] \end{aligned}$$

取 1.7 和 1.2, GSNR 为 30 dB,实验中所采用的信道参数为: $h = [-0.2+0.3j \quad -0.5+0.4j \quad 0.7-0.6j \quad 0.4+0.3j \quad 0.2+0.1j \quad -0.1+0.2j]$ 。由图 2(a)可知, $\alpha = 1.7$ 时,本文算法收敛速度最快,稳态误差较小,收敛精度也较高。当噪声的脉冲性增强,如图 2(b)所示,本文算法抑制脉冲噪声的效果仍较好,保持收敛速度快、稳态误差小等优点,对于不同脉冲性噪声本文算法鲁棒性较高。

图 3 给出了 $\alpha = 1.7$ 时各算法均衡后的信号星座图。如图 3 所示,在各星座图中,本文算法均衡后所得的信号星座图聚集程度较高、信号识别最为清晰。本文算法相比于 PDF 算法和 FLOS 算法,补充了信号的相位信息,解决了这两种算法均衡后相位旋转的问题;相比于 FLOS+DDLMP 算法,本文算法各星座点周围零星的离散点较少,信号识别准确度较高。

实验 2 广义信噪比对算法收敛性能的影响。

本实验中采用实验 1 的信道,脉冲噪声特征指数 α 取为 1.7。由图 2 可知,在 1000 次迭代后本文算法已基本趋于收敛,故图 4 给出了不同广义信噪比下各盲均衡算法在 1000 次迭代处的 ISI 数值。从图 4 中可以看出,随着 GSNR 的增加,所有算法在 1000 次迭代处的 ISI 数值都有所降低,但是本文算法在 1000 次迭代处 ISI 值始终优于其他 3 种对比算法,即经过 1000 次迭代后,本文所取得的收敛精度优于另外 3 种算法。

实验 3 不同信道系数对算法性能的影响。

在本实验中采用两个不同性能的信道进行仿真,其中一个为典型的优质电话信道,信道系数为

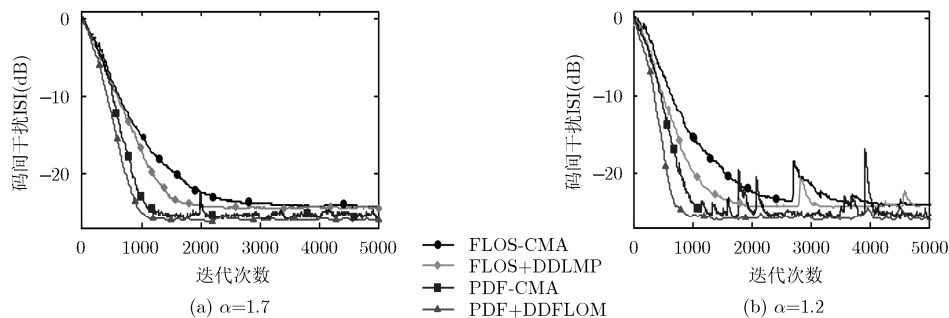


图 2 不同脉冲噪声特征指数下的 ISI 曲线

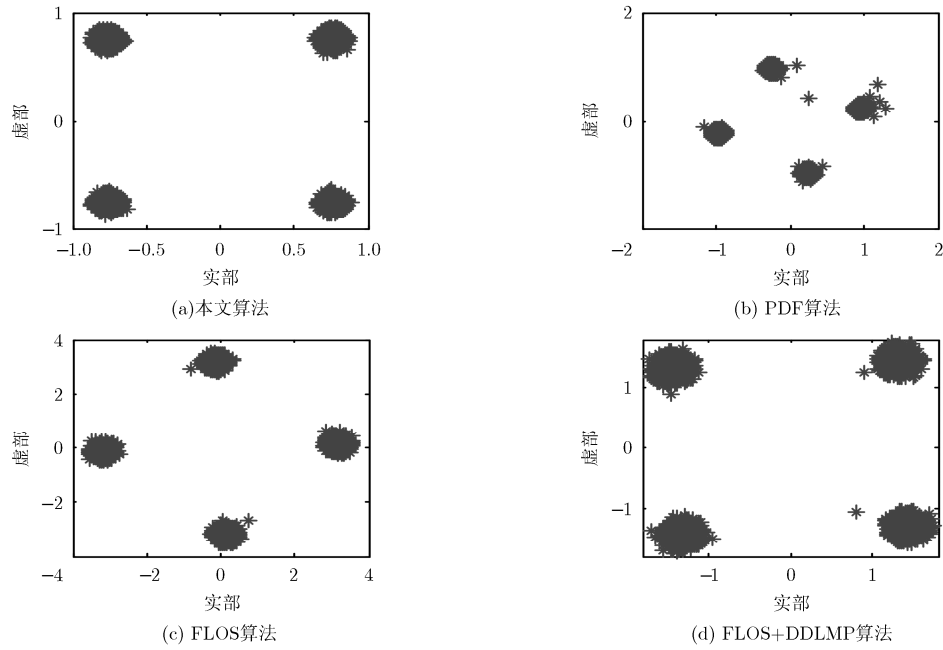
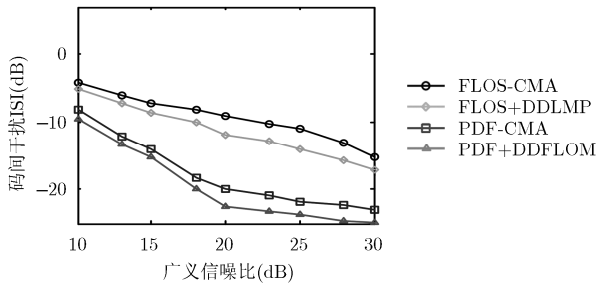
图 3 $\alpha = 1.7$ 时各算法均衡后信号星座图

图 4 不同 GSNR 下的 ISI 数值

改变 h_1 中的两个权系数符号，得到另一个性能较差的信道 h_2 ：

$$h_2 = [0.0324 + 0.0235j \quad -0.0405 - 0.0294j \quad 0.0566 + 0.0411j \quad 0.1699 + 0.1234j \quad 0.4045 + 0.2939j \quad 0.5825 + 0.4232j \quad 0.2912 + 0.2116j \quad 0.000 + 0.000j \quad 0.1699 + 0.1234j \quad 0.0243 + 0.0176j \quad 0.0566 + 0.0411j]$$

除信道系数 h_1 ， h_2 不同外，本实验中其余实验环境

均相同，GSNR 都为 30 dB，特征指数 α 都取 1.3。由图 5 可得，在两种不同信道下，FLOS-CMA 算法、FLOS+DDLMP 算法的收敛速度均较慢，在劣质信道 h_2 下，需经大约 28000 次迭代后才基本收敛。PDF-CMA 算法在劣质信道 h_2 下也需约 12000 次迭代才可收敛，此外该算法稳态误差较大。本文算法在这两种不同特性的信道下，收敛速度均最快，同时稳态误差较小，表明了本文算法较强的鲁棒性。

5 结论

为了改善脉冲噪声下盲均衡器的性能，本文提出了基于概率密度函数匹配与分数低阶矩的并行盲均衡算法。该算法首先利用概率密度函数匹配的思想进行盲均衡，提高算法的收敛速度；又引入分数低阶统计量和判决盲均衡机制，解决了信号相位旋转和无法有效抑制脉冲噪声的问题。为了充分利用 PDF 收敛速度快与 DDFLOM 抑制脉冲噪声效果好

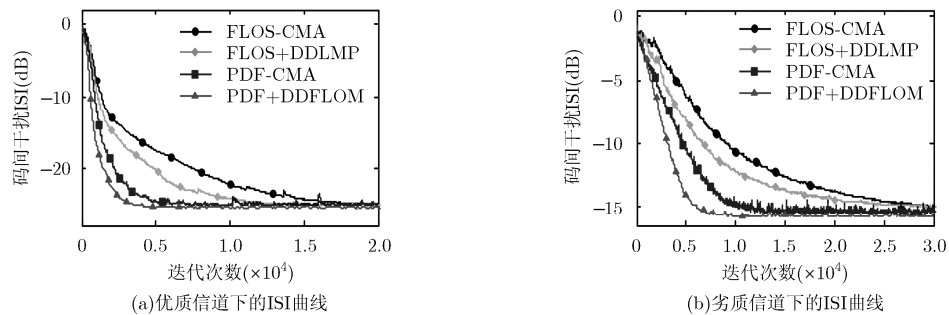


图 5 不同信道特性下各算法的 ISI 曲线

的优势, 本文又以并行的方式将两种方法相结合进行盲均衡。与 PDF、FLOS+DDLMP 等盲均衡算法相比, 进一步提高了算法的收敛速度, 稳态误差较小, 且解决了相位旋转问题。仿真实验表明, 本文算法在不同特征指数、不同广义信噪比、不同特性的信道下均具有较好的性能, 鲁棒性较强。

参考文献

- [1] LIM J. Mixture filtering approaches to blind equalization based on estimation of time-varying and multi-path channels [J]. *Journal of Communications & Networks*, 2016, 18(1): 8-18. doi: 10.1109/JCN.2016.000004.
- [2] SILVA M T M and ARENAS-GARCIA J. A soft-switching blind equalization scheme via convex combination of adaptive filters[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2013, 61(5): 1171-1182. doi: 10.1109/TSP.2012.2236835.
- [3] YU C and XIE L. On recursive blind equalization in sensor networks[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2015, 63(3): 662-672. doi: 10.1109/TSP.2014.2376884.
- [4] SCARANO G, PETRONI A, BIAGI M, *et al.* Second-order statistics driven LMS blind fractionally spaced channel equalization[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2017, 24(2): 161-165. doi: 10.1109/LSP.2016.2635034.
- [5] 邱天爽, 戚寅哲. 稳定分布噪声下基于粒子滤波的双站伪多普勒定位方法[J]. *通信学报*, 2016, 37(1): 28-34. doi: 10.11959/J.ISSN.1000-436x.2016004.
QIU Tianshuang and QI Yinzhe. Dual-station pseudo-Doppler localization method based on particle filtering with stable distribution noise[J]. *Journal on Communications*, 2016, 37(1): 28-34. doi: 10.11959/J.ISSN.1000-436x.2016004.
- [6] LUAN S, QIU T, ZHU Y, *et al.* Cyclic correntropy and its spectrum in frequency estimation in the presence of impulsive noise[J]. *Signal Processing*, 2016, 120(4): 503-508. doi: 10.1016/J.SIGPRO.2015.09.023.
- [7] PELEKANAKIS K and CHITRE M. Adaptive sparse channel estimation under symmetric alpha-stable noise[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2014, 13(6): 3183-3195. doi: 10.1109/TWC.2014.042314.131432.
- [8] RUPI M, TSAKALIDES P, RE E D, *et al.* Constant modulus blind equalization based on fractional lower-order statistics[J]. *Signal Processing*, 2004, 84(5): 881-894. doi: 10.1016/J.SIGPRO.2004.01.006.
- [9] TANG Hong, QIU Tianshuang, and LI Ting. Capture properties of the generalized CMA in alpha-stable noise environment[J]. *Wireless Personal Communications*, 2009, 49(1): 439-442. doi: 10.1007/S11277-008-9560-8.
- [10] LI S and QIU T S. Tracking performance analysis of fractional lower order constant modulus algorithm[J]. *Electronics Letters*, 2009, 45(11): 545-546. doi: 10.1049/EL.2009.0561.
- [11] 郭莹, 邱天爽, 唐洪, 等. 脉冲噪声环境下的恒模盲均衡算法[J]. *通信学报*, 2009, 30(4): 35-40. doi: 10.3321/J.ISSN:1000-436X.2009.04.007.
GUO Ying, QIU Tianshuang, TANG Hong, *et al.* Constant modulus algorithm for blind equalization under impulsive noise environments[J]. *Journal on Communications*, 2009, 30(4): 35-40. doi: 10.3321/J.ISSN:1000-436X.2009.04.007.
- [12] LI Sen, WANG Yan, and LIN Bin. Concurrent blind channel equalization in impulsive noise environments[J]. *Chinese Journal of Electronics*, 2013, 22(4): 741-746.
- [13] LAZARO M, SANTAMARIA I, ERDOGMUS D, *et al.* Stochastic blind equalization based on PDF fitting using Parzen estimator[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2005, 53(2): 696-704. doi: 10.1109/TSP.2004.840767.
- [14] KIM N, BYUN H G, YOU Y H, *et al.* Blind signal processing for impulsive noise channels[J]. *Journal of Communications & Networks*, 2012, 14(1): 27-33. doi: 10.1109/JCN.2012.6184548.
- [15] LIU H, LI Y, ZHOU Y, *et al.* Impulsive noise suppression in the case of frequency estimation by exploring signal sparsity [J]. *Digital Signal Processing*, 2016, 57(3): 34-45. doi: 10.1016/J.DSP.2016.06.012.
- [16] 郭业才, 龚秀丽, 张艳萍. 基于样条函数 Renyi 熵的时间分集小波盲均衡算法[J]. *电子与信息学报*, 2011, 33(9): 2050-2055. doi: 10.3724/SP.J.1146.2011.00110.
GUO Yecai, GONG Xiuli, and ZHANG Yanping. Spline function Renyi entropy based time diversity wavelet blind equalization algorithm[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2011, 33(9): 2050-2055. doi: 10.3724/SP.J.1146.2011.00110.
- [17] ALNAFFOURI T Y, DAHMAN A A, SOHAIL M S, *et al.* Low complexity blind equalization for OFDM systems with general constellations[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2012, 60(12): 6395-6407. doi: 10.1109/TSP.2012.2218808.

马济通: 男, 1990 年生, 博士生, 研究方向为阵列信号处理、非高斯非平稳信号处理等。

邱天爽: 男, 1954 年生, 博士, 教授, 博士生导师, 研究方向为非平稳非高斯统计信号处理, 数字信号处理等。

李 蓉: 女, 1984 年生, 博士, 高级工程师, 研究方向为认知无线电与数字信号处理等。

夏 楠: 男, 1983 年生, 博士, 高级工程师, 研究方向为无线电定位以及通信信号处理等。

李景春: 男, 1966 年生, 博士, 教授级高级工程师, 研究方向为无线电监测理论与应用等。