

一种基于 MMSE 准则的直接盲均衡新算法及实现

代松银¹, 董书攀², 袁嗣杰¹

(1. 装备指挥技术学院测控研究中心, 北京 101416; 2. 中国人民解放军 96627 部队, 北京 100085)

摘要: 基于互相关向量估计的直接盲 MMSE 均衡算法通常需要观测向量两个相邻延时的自相关矩阵来构建互相关向量外积. 本文提出了一种盲 MMSE 均衡新算法, 利用了统计独立输入信号自相关矩阵是移位矩阵的特殊性质, 只需观测向量单个延时的自相关函数便可得到互相关向量的外积, 使计算量减少二分之一. 然后推导出了新算法的自适应实现过程, 实时地对均衡系数向量更新估计, 每次更新计算量只有 $O(K^2)$. 仿真证明新算法的性能优于原算法, 而且对信道阶数错误估计非常稳健, 自适应实现算法也具有很好的收敛性能.

关键词: 盲均衡; MMSE 准则; 互相关向量; 信道阶数

中图分类号: TN911 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2011) 10-2437-07

A Novel Direct Blind MMSE Equalization Algorithm and the Adaptive Implementation

DAI Song-yin¹, DONG Shu-pan², YUAN Si-jie¹

(1. TT&C Research Center, Academy of Equipment Command & Technology, Beijing 101416, China;

2. Troop 96627, Beijing 101416, China)

Abstract: In the direct blind MMSE equalization algorithm based on cross-correlation vector estimation, two auto-correlation matrix of the received signal is usually used to compute the outer-product of cross-correlation vector. A novel blind MMSE equalization algorithm is proposed, which requires only one auto-correlation matrix to obtain the outer-product based on the property of shift matrix. The computational complexity is reduced by two times. Then an efficient fast adaptive implementation of the novel algorithm is presented to recursively update the equalizer coefficient vector real time. It has the computational complexity of $O(K^2)$. Numerical simulations show that the proposed algorithm has better performance than the old algorithm and it is robust to channel order mismatch. Furthermore, the adaptive implementation has good convergence performance.

Key words: blind equalization; MMSE (Minimum Mean Square Error) rule; cross-correlation vector; channel order

1 引言

随着对单输入多输出信道 (Single-Input Multiple-Output, SIMO) 盲均衡研究的不断深入, 盲信道辨识和均衡发展进入一个新的时期, 只凭借输出信号的二阶统计量 (Second-Order Statistics, SOS) 便可以实现对 SIMO 线性离散信道的均衡. 在这结果基础上形成了多种信道盲均衡和盲辨识算法^[1~4]. 基于 SOS 的盲均衡方法的收敛速度远远快于基于高阶统计量的方法, 但是大部分 SOS 方法对信道阶数非常敏感^[5,6]. 文献[7,8]针对该问题, 提出了一种基于互相关向量估计的直接盲 MMSE 均衡算法, 该方法对信道阶数过估计非常稳健. 但是该方法涉及大型矩阵乘积, 计算量较大, 如果在线实现, 均衡系数向量每次更新估计的计算量高达 $O(K^3)$ (K 为矩阵维数). 文献[8]基于线性预测方法提出了相应的自适应算法, 计算量减少为 $O(K^2)$, 但其性能有待于进一步提高.

基于互相关向量估计的直接盲 MMSE 均衡算法 (后面简称原算法) 通常需要观测向量两个相邻延时的自相关矩阵来构建互相关向量的外积. 本文提出了一种基于 MMSE 准则的直接盲均衡新算法, 只需观测向量单个延时的自相关矩阵便可得到互相关向量的外积. 该方法和原算法相比, 计算量减少了二分之一. 然后推导出了新算法的自适应实现过程, 每次更新估计的计算量为 $O(K^2)$. 最后对新算法及其自适应实现算法的性能进行了仿真, 比较了新算法和原算法的性能, 详细讨论了算法的延时选择和信道阶数不匹配性能, 并对提出的自适应实现算法和基于线性预测方法的自适应算法^[8]的收敛性能进行了比较.

2 算法模型和 MMSE 均衡原理

考虑一个过采样或天线分集的 SIMO 离散线性系统模型, 信道的输入输出关系可表示为:

$$\mathbf{x}(n) = \sum_{k=0}^{L_h} \mathbf{s}(k) \mathbf{h}(n-k) + \mathbf{v}(n) \quad (1)$$

式中, $\{\mathbf{s}(n)\}$ 是统计独立发送信号序列, $\mathbf{x}(n) = [x^1(n), \dots, x^P(n)]^T$ 为信道输出向量; $\mathbf{h}(n) = [h_1(n), \dots, h_P(n)]^T$, 其元素 $h_i(n) (i=1, \dots, P)$ 为第 i 条信道的冲激响应, P 为信道个数, L_h 是信道的最大阶数; $\mathbf{v}(n) = [v^1(n), \dots, v^P(n)]^T$ 为信道上叠加的高斯白噪声向量. 则对于 M 个连续观测值可用矩阵形式描述为:

$$\mathbf{X}_M(n) = \mathbf{H}_M \mathbf{s}(n) + \mathbf{v}_M(n) \quad (2)$$

式中,

$$\mathbf{X}_M(n) = [\mathbf{x}^T(n), \mathbf{x}^T(n-1), \dots, \mathbf{x}^T(n-M+1)]^T,$$

$$\mathbf{s}(n) = [s(n), s(n-1), \dots, s(n-M+L_h-1)]^T,$$

$$\mathbf{v}_M(n) = [\mathbf{v}^T(n), \mathbf{v}^T(n-1), \dots, \mathbf{v}^T(n-M+1)]^T,$$

\mathbf{H}_M 为 $MP \times (M+L_h)$ 维的信道 Toeplitz 矩阵:

$$\mathbf{H}_M = \begin{bmatrix} \mathbf{h}(0) & \cdots & \mathbf{h}(L_h) & \cdots & 0 \\ & \ddots & & \ddots & \\ 0 & & \mathbf{h}(0) & \cdots & \mathbf{h}(L_h) \end{bmatrix} \quad (3)$$

并有如下假设:

(1) 系统的输入信号 $\mathbf{s}(n)$ 是独立同分布的随机变量序列, 其均值为 0, 方差为 σ_s^2 ;

(2) 系统的观测噪声是均值为 0, 方差为 σ_v^2 的高斯白噪声, 且与输入信号不相关;

(3) \mathbf{H}_M 有满列秩.

根据 MMSE 准则^[9], MMSE 均衡器代价函数为

$$J(\mathbf{g}) = E \{ |\mathbf{s}(n-d) - \mathbf{g}^H \mathbf{X}_M(n)|^2 \} \quad (4)$$

其中, $d (d \in \{0, 1, \dots, L_h + M - 1\})$ 为均衡器延时, \mathbf{g} 为 $P(L_g + 1) \times 1$ 维 FIR 均衡器的系数向量, $\mathbf{g} = [g^{(1)}(0) \cdots g^{(P)}(0) \cdots g^{(1)}(L_g) \cdots g^{(P)}(L_g)]^T$, L_g 为均衡器的阶数, $M = L_g + 1$.

对式(4)求导, 可得 MMSE 均衡器系数向量为

$$E \{ \mathbf{X}_M(n) \mathbf{X}_M(n)^H \} \mathbf{g} = E \{ \mathbf{X}_M(n) \mathbf{s}(n-d)^* \} \quad (5)$$

$$\mathbf{g} = \mathbf{R}_{XX}^{\#} \mathbf{G}_d = \sigma_s^2 \mathbf{R}_{XX}^{\#} \mathbf{H}_M(:, d+1) \quad (6)$$

其中, “#”表示矩阵的逆, $\mathbf{H}_M(:, d+1)$ 表示信道矩阵 \mathbf{H}_M 的第 $d+1$ 列向量.

$$\mathbf{R}_{XX} = E \{ \mathbf{X}_M(n) \mathbf{X}_M(n)^H \} = \mathbf{H}_M \mathbf{H}_M^H + \sigma_v^2 \mathbf{I}_K \quad (K = MP)$$

$$\mathbf{G}_d = E \{ \mathbf{X}_M(n) \mathbf{s}(n-d)^* \} = \sigma_s^2 \mathbf{H}_M(:, d+1) \quad (7)$$

3 直接盲均衡新算法及实现

3.1 互相关向量估计

算法中互相关向量估计主要是根据输入信号和噪声的自相关矩阵是移位矩阵的特殊性质, 采用观测向量 $\mathbf{X}_M(n)$ 的二阶统计特性构建互相关向量的外积, 来估计互相关向量. 为了方便起见, 不妨设输入信号具有单位方差, 即 $\sigma_s^2 = 1$, 输入信号自相关矩阵的特性如下:

$$\mathbf{R}_S(k) = E \{ \mathbf{s}(n) \mathbf{s}^H(n-k) \} = \begin{cases} \mathbf{J}^k, & k \geq 0 \\ (\mathbf{J}^T)^{|k|}, & k < 0 \end{cases} \quad (8)$$

\mathbf{J} 是 $(M+L_h) \times (M+L_h)$ 维的移位矩阵, 仅第一个次对角线上的元素为 1, 其他均为 0. 假设不存在噪声, 观测向量延时为 k 的自相关矩阵为

$$\begin{aligned} \mathbf{R}_{XX}(k) &= E \{ \mathbf{X}_M(n+k) \mathbf{X}_M(n)^H \} \\ &= E \{ \mathbf{H}_M \mathbf{s}(n+k) \mathbf{s}^H(n) \mathbf{H}_M^H \} \end{aligned} \quad (9)$$

根据式(8)可得

$$\mathbf{R}_{XX}(k) = \mathbf{H}_M \begin{bmatrix} \mathbf{0}_{k \times (M+L_h-k)} & \mathbf{0}_{k \times k} \\ \mathbf{I}_{(M+L_h-k) \times (M+L_h-k)} & \mathbf{0}_{(M+L_h-k) \times k} \end{bmatrix} \mathbf{H}_M^H \quad (10)$$

根据 \mathbf{J}^k 的特性, 如果将式(10)的等式右边后两矩阵相乘, 相当于将 \mathbf{H}_M^H 的行向下进行平移 (即将 \mathbf{H}_M 的列向右平移), 则可得

$$\mathbf{A}_k^H = [\mathbf{0}_k \quad \mathbf{H}_M(:, 1:M+L_h-k)]^H \quad (11)$$

$\mathbf{H}_M(:, 1:M+L_h-k)$ 表示取 \mathbf{H}_M 的前 1 至 $M+L_h-k$ 列, \mathbf{A}_k 的维数和 \mathbf{H}_M 相同, 即 \mathbf{A}_k 维数为 $MP \times (M+L_h)$. 式(10)将表示为

$$\mathbf{R}_{XX}(k) = E \{ \mathbf{X}_M(n+k) \mathbf{X}_M^H(n) \} = \mathbf{H}_M \mathbf{A}_k^H \quad (12)$$

同理, 如果将式(10)等式右边前两矩阵相乘, 相当于将 \mathbf{H}_M 进行了列平移

$$\mathbf{B}_k = [\mathbf{H}_M(:, k+1:M+L_h) \quad \mathbf{0}_k] \quad (13)$$

$$\mathbf{R}_{XX}(k) = E \{ \mathbf{X}_M(n+k) \mathbf{X}_M^H(n) \} = \mathbf{B}_k \mathbf{H}_M^H \quad (14)$$

根据 $\mathbf{H}_M^H (\mathbf{H}_M \mathbf{H}_M^H)^{\#} \mathbf{H}_M = \mathbf{I}$, 构建矩阵如下

$$\mathbf{F}_k = \mathbf{R}_{XX}^H(k) \mathbf{R}_{XX}^{\#}(0) \mathbf{R}_{XX}(k) = \mathbf{A}_k \mathbf{A}_k^H \quad (15)$$

下面研究 \mathbf{F}_k 的特点. \mathbf{A}_k 的具体结构表示如下

$$\mathbf{A}_k = \begin{bmatrix} 0 & \cdots & 0 & \mathbf{h}(0) & \cdots & \mathbf{h}(d-1) & \mathbf{h}(d) \\ 0 & \cdots & \cdots & 0 & \mathbf{h}(0) & \cdots & \mathbf{h}(d-1) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & \cdots & \cdots & 0 & 0 & \cdots & \mathbf{h}(d-M+1) \end{bmatrix} \quad (16)$$

式(16)中 $d = M+L_h-k$, 根据信道有限持续特性, 如果信道冲激响应延时 $l < 0$ 或 $l > L_h$, 则有 $\mathbf{h}(l) = 0$. 下面将 \mathbf{A}_k 向上平移 P 行, 即将 \mathbf{J}^P 左乘 \mathbf{A}_k 可得

$$\mathbf{J}^P \mathbf{A}_k = \begin{bmatrix} 0 & \cdots & 0 & \mathbf{h}(0) & \cdots & \mathbf{h}(d-2) & \mathbf{h}(d-1) \\ 0 & \cdots & 0 & 0 & \mathbf{h}(0) & \cdots & \mathbf{h}(d-2) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & \cdots & 0 & \cdots & 0 & \mathbf{h}(d-M) & \mathbf{h}(d-M+1) \\ 0 & \cdots & 0 & 0 & 0 & \cdots & 0 \end{bmatrix} \quad (17)$$

比较式(16)和式(17)可知当 $\mathbf{h}(d-M) = 0$, 即 $d < M$ 时, $\mathbf{J}^P \mathbf{A}_k$ 的后 $M+L_h-1$ 列和 \mathbf{A}_k 的前 $M+L_h-1$ 列

相同.故可得

$$\begin{aligned} \mathbf{J}^p \mathbf{A}_k \mathbf{A}_k^H (\mathbf{J}^p)^H &= \mathbf{A}_k(:, 1) \mathbf{A}_k^H(:, 1) + \mathbf{A}_k(:, 2) \mathbf{A}_k^H(:, 2) + \cdots \\ &+ \mathbf{A}_k(:, M + L_h - 1) \mathbf{A}_k^H(:, M + L_h - 1) \end{aligned} \quad (18)$$

将式(15)与式(18)相减得

$$\Delta \mathbf{F} = \mathbf{F}_k - \mathbf{J}^p \mathbf{F}_k (\mathbf{J}^p)^H = \mathbf{A}_k(:, M + L_h) \mathbf{A}_k^H(:, M + L_h)$$

即 $\Delta \mathbf{F} = \mathbf{F}_k - \mathbf{J}^p \mathbf{F}_k (\mathbf{J}^p)^H$

$$= \mathbf{H}_M(:, M + L_h - k) \mathbf{H}_M^H(:, M + L_h - k) \quad (19)$$

显然当 $M + L_h - k - 1 < M$ 即 $k > L_h - 1$ 时, $\mathbf{F}_k - \mathbf{J}^p \mathbf{F}_k (\mathbf{J}^p)^H$ 是 $\mathbf{H}_M(:, M + L_h - k)$ 的外积.通过取 $k = L_h, L_h + 1, L_h + 2, \dots$ 可以获得 $\mathbf{H}_M(:, M), \mathbf{H}_M(:, M - 1), \dots, \mathbf{H}_M(:, 1)$ 的估计.

同理,构建矩阵

$$\bar{\mathbf{F}}_k = \mathbf{R}_{XX}(k) \mathbf{R}_{XX}^\#(0) \mathbf{R}_{XX}^H(k) = \mathbf{B}_k \mathbf{B}_k^H \quad (20)$$

当 $k + 1 \geq L_h$ 即 $k \geq L_h - 1$ 时, $\bar{\mathbf{F}}_k - \mathbf{J}^p \bar{\mathbf{F}}_k (\mathbf{J}^p)^H$ 是 $\mathbf{H}_M(:, k + 1) \mathbf{H}_M^H(:, k + 1)$ 的外积.

$$\Delta \bar{\mathbf{F}} = \bar{\mathbf{F}}_k - \mathbf{J}^p \bar{\mathbf{F}}_k (\mathbf{J}^p)^H = \mathbf{H}_M(:, k + 1) \mathbf{H}_M^H(:, k + 1) \quad (21)$$

通过取 $k = L_h - 1, L_h, L_h + 1, \dots$ 可以获得 $\mathbf{H}_M(:, L_h), \mathbf{H}_M(:, L_h + 1), \dots, \mathbf{H}_M(:, L_h + M)$ 的估计.

将估计出的互相关向量代入式(6)就可以求得相应延时的 MMSE 均衡器 \mathbf{g} .

考虑噪声情况下,需从自相关函数 $\mathbf{R}_{XX}(k)$ 中去除噪声的影响,所以需要用到信道阶数来估计噪声的方差.但信道阶数只是为了确定噪声的方差,在后面仿真中将可以看到,算法对信道阶数估计错误不敏感,特别是信道阶数过估计对算法性能影响较小.

3.2 均衡器延时选择

新算法通过选择自相关函数 $\mathbf{R}_{XX}(k)$ 的时延 k , 得到任意延时的 MMSE 均衡器.最佳延时均衡器可以采用文献[10]中的代价函数进行最优延时选择.

新算法和原算法不同的是,均衡器延时 d 和观测向量 $\mathbf{X}_M(n)$ 自相关函数的时延 k 对应关系发生了变化.在原算法中呈对等关系 $d = k$, 而新算法对相同的时延 k 采用式(19),式(21)将得到两个不同延时的均衡器.表 1 列出了时延 k 和均衡器延时 d 的对应关系.从表中可以看出,新算法通过时延 k 在 $[L_h - 1, L_h + M - 1]$ 范围内变化,便可以获得所有延时均衡器的估计,原算法则需要时延 k 在 $[0, L_h + M - 1]$ 范围内变化.

表 1(a)显示均衡器延时 d 和自相关函数时延 k 对应关系为 $d = M + L_h - 1 - k$.由于均衡器延时 d 的确定和信道阶数 L_h 相关,所以当信道阶数未知或者估计错误时,所对应均衡器的具体延时产生模糊(对式(21)没有影响).在盲均衡中延时模糊和均衡输出信号产生常数模糊一样,是均衡所允许的,不影响延时的最佳选

择,对均衡性能也没有影响.

M 的取值决定延时 d 的取值范围,当 $M \geq L_h$ 时,不但可以获得所有延时均衡器的估计,而且延时为 $L_h - 1, \dots, M - 1$ 的 MMSE 均衡器估计发生重叠.当 $M < L_h$ 时,新算法将对 $d \in [0, M - 1] \cup [L_h - 1, L_h + M]$ 范围内延时均衡器进行估计,仍可通过最优延时选择标准选择该范围内最佳延时的 MMSE 均衡器.

表 1 对应时延表

(a)由式(19)得到的对应时延表		(b)由式(21)得到的对应时延表	
自相关时延 k	均衡器时延 d	自相关时延 k	均衡器时延 d
$k = L_h + M - 1$	$d = 0$	$k = L_h - 1$	$d = L_h - 1$
$k = L_h + M - 2$	$d = 1$	$k = L_h$	$d = L_h$
\dots	\dots	$k = L_h + 1$	$d = L_h + 1$
$k = L_h + 1$	$d = M - 2$	\dots	\dots
$k = L_h$	$d = M - 1$	$k = L_h + M - 1$	$d = L_h + M - 1$

3.3 自适应实现算法

下面对自适应算法进行了推导.在推导的过程中,将采用含有噪声影响的自相关函数 $\mathbf{R}_{XX}(0), \mathbf{R}_{XX}(k), \mathbf{R}_{XX}(k + 1)$ 代替了未含噪声影响的自相关函数,这相当于信道阶数产生了过估计,即 $\hat{L}_h = MP - M$.后面的仿真显示该算法对信道阶数过估计非常稳健.

观测向量 $\mathbf{X}_M(n)$ 的自相关函数 $\mathbf{R}_{XX}(k)$ 具有共扼对称性,任意延时的 $\mathbf{R}_{XX}(k)$ 满足 $\mathbf{R}_{XX}(k) = \mathbf{R}_{XX}^H(-k)$, 根据该性质,式(17)中的矩阵 \mathbf{F}_k 可以表示为

$$\mathbf{F}_k = \mathbf{R}_{XX}(-k) \mathbf{R}_{XX}^\#(0) \mathbf{R}_{XX}^H(-k) \quad (22)$$

记 $\mathbf{R}_{XX}(n), \mathbf{R}_{XX}^{-k}(n)$ 分别表示当前 n 时刻延时为 $0, -k$ 的自相关矩阵 $\mathbf{R}_{XX}(0)$ 和 $\mathbf{R}_{XX}(-k)$, 则自相关矩阵递推公式为:

$$\begin{aligned} \mathbf{R}_{XX}(n) &= \beta \mathbf{R}_{XX}(n - 1) + (1 - \beta) \mathbf{X}_M(n) \mathbf{X}_M^H(n) \\ \mathbf{R}_{XX}^{-k}(n) &= \beta \mathbf{R}_{XX}^{-k}(n - 1) + (1 - \beta) \mathbf{X}_M(n - k) \mathbf{X}_M^H(n) \end{aligned} \quad (23)$$

设 $\mathbf{F}(n)$ 为 $\mathbf{R}_{XX}(n)$ 的逆,根据矩阵求逆引理^[11], $\mathbf{F}(n)$ 的自适应递推算为

$$\mathbf{F}(n) = \frac{1}{\beta} \mathbf{F}(n - 1) - \frac{(1 - \beta)}{\beta \alpha(n)} \mathbf{Y}(n) \mathbf{Y}^H(n) \quad (24)$$

其中, $\mathbf{Y}(n) = \mathbf{F}(n - 1) \mathbf{X}_M(n)$,

$$\alpha(n) = \beta + (1 - \beta) \mathbf{X}_M^H(n) \mathbf{Y}(n).$$

设 $\mathbf{F}_k(n)$ 为 n 时刻 \mathbf{F}_k 的值,将式(23)、(24)代入式(22)得

$$\begin{aligned} \mathbf{F}_k(n) &= \beta \mathbf{R}_{XX}^{-k}(n - 1) \mathbf{F}(n - 1) \mathbf{R}_{XX}^{-k}(n - 1)^H \\ &+ (1 - \beta) \mathbf{X}_M(n - k) \mathbf{X}_M^H(n) \mathbf{F}(n - 1) \\ &\cdot \mathbf{R}_{XX}^{-k}(n - 1)^H \\ &- \frac{(1 - \beta) \beta}{\alpha(n)} * \mathbf{R}_{XX}^{-k}(n - 1) \mathbf{Y}(n) \mathbf{Y}^H(n) \\ &\cdot \mathbf{R}_{XX}^{-k}(n - 1)^H \\ &- \frac{(1 - \beta)^2}{\alpha(n)} * \mathbf{X}_M(n - k) \mathbf{X}_M^H(n) \mathbf{Y}(n) \mathbf{Y}^H(n) \\ &\cdot \mathbf{R}_{XX}^{-k}(n - 1)^H \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
& + (1 - \beta) \mathbf{R}_{XX}^{-k}(n-1) \mathbf{F}(n-1) \mathbf{X}_M(n) \\
& \quad \cdot \mathbf{X}_M^H(n-k) \\
& + \frac{(1-\beta)^2}{\beta} * \mathbf{X}_M(n-k) \mathbf{X}_M^H(n) \mathbf{F}(n-1) \\
& \quad \cdot \mathbf{X}_M(n) \mathbf{X}_M^H(n-k) \\
& - \frac{(1-\beta)^2}{\alpha(n)} * \mathbf{R}_{XX}^{-k}(n-1) \mathbf{Y}(n) \mathbf{Y}^H(n) \\
& \quad \cdot \mathbf{X}_M(n) \mathbf{X}_M^H(n-k) \\
& - \frac{(1-\beta)^3}{\alpha(n)\beta} * \mathbf{X}_M(n-k) \mathbf{X}_M^H(n) \mathbf{Y}(n) \mathbf{Y}^H(n) \\
& \quad \cdot \mathbf{X}_M(n) \mathbf{X}_M^H(n-k) \quad (25)
\end{aligned}$$

由 $\alpha(n) = \beta + (1 - \beta) \mathbf{X}_M^H(n) \mathbf{Y}(n)$ 可知

$$\mathbf{X}_M^H(n) \mathbf{Y}(n) = (\alpha(n) - \beta) / (1 - \beta),$$

并令 $\mathbf{Z}(n) = \mathbf{R}_{XX}^{-k}(n-1) \mathbf{Y}(n)$,

$$\mathbf{q}(n) = \mathbf{Z}(n) - \mathbf{X}_M(n-k),$$

$$\boldsymbol{\psi}_X(n) = \mathbf{X}_M(n) \mathbf{X}_M^H(n),$$

则可以推导出 $\mathbf{F}_k(n)$ 的自适应递推公式如下

$$\begin{aligned}
\mathbf{F}_k(n) &= \beta \mathbf{F}_k(n-1) - \frac{(1-\beta)\beta}{\alpha(n)} \mathbf{q}(n) \mathbf{q}^H(n) + \\
& (1-\beta) \boldsymbol{\psi}_X(n-k) \quad (26)
\end{aligned}$$

将 $\mathbf{F}_k(n)$ 代入式(19), 采用最大奇异向量的能量递推算法^[8]便可以自适应估计互相关向量.

新算法的自适应实现过程归纳如表 2 所示. 同理, 可以得到采用式(21)进行互相关向量估计的自适应算法, 该过程略.

表 2 新算法的自适应实现

$\mathbf{Y}(n) = \mathbf{F}(n-1) \mathbf{X}_M(n);$ $\alpha(n) = \beta + 1(1-\beta) \mathbf{X}_M^H(n) \mathbf{Y}(n);$ $\boldsymbol{\psi}(n) = \mathbf{X}_M(n) \mathbf{X}_M^H(n)$ $\mathbf{Z}(n) = \mathbf{R}_x^{-k}(n-1) \mathbf{Y}(n);$ $\mathbf{q}(n) = \mathbf{Z}(n) - \mathbf{X}_M(n-k);$ $\mathbf{F}_k(n) = \beta \mathbf{F}_k(n-1) - \frac{(1-\beta)\beta}{\alpha(n)} \mathbf{q}(n) \mathbf{q}^H(n) + (1-\beta) \boldsymbol{\psi}_X(n-k)$ $\Delta \mathbf{F}(n) = \mathbf{F}_k(n) - \mathbf{J}^T \mathbf{F}_k(n) (\mathbf{J}^T)^H$ $\mathbf{R}_x(n) = \beta \mathbf{R}_x(n-1) + (1-\beta) \boldsymbol{\psi}_X(n)$ $\mathbf{R}_x^{-k}(n) = \beta \mathbf{R}_x^{-k}(n-1) + (1-\beta) \mathbf{X}_M(n-k) \mathbf{X}_M^H(n)$ $\mathbf{F}(n) = \frac{1}{\beta} \mathbf{F}(n-1) - \frac{(1-\beta)}{\alpha(n)\beta} \mathbf{Y}(n) \mathbf{Y}^H(n)$ $\tilde{\mathbf{v}}(n) = \frac{\Delta \mathbf{F}(n) \tilde{\mathbf{v}}(n-1)}{\ \Delta \mathbf{F}(n) \tilde{\mathbf{v}}(n-1)\ }$

3.4 计算量比较

新算法在计算互相关向量的外积时, 只需要计算 $\mathbf{F}_k, \mathbf{J}^T \mathbf{F}_k (\mathbf{J}^T)^H$ 是对 \mathbf{F}_k 进行简单的行和列平移, 因此只需要两组大型的矩阵相乘, 便可得到互相关向量的外积, 而原算法需要四组大型的矩阵相乘. 新算法的计算量比原算法减少了二分之一, 即计算量由 $4K^3$ 减少为 $2K^3$. 新算法的自适应实现采用递推方式对均衡器更新, 每次更新的计算量为 $7K^2 + 2K$, 少于文献[8]中基于

线性预测的自适应算法的更新计算量(计算量为 $13K^2 + 3K$), 计算量也将近减少了二分之一.

4 仿真分析

本节对新算法和其自适应实现算法的性能进行了仿真. 将该算法和原算法的性能进行了比较, 详细讨论了算法的延时选择和信道阶数不匹配性能, 还对自适应实现算法和基于线性预测方法的自适应算法的收敛性能进行了比较.

4.1 仿真条件

仿真中采用两种不同的双信道模型, 信道系数如表 3 和表 4 所示. 信道 A 是信道阶数为 5 的普通信道, 信道 B 是有效信道阶数为 1 且初始和结尾系数非常小的特殊信道, 两种信道都具有严重的码间干扰, 发射信号为均匀分布的 4QAM(Quadrature Amplitude Modulation) 信号, 噪声为高斯白噪声.

4.2 均方误差性能

经过 1000 次蒙特卡罗仿真, 测试了新算法在不同信噪比条件下的均方误差性能, 并和原算法进行了比较. 设采样数据长度为 $N = 500$, 观测向量 $\mathbf{X}_M(n)$ 的长度 M 分别为 $M = 8$ (即均衡器的长度为 $L_g = 7$) 和 $M = 4$ (即 $L_g = 3$). 信道阶数均采用精确的有效信道阶数. 由于 $M > L_h$, 延时为 $L_h, \dots, M-1$ 的 MMSE 均衡器估计发生重叠, 在后面的仿真图中均分别采用“f”和“b”进行区分, “f”标识均衡器由式(19)估计, “b”标识由式(21)估计. 均衡输出信号的均方误差性能定义为

$$mse = E \{ |\hat{s}(n-d) - s(n-d)|^2 \} \quad (27)$$

图 1(a)、(b)显示了信道 A 条件下, 延时分别为 $d = 0, 2, 4, 6, 8, 10$ 时均衡均方误差性能比较. 从图 1(a)、(b)可以看出: 延时分别为 $d = 0, 2, 4$ 的均衡均方误差性能优于原算法相应延时的均方误差性能, 延时为 $d = 0$ 和 $d = 2$ 的均方误差性能超过原算法延时 $d = 2$ 和 $d = 4$ 的均方误差性能; 延时分别为 $d = 6, 8, 10$ 的均衡均方误差性能和原算法相应延时的均方误差性能相差不大. 图 1(c)是在信道 B 条件下, 延时分别为 $d = 0, 2, 4$ 的均衡均方误差性能比较. 图 1(c)显示新算法的各延时均方误差性能均优于原算法, $d = 2$ 的均方误差性能远优于原算法相同延时均方误差性能, 甚至超过了原算法延时为 $d = 4$ 的性能.

从以上分析可看出, 新算法虽然减少了计算量, 但性能并没有降低, 而且在小延时还优于原算法. 在小延时情况下, 新算法比原算法性能优异的原因是: 新算法采用大时延 k 的自相关函数来获得小延时均衡器, 在去除噪声的影响时, 算法受噪声及其截断误差影响小, 而原算法采用零时延或小时延的自相关函数来获得小延时均衡器, 受噪声特别是噪声截断误差影响较大.

表 3 双信道 A 的系数

n	1	2	3	4	5	6
$h_1(n)$	1.7491 - 0.9173i	0.1326 - 1.1061i	0.3252 + 0.8106i	- 0.7938 + 0.6985i	0.3149 - 0.4016i	- 0.5273 + 1.2688i
$h_2(n)$	0.9323 - 0.7836i	1.1647 + 0.2133i	- 2.0457 + 0.7879i	- 0.6444 + 0.8967i	1.7411 - 0.1869i	0.4868 + 1.0132i

表 4 双信道 B 的系数

n	1	2	3	4	5	6
$h_1(n)$	- 0.0031 - 0.0017i	- 0.0109 - 0.0025i	0.3522 + 0.0705i	0.3789 - 0.4930i	- 0.0301 - 0.0348i	- 0.0032 - 0.0017i
$h_2(n)$	- 0.0016 - 0.0047i	- 0.0263 - 0.0433i	0.2409 - 0.1736i	0.6766 + 0.2168i	- 0.0042 - 0.0154i	- 0.0017 - 0.0044i

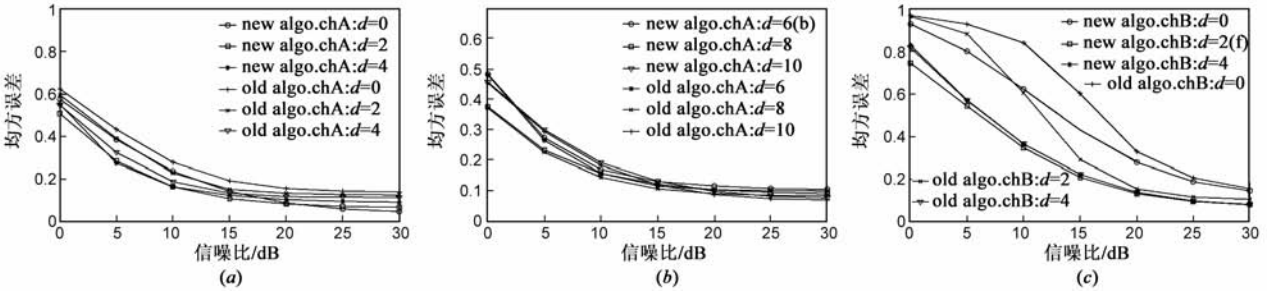


图1 均方误差性能比较

4.3 延时选择

从 3.2 节分析可知,当信道阶数未知时,我们并不知道由式(19)确定的与时延 k 所对应均衡器的具体延时 d ,但无论信道阶数为多少,时延 k 所对应均衡器的输出均方误差是一定的,只随时延 k 的取值发生变化.下面在未知信道阶数的情况下,对均衡器的输出均方误差随时延 k 变化情况进行了仿真.仿真条件如上,时延 k 变化范围为 3 至 13,信噪比分别固定为:信道 A, SNR = 10dB 和 SNR = 20dB;信道 B, SNR = 15dB 和 SNR = 25dB.图 2(a)、(b)分别显示了两种信道情况下均方误差

随时延 k 变化曲线.从图 2(a)中可以看出,采用式(19)得到的均衡器在 $5 \leq k \leq 12$ 时获得很好的均方误差性能,正好对应表 1(a)中时延 k 的取值范围 $[L_h, L_h + M - 1]$;同样,采用式(21)得到的均衡器在 $4 \leq k \leq 12$ 时获得很好的均方误差性能,对应表 1(b)中时延 k 的取值范围 $[L_h - 1, L_h + M - 1]$.图 2(b)的分析结果和图 2(a)相同.图 3 将均衡器的输出均方误差和延时 d 相对应,显示了均方误差随时延 d 变化情况,并和原算法的均方误差随时延 d 变化情况进行了对比.图 3 显示改进算法和原算法的变化曲线大致相同,且改进算法在小延时时的均方

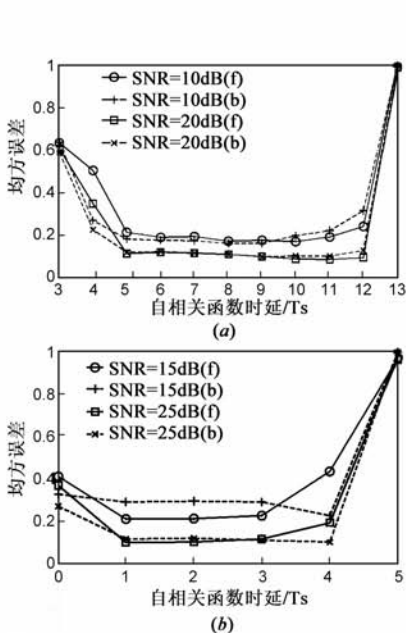


图2 均方误差随时延k变化曲线

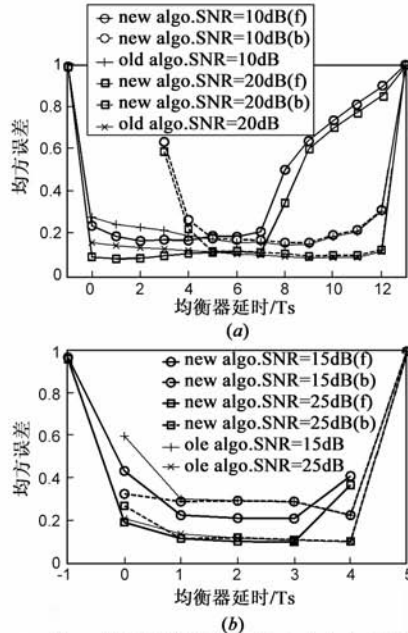


图3 均方误差随均衡器延时变化曲线

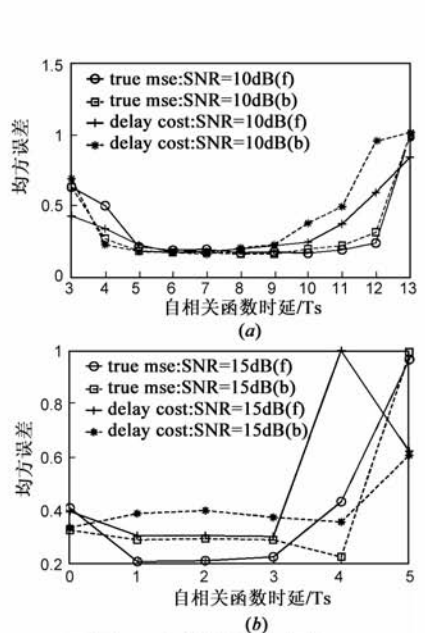


图4 延时选择变化曲线

误差优于原算法,和 4.2 节分析结果相同。

我们将采用文献[10]中的代价函数对不同延时 k 所对应的均衡器进行延时选择.从图 4(a)、(b)可以看出,延时代价函数的大小基本准确反映了均方误差的变化情况。

4.4 信道阶数不匹配性能

在上面的仿真条件下,将信道 A 的信道阶数估计值从 2 至 8(当 $M=8$ 时, $\hat{L}_h = MP - M = 8$ 是最大可能取的信道阶数估计值)进行变化,信道 B 的信道阶数估计值从 1 至 4($M=4$, $\hat{L}_h = 4$ 为最大可能信道阶数估计值)进行变化,测试新算法对信道阶数估计误差的敏感特性.图 5 显示了 1000 次蒙特卡罗仿真的平均均方误差随信道阶数估计值的变化曲线.信道 A 信噪比为 10dB,信道 B 信噪比为 15dB.从图 5 中可以看出,当信道 A 的信道阶数估计值大于 4 时(信道 A 的精确阶数 $L_h = 5$),均方误差性能变化非常小.同样,当信道 B 的信道阶数估计值大于或等于 1 时(信道 B 的精确阶数 $L_h = 1$),均方误差性能变化也非常小.正如所期望的一样,信道阶数过估计对算法影响非常小。

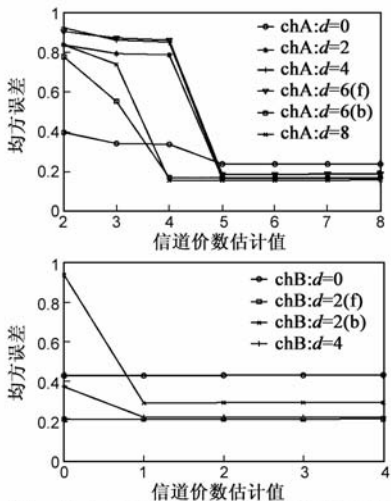


图5 均方误差随信道阶数估计变化曲线图

4.5 自适应算法收敛性能

下面将新自适应实现算法和文献[8]中基于线性预测的自适应算法的收敛性能进行了比较.仿真条件同上,图 6(a)、(b)分别显示了在信道 A, SNR = 15dB 和信道 B, SNR = 20dB 两种情况下均方误差随数据长度变化曲线,基于线性预测的自适应算法采用虚线标识,本文提出的自适应实现算法采用实线标识.从图 6 中可以看出:本节的自适应实现算法的收敛性能远远优于基于线性预测的自适应实现算法,特别是在信道 B 条件下,不但收敛速度快于基于线性预测的自适应实现算法,而且收敛后的稳态均方误差小于基于线性预测的自适应实现算法。

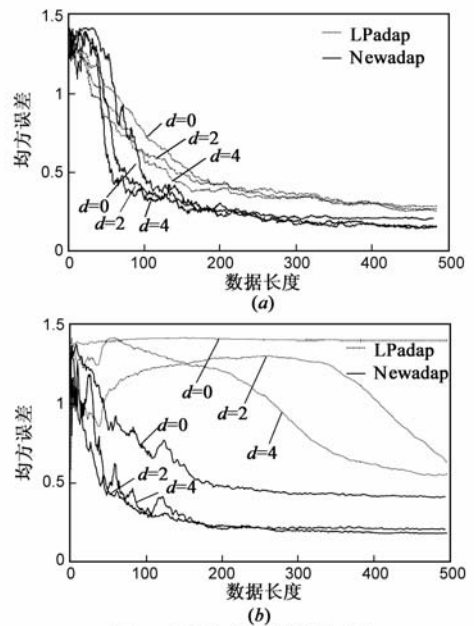


图6 自适应算法的收敛曲线

5 结论

本文提出了一种基于 MMSE 准则的直接盲均衡新算法,只需观测向量单个延时的自相关函数便可得到互相关向量的外积.该方法和原算法相比,使计算量减少了二分之一.然后推导出了新算法的自适应实现过程,使每次更新估计的计算量大大减少,由 $O(K^3)$ 减少为 $O(K^2)$.实验结果表明新算法的性能优于原算法,而且对信道阶数错误估计非常稳健,自适应实现算法也具有得很好的收敛性能。

参考文献

- [1] E Moulines, P Duhamel, et al. Subspace methods for the blind identification of multi-channel FIR filters[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1995, 43(2): 516 - 525.
- [2] 王丹, 蒋铃鸽, 何晨. 一种迭代互关系子空间 SIMO 信道盲辨识方法[J]. 电子学报, 2006, 34(7): 1226 - 1230.
WANG dan, JIANG Ling-ge, HE Chen. An inverse iterative method based on CR subspace for the blind identification of SIMO channels[J]. Acta Electronica Sinica, 2006, 34(7): 1226 - 1230. (in Chinese)
- [3] 陈洪, 舒勤, 等. 一种基于二阶统计量的盲信道辨识与均衡[J]. 中国测试技术, 2006, 32(3): 100 - 102.
CHEN Hong, SHU Qin, et al. A algorithm for blind identification and equalization based on second-order statistics[J]. China Measurement Technology, 2006, 32(3): 100 - 102. (in Chinese)
- [4] 牛翠竹. SIMO 系统盲辨识算法研究[D]. 四川成都: 电子科技大学硕士论文, 2007, 1.
- [5] A P Liavas, P A Regalia, J P Delmas. Robustness of least-squares and subspace methods for blind channel identification

equalization with respect to effective channel undermodeling/overmodeling[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1999, 47(6): 1636 - 1645.

- [6] 代松银, 袁嗣杰, 董书攀. 基于子空间分解的信道阶数估计算法[J]. 电子学报, 2010, 38(6): 1245 - 1248.
DAI Song-yin, YUAN Si-jie, DONG Shu-pan. Effective channel order estimation based on subspace decomposition[J]. Acta Electronica Sinica, 2010, 38(6): 1245 - 1248. (in Chinese)
- [7] J Shen, Z Ding. Direct blind MMSE channel equalization based on second-order statistics[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2000, 48(4): 1015 - 1022.
- [8] K S Ahn, J Cho, H K Baik. Blind adaptive channel equalization using multi-channel linear prediction-based cross-correlation vector estimation[J]. IEEE Transactions on Consumer Electronics, 2004, 5(4): 1024 - 1032.
- [9] I Kacha, K A Meraim, A Relouchrani. A low-cost adaptive algorithm for blind equalization without channel order estimation [A]. Proceedings of the Third International Symposium on Communications, Control and Signal Processing [C]. Malta: IEEE, 2008. 1384 - 1388.
- [10] J Shen, Z Ding. Zero-forcing blind equalization based on subspace estimation for multiuser systems[J]. IEEE Transactions on Communication, 2001, 49(2): 262 - 271.
- [11] D G Manolakis, V K Ingle, S M Kogon. Statistical and Adaptive Signal Processing[M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2003. 709 - 710.

作者简介



代松银 女, 1980年9月出生, 湖北公安人. 2005年毕业于二炮指挥学院, 获得硕士学位. 现为装备指挥技术学院测量控制中心博士研究生, 主要从事高速数字信号处理、航天器测量与控制等方面研究.

E-mail: songyindai@126.com



董书攀 男, 1978年1月出生, 湖北武汉人. 2005年毕业于二炮指挥学院, 获得硕士学位. 现为 96627 部队工程师, 主要从事通信信号处理方面研究.

E-mail: shupandong@163.com



袁嗣杰 男, 1945年5月出生, 江苏扬州人. 现为装备指挥技术学院测量控制中心教授, 博士生导师, 主要从事高速数字信号处理、航天器测量与控制等方面研究.