

基于符号检测的 MMSE 干扰对齐算法^①

贾国庆^② 潘 赢 陈善继 纪小红

(青海民族大学物理与电子信息工程学院 西宁 810007)

摘 要 干扰对齐(IA)是一种有效的干扰管理机制,通过预编码技术使干扰在接收端重叠在一起,以彻底地消除干扰信号对所期望接收信号的影响。这项技术能够在无线干扰网络中获得很大的自由度。在干扰对齐中,一个复数符号在相同的原理下的互异网络上通过预编码器和合并器进行迭代计算而被检测到,例如在最小均方误差(MMSE)算法下。本文在传统的 MMSE 算法的基础上,提出基于符号检测的最小均方误差(SDA-MMSE)干扰对齐的迭代算法。计算机仿真证明所提出的符号检测算法比传统的 MMSE 算法具有更好的性能。

关键词 干扰对齐(IA),迭代算法,最小均方误差(MMSE),符号检测的最小均方误差(SDA-MMSE)

0 引 言

为减轻蜂窝移动网络中小区间干扰(inter-cell interference, ICI),研究人员最近已经开始关注一种相对较新的技术,即干扰对齐(interference alignment, IA)^[1]。干扰对齐作为干扰管理研究的新方向,可以降低网络中用户间的干扰,提高系统的性能。其思想是通过在发送信息前给每个用户的信号进行预编码,使从任意一个接收用户看来,它收到的干扰信号都在一个子空间上,而来自期望用户的有用信号都在另一正交子空间上,然后通过正交投影迫零就可以消除干扰^[2]。

为实现干扰对齐,发射机和接收机必须联合设计,这通常是很难实现的。为此,在不同的优化标准基础上,大量的迭代收发器设计方法被提出和研究^[3-6]。这些标准包括最小干扰泄漏(minimizing the interference leakage, MIL)、最大信干噪比(maximum signal-to-interference-plus-noise ratio, Max-SINR)和最

小均方误差(minimum mean square error, MMSE)等等。MMSE 干扰对齐方法作为一种重要的优化准则,已经在各种干扰对齐系统中进行了研究并且在众多的干扰对齐算法中显示出了优越的性能^[7-11]。

前人所研究的算法都试图不断提高系统的性能。如何优化现有的各种算法或者提出一种新的算法来提高系统的性能成为人们研究的重点。本文提出了一种基于符号检测辅助的最小均方误差干扰对齐技术,它是一种基于最小均方误差的迭代收发器联合设计的符号检测算法。本文通过系统仿真验证了该干扰对齐方法比传统的最小均方误差方法具有更好的系统性能。

1 MMSE 检测的 IA 系统模型

假设一个具有 $2K$ 个节点的对称用户多输入多输出(multiple input multiple output, MIMO)干扰系统,其中 K 个节点为发射机,另外 K 个节点为接收机。其系统模型如图 1 所示。

① 中国科学院无线传感网与通信重点实验室开放课题(2016002)和青海省自然科学基金(2016 ZJ-922Q)资助项目。
② 男,1984 年生,博士,副教授;研究方向:移动通信关键技术;联系人,E-mail: guoqing. jia@qhmu.edu.cn
(收稿日期:2018-01-30)

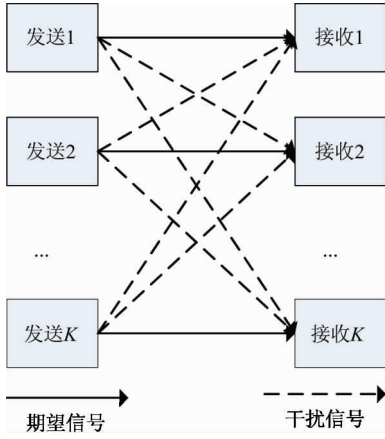


图1 多用户干扰信道模型

在无线干扰信道中,每个发射机都试图只与一个接收机通信。更具体地说,每个带有 N 个天线的发射机通过发送 d 个独立的数据流与相应的带有 M 个天线的接收器通信。则第 i 个接收方接收的数据可以表示为

$$\mathbf{y}_i = \mathbf{H}_{i,i} \mathbf{V}_i \mathbf{s}_i + \sum_{j=1, j \neq i}^K \mathbf{H}_{i,j} \mathbf{V}_j \mathbf{s}_j + \mathbf{n}_i \quad (1)$$

$\mathbf{y}_i \in \mathbb{C}^{M \times 1}$ 是第 i 个节点接受到的信号, $\mathbf{H}_{i,j} \in \mathbb{C}^{M \times N}$ 表示从第 j 个发射机发射到第 i 个接收机的信道,第 j 个发射机发射到第 i 个接收机的信道矩阵可以模拟为一个零均值和单位方差的独立同分布的高斯随机变量,即 $\text{vec}(\mathbf{H}_{i,j}) \sim \mathcal{N}_{\mathbb{C}}(0, \mathbf{I})$, $\mathbf{I}$ 为单位阵, $\mathcal{N}_{\mathbb{C}}$ 表示独立同分布。 $\mathbf{V}_j \in \mathbb{C}^{N \times d}$ 是在第 j 个发射机上的预编码矩阵, $\mathbf{s}_j \in \mathbb{C}^{d \times 1}$ 是通过第 j 个发射机根据 $E(\mathbf{s}_j \mathbf{s}_j^H) = P \mathbf{I}$ 计算出来的发射信号, P 是发射功率。 $\mathbf{n}_i \in \mathbb{C}^{M \times 1}$ 代表均值为零和方差为 σ^2 的循环对称的加性高斯白噪声,即 $\mathbf{n}_i \sim \mathcal{N}_{\mathbb{C}}(0, \sigma^2 \mathbf{I})$ 。在不失一般性的情况下,本文假设一种渐进最优的情况,即所有用户的所有数据流都有统一的功率分配。在本文中定义 $\gamma = P/\sigma^2$ 为信噪比。

显然从式(1)中可以看出,每个用户收到的信号除了来自期望的用户外,还有来自其他非期望用户的干扰。因此为消除其他用户的干扰,考虑在接收机中有一个组合矩阵 $\mathbf{U}_i^H$, 组合的信号就可以推导为

$$\tilde{\mathbf{s}}_i = \mathbf{U}_i^H \mathbf{y}_i = \mathbf{U}_i^H \mathbf{H}_{i,i} \mathbf{V}_i \mathbf{s}_i + \mathbf{U}_i^H \sum_{j=1, j \neq i}^K \mathbf{H}_{i,j} \mathbf{V}_j \mathbf{s}_j + \mathbf{U}_i^H \mathbf{n}_i \quad (2)$$

$\mathbf{U}_i$ 指定为干扰抑制矩阵(合并器),在接收端采用简单的迫零均衡就可以完全消除干扰。

假设 $\text{rank}(\mathbf{F})$ 表示矩阵 $\mathbf{F}$ 的秩, 则 $\text{rank}(\mathbf{U}_i^H \mathbf{H}_{i,i} \mathbf{V}_i)$ 表示有用信号的秩,即为期望信号的空间维数。 $\text{rank}(\mathbf{U}_i^H \mathbf{H}_{i,j} \mathbf{V}_j)$ 则表示干扰信号所占用的空间,理想干扰对齐要求有用信号所占空间的秩为 d_i , 干扰信号所占空间的秩为 $0^{[12]}$ 。故完美的干扰对齐条件为

$$\text{rank}(\mathbf{U}_i^H \mathbf{H}_{i,i} \mathbf{V}_i) = d_i \quad \forall i \quad (3)$$

$$\mathbf{U}_i^H \mathbf{H}_{i,j} \mathbf{V}_j = 0 \quad \forall j \neq i \quad (4)$$

其中 d_i 为第 i 个发射机发送独立的数据流的个数,容易模拟出合适的 $\mathbf{U}_i$ 可表示为

$$\begin{aligned} & \min_{\mathbf{U}_i} \{ \|\tilde{\mathbf{s}}_i - \mathbf{s}_i\|_2^2 \} \\ & \triangleq \min_{\mathbf{U}_i} \{ \text{Tr}[(\tilde{\mathbf{s}}_i - \mathbf{s}_i)(\tilde{\mathbf{s}}_i - \mathbf{s}_i)^H] \} \\ & \triangleq \min_{\mathbf{U}_i} \left\{ \text{Tr} \left[\begin{aligned} & (\mathbf{U}_i^H \mathbf{H}_{i,i} \mathbf{V}_i \mathbf{s}_i + \mathbf{U}_i^H \sum_{j=1, j \neq i}^K \mathbf{H}_{i,j} \mathbf{V}_j \mathbf{s}_j \\ & + \mathbf{U}_i^H \mathbf{n}_i - \mathbf{s}_i)(\mathbf{U}_i^H \mathbf{H}_{i,i} \mathbf{V}_i \mathbf{s}_i \\ & + \mathbf{U}_i^H \sum_{j=1, j \neq i}^K \mathbf{H}_{i,j} \mathbf{V}_j \mathbf{s}_j + \mathbf{U}_i^H \mathbf{n}_i - \mathbf{s}_i)^H \end{aligned} \right] \right\} \end{aligned} \quad (5)$$

定义矩阵函数 f^{U_i} 为

$$\begin{aligned} f^{U_i} &= \text{Tr} \left[(\mathbf{U}_i^H \sum_{j=1}^K \mathbf{H}_{i,j} \mathbf{V}_j \mathbf{s}_j + \mathbf{U}_i^H \mathbf{n}_i - \mathbf{s}_i) \right. \\ & \quad \left. (\mathbf{U}_i^H \sum_{l=1}^K \mathbf{H}_{i,l} \mathbf{V}_l \mathbf{s}_l + \mathbf{U}_i^H \mathbf{n}_i - \mathbf{s}_i)^H \right] \\ &= \text{Tr} \left[(\mathbf{U}_i^H \sum_{j=1}^K \mathbf{H}_{i,j} \mathbf{V}_j \mathbf{s}_j + \mathbf{U}_i^H \mathbf{n}_i - \mathbf{s}_i) \right. \\ & \quad \left. (\sum_{l=1}^K \mathbf{s}_l^H \mathbf{V}_l^H \mathbf{H}_{i,l}^H \mathbf{U}_i + \mathbf{n}_i^H \mathbf{U}_i - \mathbf{s}_i^H) \right] \\ &= \text{Tr} \left[\begin{aligned} & \left(\mathbf{U}_i^H \sum_{j=1}^K \mathbf{H}_{i,j} \mathbf{V}_j \mathbf{s}_j \sum_{l=1}^K \mathbf{s}_l^H \mathbf{V}_l^H \mathbf{H}_{i,l}^H \mathbf{U}_i \right. \\ & + \mathbf{U}_i^H \mathbf{n}_i \sum_{l=1}^K \mathbf{s}_l^H \mathbf{V}_l^H \mathbf{H}_{i,l}^H \mathbf{U}_i - \mathbf{s}_i^H \sum_{l=1}^K \mathbf{s}_l^H \mathbf{V}_l^H \mathbf{H}_{i,l}^H \mathbf{U}_i \\ & + \mathbf{U}_i^H \sum_{j=1}^K \mathbf{H}_{i,j} \mathbf{V}_j \mathbf{s}_j \mathbf{n}_i^H \mathbf{U}_i + \mathbf{U}_i^H \mathbf{n}_i \mathbf{n}_i^H \mathbf{U}_i - \mathbf{s}_i^H \mathbf{n}_i^H \mathbf{U}_i \\ & \left. - \mathbf{U}_i^H \sum_{j=1}^K \mathbf{H}_{i,j} \mathbf{V}_j \mathbf{s}_j \mathbf{s}_i^H - \mathbf{U}_i^H \mathbf{n}_i \mathbf{s}_i^H + \mathbf{s}_i^H \mathbf{s}_i^H \right) \end{aligned} \right] \end{aligned} \quad (6)$$

由于 $\frac{\partial \text{Tr}\{A \mathbf{U}_i\}}{\partial \mathbf{U}_i} = \frac{\partial \text{Tr}\{\mathbf{U}_i A\}}{\partial \mathbf{U}_i} = A$, 故

$$\frac{\partial f^{U_i}}{\partial U_i} = \frac{\partial \left\{ \text{Tr} \left[\begin{aligned} & U_i^H \sum_{j=1}^K H_{i,j} V_j s_j \sum_{l=1}^K s_l^H V_l^H H_{i,l}^H U_i \\ & + U_i^H n_i \sum_{l=1}^K s_l^H V_l^H H_{i,l}^H U_i - s_i \sum_{l=1}^K s_l^H V_l^H H_{i,l}^H U_i \\ & + U_i^H \sum_{j=1}^K H_{i,j} V_j s_j n_i^H U_i + U_i^H n_i n_i^H U_i \\ & - s_i n_i^H U_i - U_i^H \sum_{j=1}^K H_{i,j} V_j s_j s_i^H - U_i^H n_i s_i^H \\ & + s_i s_i^H \end{aligned} \right] \right\}}{\partial U_i}$$

$$= U_i^H \sum_{j=1}^K \sum_{l=1}^K H_{i,j} V_j s_j s_l^H V_l^H H_{i,l}^H + U_i^H n_i \sum_{l=1}^K s_l^H V_l^H H_{i,l}^H - s_i \sum_{l=1}^K s_l^H V_l^H H_{i,l}^H + U_i^H \sum_{j=1}^K H_{i,j} V_j s_j n_i^H + U_i^H n_i n_i^H - s_i n_i^H \quad (7)$$

假设传输的数据矢量 s_i 是由独立同分布的符号组成,同时假设噪声矢量 n_i 独立于数据矢量 s_i 和信道矩阵 $H_{i,j}$ 。最佳的 U_i 可以由条件 $E_{n_i} \left\{ \frac{\partial f^{U_i}}{\partial U_i} \right\} = 0$ 给出,即

$$E_{n_i} \left\{ \frac{\partial f^{U_i}}{\partial U_i} \right\} = E \left\{ \begin{aligned} & U_i^H \sum_{j=1}^K \sum_{l=1}^K H_{i,j} V_j s_j s_l^H V_l^H H_{i,l}^H \\ & + U_i^H n_i \sum_{l=1}^K s_l^H V_l^H H_{i,l}^H - s_i \sum_{l=1}^K s_l^H V_l^H H_{i,l}^H \\ & + U_i^H \sum_{j=1}^K H_{i,j} V_j s_j n_i^H + U_i^H n_i n_i^H - s_i n_i^H \end{aligned} \right\}$$

$$= U_i^H \sum_{j=1}^K \sum_{l=1}^K H_{i,j} V_j s_j s_l^H V_l^H H_{i,l}^H + U_i^H \sigma^2 I - s_i \sum_{l=1}^K s_l^H V_l^H H_{i,l}^H = 0 \quad (8)$$

也即

$$U_i^H \sum_{j=1}^K \sum_{l=1}^K H_{i,j} V_j s_j s_l^H V_l^H H_{i,l}^H + U_i^H \sigma^2 I = s_i \sum_{l=1}^K s_l^H V_l^H H_{i,l}^H \quad (9)$$

等式两边同取共轭转置得

$$\underbrace{\left[\sum_{j=1}^K \sum_{l=1}^K H_{i,l} V_l s_l s_j^H V_j^H H_{i,j}^H + \sigma^2 I \right]}_{Q} U_i = \left[\sum_{l=1}^K H_{i,l} V_l s_l s_i^H \right] \quad (10)$$

等式两边同乘 Q 的逆即可得出最佳的 U_i 为

$$U_i = \left[\sum_{j=1}^K \sum_{l=1}^K H_{i,l} V_l s_l s_j^H V_j^H H_{i,j}^H + \sigma^2 I \right]^{-1} \left[\sum_{l=1}^K H_{i,l} V_l s_l s_i^H \right] \quad (11)$$

现在,我们将焦点集中在相同的条件下通过利用 U_i 和 V_i 轮流作为预编码器和合并器来获得预编码矩阵,得到

$$V_i = \left[\sum_{j=1}^K \sum_{l=1}^K \tilde{H}_{i,l} U_l s_l s_j^H U_j^H \tilde{H}_{i,j}^H + \sigma^2 I \right]^{-1} \left[\sum_{l=1}^K \tilde{H}_{i,l} U_l s_l s_i^H \right] \quad (12)$$

$\tilde{H}_{i,l} = H_{i,l}^H$ 就是所说的互逆信道矩阵。

2 MMSE 算法

均方误差(mean square error, MSE)可以评价数据的变化程度, MSE 的值越小,说明预测模型描述实验数据具有更好的精确度。通常情况下,符号流 s_j 满足以下条件

$$E(s_j s_j^H) = P I, \quad E(s_i s_j^H) = 0, \quad i \neq j \quad (13)$$

因而根据式(11)、(12)和式(13),最佳的 U_i 和 V_i 可以得到:

$$U_i = \left[\sum_{j=1}^K H_{i,j} V_j V_j^H H_{i,j}^H + \gamma^{-1} I \right]^{-1} H_{i,i} V_i \quad (14)$$

$$V_i = \left[\sum_{j=1}^K \tilde{H}_{i,j} U_j U_j^H \tilde{H}_{i,j}^H + \gamma^{-1} I \right]^{-1} \tilde{H}_{i,i} U_i \quad (15)$$

由式(14)、(15)可见,求解预编码矩阵 V_i 依赖于干扰抑制矩阵 U_i ; 反之求解干扰抑制矩阵 U_i 也依赖于解预编码矩阵 V_i , 无法直接求解 U_i 和 V_i 。因此也可以借鉴分布式算法的特点,采用迭代的算法来求解 U_i 和 V_i 。为了满足式(3)、(4)的 IA 条件,矩阵 V_i 首先被初始化为一个随机的单式矩阵,然后将式(14)和式(15)进行迭代计算直到迭代值结束或者到某些条件满足所有 K 个用户时,就可得到所需要的数据流。定义 α 作为迭代值,传统的 MMSE 算法总结如表 1 所示。

3 SDA-MMSE 算法

实际上,通过对式(11)、(12)的期望得到的

表 1 传统 MMSE 算法

1: 初始化随机酉矩阵 V_i
2: $U_i = [\sum_{j=1}^K \mathbf{H}_{i,j} \mathbf{V}_j \mathbf{V}_j^H \mathbf{H}_{i,j}^H + \gamma^{-1} \mathbf{I}]^{-1} \mathbf{H}_{i,i} \mathbf{V}_i, U_i \leftarrow \text{orth}\{U_i\}$
3: $V_i = [\sum_{j=1}^K \tilde{\mathbf{H}}_{i,j} U_j U_j^H \tilde{\mathbf{H}}_{i,j}^H + \gamma^{-1} \mathbf{I}]^{-1} \tilde{\mathbf{H}}_{i,i} U_i, V_i \leftarrow \text{orth}\{V_i\}$
4: 返回步骤 2 并重复 α 次
5: $\hat{s}_i = U_i^H y_i$

式(14)、(15)并不严格地等于后者,尤其是当总传输数据流数不够大时。因此可利用迭代过程中的已检测到的信号代替初始化的随机矩阵,得出一种基于式(14)、(15),使 $s_j = \hat{s}_j$ 的改进算法:

$$U_i = [\sum_{j=1}^K \sum_{l=1}^K \mathbf{H}_{i,l} \mathbf{V}_l \tilde{s}_j \tilde{s}_j^H \mathbf{V}_l^H \mathbf{H}_{i,j}^H + \sigma^2 \mathbf{I}]^{-1} [\sum_{l=1}^K \mathbf{H}_{i,l} \mathbf{V}_l \tilde{s}_l \tilde{s}_l^H] \quad (16)$$

$$V_i = [\sum_{j=1}^K \sum_{l=1}^K \tilde{\mathbf{H}}_{i,l} U_l \tilde{s}_j \tilde{s}_j^H U_l^H \tilde{\mathbf{H}}_{i,j}^H + \sigma^2 \mathbf{I}]^{-1} [\sum_{l=1}^K \tilde{\mathbf{H}}_{i,l} U_l \tilde{s}_l \tilde{s}_l^H] \quad (17)$$

其中, $\tilde{s}_j$ 表示第 j 个发射机的发射信号乘以组合矩阵 U_i^H 所得的组合信号。

然而,如果式(16)、(17)和式(2)直接用于迭代运算,IA 的性能由于大量信号检测错误而显著降低,尤其是在大信噪比区域。但是如果先基于式(14)、(15)做迭代运算后,再让式(16)、(17)与式(2)做迭代运算,IA 的性能就会显著地提高。此算法即为所提出的基于符号检测的最小均方误差(symbol detection aided minimum mean square error interference alignment, SDA-MMSE)干扰对齐迭代算法。同样定义 β 作为迭代值,将此算法归纳如表 2 所示。

4 仿真结果

性能仿真参数取迭代值 $\alpha = 100$; 发射机和接收机都为 3 个,即 $K = 3$; 收发机天线位置均为 4 个发射天线、4 个接收天线,即 $N = 4, M = 4$; 码流数为 2,即 $d = 2$; 调制方式为正交相移键控(quadrature phase shift keying, QPSK); 信道为加性高斯白噪声

信道。

表 2 SDA-MMSE 算法

1: 初始化随机酉矩阵 V_i
2: $U_i = [\sum_{j=1}^K \mathbf{H}_{i,j} \mathbf{V}_j \mathbf{V}_j^H \mathbf{H}_{i,j}^H + \gamma^{-1} \mathbf{I}]^{-1} \mathbf{H}_{i,i} \mathbf{V}_i, U_i \leftarrow \text{orth}\{U_i\}$
3: $V_i = [\sum_{j=1}^K \tilde{\mathbf{H}}_{i,j} U_j U_j^H \tilde{\mathbf{H}}_{i,j}^H + \gamma^{-1} \mathbf{I}]^{-1} \tilde{\mathbf{H}}_{i,i} U_i, V_i \leftarrow \text{orth}\{V_i\}$
4: 返回步骤 2 并重复 $\alpha - \beta$ 次
5: $\hat{s}_i = U_i^H y_i$
6: $U_i = [\sum_{j=1}^K \sum_{l=1}^K \mathbf{H}_{i,l} \mathbf{V}_l \tilde{s}_j \tilde{s}_j^H \mathbf{V}_l^H \mathbf{H}_{i,j}^H + \sigma^2 \mathbf{I}]^{-1} [\sum_{l=1}^K \mathbf{H}_{i,l} \mathbf{V}_l \tilde{s}_l \tilde{s}_l^H]$ $U_i \leftarrow \text{orth}\{U_i\}$
7: $V_i = [\sum_{j=1}^K \sum_{l=1}^K \tilde{\mathbf{H}}_{i,l} U_l \tilde{s}_j \tilde{s}_j^H U_l^H \tilde{\mathbf{H}}_{i,j}^H + \sigma^2 \mathbf{I}]^{-1} [\sum_{l=1}^K \tilde{\mathbf{H}}_{i,l} U_l \tilde{s}_l \tilde{s}_l^H]$ $V_i \leftarrow \text{orth}\{V_i\}$
8: $\hat{s}_i = U_i^H y_i$
9: 返回步骤 6 并重复 β 次

这里存在一个问题,固定迭代值 α 时最优的 β 如何确定? 一方面, β 太小的话,从等式(16)、(17)获得的增益将获取不到;另一方面, β 太大的话,由于式(14)、(15)的迭代次数不够大,矩阵 U_i 和 V_i 将不收敛,从而导致通过式(2)的信号检测在很大程度上和发送信号不匹配。因此最佳的 β 应该通过仿真途径获得,且随无线参数配置的不同而不同。

图 2 给出在 $\alpha = 100$ 时的均方误差的仿真结果,得到最优的 $\beta = 7$ 。

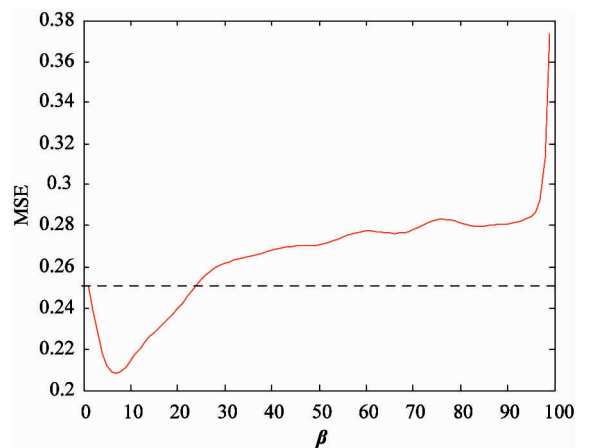
图 2 不同 β 下的 MSE 仿真结果

图 3 和图 4 是在仿真参数中信噪比设置为 20dB, $\beta=7$ 到 100000 的信道实现的。由图 3 可以得出, 尽管所有的算法都初始化为同一预编码器, SDA-MMSE 干扰对齐可以获得比传统的 MMSE 干扰对齐更好的均方误差 (MSE) 概率密度性能。除此之外, 从图 4 可以看出, SDA-MMSE 干扰对齐比传统的 MMSE 干扰对齐有更低的 MSE 性能, 也就是说在相同的迭代次数下, 相较于传统 MMSE 算法, 通过所提算法检测得到的符号更加接近于发送符号 (所提算法的 MSE 较传统方法的 MSE 降低约 40%), 因此可以期望获得更低的符号错误率。

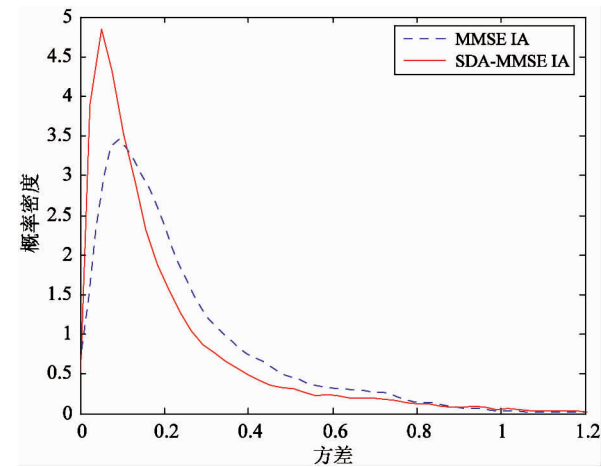


图 3 MSE 的概率密度函数

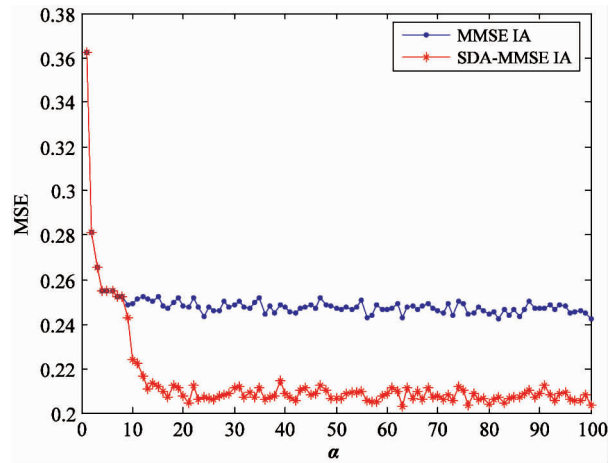


图 4 MSE 的比较

图 5 描述了不同信噪比 (signal noise ratio, SNR) 与平均误符号率 (symbol error rate, SER) 的关系曲线。如图所示, 通过增加信噪比, SDA-MMSE

算法可以获得比传统 MMSE 算法更好的 SER 性能, 尤其是在高 SNR 区域。由图可以看出, 提出的算法在同样的 SER 时, 例如 SER 为 4.5×10^{-2} 时可以获得比 MMSE 算法高 20dB 的增益。

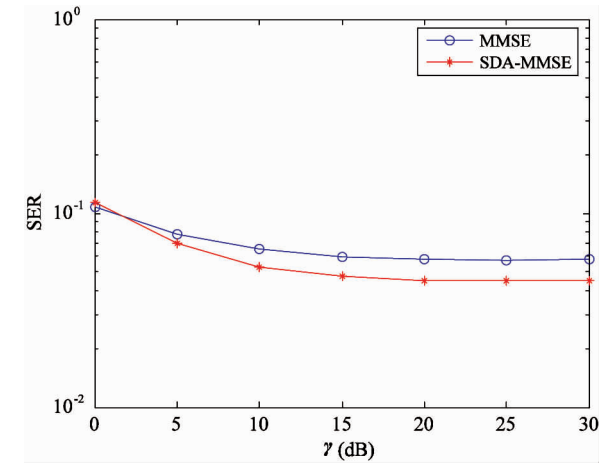


图 5 SER 比较

5 结 论

干扰对齐作为最近几年相对较热门的话题, 已证明了可以降低网络中用户间的干扰, 提高系统的性能。本文总结了前人在干扰对齐技术方面的研究, 在传统的 MMSE 干扰对齐算法的基础上, 针对其在小数据流时的缺点, 提出了一种改进的迭代算法, 即 SDA-MMSE 迭代算法。同时通过计算机仿真给出了此种算法最佳的迭代次数。通过仿真可以看到, 本文提出的算法由于信号检测增益比传统的 MMSE 干扰对齐算法有更好的 MSE 和 SER 性能, 尤其在高 SNR 区域, 但本文提出的算法并不包含系统复杂性。

参考文献

[1] Falahati A, Akvari M. Interference alignment in space time and frequency: achievable DOF analysis [J]. *Electronics Letters*, 2015, 52 (3) : 204-206

[2] 董恒, 宋荣方, 杨洁. 采用干扰对齐的无线网络容量分析 [J]. *南京邮电大学学报*, 2011, 31 (6) : 13-14

[3] Peters S W, Heath R W. Cooperative algorithm for MIMO interference channel [J]. *IEEE Transaction on Vehicular Technology*, 2011, 60 (1) : 206-218

- [4] Ning H, Ling C, Leung K K. Feasibility condition for interference alignment with diversity [J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2011, 57(5):2902-2912
- [5] Shen H, Li B, Tao M, et al. MSE based transceiver designs for the MIMO interference channel [J]. *IEEE Transaction on Wireless Communications*, 2010, 9(11): 3480-3489
- [6] Gomadam K, Cadambe V R, Jafar S A. A distributed numerical approach to interference alignment and application to wireless interference channels [J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2011, 57(6):3309-3322
- [7] Vasilis N, Mohammad A, Giuseppe C. Cellular Interference alignment [J]. *IEEE Transactions Information Theory*, 2015, 61(3): 1194-1217
- [8] Anming D, Haixia Z, Dongfeng Y, et al. Interference alignment transceiver design by minimizing the maximum mean square error for MIMO interfering broadcast channel [J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2016, 65(8): 6024-6037
- [9] Razavi S M, Ratnarajah T. Adaptive LS and MMSE based beamformer design for multiuser MIMO interference channels [J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2016, 65(1): 132-144
- [10] Aquilina P, Ratnarajah T. Performance analysis of IA techniques in MIMO IBC with imperfect CSI [J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2015, 63(4): 1259-1270
- [11] Razavi S M. Unitary beamformer designs for MIMO interference broadcast channels [J]. *IEEE Transactions Signal Processing*, 2016, 64(8): 2090-2102
- [12] 王国威, 黎海涛. 非理想信道环境下的多小区干扰对齐技术研究 [J]. *中国电子科学研究院学报*, 2012, 7(2): 164-165

Symbol detection aided minimum mean square error interference alignment

Jia Guoqing, Pan Ying, Chen Shanji, Ji Xiaohong

(College of Physics and Electronics Information Engineering, Qinghai Nationalities University, Xining 810007)

Abstract

Interference alignment (IA) is an effective management mechanism, through which the precoding technology makes the overlap interference at the receiver, to completely eliminate the interference signal of the desired signal reception. This technology enables to gain a lot of freedom in wireless interference networks. In interference alignment, a complex data symbol is detected via iterative calculation on precoder and combiner in reciprocal network under a same principle, such as minimum mean square error (MMSE). Based on the traditional MMSE algorithm, a symbol detection aided minimum mean square error (SDA-MMSE) interference iterative algorithm is proposed. Computer simulation results show that the proposed detection algorithm exhibits better performance than that of conventional MMSE IA algorithm.

Key words: interference alignment (IA), iterative algorithm, minimum mean square error (MMSE), symbol detection aided MMSE (SDA-MMSE)