

文章编号: 2095-4980(2016)06-0872-07

基于容量最大化的非迭代干扰对齐优化算法

代龙震, 崔维嘉, 王大鸣

(信息工程大学 信息工程学院, 河南 郑州 450001)

摘要: 现有分布式迭代干扰对齐算法没有考虑基站与用户终端处理能力的差异, 使得基站和用户端都具有较高的计算复杂度和系统开销。针对下行链路和上行链路分别提出一种基于容量最大化准则的非迭代干扰对齐优化算法。所提算法在基站端使用基于容量最大化准则的优化方法求解发送预编码矩阵或接收抑制矩阵, 在用户端使用迫零准则生成接收抑制矩阵或随机生成发送预编码矩阵。分析和仿真结果表明, 所提的2种算法基站端的计算复杂度和系统开销与现有算法相当, 但用户端的计算复杂度和系统开销大大降低, 并且可以获得与最大信干噪比(Max-SINR)算法相当的系统性能。

关键词: 干扰对齐; 容量最大化; 预编码矩阵; 接收抑制矩阵

中图分类号: TN929.5

文献标志码: A

doi: 10.11805/TKYDA201606.0872

Non-iterative Interference Alignment optimization algorithm based on maximum capacity

DAI Longzhen, CUI Weijia, WANG Daming

(Institute of Information Engineering, Information Engineering University, Zhengzhou Henan 450001, China)

Abstract: The existing distributed iterative Interference Alignment(IA) algorithms do not take the processing capacities of the base stations and the user equipment into account, which makes the base stations and the user equipment have both high computational complexity and high system overheads. A non-iterative IA optimization algorithm based on maximum capacity is proposed for the downlink and uplink, respectively. With the proposed algorithm, the base stations could obtain the transmitting pre-coding matrix or the receiving suppressing matrix by the optimal method based on maximum capacity, and the user equipment could obtain the receiving suppressing matrix by zero force method and randomly generate the transmitting pre-coding matrix. Analysis and simulation results show that, with the proposed algorithm, the computational complexity and system overheads at the base station are the same as the existing algorithms, but at the user equipment, they can be greatly decreased. Furthermore, the proposed algorithm can achieve a good performance similar with that of the Maximum Signal-to-Interference-and-Noise Ratio(Max-SINR) algorithm.

Keywords: Interference Alignment; maximum capacity; pre-coding matrix; receiving suppressing matrix

频率复用因子为 1 的重叠小区部署方案使得频率资源得到充分利用, 却带来了严重的小区间干扰问题, 成为制约通信系统容量提升的瓶颈, 继而促使干扰消除技术成为通信领域的研究热点。干扰对齐(IA)^[1-3]是近些年新提出的干扰消除技术, 该方法在通信自由度和通信容量方面具有独特的优势, 受到了干扰消除领域研究人员的重点关注。

干扰对齐通过设计发射预编码矩阵和接收抑制矩阵, 使干扰信号和期望信号对齐到相互正交的子空间内, 从而提高系统性能。基于最小泄漏干扰功率(Minimum Leakage Interference, Min-LI)准则的迭代 IA 算法^[2-5]通过最小化泄漏干扰信号的功率利用互易信道在收发机间交替设计发送预编码矩阵和接收抑制矩阵, 但由于没有考虑期

收稿日期: 2015-10-28; 修回日期: 2015-11-26

基金项目: 国家高技术研究发展计划资助项目(2012AA01A502; 2012AA01A505)

望信号的功率,所获得的系统性能较差。联合考虑干扰功率和期望信号功率的加权 IA 算法^[6-7]虽然可以克服 Min-LI 算法的缺点,但难以恰当地设置权重系数。基于最大信干噪比(Max-SINR)^[2,8]或最大信泄噪比(Maximum Signal-to-Leakage-and-Noise Ratio, Max-SLNR)^[9-11]准则的 IA 算法很好地结合了期望信号与干扰的功率,获得的系统性能也近似最优,因此常作为 IA 算法性能评价的参考。

然而,现有的分布式迭代干扰对齐算法在发射端与接收端循环迭代,将发射端与接收端置于平等的地位,无论是发射端还是接收端,都需要承担相同的算法处理负担和系统开销,而没有考虑实际收发机自身的处理能力。在实际的一般通信系统中,因为基站相比移动站或者用户具有更好的硬件配置、更强的处理能力、更稳定的系统性能,因此可以将复杂的算法运算和系统开销主要放在基站侧,从而减轻用户侧的负担。为此,针对下行链路和上行链路,本文分别提出一种收发端非迭代的干扰对齐优化算法。下行链路时,用户使用传统的迫零接收方法;上行链路时,用户随机产生发送预编码矩阵。基站使用容量最大化准则的优化方法求解发送预编码矩阵或接收抑制矩阵。由于无需迭代,且用户端的方法简单易操作,所提的 2 种算法可以大大降低用户端的复杂度和系统开销。

文中黑体变量表示向量或矩阵, $\mathbf{A}^T, \mathbf{A}^H$ 与 \mathbf{A}^{-1} 分别表示矩阵 \mathbf{A} 的转置、共轭转置和逆矩阵, $\|\mathbf{a}\|$ 表示向量 \mathbf{a} 的模, $\|\mathbf{A}\|_F^2$ 表示矩阵 \mathbf{A} 的矩阵范数, $\text{span}(\mathbf{A})$ 表示矩阵 \mathbf{A} 张成的空间, $\text{tr}(\mathbf{A})$ 表示矩阵 \mathbf{A} 的迹, S^\perp 表示空间 S 的正交补空间。

1 系统模型

如图 1 所示,系统由 K 个收发机对组成,使用相同的发射机和接收机,发送端天线数为 M ,接收端天线数为 N ,发射机只向对应的接收机发射信息,因此,整个系统为一个 K 用户的多输入多输出(Multiple-Input Multiple-Output, MIMO)干扰网络。

接收机 k 的接收信号为:

$$\mathbf{y}_k = \mathbf{U}_k^H \mathbf{H}_{kk} \mathbf{V}_k \mathbf{s}_k + \mathbf{U}_k^H \sum_{j=1, j \neq k}^K \mathbf{H}_{kj} \mathbf{V}_j \mathbf{s}_j + \mathbf{U}_k^H \mathbf{n}_k \quad (1)$$

式中:第 1 项为期望信号,第 2 项为来自其他发射机的干扰信号, \mathbf{n}_k 为接收加性高斯白噪声; $\mathbf{U}_k = [\mathbf{U}_{k1}, \mathbf{U}_{k2}, \dots, \mathbf{U}_{kd_s}]$ 为接收机 k 的 $N \times d_s$ 维接收抑制矩阵,且满足 $\|\mathbf{U}_{kd}\| = 1, d = 1, 2, \dots, d_s$; $\mathbf{V}_k = [\mathbf{V}_{k1}, \mathbf{V}_{k2}, \dots, \mathbf{V}_{kd_s}]$ 为发射机 k 的 $M \times d_s$ 维发送预编码矩阵,且满足 $\|\mathbf{V}_{kd}\| = 1, d = 1, 2, \dots, d_s$; $\mathbf{s}_k = [s_{k1}, s_{k2}, \dots, s_{kd_s}]^T$ 为发射机 k 发送的 d_s 个符号; \mathbf{H}_{kj} 为发射机 j 到接收机 k 的 $N \times M$ 维信道矩阵,其元素服从均值为 0、方差为 1 的复高斯分布($CN(0,1)$)。

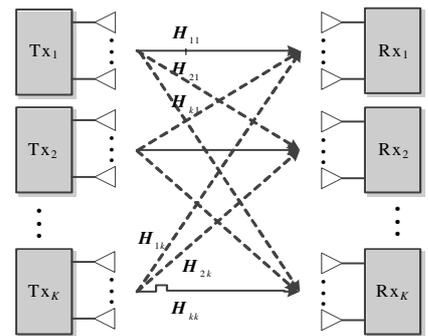


Fig.1 K-user MIMO interference network model
图 1 K 用户 MIMO 干扰网络模型

2 基于容量最大化的非迭代干扰对齐优化算法

2.1 下行非迭代干扰对齐优化算法

对于通信下行链路,发射端为基站,接收端为用户终端,原始的干扰对齐算法会使得用户接收端承受较大的处理消耗和系统开销,这对具有有限处理能力和能量供应的用户终端是不合理的,因此需要减轻用户终端的处理负担,而将复杂的运算放在基站发射端。

对于 K 用户 MIMO 下行干扰信道,基站 k 的发送预编码矩阵为 $\mathbf{V}_k = [\mathbf{V}_{k1}, \mathbf{V}_{k2}, \dots, \mathbf{V}_{kd_s}]$, $\|\mathbf{V}_{kd}\| = 1, d = 1, 2, \dots, d_s$, 用户 k 的接收抑制矩阵为 $\mathbf{U}_k = [\mathbf{U}_{k1}, \mathbf{U}_{k2}, \dots, \mathbf{U}_{kd_s}]$, $\|\mathbf{U}_{kd}\| = 1, d = 1, 2, \dots, d_s$ 。在接收抑制之前,用户 k 的接收信号为:

$$\mathbf{Y}_k = \sum_{j=1}^K \mathbf{H}_{kj} \mathbf{V}_j \mathbf{s}_j + \mathbf{n}_k = \mathbf{H}_{kk} \mathbf{V}_k \mathbf{s}_k + \sum_{j=1, j \neq k}^K \mathbf{H}_{kj} \mathbf{V}_j \mathbf{s}_j + \mathbf{n}_k \quad (2)$$

式中用户 k 的期望信号为 $\mathbf{H}_{kk} \mathbf{V}_k \mathbf{s}_k$, 来自基站 j 的干扰信号为 $\mathbf{H}_{kj} \mathbf{V}_j \mathbf{s}_j$ 。为了降低用户接收抑制矩阵的设计复杂度,可以采用简单的线性接收机进行接收,由于迫零接收的复杂度最简单,本文采用迫零算法设计接收抑制矩阵。但是,为了达到很好的迫零效果,需要干扰信号与期望信号正交,这与干扰对齐的思想是一致的。因此,需要设计预编码矩阵,使得干扰信号对齐到与期望信号正交的干扰子空间内,从而实现干扰对齐。

对于用户 k , 期望信号张成的信号子空间为 $S_k = \text{span}(\mathbf{H}_{kk}\mathbf{V}_k)$, 而来自基站 j 的干扰信号张成的干扰子空间为 $I_{kj} = \text{span}(\mathbf{H}_{kj}\mathbf{V}_j), j \neq k$ 。为了实现干扰对齐, 干扰子空间 I_{kj} 必须包含在信号子空间 S_k 的正交子空间内, 即 $I_{kj} \subseteq S_k^\perp$, 即干扰子空间的张成矩阵 $\mathbf{H}_{kj}\mathbf{V}_j$ 沿着 S_k^\perp 方向到信号子空间 S_k 的正交投影为零。因此, 可以根据干扰子空间的张成向量到信号子空间的正交投影的大小来衡量干扰对齐的程度。

用户 k 信号子空间 S_k 的正交投影算子为^[11]:

$$\mathbf{P}_{S_k} = (\mathbf{H}_{kk}\mathbf{V}_k)(\mathbf{H}_{kk}\mathbf{V}_k)^H(\mathbf{H}_{kk}\mathbf{V}_k)^{-1}(\mathbf{H}_{kk}\mathbf{V}_k)^H \quad (3)$$

来自基站 j 的干扰在信号子空间形成的投影向量为:

$$\bar{\mathbf{I}}_{kj} = \mathbf{P}_{S_k}\mathbf{H}_{kj}\mathbf{V}_j \quad (4)$$

当 $\bar{\mathbf{I}}_{kj} \neq \mathbf{0}$ 时, 表示来自基站 j 的干扰从干扰子空间泄漏到了期望信号子空间, 称其为泄漏干扰。则用户 k 受到的总的泄漏干扰的功率为:

$$P_{I_k} = \sum_{j=1, j \neq k}^K \|\bar{\mathbf{I}}_{kj}\|_F^2 = \sum_{j=1, j \neq k}^K \text{tr}(\bar{\mathbf{I}}_{kj}^H \bar{\mathbf{I}}_{kj}) = \sum_{j=1, j \neq k}^K \text{tr}(\mathbf{P}_{S_k}\mathbf{H}_{kj}\mathbf{V}_j)(\mathbf{P}_{S_k}\mathbf{H}_{kj}\mathbf{V}_j)^H) \quad (5)$$

P_{I_k} 越小, 用户 k 端的干扰对齐效果越好, 因此使整个系统泄漏干扰功率最小的预编码矩阵 $\mathbf{V} = [\mathbf{V}_1, \mathbf{V}_2, \dots, \mathbf{V}_K]$ 即为干扰对齐预编码矩阵, 即

$$\mathbf{V}_{\text{opt}} = \underset{\mathbf{V}_1, \dots, \mathbf{V}_K}{\text{argmin}} \sum_{k=1}^K P_{I_k} \quad (6)$$

然而, 此预编码矩阵仅能使干扰降到最小, 接收端获得的期望信号并不是最优的, 并不能使系统获得最大的系统容量, 而系统容量直接与接收端的信干噪比相关, 因此需要综合考虑期望信号的功率与干扰的功率。

用户 k 的期望信号功率为:

$$P_{S_k} = \|\mathbf{H}_{kk}\mathbf{V}_k\|_F^2 = \text{tr}((\mathbf{H}_{kk}\mathbf{V}_k)^H(\mathbf{H}_{kk}\mathbf{V}_k)) \quad (7)$$

则接收信号的信泄干噪比为:

$$SLNR_k = \frac{P_{S_k}}{P_{I_k} + P_{n_k}} = \frac{\|\mathbf{H}_{kk}\mathbf{V}_k\|_F^2}{\sum_{j=1, j \neq k}^K \|\bar{\mathbf{I}}_{kj}\|_F^2 + \sigma^2} \quad (8)$$

为了减少用户侧的反馈开销, 用户侧不用向基站反馈其接收抑制矩阵。由于接收信泄干噪比的大小直接影响系统的容量, 使接收端信泄干噪比最大即可使系统容量最大, 因此, 基站端可直接通过最大化总的信泄干噪比来最大化系统容量, 使系统容量最大的最优预编码矩阵为:

$$\left\{ \begin{array}{l} \mathbf{V}_{\text{opt}} = \underset{\mathbf{V}_1, \mathbf{V}_2, \dots, \mathbf{V}_K}{\text{argmax}} \sum_{k=1}^K SLNR_k \\ \underset{\mathbf{V}_1, \mathbf{V}_2, \dots, \mathbf{V}_K}{\text{argmax}} \sum_{k=1}^K \frac{\|\mathbf{H}_{kk}\mathbf{V}_k\|_F^2}{\sum_{j=1, j \neq k}^K \|\bar{\mathbf{I}}_{kj}\|_F^2 + \sigma^2} \end{array} \right. \quad (9)$$

因此, 求解最优预编码矩阵的最优化问题为:

$$\left\{ \begin{array}{l} \max \sum_{k=1}^K SLNR_k \\ \text{s.t.} \quad \|\mathbf{V}_{kd}\| = 1, \quad k = 1, 2, \dots, K, \quad d = 1, 2, \dots, d_s \end{array} \right. \quad (10)$$

这是一个含有非线性等式约束的优化问题, 可采用罚函数法求解该含约束的优化问题。为了克服外罚函数的固有的病态性质, 采用拉格朗日函数与罚函数相结合的办法, 构造增广拉格朗日函数作为罚函数法每一步迭代求解的子问题。增广拉格朗日函数为:

$$\psi(\mathbf{V}, \boldsymbol{\mu}, \sigma) = \sum_{k=1}^K \frac{1}{SLNR_k} - \sum_{k=1}^K \mu_k \sum_{d=1}^{d_s} (\mathbf{V}_{kd}^H \mathbf{V}_{kd} - 1) + \frac{\sigma}{2} \sum_{k=1}^K \sum_{d=1}^{d_s} (\mathbf{V}_{kd}^H \mathbf{V}_{kd} - 1)^2 \quad (11)$$

式中: $\boldsymbol{\mu} = (\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_K)^T$ 是拉格朗日乘子向量; σ 是罚因子。在每一步交替更新拉格朗日乘子和罚因子, 并代入式(11)求解其极小值, 直到满足算法终止条件, 所获得的最终解即为最优干扰对齐预编码矩阵。

获得发送预编码矩阵后,接收端直接采用迫零算法得到的接收抑制矩阵为:

$$\mathbf{U}_k^H = \left((\mathbf{H}_{kk} \mathbf{V}_k)^H (\mathbf{H}_{kk} \mathbf{V}_k) \right)^{-1} (\mathbf{H}_{kk} \mathbf{V}_k)^H \quad (12)$$

经过接收抑制矩阵之后,用户 k 接收到期望信号的第 d 个数据流为 $\mathbf{U}_{kd}^H \mathbf{H}_{kk} \mathbf{V}_{kd}$, 该数据流受到的干扰信号为

$\sum_{j=1, j \neq d}^{d_s} \mathbf{U}_{kd}^H \mathbf{H}_{kj} \mathbf{V}_{jl} - \mathbf{U}_{kd}^H \mathbf{H}_{kk} \mathbf{V}_{kd}$, 因此,用户 k 接收到的第 d 个数据流的信干噪比为:

$$SINR_{kd} = \frac{\text{tr} \left((\mathbf{U}_{kd}^H \mathbf{H}_{kk} \mathbf{V}_{kd})^H (\mathbf{U}_{kd}^H \mathbf{H}_{kk} \mathbf{V}_{kd}) \right)}{\sum_{j=1, j \neq d}^{d_s} \text{tr} \left((\mathbf{U}_{kd}^H \mathbf{H}_{kj} \mathbf{V}_{jl})^H (\mathbf{U}_{kd}^H \mathbf{H}_{kj} \mathbf{V}_{jl}) \right) - \text{tr} \left((\mathbf{U}_{kd}^H \mathbf{H}_{kk} \mathbf{V}_{kd})^H (\mathbf{U}_{kd}^H \mathbf{H}_{kk} \mathbf{V}_{kd}) \right) + \mathbf{U}_{kd}^H (\sigma^2 \mathbf{I}) \mathbf{U}_{kd}} \quad (13)$$

第 k 对收发机的信道容量为:

$$C_k = \sum_{d=1}^{d_s} \log_2 (1 + SINR_{kd}) \quad (14)$$

总的下行系统容量为:

$$C_{\text{down}} = \sum_{k=1}^K C_k = \sum_{k=1}^K \sum_{d=1}^{d_s} \log_2 (1 + SINR_{kd}) \quad (15)$$

2.2 上行非迭代干扰对齐优化算法

对于通信上行链路,发射端为用户终端,接收端为基站,原始的干扰对齐算法会使得用户发射端承受较大的处理消耗和系统开销,这对具有有限处理能力和能量供应的用户终端是不合理的,因此需要减轻用户终端的处理负担,而将复杂的运算放在基站接收端。

为了降低用户端的设计复杂度,用户可以随机生成发送预编码矩阵,由基站端根据发送预编码矩阵设计最优的接收抑制矩阵。

用户 k 随机生成 $M \times d_s$ 维的发送预编码矩阵 $\mathbf{V}_k = [\mathbf{V}_{k1}, \mathbf{V}_{k2}, \dots, \mathbf{V}_{kd_s}]$, $\|\mathbf{V}_{kd}\| = 1$, $d = 1, 2, \dots, d_s$, 基站 k 的 $N \times d_s$ 维接收抑制矩阵为 $\mathbf{U}_k = [\mathbf{U}_{k1}, \mathbf{U}_{k2}, \dots, \mathbf{U}_{kd_s}]$, $\|\mathbf{U}_{kd}\| = 1$, $d = 1, 2, \dots, d_s$ 。

基站 k 接收到期望信号的第 d 个数据流为 $\mathbf{U}_{kd}^H \mathbf{H}_{kk} \mathbf{V}_{kd}$, 功率为 $\|\mathbf{U}_{kd}^H \mathbf{H}_{kk} \mathbf{V}_{kd}\|_F^2 = \text{tr} \left((\mathbf{U}_{kd}^H \mathbf{H}_{kk} \mathbf{V}_{kd})^H (\mathbf{U}_{kd}^H \mathbf{H}_{kk} \mathbf{V}_{kd}) \right)$, 该数据流收到的干扰信号为 $\sum_{j=1, j \neq d}^{d_s} \mathbf{U}_{kd}^H \mathbf{H}_{kj} \mathbf{V}_{jl} - \mathbf{U}_{kd}^H \mathbf{H}_{kk} \mathbf{V}_{kd}$, 功率为 $\sum_{j=1, j \neq d}^{d_s} \text{tr} \left((\mathbf{U}_{kd}^H \mathbf{H}_{kj} \mathbf{V}_{jl})^H (\mathbf{U}_{kd}^H \mathbf{H}_{kj} \mathbf{V}_{jl}) \right) - \text{tr} \left((\mathbf{U}_{kd}^H \mathbf{H}_{kk} \mathbf{V}_{kd})^H (\mathbf{U}_{kd}^H \mathbf{H}_{kk} \mathbf{V}_{kd}) \right)$, 则基站 k 接收到的第 d 个数据流的信干噪比为:

$$SINR_{kd} = \frac{\text{tr} \left((\mathbf{U}_{kd}^H \mathbf{H}_{kk} \mathbf{V}_{kd})^H (\mathbf{U}_{kd}^H \mathbf{H}_{kk} \mathbf{V}_{kd}) \right)}{\sum_{j=1, j \neq d}^{d_s} \text{tr} \left((\mathbf{U}_{kd}^H \mathbf{H}_{kj} \mathbf{V}_{jl})^H (\mathbf{U}_{kd}^H \mathbf{H}_{kj} \mathbf{V}_{jl}) \right) - \text{tr} \left((\mathbf{U}_{kd}^H \mathbf{H}_{kk} \mathbf{V}_{kd})^H (\mathbf{U}_{kd}^H \mathbf{H}_{kk} \mathbf{V}_{kd}) \right) + \mathbf{U}_{kd}^H (\sigma^2 \mathbf{I}) \mathbf{U}_{kd}} \quad (16)$$

则使系统容量最大的基站接收抑制矩阵为:

$$\left\{ \begin{array}{l} \mathbf{U}_{\text{opt}} = \arg \max_{\mathbf{U}_1, \mathbf{U}_2, \dots, \mathbf{U}_K} \sum_{k=1}^K \sum_{d=1}^{d_s} \log_2 (1 + SINR_{kd}) \\ \arg \max_{\mathbf{U}_1, \mathbf{U}_2, \dots, \mathbf{U}_K} \sum_{k=1}^K \sum_{d=1}^{d_s} \log_2 \left(1 + \frac{\|\mathbf{U}_{kd}^H \mathbf{H}_{kk} \mathbf{V}_{kd}\|_F^2}{\sum_{j=1, j \neq d}^{d_s} \|\mathbf{U}_{kd}^H \mathbf{H}_{kj} \mathbf{V}_{jl}\|_F^2 - \|\mathbf{U}_{kd}^H \mathbf{H}_{kk} \mathbf{V}_{kd}\|_F^2 + \mathbf{U}_{kd}^H (\sigma^2 \mathbf{I}) \mathbf{U}_{kd}} \right) \end{array} \right. \quad (17)$$

式中 $\mathbf{U} = [\mathbf{U}_1, \mathbf{U}_2, \dots, \mathbf{U}_K]$, 因此,求解基站最优预编码矩阵的优化问题为:

$$\left\{ \begin{array}{l} \max \sum_{k=1}^K \sum_{d=1}^{d_s} \log_2 (1 + SINR_{kd}) \\ \text{s.t.} \quad \|\mathbf{U}_{kd}\| = 1, k = 1, 2, \dots, K, d = 1, 2, \dots, d_s \end{array} \right. \quad (18)$$

同式(10)一样,采用拉格朗日函数与罚函数相结合的办法,构造增广拉格朗日函数作为罚函数法每一步迭代求解的子问题。增广拉格朗日函数为:

$$\psi(\mathbf{U}, \boldsymbol{\mu}, \sigma) = \sum_{k=1}^K \sum_{d=1}^{d_s} \frac{1}{\text{SINR}_{kd}} - \sum_{k=1}^K \mu_k \sum_{d=1}^{d_s} (\mathbf{U}_{kd}^H \mathbf{U}_{kd} - 1) + \frac{\sigma}{2} \sum_{k=1}^K \sum_{d=1}^{d_s} (\mathbf{U}_{kd}^H \mathbf{U}_{kd} - 1)^2 \quad (19)$$

在每一步交替更新拉格朗日乘子和罚因子，并代入式(19)求解其极小值，直到满足算法终止条件，所获得的最终解即为最优接收抑制矩阵。

此时，系统总的上行系统容量为：

$$C_{\text{up}} = \sum_{k=1}^K \sum_{d=1}^{d_s} \log_2(1 + \text{SINR}_{kd}) \quad (20)$$

2.3 计算复杂度及系统开销

迭代 Max-SINR 法基站端和用户端各需要 Kd_s 次特征值分解和 Kd_s 次矩阵求逆，所以基站端的复杂度为 $O(2Kd_s M^3)$ ，用户端的复杂度为 $O(2Kd_s N^3)$ 。迭代 Min-LI 法基站端和用户端各需要 Kd_s 次特征值分解，所以基站端的复杂度为 $O(Kd_s M^3)$ ，用户端的复杂度为 $O(Kd_s N^3)$ 。

本文所提下行算法在基站端使用罚函数法优化求解 Kd_s 个预编码向量，在用户端使用 K 次迫零算法求解接收抑制矩阵，因此基站端的复杂度为 $O(Kd_s M^{3.5})$ ，用户端的复杂度为 $O(KN^3)$ 。本文所提上行算法在用户端只需随机生成预编码矩阵，基站端使用罚函数法优化求解 Kd_s 个接收抑制向量，因此用户端的复杂度为 $O(1)$ ，基站端的复杂度为 $O(Kd_s N^{3.5})$ 。

迭代 Max-SINR 法在基站端和用户端都需要知道全局信道状态信息(Channel State Information, CSI)以及全局的发送预编码矩阵 \mathbf{V} 或接收矩阵 \mathbf{U} ，迭代 Min-LI 法在基站端和用户端都需要知道除本小区以外的所有其他小区的 CSI 及发送预编码矩阵 \mathbf{V} 或接收矩阵 \mathbf{U} 。

本文所提下行算法基站只需要全局 CSI，用户只需本小区 CSI 及基站发送预编码矩阵 \mathbf{V}_k 。所提上行算法基站需要全局 CSI 及用户发送预编码矩阵 \mathbf{V} 和接收抑制矩阵 \mathbf{U} ，而用户无需信道信息，无系统开销。

表1 计算复杂度对比

	base station	user
Max-SINR IA	$O(2Kd_s M^3)$	$O(2Kd_s N^3)$
Min-LI IA	$O(Kd_s M^3)$	$O(Kd_s N^3)$
proposed downlink IA	$O(Kd_s M^{3.5})$	$O(KN^3)$
proposed uplink IA	$O(Kd_s N^{3.5})$	$O(1)$

表2 系统开销对比

	base station	user
Max-SINR IA	global CSI and \mathbf{U}	global CSI and \mathbf{V}
Min-LI IA	global CSI and \mathbf{U}	global CSI and \mathbf{V}
proposed downlink IA	global CSI and \mathbf{V}	local CSI and \mathbf{V}_k
proposed uplink IA	global CSI, \mathbf{V} and \mathbf{U}	none

由表1和表2可知，相对现有算法，所提下行算法基站端的复杂度略有增加，但由于基站具有较高的处理能力，不会带来太大的影响，系统开销方面发送矩阵 \mathbf{V} 与 CSI 都属于基站间链路开销，同时无需接收抑制矩阵 \mathbf{U} ，无需基站与用户间的额外开销；用户端虽然复杂度只略有下降，但系统开销大大减少。所提上行算法基站接收端的复杂度和系统开销都略有增加，但基站具有较高的性能，不会带来太大的影响；用户端的复杂度和系统开销都大大减少。另外，本文算法无需收发端迭代，总体所需系统开销更小。因此，本文所提下行和上行算法可将干扰对齐算法的复杂度及系统开销放在性能较强的基站侧，用户端的复杂度和系统开销大大降低，有利于用户终端的节能和设备的小型化。

3 仿真结果与分析

为了验证本文所提算法的性能，现对算法性能进行计算机仿真。假设所有基站采用相同的配置，具有相同的发射约束功率，用户终端也采用相同的接收机，具有相同的信号检测性能，收发天线间的信道为平坦瑞利衰落信道。为方便起见，以 (K, M, N, d_s) 分别表示系统的小区数、基站端天线数、用户端天线数和数据流数。针对不同的系统配置，仿真对比了 Max-SINR 算法、Min-LI 算法与所提算法的系统容量随信噪比的变化情况。

图2和图3分别是(3,4,2,1)和(3,4,4,2)系统配置时下行链路的系统容量随信噪比的变化曲线图。由图可以看出，本文所提下行算法和 Max-SINR 算法的性能都始终优于 Min-LI 算法的性能，这是因为 Min-LI 算法没有考虑期望信号的功率，在系统容量方面并不是最优的，而本文所提下行算法和 Max-SINR 算法都考虑了期望信号的功率，可以获得较优的系统容量。在低信噪比时，本文所提算法可以获得与 Max-SINR 算法相当的性能；而在高信噪比时，本文所提算法可以获得比 Max-SINR 算法更优的性能。这是因为在低信噪比时，系统性能受噪声的影响较大，

两者在对噪声的处理上能力相当;而在高信噪比时,系统性能主要受干扰的影响,Max-SINR算法考虑的是干扰信号的功率,而本文所提算法考虑的是干扰信号在期望信号子空间投影的功率,这才是干扰对期望信号的真正影响,因此所提算法可以获得更优的系统性能。

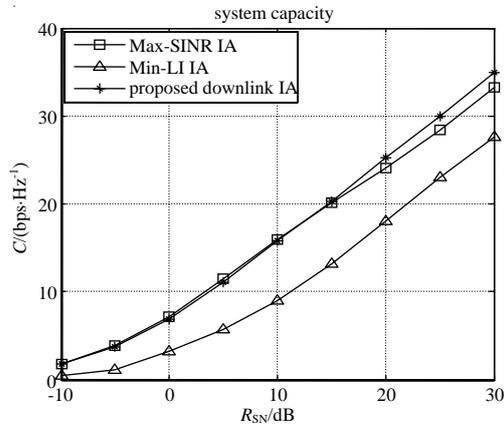


Fig.2 Downlink system capacity of (3,4,2,1)
图2 (3,4,2,1)下行系统容量

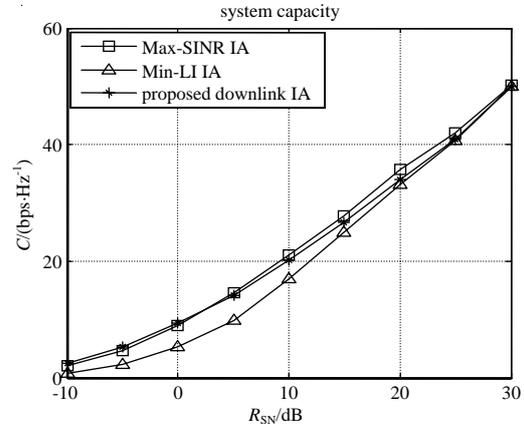


Fig.3 Downlink system capacity of (3,4,4,2)
图3 (3,4,4,2)下行系统容量

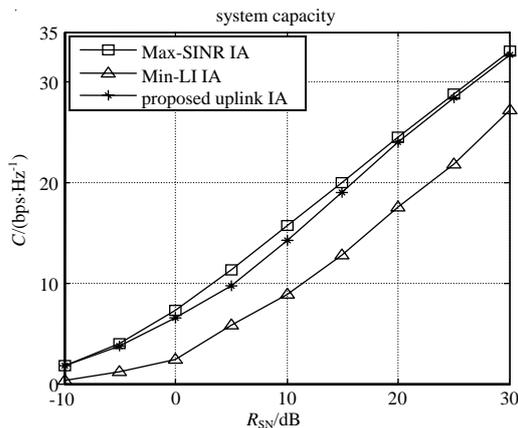


Fig.4 Uplink system capacity of (3,4,2,1)
图4 (3,4,2,1)上行系统容量

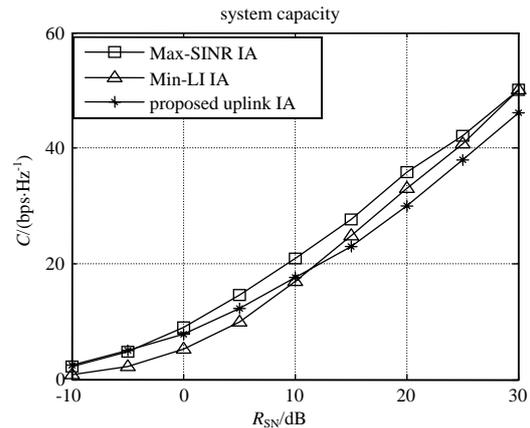


Fig.5 Uplink system capacity of (3,3,4,2)
图5 (3,4,4,2)上行系统容量

图4和图5分别是(3,4,2,1)和(3,4,4,2)系统配置时上行链路的系统容量随信噪比的变化曲线图。由图可以看出,对于用户端天线较少时($N=2$),本文所提上行算法和Max-SINR算法的性能都始终优于Min-LI算法的性能,这是因为Min-LI算法没有考虑期望信号的功率,在系统容量方面并不是最优的,而本文所提上行算法和Max-SINR算法都考虑了期望信号的功率,可以获得较优的系统容量。但当用户端具有与基站相同天线数($N=4$),发送数据流为 $d=2$ 时,本文所提上行算法性能在高信噪比时弱于Min-LI算法,这是由于用户端随机产生发送预编码,发送并不是最优的,造成性能有所下降。本文所提上行算法性能略低于Max-SINR算法性能,这是因为所提算法的接收矩阵的设计原则和Max-SINR算法的原则相同,用户端的发射矩阵是随机生成的,并不是最优的发射矩阵,因此性能略低于Max-SINR算法,但却可以大大降低用户端的复杂度和系统开销。

4 结论

现有干扰对齐算法没有考虑基站与用户终端处理能力的差异,使得基站和用户终端具有相同的复杂度和系统开销。本文针对下行链路和上行链路分别提出一种基于容量最大化准则的非迭代干扰对齐优化算法,无需发送端和接收端的循环迭代,将复杂的运算放在基站侧,从而减轻用户终端的负担。分析表明,所提算法在基站端复杂度及系统开销方面与原有算法相当,但用户端的复杂度及系统开销大大降低。仿真结果表明,所提上行算法在低信噪比时可以获得与Max-SINR算法相当的性能,在高信噪比时性能略有下降;所提下行算法,性能优于Min-LI算法,与Max-SINR算法相当。

(下转第884页)