

文章编号:1671-6833(2018)02-0033-06

基站协作系统中基于 GAMP 算法的 RZFBF 预编码实现

王忠勇,冯双丽,袁正道,张园园

(郑州大学 信息工程学院,河南 郑州 450001)

摘 要: 基站协作系统中,基于正则化迫零波束赋形(regularized zero forcing beam-forming, RZFBF)的集中式协作预编码能够获得与脏纸编码近似的容量性能,然而随协作基站数目增多,集中式协作预编码对回程容量的要求变得极高.针对该问题,提出了基于广义近似消息传递(generalized approximate message passing, GAMP)的分布式预编码符号设计方案,通过相邻基站间的信息交互将全局计算开销分解成许多小的计算任务,极大地降低了系统对回程容量的要求.仿真结果表明,所提算法能够以较低的计算复杂度获得近似于集中式 RZFBF 预编码算法所能达到的系统吞吐量.

关键词: 基站协作;迫零波束赋形;预编码;回程容量;消息传递算法

中图分类号: TN911.2 **文献标志码:** A doi:10.13705/j.issn.1671-6833.2017.05.003

0 引言

随着通信技术的发展,人们对高速率、大容量通信系统的渴求更加迫切. MIMO (multiple input multiple output) 技术的产生,提高了通信系统的容量,缓解了日益增长的通信质量要求与有限频谱资源之间的矛盾.然而在超密集网络中,由于小区间干扰(inter-cell interference, ICI)的存在使得 MIMO 技术的性能增益受到严重制约,因此,如何有效抑制 ICI 从而最大程度地获取目标信号成为密集蜂窝网络的研究热点.

3GPP(3rd generation partnership project)组织讨论最多的抑制 ICI 的方法包括干扰消除^[1]、干扰随机化、干扰协调^[2-3]等.文献[2]通过多个基站(base station, BS)间的联合调度以及预编码来抑制小区间干扰,可一定程度提高小区边缘用户的吞吐量;文献[3]研究了上行链路的协作检测和下行链路的协作发送算法,所提算法可提高系统的和容量.以上方案由于资源调度方案复杂,回程容量要求高等原因,实现较为困难.

近年来,基站协作方案以其独特的优势引起了研究人员的广泛关注.在蜂窝下行链路中,通过基站协作可以将干扰信号转化成有用信号.集中式基站协作通过一个中央控制单元共享所有的信

道状态信息(channel state information, CSI),同时执行基站间的协作调度.在集中式基站协作系统中,一种简单有效的协作发送算法是基于正则化迫零波束赋形(regularized zero forcing beam-forming, RZFBF)^[4-7]的预编码方案,此方案能够近似达到脏纸编码(dirty-paper coding, DPC)^[8]所能达到的系统容量性能.理论研究表明:采用 DPC 可以达到近似无干扰状况下的容量性能.然而 DPC 是一种非线性预编码技术,在实际的大规模系统中由于编译码复杂度极高而不被采用.集中式协作 RZFBF 预编码算法受回程容量的限制以及计算复杂度的影响,随着协作基站数目增多,其实现变得极为困难.因此,研究人员试图在局部协作基站之间建立通信,以降低集中式基站协作对回程容量的要求.基于此目标,文献[6]将集中式协作 RZFBF 预编码问题转化为虚拟通信模型下的信号估计问题,在单天线蜂窝系统中,通过 BP 算法设计发射符号集.文献[7]则将该方法扩展到 MIMO 系统中,在 BP 方法的基础上进行近似推导,提出了基于 AMP (approximate message passing) 的分布式 RZFBF 预编码算法,进一步降低了计算的复杂度,但其近似推导过程极为复杂.

笔者在多小区 MIMO 系统中,利用 GAMP

(generalized approximate message passing) 算法实现了分布式 RZFBF 预编码. 相比集中式协作 RZFBF 预编码, 基于 GAMP 的分布式 RZFBF 预编码实现方法降低了系统对于回程容量的要求以及线路铺设难度. 仿真结果表明, 基于 GAMP 算法的分布式 RZFBF 预编码实现方案经若干次迭代后, 能够获得与集中式 RZFBF 预编码近似的系统容量性能.

1 系统模型

在多小区下行链路中, 小区间的干扰是不可避免的. 假设由于距离等原因, ICI 仅来源于相邻小区. 每个小区内配置单基站单用户, 基站天线数为 N_i , 用户天线数为 M_k , 多小区蜂窝系统下行链路干扰模型如图 1 所示.

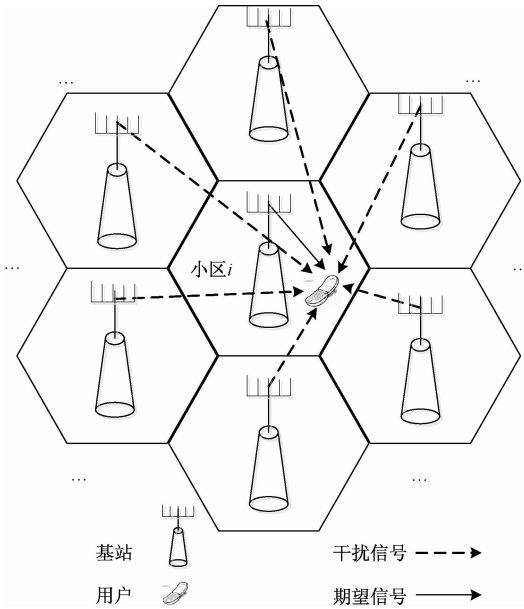


图 1 蜂窝下行链路干扰模型

Fig. 1 Interference model in downlink cellular system

在图 1 中, 以小区 i 内用户为例, 它除了接收本小区基站传送信号外, 还会收到其它小区基站发送的信号. 第 i 个小区内的用户接收信号为:

$$y_i = H_{i,j}x_i + \sum_{j \in N(i)/i} H_{i,j}x_j + w_i, \quad i = 1, \dots, N. \quad (1)$$

式中: x_i 表示 i 小区基站发射信号; w_i 表示加性高斯噪声; $H_{i,j}$ 是 $M_k \times N_i$ 的信道矩阵; $N(i)/i$ 表示小区 i 的所有相邻小区; $\sum_{j \in N(i)/i} H_{i,j}x_j$ 表示干扰信号. 若系统中小区 i 内用户的第 m 根天线上的接收信号干燥比 (signal to interference plus noise ratio, SINR) 记作 $SINR_{m,i}$, 则整个系统的平均吞吐量

R 为:

$$R = \frac{1}{N \times M_k} \sum_{i=1}^N \sum_{m=1}^{M_k} \log(1 + SINR_{m,i}). \quad (2)$$

1.1 RZFBF 预编码

集中式基站协作预编码系统中, 协作基站联合设计发射信号, 用户收到的来自其他小区的信号被视为有用信号而不是干扰. 在该场景下, 一种应用较广的线性联合预编码为 RZFBF 预编码, 针对所建系统模型, 该预编码矩阵记为 T ,

$$T = KH^H (HH^H + \beta I_M)^{-1}. \quad (3)$$

式中: K 为功率归一化约束因子, 假设信号总功率记作 P , 未作归一化处理的 RZFBF 预编码矩阵为 $\tilde{T} = H^H (HH^H + \beta I_M)^{-1}$, 则 $K = \sqrt{P} / \|\tilde{T}\|$; H 为系统等效 MIMO 信道矩阵; β 为正则化参数; M 表示系统中接收天线总数; I_M 表示 M 阶单位阵. 在所描述的 MIMO 蜂窝系统模型中, 其等效信道矩阵 H 为

$$H = \begin{bmatrix} H_{1,1} & \dots & H_{1,N} \\ \vdots & H_{k,l} & \vdots \\ H_{N,1} & \dots & H_{N,N} \end{bmatrix}, \quad (4)$$

其中, 当且仅当小区 k 与 l 为相邻小区时, $H_{k,l}$ 为非零矩阵. 假设 d 对应为用户设计的未经预编码的数据符号向量, 则经 RZFBF 预编码后的发射符号集为

$$x = Td = KH^H (HH^H + \beta I_M)^{-1}d. \quad (5)$$

1.2 虚拟线性通信系统及因子图模型建立

考虑虚拟线性通信系统:

$$d = Hu + z, \quad (6)$$

式中: H 表示协作系统等效信道矩阵; $\{u_i\}$ 表示虚拟通信系统的发射变量, 满足均值为 0, 方差为 1; $\{z_i\}$ 表示系统的加性高斯噪声变量, 满足均值为 0, 方差为 β . 在该系统下, 发射信号变量 u 的最小均方误差 (minimum mean square error, MMSE) 估计为

$$\hat{u}_{\text{MMSE}} = H^H (HH^H + \beta I_M)^{-1}d. \quad (7)$$

与式(5)相比, 虚拟通信系统中 u 的 MMSE 估计量与经 RZFBF 预编码后的发射信号仅相差一个乘数因子 K , 所以 RZFBF 预编码问题可以转化为虚拟通信系统下的发射信号估计问题.

对所建虚拟通信系统, 可利用消息传递算法^[9]得到 u 的 MMSE 估计. 利用消息传递算法进行信号估计时, 需要利用概率推理的方法建立因子图^[10]模型, 根据贝叶斯准则对变量的全局后验概率密度函数进行因式分解如下:

$$p(\mathbf{u}|\mathbf{d}) \propto p(\mathbf{d}|\mathbf{u})p(\mathbf{u}) = \prod_{i=1}^N p(\mathbf{u}_i)p(\mathbf{d}_i|\mathbf{u}_{N(i)}). \quad (8)$$

由因式分解建立的因子图模型如图 2 所示。

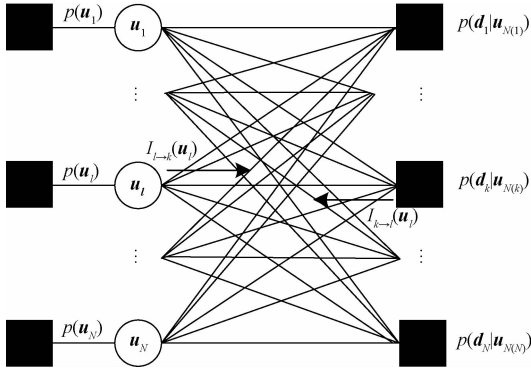


图 2 因子图模型

Fig. 2 Factor graph model

由图 2 可知,因子图由函数节点、变量节点、以及连接两者的边构成。定义函数节点 $p(\mathbf{d}_k|\mathbf{u}_{N(k)})$ 到变量节点 \mathbf{u}_l 的消息为 $I_{k \rightarrow l}(\mathbf{u}_l)$,相反方向的消息为 $I_{l \rightarrow k}(\mathbf{u}_l)$ 。该因子图中包含 N 个多元变量节点 $\mathbf{u}_l, l = 1, \dots, N$ 。函数节点 $p(\mathbf{u}_l)$ 表示变量 \mathbf{u}_l 的先验分布,函数节点 $p(\mathbf{d}_l|\mathbf{u}_{N(l)})$ 表示似然概率。每一个变量节点 \mathbf{u}_l 均与其对应的先验概率函数节点 $p(\mathbf{u}_l)$ 通过边一一连接;而在变量节点 \mathbf{u}_l 和似然函数 $p(\mathbf{d}_k|\mathbf{u}_{N(k)})$ 之间,当且仅当其信道矩阵 $\mathbf{H}_{k,l}$ 非零时,两者之间才通过边连接,否则两者之间无连接。

2 基于 GAMP 算法的发射信号设计

文献[6]利用 BP 算法实现了分布式 RZFBF 预编码,设计出的预编码符号与集中式协作 RZFBF 预编码设计出的发射符号极为接近,同时由于分布式算法仅在相邻协作基站间进行信息交互,相比集中式协作预编码极大地降低了系统对于回程容量的要求。但是,利用 BP 算法实现 RZFBF 预编码,每次迭代都需要一个广播处理和收集过程,函数节点传向变量节点的消息 $I_{k \rightarrow l}(\mathbf{u}_l)$ 不仅与用户 k 有关,还与消息要传向哪个变量节点 l 有关,变量节点传向函数节点的消息 $I_{l \rightarrow k}(\mathbf{u}_l)$ 的计算亦是如此,导致 BP 算法的计算复杂度随协作基站数目增多而增大。文献[7]在 BP 算法的基础上利用近似消息传递算法^[11-15]实现 RZFBF 预编码设计,极大地降低了计算的复杂度,然而其近似推导相当复杂。

从进一步降低计算复杂度和提高系统性能的目标出发,可利用 GAMP 算法设计发射信号。为

解决线性系统的信号重构问题,文献[11]提出了 AMP 算法,在因子图有环的情况下,该算法较 BP 算法计算复杂度更低,然而其应用具有一定的局限性。通常状况下,当变量具有拉普拉斯先验时,采用该算法能够取得较好的性能。Sundeep Rangan 在文献[12]中提出了 GAMP 算法,并将其用于随机线性混合模型的估计,验证了算法的可靠性,且从理论上讲,GAMP 算法适合任意形式的先验。针对式(6)中的虚拟线性通信系统模型,为利用 GAMP 算法估计发射信号,可将其看作是加性高斯白噪声环境下, \mathbf{H} 为线性混合矩阵的线性混合估计问题,如图 3 所示。

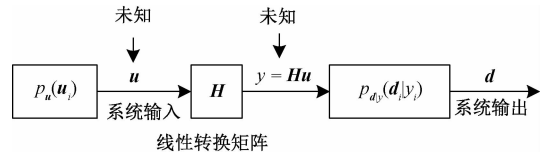


图 3 线性混合估计模型

Fig. 3 Linear mixed estimation model

图 3 中,输入信号 \mathbf{u} 经过线性转换矩阵 \mathbf{H} 后输出 \mathbf{y} ,其中 $\mathbf{y} = \mathbf{H}\mathbf{u}$,矢量信号 \mathbf{y} 中的每一个元素 y_i 通过输出条件转移概率函数 $p_{d_i}(d_i|y_i)$ 后,产生一个对应的输出 d_i ,针对不同的估计模型,GAMP 算法需要定义不同的输入约束函数 $F_{\text{in}}(\mathbf{u}, \hat{\mathbf{r}}, \boldsymbol{\mu}^r)$ 和输出约束函数 $F_{\text{out}}(\mathbf{y}, \hat{\mathbf{p}}, \mathbf{d}, \boldsymbol{\mu}^p)$,文献[12]中详细介绍了如何根据不同的估计模型选择合适的输入输出约束函数。针对式(6)所描述的系统,为求解发射信号变量 \mathbf{u} 的 MMSE 估计量,需定义基于 MMSE 估计的 GAMP 算法

$$F_{\text{in}}(\mathbf{u}, \hat{\mathbf{r}}, \boldsymbol{\mu}^r) = p_u(\mathbf{u}|\hat{\mathbf{r}}; \boldsymbol{\mu}^r); \quad (9)$$

$$F_{\text{out}}(\mathbf{y}, \hat{\mathbf{p}}, \mathbf{d}, \boldsymbol{\mu}^p) = p_{y|d}(\mathbf{y}|\mathbf{d}, \hat{\mathbf{p}}; \boldsymbol{\mu}^p). \quad (10)$$

其中:

$$p_u(\mathbf{u}|\hat{\mathbf{r}}; \boldsymbol{\mu}^r) = \frac{p_u(\mathbf{u}) \mathcal{N}(\mathbf{u}; \hat{\mathbf{r}}, \boldsymbol{\mu}^r)}{\int_{\mathbf{u}} p_u(\mathbf{u}') \mathcal{N}(\mathbf{u}'; \hat{\mathbf{r}}, \boldsymbol{\mu}^r)}. \quad (11)$$

$$p_{y|d}(\mathbf{y}|\mathbf{d}, \hat{\mathbf{p}}; \boldsymbol{\mu}^p) = \frac{p_{d|y}(\mathbf{d}|\mathbf{y}) \mathcal{N}(\mathbf{y}; \hat{\mathbf{p}}, \boldsymbol{\mu}^p)}{\int_{\mathbf{y}} p_{d|y}(\mathbf{d}|\mathbf{y}') \mathcal{N}(\mathbf{y}'; \hat{\mathbf{p}}, \boldsymbol{\mu}^p)}. \quad (12)$$

基于 MMSE 估计的 GAMP 算法通过定义一组函数 $g_{\text{in}}(\cdot)$ 与 $g_{\text{out}}(\cdot)$ 可以实现参数化设计^[15],定义:

$$g_{\text{in}}(\hat{\mathbf{r}}, \boldsymbol{\mu}^r) = E_u(\mathbf{u}|\hat{\mathbf{r}}; \boldsymbol{\mu}^r); \quad (13)$$

$$g_{\text{out}}(\mathbf{d}, \hat{\mathbf{p}}, \boldsymbol{\mu}^p) = \frac{1}{\boldsymbol{\mu}^p} (E_{y|d}(\mathbf{y}|\mathbf{d}, \hat{\mathbf{p}}; \boldsymbol{\mu}^p) - \hat{\mathbf{p}}), \quad (14)$$

式中: $E_X(x)$ 表示变量 x 服从概率分布 $p_X(x)$ 时的期望。选择合适的 g_{in} 与 g_{out} 后,将 GAMP 算法应

用于笔者所提的系统模型中.

(1) 输出线性步计算,对 $\forall k,k \in [1:N]$:

$$\boldsymbol{\mu}_k^p(t)=\sum_{l \in N(k)} \boldsymbol{H}_{k,l} \boldsymbol{V}_l(t-1) \boldsymbol{H}_{k,l}^H; \quad (15)$$

$$\hat{\boldsymbol{p}}_k(t)=\sum_{l \in N(k)} \boldsymbol{H}_{k,l} \hat{\boldsymbol{u}}_l(t-1)-\boldsymbol{\mu}_k^p(t) \hat{\boldsymbol{s}}_k(t-1), \quad (16)$$

式中:初始化 $\hat{\boldsymbol{s}}_k(0)=\boldsymbol{0}_{M_k \times 1}; \boldsymbol{V}_l(0)=\boldsymbol{I}_{N_l}$.

(2) 输出非线性步计算,根据所选定的 g_{out} 可得对 $\forall k,k \in [1:N]$ 有:

$$\hat{\boldsymbol{s}}_k(t)=g_{out}(\boldsymbol{d}_k, \hat{\boldsymbol{p}}_k(t), \boldsymbol{\mu}_k^p(t)); \quad (17)$$

$$\hat{\boldsymbol{\mu}}_k^s(t)=-\frac{\partial}{\partial \hat{\boldsymbol{p}}_k(t)} g_{out}(\boldsymbol{d}_k, \hat{\boldsymbol{p}}_k(t), \boldsymbol{\mu}_k^p(t)). \quad (18)$$

(3) 输入线性步计算,对 $\forall l,l \in [1:N]$ 计算:

$$\boldsymbol{\mu}_l^r(t)=(\sum_{k \in N(l)} \boldsymbol{H}_{k,l}^H \boldsymbol{\mu}_k^s(t) \boldsymbol{H}_{k,l})^{-1}; \quad (19)$$

$$\hat{\boldsymbol{r}}_l(t)=\hat{\boldsymbol{u}}_l(t-1)+\boldsymbol{\mu}_l^r(t) \sum_{k \in N(l)} \boldsymbol{H}_{k,l}^H \hat{\boldsymbol{s}}_k(t), \quad (20)$$

式中:初始化 $\hat{\boldsymbol{u}}_l(0)=\boldsymbol{0}_{N_l \times 1}$.

(4) 输入非线性步计算,根据所选定的 g_{in} 可得对 $\forall l,l \in [1:N]$ 有:

$$\boldsymbol{V}_l(t)=\boldsymbol{\mu}_l^r(t) \frac{\partial}{\partial \hat{\boldsymbol{r}}_l(t)} g_{in}(\hat{\boldsymbol{r}}_l(t), \boldsymbol{\mu}_l^r(t)); \quad (21)$$

$$\hat{\boldsymbol{u}}_l(t)=g_{in}(\hat{\boldsymbol{r}}_l(t), \boldsymbol{\mu}_l^r(t)). \quad (22)$$

最后,利用 GAMP 算法经 t 次迭代设计出的 l 小区内基站的发射符号集即为 $\hat{\boldsymbol{u}}_l(t)$. 观察整个 GAMP 算法实现过程,公式(15)、(18)、(19)的计算仅仅依赖于信道参数 $\{\boldsymbol{H}_{k,l}\}$,故而不需要交互数据符号 \boldsymbol{d}_k ,且这些参数信息仅在局部协作基站间进行传递,相比集中式协作预编码,这将会极大地降低系统对回程容量的要求.

3 试验仿真及算法分析

3.1 算法复杂度分析

在 N 小区系统中,BP 算法计算变量节点 l 到函数节点 k 的消息以及反方向的消息不仅与基站有关,而且与用户有关. 所以,每个变量节点 l 必须向其所有相关联的用户 k 传递消息的均值和方差,总计需要进行 N^2 次计算;每个函数节点亦是如此,故而 BP 算法在每一次迭代过程中需要进行 $2N^2$ 次计算,随着网络规模的增大,计算复杂度也随之增大. 使用 AMP 和 GAMP 方法,变量节点 l 传向函数节点 k 的消息仅与 l 有关而与 k 无关,函数节点到变量节点亦是如此,这在很大程度上降低了消息计算的复杂度,每次迭代中仅需 $4N$ 次计算.

3.2 算法性能分析

试验仿真参数如下:系统内共计 35 个小区,每个小区配备单基站单用户,基站天线数 $N_l=4$,用户天线数 $M_k=2$,基站位于小区中心位置,小区内的用户随机分布,小区半径为 1 000 m,同小区信道增益为 1,相邻小区间信道增益记作 α . 仿真结果如图 4 和图 5 所示.

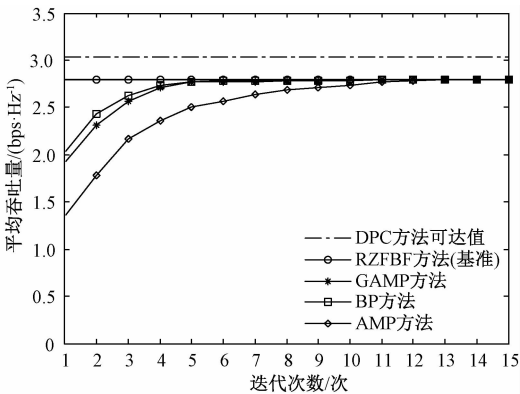


图 4 平均吞吐量与迭代次数的关系曲线图

Fig. 4 Performance of average throughput against the number of iterations

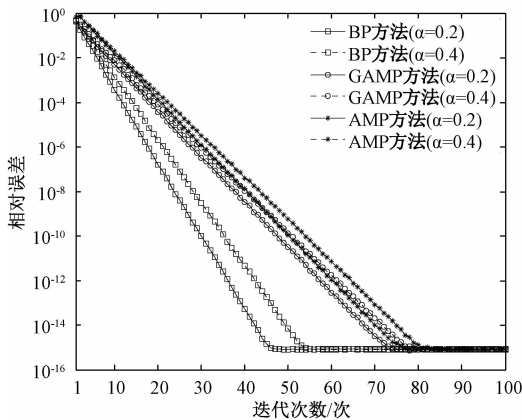


图 5 符号相对误差与迭代次数的关系曲线图

Fig. 5 Performance of relative error versus iterations

图 4 为邻小区信道增益 $\alpha=0.4$ 时,不同预编码符号设计方法下系统平均吞吐量随迭代次数的变化曲线. 其中:DPC 方法理论上可达无干扰时的极限容量,然而在实际的大规模 MIMO 场景下,其实现极为困难,这里以无干扰理想情况下的平均吞吐量代表 DPC 编码理论可达值, RZF 线性预编码性能略差,但其实现相对容易. 这里将 RZF 预编码算法的可达平均吞吐量作为最佳比较基准,随迭代次数增加,基于消息传递的预编码算法的平均吞吐量也在增加,最终达到饱和. 由图 4 以及算法复杂度分析可

知,所提基于 GAMP 算法的发射信号设计与基于 BP 的设计方法相比,具有更低的计算复杂度;与基于 AMP 算法的设计方法相比,具有更快的收敛速度。

图 5 描述了所提算法的收敛性能。仿真图中指标第 t 次迭代的相对误差 $e^{(t)} = \|\mathbf{x}^{(t)} - \mathbf{x}\| / \|\mathbf{x}\|$ 。其中, $\mathbf{x}^{(t)}$ 表示分布式预编码算法经 t 次迭代后设计出的发射符号集, \mathbf{x} 表示集中式协作 RZFBF 预编码所得发射符号集。由图 5 可知,所提算法在设定的邻小区干扰强度下经多次迭代后能够收敛,且相比基于 BP 算法的预编码设计方法, GAMP 方法具有更低的计算复杂度;相比基于 AMP 的预编码设计方法, GAMP 方法具有更快的收敛速度。

4 结论

多小区蜂窝下行网络中,基站协作可以有效地抑制 ICI。笔者针对密集蜂窝通信系统中存在的 ICI 问题,提出了基站协作场景下基于 GAMP 的分布式 RZFBF 预编码设计方法,通过在相邻小区协作基站间共享 CSI 信息,极大地降低了系统对回程容量的要求。此外,所提方法最终能够以较快的收敛速度达到与集中式协作 RZFBF 预编码近似相同的平均吞吐量性能。

参考文献:

- [1] 李国友,周亚建,原泉,等.利用干扰消除的协同中继传输方案[J].应用科学学报,2013,31(2):111-115.
- [2] 马莉莉.基于 CoMP 的小区间干扰抑制技术[D].西安:西安电子科技大学通信与信息系统,2013.
- [3] 孙丽楠.蜂窝系统基站协作干扰抑制技术研究[D].哈尔滨:哈尔滨工业大学信息与通信工程,2011.
- [4] PEEL C B, HOCHWALD B M, SWINDLEHURST A L. A vector-perturbation technique for near-capacity multiantenna multiuser communication—part I: channel inversion and regularization[J]. IEEE transactions on communications, 2005, 53(1): 195-202.
- [5] SOMEKH O, SIMEONE O, BARNES Y, et al. Cooperative multicell zero-forcing beamforming in cellular downlink channels[J]. IEEE transactions on information theory, 2009, 55(7): 3206-3219.
- [6] NG B L, EVANS J S, HANLY S V, et al. Distributed downlink beamforming with cooperative base stations[J]. IEEE transactions on information theory, 2008, 54(12): 5491-5499.
- [7] WEN C K, CHEN J C, WONG K K, et al. Message passing algorithm for distributed downlink regularized zero-forcing beamforming with cooperative base stations[J]. IEEE transactions on wireless communications, 2014, 13(5): 2920-2930.
- [8] COSTA M. Writing on dirty paper[J]. IEEE transactions on information theory, 1983, 29(3): 439-441.
- [9] KSCHISCHANG F R, FREY B J, LOELIGER H A. Factor graphs and the sum-product algorithm[J]. IEEE transactions on information theory, 2001, 47(2): 498-519.
- [10] 陈恩庆,肖素珍.基于因子图的 MIMO-OFDM 时变信道估计[J].郑州大学学报(工学版),2016,37(1): 87-91.
- [11] DONOHO D L, MALEKI A, MONTANARI A. Message passing algorithms for compressed sensing[J]. Proceedings of the national academy of sciences, 2009, 106(45): 18914-18919.
- [12] RANGAN S. Generalized approximate message passing for estimation with random linear mixing[C]//IEEE international symposium on information theory proceedings (ISIT), St. Petersburg, Russia, 2011: 2168-2172.
- [13] VILA J, SCHNITER P, MEOLA J. Hyperspectral unmixing via turbo bilinear approximate message passing[J]. IEEE transactions on computational imaging, 2015, 1(3): 143-158.
- [14] SCHNITER P, RANGAN S. Compressive phase retrieval via generalized approximate message passing[C]//2012 50th Annual Allerton Conference on Communication, Control, and Computing (Allerton 2012), Monticello, Illinois, USA, 2012: 815-822.
- [15] BORGERDING M, SCHNITER P, VILA J, et al. Generalized approximate message passing for cosparsity analysis compressive sensing[C]//2015 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), Australia, Brisbane: 2015: 3756-3760.

The Realization of RZFBF Pre-coding Based on GAMP Algorithm
for Base Station Cooperation System

WANG Zhongyong, FENG Shuangli, YUAN Zhengdao, ZHANG Yuanyuan

(School of Information Engineering, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China)

Abstract: In the base station cooperation system, the centralized cooperative pre-coding based on regularized zero-forcing beam-forming(RZFBF) could obtain a similar capacity performance to that of dirty-paper coding. However, with the number of cooperative base station increasing, the centralized cooperative pre-coding had a quite high requirement for the backhaul capacity. In order to solve this problem, a distributed transmitted signal design scheme based on generalized approximate message passing(GAMP) algorithm was proposed. The scheme decomposed the overall computational cost into many smaller computation tasks by exchanging information between adjacent base stations, which greatly reduced the requirement of backhaul capacity. Simulation results showed that the proposed algorithm could achieve approximate system throughput with the centralized cooperative RZFBF pre-coding at a lower computational complexity.

Key words: base station cooperation; zero-forcing beam-forming; pre-coding; backhaul capacity; message passing algorithm

(上接第 27 页)

Research on Trajectory Planning and Simulation on the Serial-parallel Leg of
a Novel Quadruped Walking Robot

GAO Jianshe, WANG Yuchuang, LIU Deping, WANG Baotang

(Mechatronics Institute, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China)

Abstract: In order to improve the payload-weight ratio, a novel quadruped walking robot was presented. And aiming at the impingement in the process of movement of the quadruped walking robot, a low contact compact trajectory planning method using high order polynomial curve was used. Each leg of the robot was composed of a 3-RRR parallel mechanism which was connected in series with a rotating mechanism. The coordinate system was established based on D-H method. Based on the low contact compact algorithm and the uniform linear motion, the trajectory planning was carried out respectively for the swing phase and the support phase of the foot end of the serial-parallel leg. The trajectory of the foot end in the global coordinate system of the hip joint was calculated according to the inverse solution model. The four driving function of the leg was calculated using Matlab based on the inverse kinematics solution of the hybrid leg's kinematics model. Finally, the leg model was exported into the ADAMS, the motion simulation of the hybrid leg was carried out by using ADAMS after adding constraints and the drive. The result showed that the foot end of the hybrid leg achieved the goal of low impact, and the curve of foot end of the speed and acceleration was smooth. The simulation results were consistent with the theoretical results and the rationality and validity of the algorithm were verified. This research provided the foundation for the further research of robot's gait planning and motion control.

Key words: series parallel; quadruped walking robot; trajectory planning; matlab; ADAMS simulation