

• 通信与信息工程 •

基于线性权重粒子群优化算法的多基站协作波束成型

肖海林¹, 任婵婵¹, 聂在平², 李民政¹

(1. 桂林电子科技大学认知无线电与信号处理教育部重点实验室 广西 桂林 541004; 2. 电子科技大学电子工程学院 成都 610054)

【摘要】为有效抑制小区间干扰,提高多基站协作通信系统的传输速率,提出了一种多基站协作波束成型方案。该方案基于线性权重粒子群优化算法,将最大化系统总速率问题转化为适应度函数的优化问题进行求解。为避免搜索过程中陷入局部最优,该算法的惯性权重采用线性递减的方式。根据所建立的优化问题,给出了适应度函数的构造方法。数值分析结果表明,相对于惯性权重为0.5的基本粒子群算法,所提算法使系统总速率提升了41.13 bit/s,同时具有很好的收敛性。

关键词 波束成型; 协作通信; 线性权重粒子群优化算法; 系统总速率

中图分类号 TN929.5

文献标志码 A

doi:10.3969/j.issn.1001-0548.2015.05.004

Beamforming Algorithm for Multi-Base Station Cooperation Based on Linearly-Decrease Inertia Weight Particle Swarm Optimization

XIAO Hai-lin¹, REN Chan-chan¹, NIE Zai-ping², and LI Min-zheng¹

(1. Key Laboratory of Cognitive Radio and Information Processing, Guilin University of Electronic Technology Guilin Guangxi 541004;

2. School of Electronic Engineering, University of Electronic Science and Technology of China Chengdu 610054)

Abstract To suppress the inter-cell interference and improve the transmission rate of wireless communication system, a beamforming strategy for multi-base station cooperation based on linearly-decrease inertia weight particle swarm optimization (LIWPSO) algorithm is presented. The sum rate of the system maximization is formulated as a fitness function optimization problem. In order to avoid falling into local optimal in search process, the inertia weight of the algorithm adopts linear decreasing approach. Moreover, the construction method of fitness function is also obtained according to the optimization problem. Numerical simulations show that the proposed algorithm will increase the sum rate of system 41.13 bit/s with a good convergence, compared with particle swarm optimization of inertia weight with 0.5.

Key words beamforming; cooperative communication; LIWPSO; sum rate of the system

为了获得更高的频谱利用率,蜂窝移动通信系统越来越趋向于频率复用因子为1的组网方式。然而,多个蜂窝小区使用同一频段会不可避免地带来小区间的干扰,从而牺牲了系统的总速率。多基站协作通信(cooperation of multiple point, CoMP)能够有效地抑制共信道干扰,改善小区边缘用户的吞吐量,已为无线通信领域的研究热点之一^[1]。文献[2]将远程联盟网络应用于多基站协作通信系统,此时主基站服务的边缘用户利用的是协作基站的未使用频段,从而提高了用户的信干噪比(signal to interference plus noise ratio, SINR)。文献[3]研究了在上行多基站协作系统中,利用每基站串行干扰消除

的方法使系统的复杂度得到了显著的减小。

文献[2-3]均是建立在联合处理方式下的多基站协作通信研究,因此,系统在优化过程中不仅需要已知用户数据信息,还必须将信道状态信息(channel state information, CSI)反馈给全部协作的基站,故反馈开销会大大增加。波束成型是协作调度方式下的多基站协作通信,故其仅在已知CSI的情况下就可有效地提高系统性能^[4-5]。文献[6]在MIMO中继广播信道模型中利用一种低复杂度的波束成型算法解决了总功率受限下的功率分配问题,但其中继方向固定,缺乏灵活性。文献[7]利用分布式算法和反演性算法解决了服务质量和最大化最小SINR波束成型问题,

收稿日期: 2014-04-30; 修回日期: 2015-03-02

基金项目: 国家自然科学基金(61261018, 61362007, 61472094); 广西自然科学基金杰出青年基金(2014GXNSFGA118007); 广西自然科学基金重点项目(2011GXNSFD018028); 广西自然科学基金创新群体项目(2013GXNSFFA019004)

作者简介: 肖海林(1976-),男,博士,教授,主要从事协作通信、MIMO无线通信以及认知无线电技术等方面的研究。

但未充分考虑波束成型问题的可行性条件。文献[8]在协作下行链路中利用正规迫零波束成型(RZFBF)算法将整体计算复杂度分解,并分配给多个相邻基站,但忽略了系统天线数目的限制。文献[9-10]均是以传输总功率最小化为优化目标。文献[9]研究了在协作多小区下行W-CDMA系统中的联合优化波束成型和功率分配算法,但该算法的计算复杂度偏高。文献[10]分析了在协作多点传输系统中,通过混合整数二阶锥规划减小了小区间的干扰,虽然算法减小了计算复杂度,但系统的性能也有所下降。

本文针对多基站协作波束成型通信系统模型,首先提出了每基站功率受限条件下最大化系统总速率的问题;然后针对以上缺点和基本粒子群算法在搜索过程中容易陷入局部最优以及收敛速度过慢的问题,建立了权重改进粒子群优化算法模型,并以此模型为基础给出算法迭代过程,进而得到最优波束的解。

1 系统模型

图1所示为 M 个基站组成的协作波束成型通信系统模型^[11],每个基站有 N 根发射天线。在每个小区内均匀地分布着 K 个单天线用户。中央控制器负责处理共享的信息,协作的基站通过骨干网将信道状态信息反馈给中央控制器。

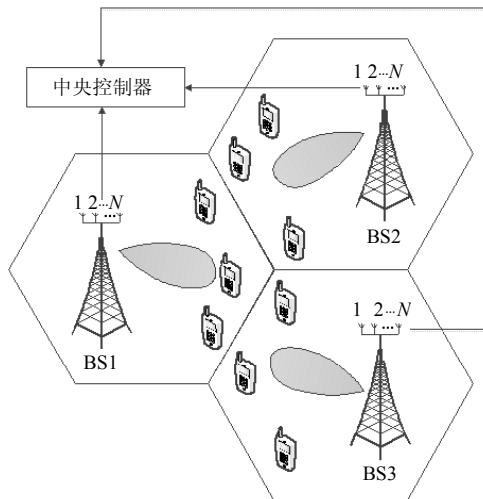


图1 协作波束成型通信系统模型

假设无线信道服从准静态瑞利平坦衰落,则第 m 个小区中的第 k 个用户接收到的信号为:

$$y_{m_k} = \mathbf{h}_{mm_k}^\dagger \mathbf{x}_m + \sum_{\bar{m}=1, \bar{m} \neq m}^M \mathbf{h}_{\bar{m}m_k}^\dagger \mathbf{x}_{\bar{m}} + z_{m_k} \quad (1)$$

式中, \mathbf{x}_m 为 $N \times 1$ 维向量,表示基站 m 的发射信号; \mathbf{h}_{mm_k} 为对应发射信号的 $N \times 1$ 维向量,表示基站 m 到第 m 个小区中第 k 个用户的瑞利衰落向量; $\mathbf{h}_{\bar{m}m_k}^\dagger$ 表

示其共轭转置形式; z_{m_k} 表示均值为 0、方差为 σ^2 的加性高斯白噪声 (additive white gaussian noise, AWGN)。对波束向量的设计, \mathbf{x}_m 可表示为:

$$\mathbf{x}_m = \sum_{k=1}^K x_{m_k} \mathbf{w}_{m_k} \quad (2)$$

式中, x_{m_k} 表示第 m 个基站向其第 k 个用户的发射信号; \mathbf{w}_{m_k} 为第 m 个基站对其第 k 个用户的波束成型矢量。

在中央处理器的共享作用下,假设全部基站已知所有用户的信道状态信息,则第 m 个小区中第 k 个用户的信干噪比为:

$$r_{m_k} = \text{SINR}_{m_k} = \frac{|\mathbf{w}_{m_k}^\dagger \mathbf{h}_{mm_k}|^2}{\sum_{j=1, j \neq k}^K |\mathbf{w}_{m_j}^\dagger \mathbf{h}_{mm_k}|^2 + \sum_{\bar{m}=1, \bar{m} \neq m}^M \sum_{j=1}^K |\mathbf{w}_{\bar{m}j}^\dagger \mathbf{h}_{\bar{m}m_k}|^2 + \sigma^2} \quad (3)$$

式中, $\sum_{j=1, j \neq k}^K |\mathbf{w}_{m_j}^\dagger \mathbf{h}_{mm_k}|^2$ 表示区内干扰;

$\sum_{\bar{m}=1, \bar{m} \neq m}^M \sum_{j=1}^K |\mathbf{w}_{\bar{m}j}^\dagger \mathbf{h}_{\bar{m}m_k}|^2$ 表示区间干扰; σ^2 为加性高斯白噪声的功率。

由式(3)可得协作波束成型通信系统的总速率为:

$$R = \sum_{m=1}^M \sum_{k=1}^K \lg(1 + r_{m_k}) \quad (4)$$

式中, $\sum_{k=1}^K \lg(1 + r_{m_k})$ 表示第 m 个小区的总速率。

发射信号经过衰落信道时速率具有不稳定性,因此,可考虑速率的闭合形式:

$$\bar{R} = \int_0^\infty \sum_{m=1}^M \sum_{k=1}^K \lg(1 + r_{m_k}) f(r_{m_k}) dr_{m_k} \quad (5)$$

式中, $f(r_{m_k})$ 为信干噪比 r_{m_k} 的概率密度函数。

本文是在准静态瑞利平坦衰落信道条件下研究,瑞利衰落的概率密度函数为:

$$f(r_{m_k}) = \frac{1}{\bar{r}_{m_k}} e^{-\frac{r_{m_k}}{\bar{r}_{m_k}}} \quad (6)$$

式中, \bar{r}_{m_k} 为第 m 个小区中第 k 个用户的平均信干噪比。将式(6)带入式(5),可得:

$$\bar{R} = \lg e \sum_{m=1}^M \sum_{k=1}^K e^{-\frac{1}{\bar{r}_{m_k}}} \text{Ei} \left(-\frac{1}{\bar{r}_{m_k}} \right) \quad (7)$$

式中, $\text{Ei}(x)$ 为指数积分函数,其形式可表现为:

$$\text{Ei}(-x) = E + \ln(x) + \sum_{k=1}^{\infty} \frac{(-x)^k}{kk!} \quad (8)$$

式中, E 为欧拉常数,取值 $E = 0.577\ 215\ 7$ 。

为优化协作波束成型通信系统的性能, 在基站发射功率受限的情况下, 以系统总速率最大化为目标, 将优化问题建模如下:

$$\max_{w_{m_k}} \bar{R} \quad k=1,2,\dots,K; \quad m=1,2,\dots,M \quad (9)$$

同时, 各基站的波束向量应满足:

$$\|w_m\|_F^2 < P_m \quad m=1,2,\dots,M \quad (10)$$

式中, P_m 为第 m 个基站的最大发射功率; $w_m = \{w_{m_1}, w_{m_2}, \dots, w_{m_K}\}, m=1,2,\dots,M$ 。

2 线性权重粒子群优化算法的波束成型

线性权重粒子群算法是模拟鸟群飞行觅食的行为, 通过鸟之间的集体协作使群体达到最优, 该算法基于群体迭代, 群体在解空间中追随最优粒子进行搜索^[12]。为优化多基站协作下的波束向量, 首先根据式(9)建立线性权重粒子群优化算法模型; 其次, 根据建立的模型给出搜索迭代寻优步骤。

2.1 线性权重粒子群优化算法

在线性权重粒子群优化算法中, 每个个体称为一个“粒子”, 每个粒子代表优化问题的一个可行解。粒子在可行解空间中运动, 并由一个速度变量决定其方向和距离。假设一个由 D 个粒子组成的群体在 $M \times K$ 维搜索空间以一定的速度运动。粒子 i 在 t 时刻的位置可表示为:

$$n_i^t = (n_{i,1}^t, n_{i,2}^t, \dots, n_{i,K}^t, n_{i,K+1}^t, \dots, n_{i,2K}^t, \dots, n_{i,MK}^t) \quad i=1,2,\dots,D \quad (11)$$

式中, $\|n_{i,mK+1}^t, \dots, n_{i,(m+1)K}^t\|_F^2 < n_{i,m}$; $m=0,1,\dots, M-1$, 此时, 为粒子 i 搜索空间的界限。粒子 i 在 t 时刻的速度为:

$$v_i^t = (v_{i,1}^t, \dots, v_{i,K}^t, v_{i,K+1}^t, \dots, v_{i,2K}^t, \dots, v_{i,MK}^t) \quad i=1,2,\dots,D \quad (12)$$

式中, 满足 $\|v_{i,mK+1}^t, \dots, v_{i,(m+1)K}^t\|_F^2 < v_{i,m}$, $m=0, 1, \dots, M-1$; $v_{i,m}$ 为粒子 i 运动速度的界限。

在搜索过程中, 粒子通过跟踪两个极值、个体极值和全局极值调整自己的位置。个体极值是粒子

$$f(w_{m_k}) = \sum_{m=1}^M \sum_{k=1}^K \lg \left(1 + \frac{|w_{m_k}^\dagger h_{mm_k}|^2}{\sum_{j=1, j \neq k}^K |w_{m_j}^\dagger h_{mm_k}|^2 + \sum_{\bar{m}=1, \bar{m} \neq m}^M \sum_{j=1}^K |w_{m_j}^\dagger h_{\bar{m}m_k}|^2 + \sigma^2} \right) \quad (18)$$

系统总速率是基站向所有用户传输速率的总和, 它会随着用户数目的增多而增大。为简化分析且不失一般性, 假设多基站协作系统中每小区内分

本身找到的最优解表示为:

$$p_i^t = (p_{i,1}^t, p_{i,2}^t, \dots, p_{i,MK}^t) \quad i=1,2,\dots,D \quad (13)$$

全局极值是整个粒子群目前搜索到的最优解, 用数学语言描述为:

$$P_g^t = (P_{g,1}^t, P_{g,2}^t, \dots, P_{g,MK}^t) \quad (14)$$

粒子在每次迭代中速度和位置的更新分别通过以下两式获得:

$$v_{i,j}^{t+1} = \omega v_{i,j}^t + c_1 q_1 (p_{i,j}^t - n_{i,j}^t) + c_2 q_2 (P_{g,j}^t - n_{i,j}^t) \quad i=1,2,\dots,D; \quad j=1,2,\dots,MK \quad (15)$$

$$n_{i,j}^{t+1} = n_{i,j}^t + v_{i,j}^{t+1} \quad i=1,2,\dots,D; \quad j=1,2,\dots,MK \quad (16)$$

式中, 第一项为粒子对先前速度的继承; 第二项代表粒子对自身的学习; 第三项表示粒子间的信息共享与相互合作; ω 表示惯性权重; c_1 和 c_2 表示学习因子, 其使粒子具有自我总结和向群体中的优秀个体学习的能力; q_1 和 q_2 是 $[0,1]$ 之间的随机数, 用来保持群体的多样性。

惯性权重 ω 的大小决定了粒子的探索能力和开发能力。当惯性权重较大时, 算法的全局寻优能力较强; 当惯性权重较小时, 算法的局部寻优能力较强。为了避免基本粒子群算法陷入局部最优以及收敛速度过慢的问题, 文献[13]提出将惯性权重设置为呈线性递减的形式:

$$\omega = \omega_{\text{start}} - \frac{\omega_{\text{start}} - \omega_{\text{end}}}{t_{\text{max}}} \times t \quad (17)$$

式中, t_{max} 为最大迭代次数; t 为当前最大迭代次数; ω_{start} 和 ω_{end} 分别表示初始惯性权重和终止惯性权重, 通常 $\omega_{\text{start}} = 0.9$, $\omega_{\text{end}} = 0.4$ ^[14]。由式(17)可知, 算法在开始时具有良好的全局搜索性能, 能够迅速定位到接近全局最优点的位置, 而在后期具有良好的局部搜索能力, 能够准确地得到全局最优解。

2.2 适应度函数

适应度函数是评价种群中各个粒子个体质量好坏的标志^[15]。系统模型中建立的优化问题与本文算法的适应度函数相对应。因此, 为优化各基站的波束向量, 最大化系统总速率、适应度函数可建模为:

布一个单天线用户 ($K=1$)。因此, 对多个小区内的用户总速率进行优化, 该假设并不影响理论分析结果。在该假设下式(18)可以简化为:

$$f(\mathbf{w}_m) = \sum_{m=1}^M \lg \left(1 + \frac{|\mathbf{w}_m^\dagger \mathbf{h}_{mm}|^2}{\sum_{\bar{m}=1, \bar{m} \neq m}^M |\mathbf{w}_m^\dagger \mathbf{h}_{\bar{m}m}|^2 + \sigma^2} \right) \quad (19)$$

2.3 线性权重粒子群优化算法迭代步骤

综合上述分析, 本文系统总速率最大化多基站协作波束成型算法归纳如下:

1) 初始化。设定算法中涉及的各项参数, 随机初始化多基站协作通信系统的波束向量。

2) 极值更新。根据式(19)计算以波束向量为自变量的适应度函数, 并根据式(13)和式(14)与当前个体极值和全局极值比较。若优于当前的个体极值, 则更新个体极值; 若个体极值中最好的优于当前的全局极值, 则更新全局极值。

3) 状态更新。根据式(15)和式(16)对多基站协作通信系统的波束向量进行更新, 如果超出限制的范围, 则重新设定参数。

4) 判断。检验是否符合结束条件, 如果当前的迭代次数达到了预先设定的最大次数, 则停止迭代, 并输出得到的最大系统总速率。

3 数值分析

首先, 验证不同规模下本文线性权重粒子群优化算法的收敛性能; 其次, 对比不同算法下波束成型的性能优劣; 最后, 讨论了学习因子对优化问题的影响。仿真中, 基站的天线数 $N=4$, 每个用户配备单根接收天线, 协作基站数目 $M=3$, 每个基站的最大发射功率为 50 dBm, 信道的噪声功率为 -96 dBm。根据式(10), 各基站的波束向量的二范数受限于最大发射功率, 因此在最大发射功率为 50 dBm 的前提下, 根据 $50 \text{ dBm} = 10 \lg(P_m \text{ mW})$ 可得出最大发射功率 $P_m = 100 \text{ mW}$, 故搜索空间 $n_{i,m} = 100$; 为避免搜索不充分, 运动速度界限在搜索空间的基础上可相应提高, 本文中设定 $v_{i,m} = 120$ 。

图2为不同种群规模下所提算法的收敛性能, 仿真中取学习因子 $c_1 = c_2 = 2$ ^[16]。从图中可以看出, 当群体规模 $D=10$ 时, 由于群体多样性较小, 无法搜索到最优解。当群体规模分别为 $D=20$ 和 $D=30$ 时, 系统总速率均可达到最大值 49.07 bit/s, 说明了当群体规模足够寻求最优解时, 增大群体规模对改善算法的收敛精度效果并不明显。

图3给出了本文算法与基本粒子群算法在不同惯性权重下波束成型的性能对比。基本粒子群算法

在速度更新过程中惯性权重 ω 取常数, 并没有本文算法的权重线性递减过程。设置群体规模 $D=20$, 学习因子 $c_1 = c_2 = 2$ 。从图中可知, 当 $\omega=0.5$ 时, 因惯性权重一直保持在较低的状态, 其收敛速度较快, 系统总速率收敛于 7.94 bit/s, 但比本文算法减小了 41.13 bit/s, 故其搜索寻优能力远远不及本文算法; 当 $\omega=0.8$ 时, 惯性权重较大, 基本粒子群算法需要更多的迭代来达到全局最优, 此时算法收敛速度较慢, 得到最优解的可能性较小。

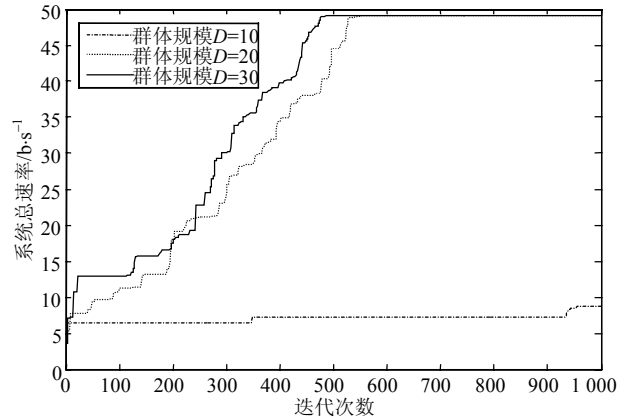


图2 所提算法不同群体规模下的收敛曲线

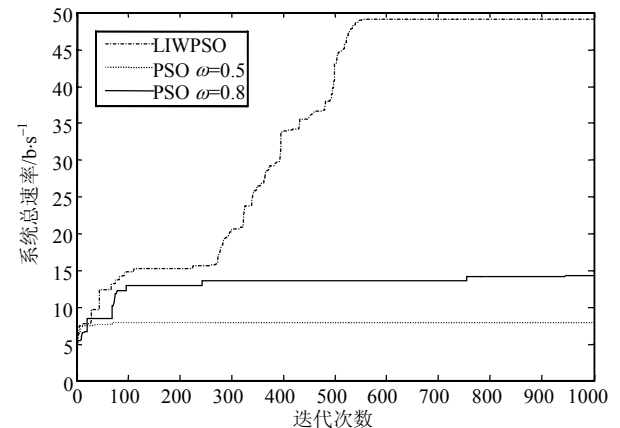


图3 波束成型在不同算法下的性能曲线

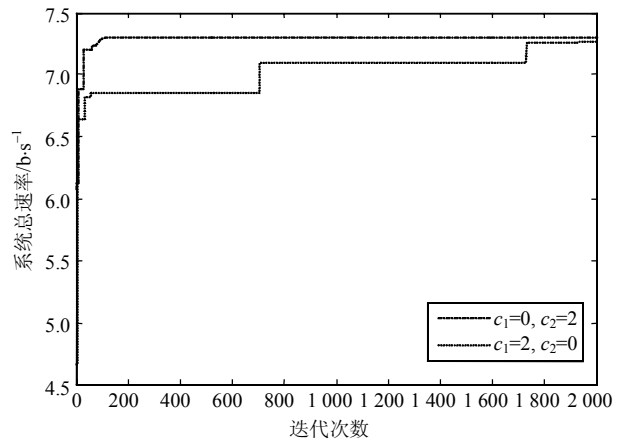


图4 不同学习因子下的性能曲线

图4和图5给出了本文算法在群体规模 $D = 20$ 时不同学习因子下的性能比较。从图4可以看出, 当 $c_1 = 0$, $c_2 = 2$ 时, 粒子没有对自身的学习, 故具有较快的收敛性, 但容易陷入局部最优; 当 $c_1 = 2$, $c_2 = 0$ 时, 粒子之间没有信息交流, 故其收敛速度慢, 很难取得最优解。从图5易知, $c_1 = c_2 = 1$ 和 $c_1 = c_2 = 2$ 的系统总速率分别收敛于 49.07 bit/s 和 48.65 bit/s, 此时学习因子和算法的搜索寻优能力关系不大, 但前者的收敛速度明显优于后者。综合分析两图可知, 学习因子的选取对算法的搜索寻优能力和收敛速度均有一定的影响。

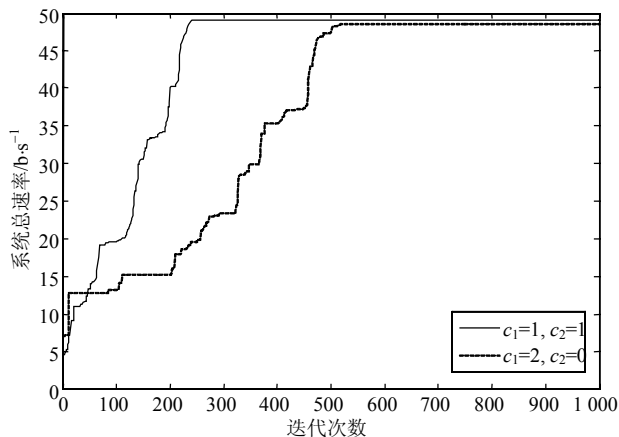


图5 不同学习因子下的性能曲线

4 结束语

多基站协作波束成型能够抑制小区间干扰, 提高系统性能。本文首先建立了多基站协作波束成型通信系统模型, 并以最大化系统总速率为优化目标, 提出了基于线性权重粒子群优化算法的多基站协作波束成型方案; 其次, 研究了该算法的适应度函数的构造方法, 同时给出其智能搜索寻优的迭代步骤。数值分析结果表明, 当群体规模足够大时, 该算法收敛性较好, 且搜索能力明显优于基本粒子群算法。此外, 正确选取学习因子, 可大大提升算法性能。

参 考 文 献

[1] BEN C D, KELIF J M, COUPECHOUX M, et al. Analytical joint processing multi-point cooperation performance in rayleigh fading[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2012, 1(4): 272-275.

[2] ZHANG J, ZHANG R, LI G, et al. Remote coalition network elements for base station cooperation aided multicell processing[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2012, 61(3): 1406-1415.

[3] ZHOU L, YU W. Uplink multicell processing with limited backhaul via per-base-station successive interference cancellation[J]. IEEE Journal on Selected Areas in

Communications, 2013, 31(10): 1981-1993.

[4] ROST P. Robust and efficient multi-cell cooperation under imperfect CSI and limited backhaul[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2013, 12(4): 1910-1922.

[5] ZHANG Q, YANG C, MOLISCH A. Downlink base station cooperative transmission under limited-capacity backhaul[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2013, 12(8): 3746-3759.

[6] ZHOU Z, VUCETIC B. A cooperative beamforming scheme in MIMO relay broadcast channels[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2011, 10(3): 940-947.

[7] XIANG Z, TAO M, WANG X. Coordinated multicast beamforming in multicell networks[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2013, 12(1): 12-21.

[8] WEN C K, CHEN J C, WONG K K, et al. Message passing algorithm for distributed downlink regularized zero-forcing beamforming with cooperative base station[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2014, 13(5): 2920-2930.

[9] BOTELLA C, PINERO G, GONZALEZ A, et al. Coordination in a multi-cell multi-antenna multi-user W-CDMA system: a beamforming approach[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2008, 7(11): 4479-4485.

[10] CHENG Y, PESAVENTO M, PHILIPP A. Joint network optimization and downlink beamforming for CoMP transmissions using mixed integer conic programming[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2013, 61(16): 3972-3987.

[11] NGUYEN D H N, LE-NGOC T. Multiuser downlink beamforming in multicell wireless systems: a game theoretical approach[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2011, 59(7): 3326-3338.

[12] 沈艳, 郭兵, 古天祥. 粒子群优化算法及其与遗传算法的比较[J]. 电子科技大学学报, 2005, 34(5): 696-699.

SHEN Yan, GUO Bing, GU Tian-xiang. Particle swarm optimization algorithm and comparison with genetic algorithm [J]. Journal of University of Electronic Science and Technology of China, 2005, 34 (5): 696-699.

[13] SHI Y, EBERHART R. A modified particle swarm optimizer[C]//Evolutionary Computation Proceedings, IEEE World Congress on Computational Intelligence. [S.l.]: IEEE, 1998.

[14] PEHLIVANOGLU Y V. A new particle swarm optimization method enhanced with a periodic mutation strategy and neural networks[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2013, 17(3): 436-452.

[15] LI C, YANG S, NGUYEN T T. A self-learning particle swarm optimizer for global optimization problems[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics, 2012, 42(3): 627-646.

[16] ZHAN Z H, ZHANG J, LI Y, et al. Orthogonal learning particle swarm optimization[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2011, 15(6): 832-847.