

基于改进离散布谷鸟搜索算法的毫米波大规模 MIMO 系统波束选择

汪 银, 张红伟, 李晓辉

(安徽大学电子信息工程学院, 合肥, 230039)

摘 要: 在毫米波大规模 MIMO 系统中采用全数字编码需要大量的射频链路, 从而导致能量损耗过高。针对这一问题提出一种基于离散布谷鸟搜索算法(Discrete cuckoo search, DCS)的波束选择方案, 减少所需射频链路数而不会造成明显的性能损失。首先分析毫米波大规模 MIMO 系统的波束选择模型, 引用 DCS 算法来求解模型; 然后针对布谷鸟算法 Levy 飞行离散化结果中出现的非正常编码, 采用启发式贪婪算法进行修复; 将遗传算法中的复制引入 DCS 算法中, 复制全局最优的鸟巢来替换其中被发现的鸟巢, 加快算法收敛速度。仿真结果表明, 所提基于改进 DCS 算法的波束选择方案相比几种已有的方案可以获得更优的和速率性能。

关键词: 毫米波; 大规模 MIMO; 波束选择; 离散布谷鸟算法

中图分类号: TN92 **文献标志码:** A

Beam Selection for Millimeter Wave Massive MIMO Systems via Improved Discrete Cuckoo Search Algorithm

WANG Yin, ZHANG Hongwei, LI Xiaohui

(School of Electronics and Information Engineering, Anhui University, Hefei, 230039, China)

Abstract: The use of full digital coding in millimeter-wave massive MIMO systems requires a large number of radio frequency (RF) chains, resulting in excessive energy consumption. A beam selection scheme based on discrete cuckoo algorithm (DCS) is proposed to reduce the number of required RF chains without obvious performance loss. Firstly, the beam selection model of millimeter wave massive MIMO system is analyzed, and the DCS algorithm is used to solve the model. Owing to the abnormal coding in the Levy flight discretization result, the heuristic greedy algorithm is proposed to repair it. To speed up the convergence of the algorithm, the replication in the genetic algorithm is introduced into the DCS algorithm, and the global optimal nest is copied to replace the discovered nests. The simulation result shows that the proposed beam selection scheme based on the improved DCS algorithm can obtain better rate performance than several existing schemes.

Key words: millimeter wave(mmWave); massive MIMO; beam selection; discrete cuckoo search(DCS) algorithm

基金项目: 教育部高等学校博士点专项基金(20133401110003)资助项目; 安徽省高校省级优秀青年人才基金重点(2013SQRL008ZD)资助项目。

收稿日期: 2019-09-20; **修订日期:** 2019-12-18

引 言

随着互联网业务的迅速发展,人们对无线网络各个应用领域的需求日益增多,日益紧张的频谱资源已经无法满足人们对通信的需求。毫米波大规模输入输出能通过更宽的信号带宽实现更高的数据速率以及更高的频谱效率,被认为是未来5G无线通信的关键技术^[1-2]。毫米波无线通信与新兴的大规模多天线和大规模协作无线传输技术紧密结合,可以解决毫米波移动通信的广域大容量无线覆盖和支持终端中高速移动等关键性技术的瓶颈^[3],毫米波混合波束成形技术也是如今研究的热点之一^[4]。

传统的全数字波束成形方案要求每个天线对应一条独立的射频(Radio frequency, RF)链路^[5],随着基站天线数和小区用户数的不断增加,所需的RF链路数量也在不断上升,虽然性能优异,但是增加了硬件成本以及实现难度。为了减少所需RF链路的数量,Shu等提出低复杂度基于相位对准的DOA估计方法。文献[7]提出混合大规模多输入多输出(Multiple input multiple output, MIMO)中基于数字域改进的bat算法(I-BA)和鲁棒自适应波束形成器(RAB)方法。文献[8]提出一种有效减少干扰的混合模拟和数字接收波束成形方案。Brady等提出了波束空间MIMO这一开创性的概念。通过采用性能损失忽略不计的离散透镜阵列(Discrete lens array, DLA),将传统的空间信道转换为波束空间信道,以获得毫米波(Millimeter wave, mmWave)频率下的信道稀疏度。由于波束空间MIMO信道具有稀疏性,只需选择少量合适的天线就能减少RF链路数,并且不会造成明显的系统性能损失。现有文献提出两种波束选择方法:选择消除导致容量损失最小的波束,或者选择在系统容量方面贡献最大的波束^[10],但是这种依次搜索的波束选择方法复杂度过高。文献[11]中提出通过最大幅度(Magnitude maximization, MM)或基于阈值的幅度来选择波束,这种基于最大幅度的波束选择方案虽然简单,但是却存在着多用户干扰以及不同的RF链选择相同的波束而导致RF链被浪费的问题。在文献[12]中提出一种干扰感知(Interference-aware, IA)波束选择方案,该方案为干扰用户重新选择波束。文献[13]中提出基于蚁群优化(Ant colony optimization, ACO)的方案,但是该方案和IA方案类似,都是基于幅度最大化的标准,而不是直接优化和速率。文献[14]提出根据和速率来分析选择波束的方案,但该方案要求具有特定的概率分布的信道。

针对上述问题,提出了一种新的波束选择方案。该方案将波束选择问题看作求解{0-1}背包问题^[15],将选择的波束看作选中物品装入背包,将系统的最大和速率看作求解背包所装的最大容量问题,采用改进离散布谷鸟搜索算法来获得近优解,针对布谷鸟算法Levy飞行离散化结果中产生的非正常编码,采用启发式贪婪算法进行修复。仿真和理论分析结果表明,所提出的波束选择方案在提高系统总和速率方面优于现有的波束选择方案。

1 系统模型

1.1 传统MIMO系统模型

考虑一个毫米波大规模MIMO单小区系统,假设基站端配备天线数为 N ,RF链路数为 N_{RF} 。基站同时服务 K 个单天线用户。其系统模型如图1所示。

由图1可知,传统MIMO模型所需的RF链路数与天线数相等,即 $N = N_{\text{RF}}$ 。对于在基站处具有线性预编码的传统多用户MIMO系统的下行链路, K 个用户所接收到的信号 y 可表示为

$$y = H^H W s + n \quad (1)$$

式中: $H = [h_1, h_2, \dots, h_K]$ 为信道矩阵,且 $k = 1, \dots, K, h_k$ 是大小为 $N \times 1$ 的用户 k 与基站之间的信道矢量; s 为原始信号矢量, $s \in C^{K \times 1}$,其归一化功率为 $E(ss^H) = I_K$; W 是大小为 $N \times K$ 的预编码矩阵,并且满足 $\text{tr}(WW^H) \leq \rho, \rho$ 为发射总功率; n 是大小为 $K \times 1$ 的加性高斯白噪声,且 $n \sim CN(0, \sigma^2 I_K)$ 。

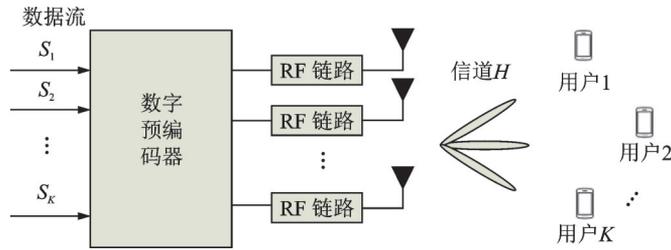


图1 传统MIMO系统模型

Fig.1 Traditional MIMO system model

采用毫米波通信广泛使用的 Saleh-Valenzuela 信道模型,用户 k 的信道矢量为

$$\mathbf{h}_k = \beta_k^{(0)} \alpha(\psi_k^{(0)}) + \sum_{l=1}^L \beta_k^{(l)} \alpha(\psi_k^{(l)}) \quad (2)$$

式中: $\alpha(\psi)$ 为阵列响应矢量, $\beta_k^{(0)} \alpha(\psi_k^{(0)})$ 和 $\beta_k^{(l)} \alpha(\psi_k^{(l)})$ 分别为用户 k 的视距(Line-of-sight, LoS)路径组成以及非视距(Non-line-of sight, NLoS)路径组成; β_k 为复增益; ψ_k 为空间方位。

1.2 波束空间MIMO系统模型

由于传统MIMO模型所需的RF链路数与天线数相等,随着天线数量增加,系统所需RF链路数也增加。为减少RF链路数,本文采用DLA,通过空间傅里叶变换矩阵 U 将传统的空间信道转换为波束空间信道,其系统模型如图2所示。

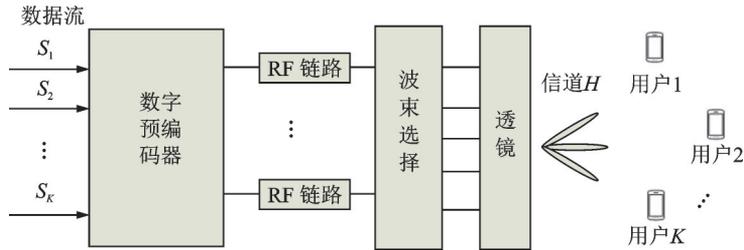


图2 波束域MIMO系统模型

Fig.2 Beamspace MIMO system model

U 为一组给定的正交基

$$U = [\vartheta(\theta_1), \dots, \vartheta(\theta_N)]^H \quad (3)$$

式中: $\theta_n = \frac{1}{N} \left(n - \frac{N+1}{2} \right)$, $n = 1, 2, \dots, N$ 。由此,可得到波束空间MIMO系统 K 个用户的接收信号为

$$\mathbf{y}^{\text{DL}} = \mathbf{H}^H \mathbf{U}^H \mathbf{W} \mathbf{s} + \mathbf{n} = \tilde{\mathbf{H}}^H \mathbf{W} \mathbf{s} + \mathbf{n} \quad (4)$$

式中 $\tilde{\mathbf{H}}$ 为波束空间信道,且被定义为

$$\tilde{\mathbf{H}} = [\tilde{\mathbf{h}}_1, \tilde{\mathbf{h}}_2, \dots, \tilde{\mathbf{h}}_K] = [\mathbf{U} \mathbf{h}_1, \mathbf{U} \mathbf{h}_2, \dots, \mathbf{U} \mathbf{h}_K] \quad (5)$$

式中: $\tilde{\mathbf{h}}_k$ 为用户 k 的波束空间信道矢量,且 $k = 1, \dots, K$,其每个元素表示由 N 个预定义波束提供的信道增益。

由于信道的稀疏性,在计算传输速率时 $\tilde{\mathbf{h}}_k$ 中仅存在几个主要元素,只需选取少量合适的波束便可

在不造成明显性能损失的前提下降低MIMO系统的维度。因此, K 个用户下行链路的接收信号可表示为

$$y_r^{\text{DL}} = \tilde{H}_r^H \mathbf{W}_r s + n \quad (6)$$

式中: \tilde{H}_r 为由所挑选出的波束组成的信道, $\mathbf{W}_r \in \mathbf{C}^{K \times K}$ 为已降低维度的数字预编码矩阵。由于 \mathbf{W}_r 维度比式(1)中 \mathbf{W} 维度低,因此波束空间MIMO系统可以有效减少RF链路数。为保证 K 个用户都能获得空间复用增益,这里设定RF链路数等于用户数,即 $K = N_{\text{RF}}$ 。

2 波束选择方案

2.1 问题阐述

在不造成明显性能损失的前提下从 N 个天线中挑选出 K 个天线,需要对其建立目标函数以及约束条件。由于是在模拟域进行波束选择,采用迫零波束(Zero-forcing, ZF)预编码,可表示为

$$\mathbf{W}_r = \alpha \tilde{H}_r \left(\tilde{H}_r^H \tilde{H}_r \right)^{-1} \quad (7)$$

式中: α 为缩放因子且满足 $\alpha = \sqrt{\frac{\rho}{\text{tr}(\mathbf{W}_r \mathbf{W}_r^H)}}$, ρ 为发射总功率。

假设在基站端给每个用户分配相等的功率,则第 k 个用户可实现的平均速率为

$$R_k = \log_2 \left(1 + \frac{\rho \frac{|\alpha|^2}{K} \left| \tilde{h}_k^H \tilde{\mathbf{w}}_k \right|^2}{\rho \frac{|\alpha|^2}{K} \sum_{m \neq k} \left| \tilde{h}_k^H \tilde{\mathbf{w}}_m \right|^2 + \sigma^2} \right) \quad (8)$$

式中 σ^2 为噪声功率。

进一步将波束选择问题转换为下述优化问题

$$\text{maximize } \sum_{k,n} R_k x_{nk} \quad (9)$$

$$\text{s.t. } \sum_n x_{nk} = 1 \quad k = 1, \dots, K \quad (10)$$

$$\sum_k x_{nk} \leq 1 \quad n = 1, \dots, N \quad (11)$$

$$x_{nk} \in \{0, 1\}, \quad n = 1, 2, \dots, N, \quad k = 1, 2, \dots, K \quad (12)$$

式(9)为目标函数,表示在约束条件下最大化系统和速率;式(10)表示每个用户只选择一个波束;式(11)表示每个波束最多被一个用户选择,也有可能没被任何用户选中;式(12)表示 x_{nk} 的取值范围为0或者1,0表示该天线未被选中,1表示该天线被选中。

从 N 中挑选 K 个最合适的天线最优方案是穷搜索方案,但是其计算量能达到 $\binom{N}{K}$ 种组合,因此寻求近优的波束选择方案很重要。

2.2 离散布谷鸟算法

布谷鸟搜索(Cuckoo search, CS)算法是在2009年由英国学者Yang和Deb在群体智能技术基础上提出的一种新型基于自然元的启发式算法^[16],该算法具有全局搜索能力强、选用参数少、鲁棒性强等优点。但是最初的布谷鸟算法只适用于求解连续值,不适用于离散值,Ouyang等^[17]提出了离散布谷鸟搜

索算法用以解决离散型问题。针对2.1节所提出的波束选择模型优化问题,提出将波束选择问题看作求解{0-1}背包问题,将选择的波束看作将物品装入背包,将系统的最大和速率看作背包所装的最大容量问题,采用离散布谷鸟算法来求解式(9)的模型。CS算法基于以下3个假设:

- (1) 每只布谷鸟随机选择一个鸟巢并只产下一个布谷鸟蛋;
- (2) 最好的鸟巢将会被保留至下一代;
- (3) 鸟巢的数量是固定的,鸟巢中的布谷鸟蛋被宿主鸟发现的概率为 $P_a \in [0, 1]$ 。

采用Mantegna来模拟Levy飞行跳跃路径的公式,Levy飞行的基本布谷鸟算法公式为

$$x_i^{t+1} = x_i^t + \partial \oplus \text{Levy}(\lambda) \sim 0.01s(x_j^t - x_i^t) \quad (13)$$

离散布谷鸟算法要求对Levy飞行每次位置更新的跳跃路径进行二进制代码变换。采用文献[18]的Kennedy公式以及文献[19]中提出的更新方法进行二进制编码的混合更新方法^[20],二进制编码的变换公式为

$$\begin{aligned} & \text{If } \text{rand}() \leq p_r \\ & \quad \text{Sig}(\text{Levy}) = \frac{1}{1 + \exp(-\text{Levy})} \\ & \quad x_{nk}^{m+1} = \begin{cases} 1 & \text{rand} \leq \text{Sig}(\text{Levy}) \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \\ & \text{Else} \\ & \quad \text{If } \text{Levy} \leq 0 \\ & \quad \quad \text{Sig}(\text{Levy}) = 1 - \frac{2}{1 + \exp(-\text{Levy})} \\ & \quad \quad x_{nk}^{m+1} = \begin{cases} 0 & \text{rand} \leq \text{Sig}(\text{Levy}) \\ x_{nk}^m & \text{其他} \end{cases} \\ & \quad \text{Else} \\ & \quad \quad \text{Sig}(\text{Step}) = \frac{2}{1 + \exp(-\text{Step})} - 1 \\ & \quad \quad x_{nk}^{m+1} = \begin{cases} 1 & \text{rand} \leq \text{Sig}(\text{Step}) \\ x_{nk}^m & \text{其他} \end{cases} \\ & \quad \text{End If} \\ & \text{End If} \end{aligned} \quad (14)$$

式中:rand为产生的随机数; p_r 为二进制编码控制参数且满足 $p_r \in [0, 1]$ 。 p_r 越大,则离散布谷鸟算法的全局多样性越强; p_r 越小,则离散布谷鸟算法的收敛性越强。

2.3 非正常编码的修复处理

使用式(14)中Levy飞行更新的二进制编码方法在约束条件下很容易产生非正常编码,例如第*i*次迭代第*m*个鸟巢里第*k*个用户选择不止一个波束。为了保证均为可行解,必须采用一定的编码修复策略,本文提出使用启发式贪婪算法对非正常编码进行修复。先对Levy飞行更新过的编码为1的项进行求信道增益大小,第*k*个用户选择前*k*-1个没有选择的且信道增益值最大的波束,依次选择,直到所有用户都选择了一个波束。该修复策略的算法如表1所示。

2.4 改进离散布谷鸟算法描述

步骤1 设置算法参数:鸟巢数 M ,鸟巢发现概率 P_a ,二进制编码控制参数 p_r ,最大迭代次数 T_{\max} ,天线数 N ,用户数 K 。先初始化 M 个鸟巢,每个鸟巢为用户选择信道幅度值最大且无重复的波束,如果出现多个用户选择重复的波束,则为这多个用户从剩下的波束随机选择不重复的波束。计算 M 个鸟巢的适应度大小,即计算式(9)的目标函数,以当前鸟巢适应度最大的值为全局最优解。

步骤2 在上述给定的参数条件下,将Levy飞行的路径按照式(14)对 M 个鸟巢进行二进制编码混合更新,并采用启发式贪婪算法对非正常编码进行修复。计算新产生 M 个鸟巢的适应度,若比原鸟巢适应度大则替换原来的鸟巢,若比原鸟巢适应度小则丢弃。若当前鸟巢适应度比全局最优解大,则以当前鸟巢适应度为全局最优解。

步骤3 用外来蛋的发现概率 P_a 与服从均匀分布的随机数 $R \in [0, 1]$ 进行比较,如果 $R > P_a$,则采用遗传算法(GA)中复制的思想,复制全局最优的鸟巢来替换被发现的鸟巢,从而能使最优鸟巢保存下来,确定当前最优的鸟巢位置及最优值。

步骤4 判断算法是否达到最大迭代次数 T_{\max} ,若达到则输出全局最优解,若未达到,则重复步骤2和步骤3。

2.5 计算复杂度分析

将本文所提出方案的计算复杂度与MM方案和IA方案的计算复杂度进行比较。由于在IA和所提出的算法中 $K \times K$ 维矩阵求逆均有最高的复杂度($O(K^3)$),因此通过计算执行矩阵求逆的次数来比较它们的复杂度。MM方案是基于最大幅度的波束选择方案,计算复杂度为0。IA算法的主要复杂度来自具有相同波束索引且幅度最大的干扰用户重新选择波束。假设有 \tilde{K} 个干扰用户,则第 \tilde{k} 个用户波束选择有 $(N-K) + (\tilde{K} + 1 - \tilde{k})$, $\tilde{k} = 1, \dots, \tilde{K}$,因此IA算法计算复杂度为 $(N-K)\tilde{K} + (\tilde{K}^2 + \tilde{K})/2$ 。本文算法计算复杂度主要体现在Levy飞行产生的新鸟巢与原始鸟巢计算对比上,与干扰用户数无关,本文算法复杂度为 $T_{\max}M$ 。

3 仿真结果与分析

考虑稀疏系统和密集系统两种毫米波大规模MIMO系统,其中稀疏系统基站配备具有 $N = 256$ 个天线和 $K = 32$ 个用户,密集系统BS配备天线数 $N = 64$ 和 $K = 32$ 个用户,发射功率均采用 $\rho = 32$ mW,SNR=30 dB,鸟巢数 $M = 20$, $P_a = 0.75$, $p_r = 0.5$ 。假设用户 k 的空间信道有一个LoS分

表1 修复策略的算法

Table 1 Algorithm for repair strategies

输入: 修复前大小为 $N \times K$ 的二进制编码矩阵、信道增益矩阵 G
输出: 复合约束条件的大小为 $N \times K$ 的二进制编码矩阵
<pre> for $k = 1 \rightarrow K$ do for $n = 1 \rightarrow N$ do if $x_{nk} = 1$ and $n \notin \partial$ then calculate g_{nk} end if end for $\beta_k = \arg \max \{g_{nk}\}$ for $n = 1 \rightarrow N$ do if $n = \beta_k$ $x_{nk} = 1$ else $x_{nk} = 0$ end if end for $\partial \leftarrow \partial \cup \{\beta_k\}$ end for </pre>
其中: $g_{nk} \in G$ 为信道增益, β_k 为第 k 个用户所选的波束, ∂ 为用户已选好的波束集。

量以及有 $L = 2$ 个 NLoS 分量, 其中 $\beta_k^{(0)} \sim CN(0, 1), \beta_k^{(l)} \sim CN(0, 10^{-1}) \quad l = 1, 2; \psi_k^{(0)}$ 和 $\psi_k^{(l)}$ 遵循分布区间在 $\left[-\frac{1}{2}, \frac{1}{2}\right]$ 的均匀分布。

先对本文所提算法的收敛度进行分析。设置最大迭代次数 $T_{\max} = 500$ 。以天线数 $N = 256$, 用户数 $K = 32$ 为例, 从图 3 可以看出所提基于 DCS 波束选择算法在迭代 100 次左右基本上已经获得了最大和速率, 为了减少迭代次数, 在后续仿真中均以 $T_{\max} = 100$ 。

图 4 是在稀疏系统的条件下基于 DCS 波束选择算法与全数字预编码算法、IA 算法以及 MM 算法进行比较。可以从图 4 中看出, IA 算法与每个用户 2 个波束的 MM-2 波束选择和速率性能基本上一致, 比每个用户 1 个波束的 MM-1 波束选择和率性能好很多, 这是因为 MM-1 方案不考虑用户间的干扰, MM-2 实现的和速率虽然提高不少但是造成更高的能量损耗。基于 DCS 波束选择算法实现了比上述 3 种算法更好的和速率性能, 也更接近全数字系统。

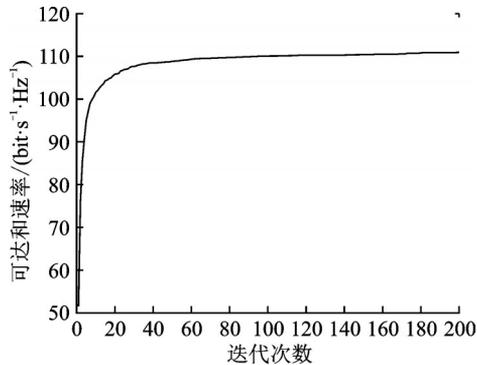


图 3 基于 DCS 波束选择算法收敛曲线

Fig.3 Convergence curve based on DCS beam selection algorithm

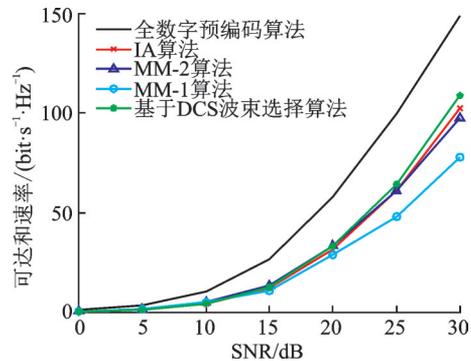


图 4 当 $N = 256, K = 32$ 时不同波束选择算法所实现的和速率

Fig.4 Sum-rate achieved by different beam selection algorithms ($N = 256, K = 32$)

图 5 是在密集系统的条件下基于 DCS 波束选择算法与已有的算法所实现和速率的比较。IA 算法在密集系统中受干扰的概率 $P = 1 - \frac{N!}{N^K(N-K)!} = 99.99\%$, 也就是在密集系统下一定会存在不同的用户选择相同的天线, 受干扰的用户数越多 IA 算法的复杂度越大。基于 DCS 波束选择算法不用考虑用户间的干扰, 直接以优化和速率为目标, 因此实现的和速率性能最好。如果用户信道有高度相关性时, \tilde{K} 就会很大, 此时 IA 算法复杂度会很高, 而本文算法复杂度与干扰用户无关。

图 6 是在 $\text{SNR} = 30 \text{ dB}, N = 100$ 的条件下不同用户数和速率的对比。从图中可看出, 基于 DCS 波束选择算法获得最佳性能。

4 结束语

本文提出了一种新的波束选择方案, 所提方案将波束选择看作求解 {0-1} 背包问题并采用 DCS 算法进行求解, 然而 DCS 算法在求解过程容易出现非正常编码, 提出采用启发式贪婪算法对非正常解进行修复, 保证了计算所得的解均为可行解。最后借鉴遗传算法中的复制思想, 复制全局最优的鸟巢来替换其中被发现的鸟巢, 使最优鸟巢保存下来, 加快算法的收敛性。实验仿真证明所提方案比已有算法能获得更优的和速率性能, 虽然所提方案比已有算法计算复杂度略高一点, 但是考虑当今计算机计算

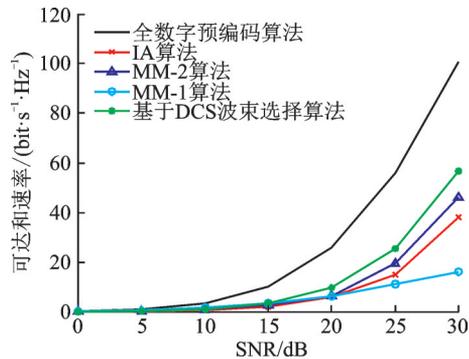


图5 当 $N = 64, K = 32$ 时不同波束选择算法所实现的和速率

Fig.5 Sum-rate achieved by different beam selection algorithms ($N = 64, K = 32$)

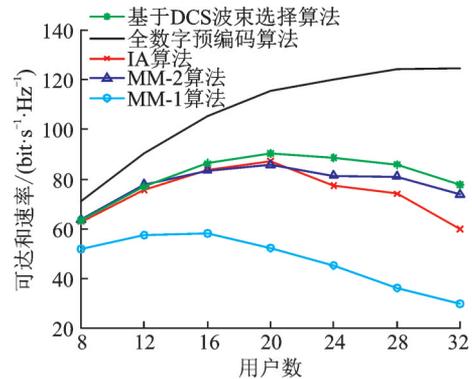


图6 不同用户数下和速率的比较

Fig.6 Sum-rate comparison of different numbers of users

性能提升较快,所提方案在实际系统的应用中仍具有较大优势。

参考文献:

- [1] RAPPAPORT T S, SHU S, RIMMA M, et al. Millimeter wave mobile communications for 5G cellular: It will work![J]. IEEE Access, 2013, 1: 335-349.
- [2] MUMTAZ S, RODRIQUEZ J, DAI L. mmWave massive MIMO:A paradigm for 5G[M]. USA: Academic Press, 2016.
- [3] 黄永明. 毫米波无线通信:从短距离接入到广域覆盖[J]. 数据采集与处理, 2017, 32(3): 431-439.
HUANG Yongming. Millimeter wave wireless communications: From local area access to wide area coverage[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2017, 32(3): 431-439.
- [4] 束锋. 毫米波无线通信系统混合波束成形综述[J]. 数据采集与处理, 2017, 32(3): 454-462.
SHU Feng. Overview of hybrid beamforming for millimeter wave systems[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2017, 32(3): 454-462.
- [5] RUSEK F, DANIEL P, BUON K L, et al. Scaling up MIMO: Opportunities and challenges with very large arrays[J]. IEEE Signal Process, 2013, 30(1): 40-60.
- [6] SHU Feng, QIN Yaolu, LIU Tingting, et al. Low-complexity and high-resolution DOA estimation for hybrid analog and digital massive MIMO receive array[J]. IEEE Trans on Communications, 2018, 66(6): 2487-2501.
- [7] ALMAGBOUL M, SHU Feng, QIN Yaolu, et al. An efficient hybrid beamforming design for massive MIMO receive systems via SINR maximization based on an improved bat algorithm[J]. IEEE Access, 2019, 7: 2169-3536.
- [8] SUN Linlin, QIN Yaolu, ZHUANG Zhihong, et al. A robust secure hybrid analog and digital receive beamforming scheme for efficient interference reduction[J]. IEEE Access, 2019, 7: 2227-2234.
- [9] BRADY J, BEHDAD N, SAYEED A. Beam-space MIMO for millimeter-wave communications: System architecture, modeling, analysis, and measurements[J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 2013, 61(7): 3814-3827.
- [10] AMADORI P, MASOUROS C. Low RF-complexity millimeter-wave beam-space-MIMO systems by beam selection[J]. IEEE Transactions on Communications, 2015, 63(6): 2212-2222.
- [11] SAYEED A, BRADY J. Beam-space MIMO for high-dimensional multiuser communication at millimeter-wave frequencies [C]//Proceedings of 2013 IEEE Global Communications Conference (GLOBECOM). Washington: IEEE Press, 2013: 3679-3684.
- [12] GAO X, DAI L, CHEN Z, et al. Near-optimal beam selection for beam-space mmWave massive MIMO systems[J]. IEEE Communications Letters, 2016, 20(5): 1054-1057.
- [13] QIU S, LUO K, JIANG T. Beam selection for mmWave massive MIMO systems under hybrid transceiver architecture[J].

- IEEE Communications Letters, 2018, 22(7): 1498-1501.
- [14] HAN Y, JIN S, ZHANG J, et al. DFT-based hybrid beamforming multiuser systems: Rate analysis and beam selection[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2018, 12(3): 514-528.
- [15] GHERBOUDJ A, LAYEB A, CHIKHI S. Solving 0-1 knapsack problems by a discrete binary version of cuckoo search algorithm[J]. International Journal of Bio-Inspired Computation (IJBIC), 2012, 4(4): 229-236.
- [16] YANG Xinshe, DEB S. Cuckoo search via lévy flights[C]//Proceedings of 2009 World Congress on Nature & Biologically Inspired Computing (NaBIC). India: IEEE Publications, 2009: 210-214.
- [17] QUYANG X, ZHOU Y, LUO Q, et al. A novel discrete cuckoo search algorithm for spherical traveling salesman problem[J]. Applied Mathematics & Information Sciences, 2013, 7(2): 777-784.
- [18] KENNEDY J, EBERHART R. A discrete binary version of the particle swarm algorithm[C]//Proceedings of 1997 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics. Computational Cybernetics and Simulation. Piscataway: IEEE, 1997: 4104-4109.
- [19] 刘建华. 粒子群算法的基本理论及其改进研究[D]. 长沙:中南大学, 2009: 77-98.
LIU Jianhua. The research of basic theory and improvement on particle swarm optimization[D]. Changsha: Central South University, 2009: 77-98.
- [20] 冯登科. 二进制布谷鸟搜索算法[J]. 计算机应用, 2013, 33(6): 1566-1570.
FENG Dengke. Binary cuckoo search algorithm[J]. Journal of Computer Applications, 2013, 33(6): 1566-1570.

作者简介:



汪银(1995-),女,硕士研究生,研究方向:移动通信、毫米波大规模MIMO信号处理, E-mail: wangyin950203@qq.com。



张红伟(1977-),男,副教授,硕导,研究方向:移动通信、云计算与物联网测控, E-mail:41047510@qq.com。



李晓辉(1961-),男,教授,博导,研究方向:宽带移动通信、多媒体通信, E-mail: xhli@ahu.edu.cn。

(编辑:夏道家)