

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2210911

基于改进的猎食者优化的 D2D 通信功率控制方法*

江超 张治中 胡正操 周永东

(南京信息工程大学电子与信息工程学院 南京 210044)

摘要: 针对 D2D 通信中用户复用频谱资源时产生的同频干扰问题,提出了一种改进的猎食者优化算法,对 D2D 用户进行功率控制。它在满足系统用户通信质量的约束条件下,根据猎人向猎物移动位置和猎物向最安全位置移动的规则来调整 D2D 发射功率,为了保持搜索与开发的平衡,提高收敛速度和寻优精度,采用 Sobol 序列对种群进行初始化,并且在猎食者位置更新公式中引入水波动态自适应因子,从而确定 D2D 用户最佳发射功率。仿真结果表明,该算法不仅可以提高系统总吞吐量和降低蜂窝用户受到的干扰,还可以提高收敛速度和寻优精度。

关键词: D2D 通信;改进的猎食者优化算法;功率控制;Sobol 序列;水波动态自适应因子

中图分类号: TN **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.99

D2D communication power control method based on improved hunter prey optimization algorithm

Jiang Chao Zhang Zhizhong Hu Zhengcao Zhou Yongdong

(School of Electronics and Information Engineering, Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing 210044, China)

Abstract: Aiming at the problem of co-channel interference when users reuse spectrum resources in D2D communication, an improved Hunter prey optimization algorithm is proposed to control the power of D2D users. It adjusts the D2D transmission power according to the rules that the hunter moves to the prey and the prey moves to the safest position under the constraints of satisfying the communication quality of the system users. The Sobol sequence initializes the population, and introduces the water wave dynamic adaptive factor into the predator position update formula, so as to determine the optimal transmit power of D2D users. The simulation results show that the algorithm can not only improve the total throughput of the system and reduce the interference to cellular users, but also improve the convergence speed and optimization accuracy.

Keywords: D2D communication; improved Hunter prey optimization algorithm; power control; Sobol sequence; water-wave dynamic adaptive factor

0 引言

随着现代通信技术的不断发展,设备到设备(device to device, D2D)通信干扰抑制的研究已经成为热点。D2D 通信引入蜂窝网络系统既可以提高频谱利用率和减少干扰,又可以更进一步的提高系统总吞吐量。但是需要注意的是,在一个蜂窝小区中存在多个 D2D 用户设备(D2D user equipment, DUE)和蜂窝用户设备(cellular user equipment, CUE)用户时,彼此之间会造成相互干扰,对蜂窝网络系统的性能产生影响^[1]。

早期研究主要使用集中式算法来抑制干扰,例如:基于图论的算法、基于超图理论的算法以及文献[2]提出的基于

图着色的资源分配算法,这类算法虽然效果良好,但是算法复杂度高且 BS 负载压力大^[3]。后来考虑到通过功率控制对 D2D 用户对之间以及 CUE 与 DUE 之间造成的干扰进行抑制,会出现目标函数及约束条件可能是非凸的情况,于是存在得到的最优解并不是全局最优解而是局部最优解的问题。对于这个问题研究者们给出了不同的解决方案,一类是采用全局优化算法来解决,其思路是通过迭代得到不同的局部最优解,然后再从局部最优解中选择一个最佳的解作为近似的全球最优解,主要有遗传算法,模拟退火算法,粒子群优化算法^[4]等,文献[5]提出了一种基于改进遗传算法的资源分配方案,该方法提高了遗传算法的多样性,避免了多重算子的变异,具有更好的系统吞吐量和干扰抑

收稿日期:2022-08-01

* 基金项目:工信部行业专项重点项目(TC210H02P/2)资助

制性能,但是算法复杂度高和寻优精度低。文献[6]提出了一种基于模拟退火算法的资源管理方案,模拟退火算法在一定程度上提高了吞吐量,但没有考虑 D2D 用户的能耗问题。文献[7]介绍了一种基于粒子群优化的功率控制算法,该算法虽然降低了干扰,但是由于粒子多样性太低容易造成局部收敛。另一类解决方案是利用博弈论来设计功率控制方法,文献[8]介绍了一种通过采用博弈论思想来进行资源分配的算法,这种算法提高了系统用户吞吐量,但是计算复杂度高,得到的纳什均衡点并不总是最好的。

综合上述研究出现的不足,提出了一种在满足约束条件的前提下,将系统总吞吐量最大化作为目标并且能够提升收敛速度和寻优精度的功率控制算法—改进的猎食者优化算法(Improved Hunter prey optimization algorithm, IHPO),它在根据猎食者规则更新群体中成员的位置,并引入 Sobol 序列和水波动态自适应因子,然后通过目标函数评估新位置,最后不断迭代达到最优。仿真结果表明,该算法不仅可以提高系统总吞吐量和降低蜂窝用户受到的干扰,还可以提高收敛速度和寻优精度。

1 模型建立与问题描述

本文仅在单一蜂窝网络场景下,考虑上述提出的目标优化问题,下面将进行模型建立与问题描述。

1.1 模型建立

本文所建立的系统模型如图 1 所示,它是一个包含有中心基站的单一蜂窝小区系统,在该系统中有两种采用不同通信方式的用户均匀分布,分别是 D2D 通信用户对 DUE 和蜂窝用户 CUE,其中 DUE 包括 DUE 发射端和 DUE 接收端。值得注意的是,DUE 用户对有专用模式和复用模式两种工作模式,而本文只考虑在复用模式下的功率控制问题。当 DUE 用户复用 CUE 用户频谱资源时,蜂窝用户会受到来自 DUE 用户发射端的同频干扰,同时 DUE 用户接收端也会受到蜂窝用户的干扰。为了确保系统用户的通信质量,本文设置蜂窝用户最大发射功率为 $P_{c,max}$, D2D 用户产生最大干扰门限为 $Inter_{max}$, D2D 通信用户最大发射功率为 $P_{D,max}$, 最小发射功率为 $P_{D,min}$, DUE 用户的最小信噪比为 $SINR_{D,min}$ 。

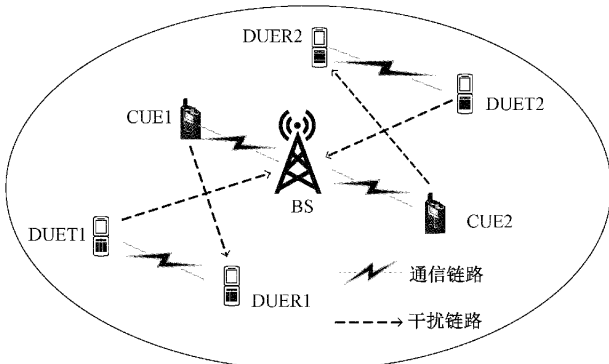


图 1 单一蜂窝小区系统模型

1.2 问题描述

假设小区内 X 个 D2D 通信对 $\{DUE(1), DUE(2), \dots, DUE(X)\}$, 还有 Y 个蜂窝用户 $\{CUE(1), CUE(2), \dots, CUE(Y)\}$, 该系统所有用户的路损增益模型为:

$$P_R = P_K d^{-\alpha} \tag{1}$$

其中, K 是路径损耗常数, α 为路径损耗指数, d 为用户间距离矩阵, P_s 为发射功率矩阵, P_R 为接收功率矩阵。

当第 i 对 DUE 用户复用第 j 个 CUE 用户频谱资源时, DUE 用户对蜂窝用户产生的干扰为:

$$Inter_{i,j}^c = P_D(i) K d_{i,bs}^{-\alpha} \tag{2}$$

$P_D(i)$ 表示第 i 对 DUE 的发射功率, $d_{i,bs}$ 表示第 i 对 DUE 用户到基站的距离。同样的, CUE 用户对 DUE 用户产生的干扰为:

$$Inter_{i,j}^D = P_c(j) K d_{i,j}^{-\alpha} \tag{3}$$

其中, $P_c(j)$ 表示第 j 个 CUE 用户的发射功率, $d_{i,j}$ 表示第 j 个 CUE 用户到第 i 对 DUE 用户接收端的距离。

并且此时 DUE 用户的信噪比为:

$$SINR_D(i) = P_D(i) K d_{i,bs}^{-\alpha} / (N_0 + Inter_{i,j}^D) \tag{4}$$

N_0 为高斯白噪声功率, 此时, 根据香农公式可以知道, 第 i 个 DUE 用户的吞吐量为:

$$R_{total}^D(i) = B \log_2(1 + SINR_D(i)) \tag{5}$$

由于本文功率控制的主要任务是最大化吞吐量, 同时还需尽可能的降低干扰和满足小区的通信质量, 于是本文的目标函数和约束条件可以定义为如下形式:

$$\begin{aligned} \max R_{total} = & \sum_{i=1}^X B \log_2(1 + \frac{P_D(i) K d_{i,bs}^{-\alpha}}{N_0 + \eta_{i,j} Inter_{i,j}^D}) + \\ & \sum_{j=1}^Y B \log_2(1 + \frac{P_c(j) K d_{i,j}^{-\alpha}}{N_0 + \eta_{i,j} Inter_{i,j}^c}) \end{aligned} \tag{6}$$

$$P_{D,min} \leq P_D(i) \leq P_{D,max}, \forall i \in [1, X] \tag{7}$$

$$SINR_D(i) \geq SINR_{D,min}, \forall i \in [1, X] \tag{8}$$

$$\frac{1}{j} \sum_{i=1}^X \sum_{j=1}^Y \eta_{i,j} P_D(i) K d_{i,bs}^{-\alpha} \leq Inter_{max} \tag{9}$$

$$\forall i \in [1, X], \forall j \in [1, Y]$$

$$\sum_{i=1}^X \eta_{i,j} \leq 1, \sum_{j=1}^Y \eta_{i,j} \leq 1, \eta_{i,j} \in \{0, 1\} \tag{10}$$

其中, $\eta_{i,j}$ 是指第 i 对 DUE 用户复用第 j 个用户的频谱资源, 为了避免 D2D 用户对之间的干扰, 规定 $\eta_{i,j} = 1$ 表示 DUE(i) 用户与 CUE(j) 用户共享频谱资源, 否则 $\eta_{i,j} = 0$ 。式(10)表示一对 DUE 用户只能复用—个蜂窝用户并且—个蜂窝用户的资源只能被—对 DUE 用户复用^[9]。

2 基于改进的猎食者的功率控制算法

由式(6)~(10)可知, 上述目标函数以及约束条件属于混合整数非线性规划问题 (mixed-integer nonlinear programming, MINLP)^[10]。本文拟采用一种新型的基于种群的元启发式算法—改进的猎食者优化算法进行求解。

2.1 算法思路

改进的猎食者优化算法是一种新颖的基于种群的优化

算法,其源自于狼捕捉羊等肉食动物寻找猎物的行为。由于羊总是成群结对的,狼会选择远离羊群的羊进行捕捉,当一头狼攻击一个远离羊群的猎物时,狼会朝着远处猎物的位置调整,而羊在寻找食物的同时会向安全的地方靠近,这个安全的地方被认为是最好的捕食位置,同时也是最佳全局位置。

其工作原理是:首先采用 Sobol 序列生成由猎人和猎物组成的种群,然后用目标函数对种群元素进行评估,得到最优位置,根据狩猎场景,对猎人和猎物的位置以不同方式更新,引用水波动态自适应因子扩大猎人的搜索范围,让猎人向远离种群平均位置最大的猎物移动,让猎物向种群最安全位置移动,并且为了提高搜索性能引入了平衡参数 C 和自适应参数 Z 对种群进行自适应调整,然后用目标函数评估新位置,若新位置优于最优位置则进行更新,不断迭代,直至迭代完成得到最佳全局位置^[11]。

1) Sobol 序列

Sobol 序列是一种低差异序列,它是以最小素数 2 为基数的序列,要产生随机序列 $S \in [0, 1]$, 首先需要以一个以 2 为基数最高阶为 k 的不可约多项式产生一组事先确定的方向数 $\mathbf{V} = [\mathbf{V}_1, \mathbf{V}_2, \dots, \mathbf{V}_k]$, 然后二进制序列的索引值 $n = (\dots n_3 n_2 n_1)_2$, 则 Sobol 序列产生的第 n 个随机数为:

$$S_n = n_1 \mathbf{V}_1 \oplus n_2 \mathbf{V}_2 \oplus \dots \oplus n_k \mathbf{V}_k \quad (11)$$

需要注意的是,对于多维 Sobol 序列,每个维度有各自的方向数,并且需要多个不可约多项式^[12]。

2) 水波动态自适应因子

水波动态自适应因子是利用水波动态变化的随机性使猎食者的搜索区域更广,降低其他猎食者盲目跟随的几率,增强种群个体间的交流和学习,保持种群多样性,减少趋同性,进而避免算法陷入局部最优^[13]。水波动态自适应因子的计算公式如式(12)所示,其中 l_{\max} 为最大迭代数, l 为当前迭代数。

$$\lambda = 1 - \sin((\pi \times l) / (2 \times l_{\max}) + 2 \times \pi) \quad (12)$$

3) 改进的猎食者优化算法的具体步骤

具体步骤如下:

步骤 1) 初始化参数,猎人猎物位置种群大小为 $nPop$, 最大迭代数为 l_{\max} , 设定调节参数为 $\beta = 0.1$ (注意 β 可以是 0 到 1 之间的任意数值)。

步骤 2) 采用 Sobol 序列初始化猎人猎物种群 \mathbf{IHPO} , 其元素为 D2D 用户发射功率,并用目标函数对元素进行评估,其中 $R_{total}(\cdot)$ 为式(6)表示系统总吞吐量计算公式, $Inter^c(\cdot)$ 为式(2)表示蜂窝用户受到的干扰, D2D 通信用户最大发射功率为 $P_{D_{\max}}$, 最小发射功率为 $P_{D_{\min}}$, \mathbf{X} 表示 D2D 用户数, $P_{D_j}(i)$ 表示第 j 个种群中第 i 个 D2D 用户的发射功率, $S(i, j)$ 表示第 j 个种群中第 i 个 D2D 用户的 Sobol 序列值,需要注意的是,目标函数评估中只考虑 D2D 发射功率是变量。

$$[\mathbf{IHPO}, R_{total}(\mathbf{IHPO}), Inter^c(\mathbf{IHPO})] =$$

$$\begin{bmatrix} \mathbf{H}_1 & R_{total}(\mathbf{H}_1) & Inter^c(\mathbf{H}_1) \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ \mathbf{H}_j & R_{total}(\mathbf{H}_j) & Inter^c(\mathbf{H}_j) \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ \mathbf{H}_{nPop} & R_{total}(\mathbf{H}_{nPop}) & Inter^c(\mathbf{H}_{nPop}) \end{bmatrix}, j \in (1, nPop)$$

$$\mathbf{H}_j = \{P_{D_j}(1), P_{D_j}(2), \dots, P_{D_j}(i), \dots, P_{D_j}(X)\},$$

$$i \in (1, X)$$

$$P_{D_j}(i) \in [P_{D_{\max}}, P_{D_{\min}}], P_{D_j}(i) = P_{D_{\min}} + S(i, j) \times (P_{D_{\max}} - P_{D_{\min}}) \quad (13)$$

步骤 3) 通过对 $R_{total}(\mathbf{IHPO})$ 进行排序得到系统总吞吐量最大值 $\max R_{total}$, 它对应的位置即是最优位置 $\mathbf{H}_{best} \in (\mathbf{H}_1, \mathbf{H}_{nPop})$, 然后假设当前迭代次数为 l , 为了维持探索和开发之间的平衡,引入平衡参数 C 和自适应参数 Z , 并且 C 值在迭代过程中从 1 减少到 0.02, 它们的计算公式如下所示:

$$C = 1 - l \left(\frac{0.98}{l_{\max}} \right) \quad (14)$$

$$P = rand(1) < C; IDX = (P == 0) \quad (15)$$

$$Z = rand(1) \times IDX + rand(1) \times (\sim IDX)$$

步骤 4) 若 $rand(1) < \beta$, 则当前 \mathbf{H}_j 被视为猎人, 猎人向猎物移动, 首先计算出所有元素的平均值即 D2D 平均发射功率 $\mu = \frac{1}{nPop} \sum_{j=1}^{nPop} \mathbf{H}_j$, 随后计算出 μ 到 \mathbf{H}_j 之间的欧几里得距离并进行排序得到 \mathbf{Dist} , 选择距离 D2D 平均发射功率最大的 \mathbf{H}_j 作为猎物 P_{pos} , 但是这样的话, 会导致该算法具有延迟收敛性。为了避免这个问题, 从狩猎场景考虑一种递减机制即 $P_{pos} = \mathbf{Dist}(K_{best})$, 其中 $K_{best} = round(C \times nPop)$, 并且引入水波动态自适应因子 λ , 于是猎人位置更新公式如下所示:

$$\mathbf{H}_{new} = \lambda \mathbf{H}_j + 0.5 \times [(2 \times CZP_{pos} - \mathbf{H}_j) + (2(1 - C)Z\mu - \mathbf{H}_j)] \quad (16)$$

步骤 5) 若 $rand(1) \geq \beta$, 则当前 \mathbf{H}_j 被视为猎物, 猎物更新公式如下:

$$\mathbf{H}_{new} = \mathbf{H}_{best} + CZ \cos(2\pi \times r_A) \times (\mathbf{H}_{best} - \mathbf{H}_j) \quad (17)$$

$$\text{其中 } r_A = -1 + 2 \times rand(1).$$

步骤 6) 若新解的总吞吐量 $R_{total}(\mathbf{H}_{new})$ 优于当前最优解的吞吐量 $R_{total}(\mathbf{H}_{best})$ 且新解的蜂窝用户干扰 $Inter^c(\mathbf{H}_{new})$ 优于当前最优解的蜂窝用户干扰 $Inter^c(\mathbf{H}_{best})$, 则更新最优解 \mathbf{H}_{best} , 然后不断迭代直至达到最大迭代次数, 会得到一个最佳 D2D 发射功率。

2.2 算法分析

改进的猎食者优化算法是一种基于种群的元启发式算法, 能够大大提高解决 MINLP 问题的能力。这是因为首先猎人猎物种群元素是根据 D2D 发射功率边界采用 Sobol 序列随机产生的, 而 Sobol 序列是一种低差异序列, 使用确定性拟随机数序列代替伪随机数序列的方法, 将尽可能均

匀的点填充至多维超立方体。因此, Sobol 序列在解决概率问题时, 收敛速度更快, 采样点覆盖率更广。又因为随机选择猎物且猎人围绕猎物作随机运动, 所以陷入局部最优几率低。其次该算法以 D2D 平均发射功率为猎物来进行搜索, 随着不断迭代猎人会自适应的减少与平均发射功率的距离, 以保证算法的收敛性, 且每次迭代猎人或者猎物会与当前最优解进行比较并更新。最后在优化过程中让猎人会向最佳的猎物位置调整, 同时会指引猎物到搜索空间中有希望逃生的位置, 保证了搜索与开发之间的平衡。并且引入了水波动态自适应因子使猎人搜索范围更广, 增强个体间的学习交流, 进而提高跳出局部最优能力, 寻优精度更高。值得注意的是, IHPO 算法是一个将问题视为黑箱的非梯度近似算法。

2.3 复杂度分析

算法复杂度是表征算法优劣的重要指标, IHPO 算法复杂度由初始化、更新位置及寻找最优解两部分过程组成。假设猎人猎物种群大小为 H, N 是最大迭代次数, X 为问题变量个数, β 为调节参数, 则初始化过程的算法复杂度为 $O(H)$, 而第二部分过程的复杂度计算公式为 $O(H \times N) + O((1 - \beta) \times H \times N \times X) + O(\beta \times H \times N \times X)$, 综上所述两者相加得到 IHPO 算法的总复杂度为 $O(H \times (N + (1 - \beta)HX + \beta HX + 1))$ 。

3 仿真分析

本文主要考虑在单一蜂窝网络场景下, 对功率控制问题进行优化。为了验证改进的猎食者优化算法的有效性, 本文首先设定了系统的主要参数, 然后通过仿真软件分析利用 IHPO 算法进行功率控制的性能, 最后得到仿真结果。

3.1 仿真参数设计

假设蜂窝小区半径为 500 m, 基站在小区中心位置, 并且小区中均匀分布着 D2D 通信用户对和蜂窝用户, 小区系统参数如下表 1 设计, 然后通过仿真软件进行算法仿真。

表 1 小区系统参数

参数	参数值
小区半径	500 m
蜂窝用户数	200
D2D 通信对数	5~50
系统用户距基站下限距离	25 m
D2D 通信对最大距离	50 m
蜂窝用户最大发射功率	24 dBm
系统路径损耗衰减常数	4
路径损耗衰减指数	0.8
D2D 通信用户发射功率	[5 dBm, 24 dBm]
D2D 通信对最小信噪比	5 dBm
系统带宽	180 kHz
噪声功率谱密度	-174 dBm/Hz
D2D 用户最大干扰门限	3 dBm

3.2 仿真结果分析

按照表 1 的系统参数进行编程实现, 得到蜂窝小区系统如图 2 所示。

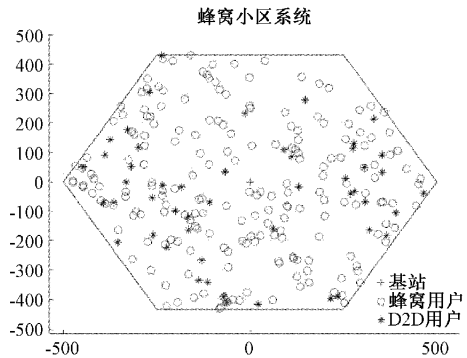


图 2 蜂窝小区系统图

然而由于文献[14]所提的通过自适应全局和声搜索算法进行 D2D 功率控制, 虽然能够提高吞吐量并降低干扰, 但是其效果不太显著并且其收敛速度较慢, 寻优精度较低。于是本文提出了一种改进的猎食者优化算法进行 D2D 功率控制, 并且从系统用户吞吐量、蜂窝用户总干扰和二者的累积分布函数 CDF^[15] 三方面来进行对比, 仿真结果如图 3~6 所示。

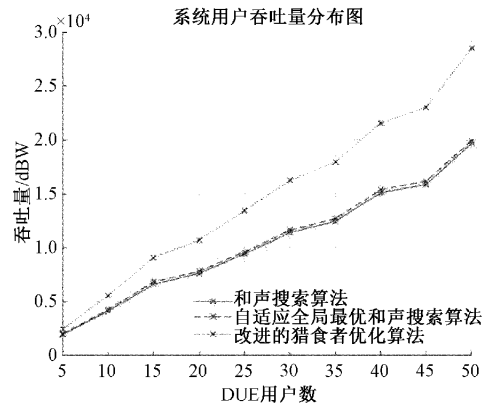


图 3 系统用户吞吐量分布图

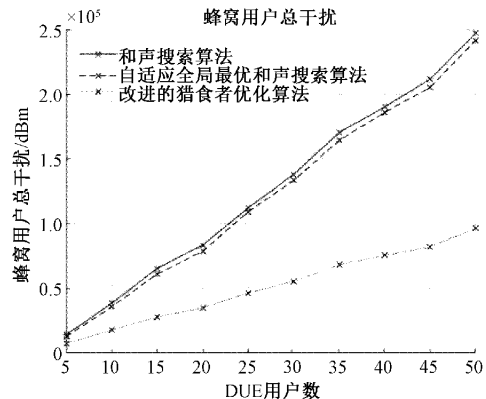


图 4 蜂窝用户总干扰图

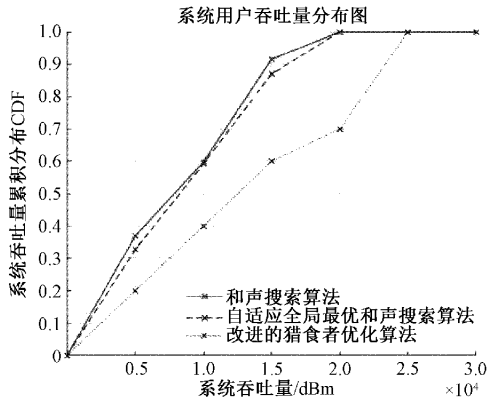


图5 系统用户吞吐量累积分布

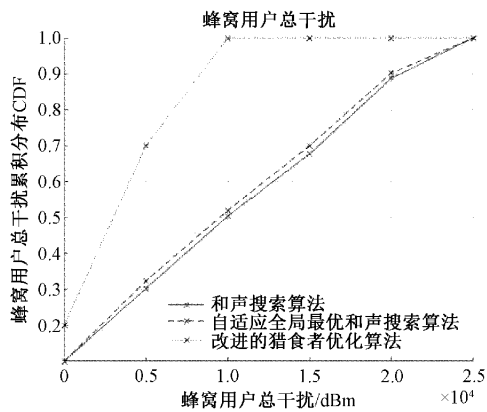


图6 蜂窝用户总干扰累积分布 CDF

图中所述的和声搜索算法(harmony search algorithm, HS)源自音乐创作,是由 Geem 等在 2001 年提出。在演奏音乐的过程中,音乐家会根据自己的记忆去反复调整每个乐器产生的音调,使其产生一个最美和声,其工作原理为:首先随机产生若干个和声元素放入和声记忆库,然后根据和声记忆库考虑概率产生新解,随后通过音调微调概率对新解进行微调,微调值由音调微调幅度决定,最后对新解进

行评估,若新解优于和声记忆库中最差解,则用新解更新最差解,然后不断迭代直至达到最大迭代次数^[16]。需要注意的是它在复杂问题的求解上存在收敛速度慢及搜索精度低等问题^[17]。而自适应全局最优和声搜索算法(self-adaptive global best harmony search algorithm, SGHS)是为了避免陷入局部最优而在 HS 算法上改进的一种算法,由 Pan 等于 2010 年提出。相比较经典 HS 算法,它会通过观察和声记忆库中和声元素的历史记录来生成自适应参数,并根据自适应参数更新和声记忆库中的和声元素。而本文所提的 IHPO 算法是在基本的猎食者优化算法(Hunter prey optimization algorithm, HPO)的基础上,引入了 Sobol 序列和水波动态自适应因子。

由图 3 可以看出 3 种功率控制算法的系统吞吐量都随着 D2D 通信用户数量增加呈上升趋势,并且可以知道本文所提的 IHPO 算法与 HS 算法和 SGHS 算法相比较,系统吞吐量分别提高了 26% 和 27.1%。图 4 说明了随着 D2D 用户对数量的增加,蜂窝用户受到的总干扰也是不断增加的,且 3 种算法在相同条件下,其降低干扰的能力是 IHPO 算法最优,SGHS 算法次之,HS 算法最差,本文所提算法分别比 HS 算法和 SGHS 算法的蜂窝用户总干扰降低了 50.2% 和 52.6% 的干扰。图 5 反映了系统吞吐量的累积分布情况,可以看出在同一 CDF 的条件下本文算法的系统吞吐量高于其他两种算法,并且可以看出 HS 算法和 SGHS 算法系统吞吐量小于 2×10^4 dBm 的比例达到 100%。而图 6 表示蜂窝用户总干扰的累积分布状况,可以看出使用 IHPO 算法时,蜂窝用户总干扰小于 1×10^5 dBm 的比例已经达到 100%,而此时其他算法的比例较低。

最后本文设置种群大小为 30,最大迭代次数为 100,每种算法独立运算 100 次,对 HS 算法,SGHS 算法,HPO 算法,IHPO 算法 4 种算法进行性能比较,仿真结果如表 2,图 7 所示。

表 2 4 种算法优化性能比较

优化算法	优化方法	最优收敛值	平均收敛值	最差收敛值	标准差
式(6)	HS 算法	$1.933\ 712 \times 10^4$	$1.793\ 346 \times 10^4$	$1.658\ 599 \times 10^4$	$5.272\ 291 \times 10^2$
	SGHS 算法	$1.947\ 454 \times 10^4$	$1.857\ 537 \times 10^4$	$1.785\ 521 \times 10^4$	$3.433\ 216 \times 10^2$
	HPO 算法	$2.817\ 142 \times 10^4$	$2.817\ 011 \times 10^4$	$2.807\ 868 \times 10^4$	$1.001\ 502 \times 10$
	IHPO 算法	$2.817\ 142 \times 10^4$	$2.817\ 142 \times 10^4$	$2.817\ 142 \times 10^4$	$1.096\ 892 \times 10^{-11}$

由表 2 和图 7 可以看出,本文所提的 IHPO 算法收敛速度更快,寻优精度更高,其优化性能最好,HPO 算法次之,而 HS 算法和 SGHS 算法最差。

综上所述,本文所提改进的猎食者算法明显优于其他两种算法,不仅能够有效提高系统吞吐量并降低干扰,还能提高收敛速度和寻优精度。

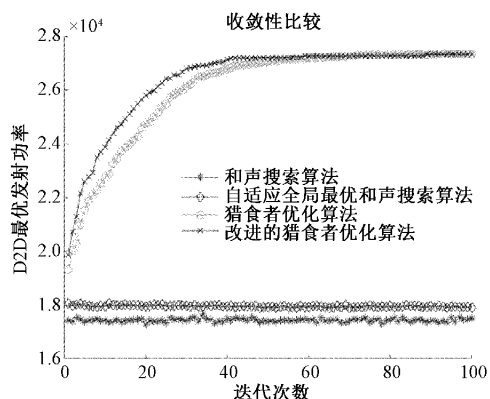


图 7 四种算法收敛性比较图

4 结 论

本文针对 D2D 用户复用蜂窝用户频谱资源带来的干扰问题进行研究,提出了一种改进的猎食者算法的功率控制方案,该方案在保证系统用户通信服务质量的条件下,能够达到最大化吞吐量和降低系统总干扰的目的。并且通过仿真软件与其他算法进行对比验证后,由仿真结果可以知道 IHPO 算法明显优于对比算法,能够有效提高系统用户吞吐量和降低蜂窝用户干扰,还能提高收敛速度和寻优精度。

参考文献

- [1] LEE J, LEE J H. Performance analysis and resource allocation for cooperative D2D communication in cellular networks with multiple D2D pairs[J]. IEEE Communications Letters, 2019, 23(5): 909-912, DOI:10.1109/LCOMM.2019.2907252.
- [2] 邓晓田,李旭杰. 基于图着色的 D2D 资源分配算法研究[J]. 国外电子测量技术, 2017, 36(11): 71-74.
- [3] 孙恩昌,屈晗星,袁永仪,张延华. 蜂窝网络中 D2D 通信资源分配方法综述[J]. 北京工业大学学报, 2021, 47(10): 1188-1200.
- [4] PATTANAIK J K, BASU M, DASH D P. Dynamic economic dispatch: A comparative study for differential evolution, particle swarm optimization, evolutionary programming, genetic algorithm, and simulated annealing[J]. Journal of Electrical Systems and Information Technology, 2019, 6(1): 1-18.
- [5] JATAV M L, DATAR A, MALVIYA L. Resource optimization using improved genetic algorithm for device-to-device communication under cellular network[C]. 2022 IEEE 11th International Conference on Communication Systems and Network Technologies (CSNT). IEEE, 2022: 499-503.
- [6] LU B, LIN S, SHI J, et al. Resource allocation for D2D communications underlying cellular networks over nakagami- m fading channel [J]. IEEE

Access, 2019, 7: 21816-21825, DOI: 10.1109/ACCESS.2019.2894721.

- [7] DUBEY R, MISHRA P K, PANDEY S. Mixed uplink, downlink channel allocation and power allocation schemes for 5G networks [J]. Wireless Personal Communications, 2020, 112(4): 2253-2274.
- [8] MICHEL D D E, AXEL H H, BASILE K I, et al. A game theory approach for D2D communication mode selection for terminals under a cell [J]. European Journal of Applied Sciences-Vol, 2022, 10(3), DOI: 10.14738/aivp.103.12585.
- [9] HOU G, CHEN L. D2D communication mode selection and resource allocation in 5G wireless networks[J]. Computer Communications, 2020, 155: 244-251.
- [10] PAWAR P, TRIVEDI A. Joint uplink-downlink resource allocation for D2D underlying cellular network[J]. IEEE Transactions on Communications, 2021, 69(12): 8352-8362.
- [11] NARUEI I, KEYNIA F, SABBAGH M A. Hunter-prey optimization: algorithm and applications[J]. Soft Computing, 2022, 26: 1279-1314.
- [12] 段玉先,刘昌云. 基于 Sobol 序列和纵横交叉策略的麻雀搜索算法[J]. 计算机应用, 2022, 42(1): 36, DOI:10.11772/j.issn.1001-9081.2021010187.
- [13] 何庆,罗仕杭. 混合改进策略的黑猩猩优化算法及其机械应用[J]. 控制与决策, 2021, DOI:10.13195/j.kzyjc.2021.1108.
- [14] 卓干兵. 蜂窝网络中 D2D 通信无线资源分配算法研究[D]. 南京邮电大学, 2020.
- [15] ANADE D, GORCE J M, MARY P, et al. Saddlepoint approximations of cumulative distribution functions of sums of random vectors[C]. 2021 IEEE International Symposium on Information Theory (ISIT), IEEE, 2021: 778-783.
- [16] LI X, ZHOU L, CHEN X, et al. Resource allocation schemes based on intelligent optimization algorithms for D2D communications underlying cellular networks[J]. Mobile Information Systems, 2018, 2018, DOI: https://doi.org/10.1155/2018/7852407.
- [17] 姜宏伟,汪庆年,尚宝,等. 基于改进和声搜索算法与二阶锥松弛的储能优化配置[J]. 电子测量技术, 2022, 45(6): 86-93.

作者简介

江超,硕士研究生,主要研究方向为 5G 移动通信,人工智能。

E-mail: 2395733663@qq.com

张治中(通信作者),博士,教授,主要研究方向为移动通信。

E-mail: zhangzz@nuist.edu.cn