

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2209345

基于混沌粒子群优化算法的 NOMA 功率分配研究

刘卓 韩凯越 聂彬 康鑫

(1. 中北大学信息与通信工程学院 太原 030051; 2. 中北大学信息探测与处理山西省重点实验室 太原 030051)

摘要: 非正交多址接入(NOMA)技术使多个用户共享一个时频资源块,显著地提高了频谱利用率,已成为 5G 多址技术的研究热点。针对 NOMA 系统能量效率最大化问题,对非正交多址接入技术中功率分配进行了研究,提出了基于混沌粒子群优化算法的 NOMA 功率分配方案。建立了能量效率最大化的 NOMA 优化模型,利用混沌粒子群优化算法对系统功率进行分配,使 NOMA 系统的能量效率得到优化。仿真结果表明,当发射功率为 36 dBm 时,系统能量效率最大,且与传统粒子群算法相比所需迭代次数更少,获得的能量效率更优。

关键词: 非正交多址接入;能量效率;功率分配;混沌;粒子群

中图分类号: TN929.5 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.5015

Research on NOMA power allocation based on chaotic particle swarm optimization

Liu Zhuo Han Kaiyue Nie Bin Kang Xin

(1. School of Information and Communication Engineering, North University of China, Taiyuan 030051, China;
2. Key Laboratory of Information Detection and Processing, North University of China, Taiyuan 030051, China)

Abstract: Non-orthogonal multiple access (NOMA) technology, which enables multiple users to share a single time-frequency resource block, has become a research hotspot of 5G multiple access technology. In order to maximize the energy efficiency of NOMA system, power allocation in non-orthogonal multiple access technology is studied, and a new NOMA power allocation scheme based on chaotic particle swarm optimization is proposed. The energy efficiency optimization model of NOMA is established, and the energy efficiency of the NOMA system is optimized by using the chaotic particle swarm optimization to distribute the power of the system. The simulation results show that the energy efficiency of the system is maximum when the power is 36 dBm, and the iteration times are less and the energy efficiency is better than traditional particle swarm optimization algorithm.

Keywords: non-orthogonal multiple access; energy efficiency; power allocation; chaos; particle swarm

0 引言

NOMA 是第五代移动通信的关键技术之一,具有时延低、频谱效率高、系统容量大等优点,是当今无线通信中的研究热点技术^[1]。NOMA 实现了在相同时间、频率资源条件下的多用户数据传输。与正交多址接入方式不同,它将资源复用拓展到了功率域^[2],采用不同的功率分配系数来复用不同用户的信号。通常,在发射端,基站会向信道条件差的用户提供较大的传输功率,向信道条件好的用户提供较小的传输功率。在接收端,通过引入串行干扰消除(SIC)技术来进行信号解调^[3]。

由于 NOMA 的用户数据采用功率域叠加方式进行传输,所以系统功率分配直接关系到系统性能的优劣^[4]。朱

江^[5]提出基于用户公平性的 NOMA 下行功率分配方案,通过对载波间和载波内的功率重新分配,增强了系统内用户的公平性。但该方案并没有考虑信道衰落对用户数据的影响,所以系统并未达到最优状态。曹雍等^[6]提出了一种基于固定比例的功率分配策略,该策略有效降低了计算复杂度,但是在提高系统能效方面还有所欠缺。

近年来,由于无线通信网络的爆炸式增长,其能耗已占据世界总能耗的 5%,因此能量效率引起了人们的广泛关注^[7]。张帅^[8]提出基于粒子群算法的功率分配方法,通过目标函数对功率分配矩阵求优,提高了算法运算速度。唐旻俊等^[9]提出基于粒子群算法的下行 CR-NOMA 网络资源分配方法,将粒子群算法应用于 CR-NOMA 网络进行资源分配,提高了系统能效。但是以上功率分配算法中的粒

子存在早熟收敛的缺陷,得到的系统能效并不是全局最优的。为了进一步提升 NOMA 效率,本文提出基于混沌粒子群优化算法的功率分配方案,将功率最大化的能量效率作为混沌粒子群优化算法中的适应度函数,基于这种适应度函数,建立了优化模型,避免了粒子群早熟收敛这一问题,最终获得了全局最优解,使系统能量效率得到有效提升。仿真结果表明,与传统粒子群算法相比,所提功率分配方案能在较少迭代次数下获得最优能效,对 NOMA 系统的发展有着重要的意义。

1 基于混沌粒子群优化算法的 NOMA 功率分配方案分析

1.1 粒子群算法

粒子群算法由美国的计算机专家 Ebberhar 等提出^[10]。它与模拟退火算法相同,都是从随机初始值开始,通过不断搜索找到最优解。但模拟退火算法的收敛速度较慢,算法性能较差。与遗传算法相比,它没有“交叉”和“变异”等操作,而是通过跟踪当前的局部最优值来确定全局最优解^[11]。

粒子群算法结构简单、计算量小、运算速度快^[12],具有良好的全局寻优能力^[13]。其求解最优值的优化思想可以利用蜜蜂群的社会行为来理解。假设田野里有一处花朵密度最高的区域,蜜蜂群需在田间寻找这一位置。它们在没有任何一只蜜蜂知道目标区域的条件下,随机地在田间搜索。每只蜜蜂之间的信息是可以共享的,它们知道蜜蜂群目前寻找到的最优位置。蜜蜂在飞行过程中不断发现花朵密度更高的地方,并不停地检查自己飞越的区域,与蜜蜂群目前寻找到的最优位置进行对比,希望找到绝对最高密度的区域。通过这种方式,蜜蜂群最终找到最优位置。

在粒子群算法中,根据每个粒子自身的历史经验和搜索空间中其他粒子的历史经验,通过动态改变粒子的“飞行”速度来更新每个粒子的空间位置,直至找到目标最优解。假设有一组数量为 M 的初始粒子群,其搜索空间为 D ,每个粒子的位置和速度分别用 $\mathbf{X}_i^k = (x_{i1}^k, x_{i2}^k, x_{i3}^k, \dots, x_{iD}^k)$ 和 $\mathbf{V}_i^k = (v_{i1}^k, v_{i2}^k, v_{i3}^k, \dots, v_{iD}^k)$ 表示,其中 i 指的是 i 第个粒子, k 表示算法的第 k 次迭代。 $P_i^k = (p_i^1, p_i^2, p_i^3, \dots, p_i^k)$ 表示个体最优值 $Pbest$, $P_g^k = (p_g^1, p_g^2, p_g^3, \dots, p_g^k)$ 表示全局最优值 $Pgbest$ 。在迭代过程中,粒子群通过跟踪 $Pbest$ 和 $Pgbest$ 来更新自己空间位置和速度,从而找到最优解。每个粒子更新速度和位置的公式如下:

$$v_{id}^{k+1} = \omega \times v_{id}^k + c_1 \times r_1 \times (pbest_{id} - x_{id}^k) + c_2 \times r_2 \times (pgbest_{id} - x_{id}^k) \quad (1)$$

$$x_{id}^{k+1} = x_{id}^k + v_{id}^{k+1} \quad (2)$$

其中, ω 惯性权重, c_1, c_2 为加速因子, c_1 体现了每个粒子在“飞行”过程中受自身历史信息的影响程度, c_2 体现了粒子在“飞行”过程中受粒子种群历史信息的影响程度。 r_1 和 r_2 表示 $[0, 1]$ 区间内均匀分布的随机数。

1.2 混沌映射

混沌系统于 20 世纪 60 年代被美国气象学家率先发现,从此混沌学开始进入人们的视野^[14]。因其具有遍历性,类噪声性,随机性,复杂性等特点,被广泛应用于通信、保密安全等各个领域。

混沌映射的遍历性和随机性能够实现粒子群算法的局部深搜索,加强了算法的局部寻优能力^[15]。为了最大化 NOMA 系统的能量效率,本文利用混沌粒子群优化算法进行功率分配,选用 Logistic 混沌作为混沌粒子群优化算法中的惯性权重,来增强粒子群的优化能力。

Logistic 混沌映射的形式简单且具有复杂的动力学行为,是一个由倍分期分叉到达混沌状态的典型例子^[16],其非线性方程如下:

$$x_{n+1} = F(x_n, \mu) = \mu x_n (1 - x_n) \quad (3)$$

式中: μ 为控制参数。当 $\mu = 4$ 时, Logistic 混沌随机分布在 $[0, 1]$ 区间内,具有较强的随机性和遍历性。

2 系统模型

本文建立了 NOMA 下行链路系统模型,如图 1 所示。系统由 1 个天线基站和 J 个用户设备组成,假设系统有 N 个子带,总带宽为 B_{sc} ,每个子带的带宽为 $B = \frac{B_{sc}}{N}$ 。基站将多个用户的传输信息叠加发送,如式(4)所示。

$$x_n = \sum_{j=1}^{J_n} \sqrt{P_{j,n}} S_{j,n} \quad (4)$$

式中: $P_{j,n}$ 表示用户 j 所分配的功率, $S_{j,n}$ 表示用户 j 所发送的有效数据。

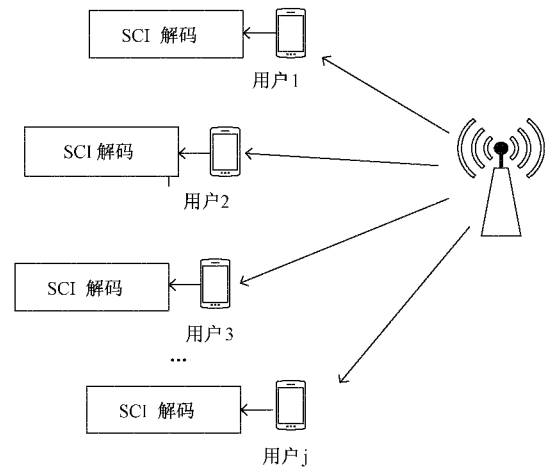


图 1 NOMA 下行链路系统模型

信号经过信道传输,会受到噪声的干扰,则第 n 个子带中第 j 个用户的信号可由式(5)表示:

$$y_{j,n} = h_{j,n} x_n + n_{j,n} = h_{j,n} \sum_{j=1}^{J_n} \sqrt{P_{j,n}} S_{j,n} + n_{j,n} \quad (5)$$

式中: $n_{j,n}$ 表示加性高斯白噪声, $h_{j,n}$ 表示信道增益。基站会根据用户信道状态情况分配不同大小的功率。在接收

端,用户采用串行干扰消除技术进行信号检测,检测顺序按载波干扰噪声比升序进行,即 $\gamma_{1,n} \geq \gamma_{2,n} \geq \gamma_{3,n} \geq \dots \geq \gamma_{j,n}$,其中载波干扰噪声比 $\gamma_{j,n} = |h_{j,n}|^2 / \delta_n^2$,用户 j 按照串行干扰消除技术依次消除用户 1、用户 2……的干扰信息,最后得到有用数据。解调后用户 j 的吞吐量可表示为:

$$R_{j,n} = B \log_2 \left(1 + \frac{P_{j,n} \gamma_{j,n}}{1 + \sum_{i=1}^{j-1} P_{i,n} \gamma_{i,n}} \right) \quad (6)$$

无线通信系统中,下行链路能量效率定义为每焦耳能量传输的比特数量^[17],假设系统在 T 秒内以 R bits/s 的速率传输数据,则系统能量效率可由式(7)表示。

$$\eta = \frac{R}{\partial P_s + P_c} = \frac{\sum_{n=1}^N \sum_{j=1}^{J_n} R_{j,n}}{\partial \sum_{n=1}^N P_n + P_c} \quad (7)$$

式中: ∂ 为功率放大因子, P_c 为系统电路损耗的总功率, P_s 为基站的发射总功率,且 $P_s = \sum_{n=1}^N P_n = \sum_{n=1}^N \sum_{j=1}^{J_n} P_{j,n}$ 。假设子带上共有 2 个用户进行信息传输,则子带 n 的吞吐量可表示为:

$$R_n = B \left\{ \log_2 \left(1 + \beta_n P_n \gamma_{1,n} \right) + \log_2 \left(1 + \frac{(1 - \beta_n) P_n \gamma_{2,n}}{1 + \beta_n P_n \gamma_{2,n}} \right) \right\} = B \left\{ \log_2 \left(1 + \beta_n P_n \gamma_{1,n} \right) + \log_2 \left(\frac{1 + P_n \gamma_{2,n}}{1 + \beta_n P_n \gamma_{2,n}} \right) \right\} \quad (8)$$

式中: B 为子带带宽, β_n 为子带 n 上两用户的功率配比。

由式(7)和式(8)可知,系统能量效率可改写为:

$$\eta = \frac{B \sum_{n=1}^N \left\{ \log_2 \left(1 + \beta_n P_n \gamma_{1,n} \right) + \log_2 \left(\frac{1 + P_n \gamma_{2,n}}{1 + \beta_n P_n \gamma_{2,n}} \right) \right\}}{\partial \sum_{n=1}^N P_n + P_c} \quad (9)$$

本文通过功率分配,使系统能效达到最大。其优化目标可由式(10)表示。

$$\begin{cases} \max_x \eta \\ s. t. \sum_{n=1}^N P_n = P_{\max} \end{cases} \quad (10)$$

3 基于混沌粒子群优化算法的 NOMA 功率分配

由于混沌粒子群优化算法具有较高的搜索能力,有利于在复杂情况下获得最优解,因此本文利用该算法来解决 NOMA 的功率分配问题。

用户需要根据实际情况定义合适的适应度函数,它是对粒子群空间位置优劣的度量^[18]。由上节可知,混沌粒子群优化算法的适应度函数可由如下:

$$f(P_n, \beta_n) = \frac{B \sum_{n=1}^N \left\{ \log_2 \left(1 + \beta_n P_n \gamma_{1,n} \right) + \log_2 \left(\frac{1 + P_n \gamma_{2,n}}{1 + \beta_n P_n \gamma_{2,n}} \right) \right\}}{\partial \sum_{n=1}^N P_n + P_c} \quad (11)$$

在粒子群算法中,惯性权重的选择十分重要,它调节着粒子群算法的全局搜索与局部搜索性能^[19]。本文利用 $\mu = 4$ 时的 Logistic 混沌序列更新粒子群算法中的惯性权重,具体可由式(12)表示。

$$\omega(t+1) = 4\omega(t)(1 - \omega(t)) \quad (12)$$

下面详细说明了基于混沌粒子群优化算法的 NOMA 功率分配步骤:

- 1)首先,设置粒子群的大小,算法最大迭代次数 k_{\max} ,加速因子 c_1 、 c_2 等粒子群相关参数。
 - 2)对粒子群的位置进行初始化设置,即 NOMA 系统的功率分配矩阵。同时,初始化每个粒子的搜索速度。
 - 3)由式(11)计算每个粒子当前的适应度值,得到初始个体最优值 P_{best} 与全局最优 P_{gbest} 。
 - 4)将每个粒子的现有适应度值进行比较,确定全局最优 P_{gbest} 。
 - 5)判断当前迭代次数是否小于最大迭代次数 k_{\max} ,若是,则继续执行步骤 6);若否,则跳转到步骤 8)。
 - 6)根据式(1)和式(2)计算每个粒子的空间位置和“飞行”速度。
 - 7)更新迭代次数,跳转至步骤 1)。
 - 8)循环结束,输出结果。
- 通过以上步骤,最终得到目标优化函数的最优解。

4 仿真实验与分析

本节通过 Matlab 对所提功率分配方案进行了可行性分析,并与传统粒子群算法进行了对比。假定基站位于小区中心,用户在小区内随机分布,且用户总量为 J ,每 2 个用户占用一个子带,主要的仿真参数如表 1 所示。

表 1 仿真参数

参数	数值
信道模型	Rayleigh 衰落信道
基站发射功率/dBm	5~55
损耗功率/W	1,2
系统带宽/MHz	5
噪声功率谱密度/(dBm/Hz)	-174
小区用户数	20,40

图 2 分析了基于混沌粒子群优化算法和传统粒子群算法时的收敛过程。假设小区半径为 1 000 m,基站功率为 40 dBm,系统损耗功率为 2 W,用户数量分别为 20 和 40。从图中可以看出,当用户数为 40 时,混沌粒子群优化算法迭代 40 次时接近收敛,而传统粒子群算法需要迭代 45 次,并且混沌粒子群优化算法收敛时的归一化能量效率大于传统粒子群优化算法。当用户数为 20 时,混沌粒子群优化算法迭代 30 次时接近收敛,而传统粒子群算法需要迭代 40 次,相比之下,混沌粒子群优化算法性能更好。

图 3 分析了基于混沌粒子群优化算法和传统粒子群算

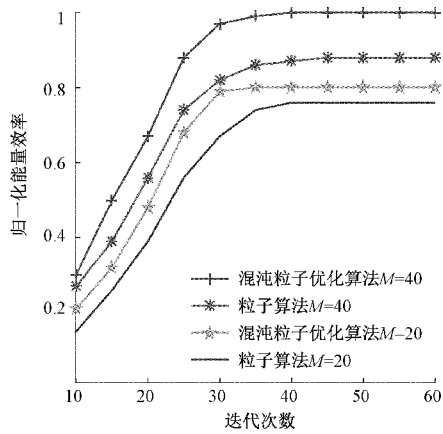


图 2 收敛曲线图

法方案下系统能效与基站发射功率的关系。假设小区半径为 100 m,系统损耗功率分别为 1 W 和 2 W,用户数量为 40。从图中可以观察到,当发射功率为 36 dBm 时,系统能效达到最大,此时达到系统最优分配点,随着发射功率的继续增大,系统能量会略微下降。当基站发射功率一定时,系统损失功率为 1 W 时的能效高于系统损失功率为 2 W 时的能效。并且可以明显看出基于混沌粒子群优化算法的功率分配方案优于传统粒子群算法。

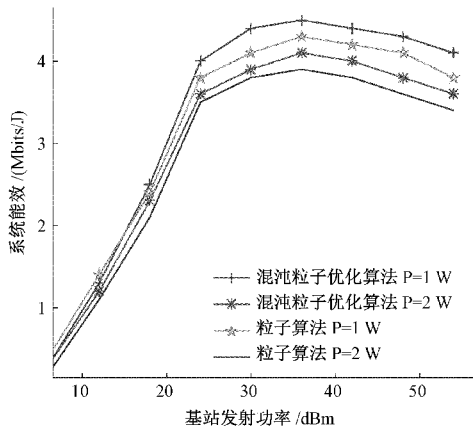


图 3 系统能效与基站发射功率的关系

图 4 表明了两种功率分配方案下系统能效随着小区半

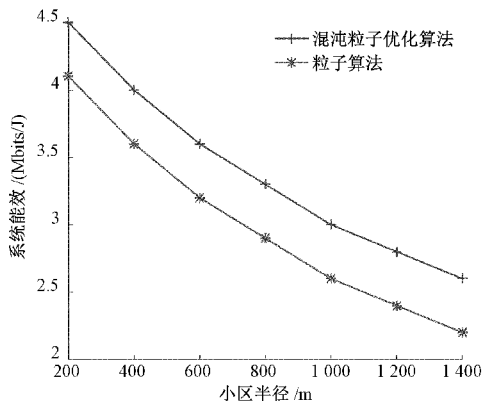


图 4 系统能效与小区的关系

径的变化关系。假设用户数量为 40,发射功率为 36 dBm。由图可知,随着小区半径的增大,系统的实际损耗功率越大,系统能效越小。

图 5 显示了两种功率分配方案下误码率随信噪比的变化情况。由图可知,随着信噪比的增大,误码率逐渐减小。与传统方法相比,所提方案产生的误码率更低。

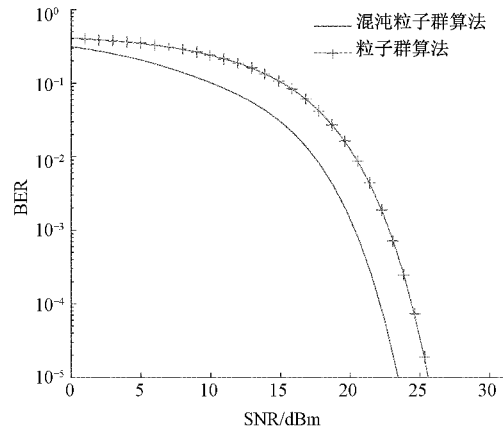


图 5 误码率与信噪比的关系

5 结 论

本文针对 NOMA 系统功率分配优化问题,提出了一种基于混沌粒子群优化算法的 NOMA 功率分配方案。该方案将混沌粒子群优化算法和 NOMA 相结合,建立了 NOMA 下行链路优化模型,利用混沌粒子群优化算法获得了功率分配最优解。仿真结果表明,本文所提方案的收敛速度快于传统粒子群算法方案的收敛速度,具有更高的能量效率,为 NOMA 系统能量效率优化问题提供了一定的理论依据。下一步的研究工作应该考虑如何在保证较高系统能效的前提下提高 NOMA 系统吞吐量。

参考文献

- [1] 胡晗,鲍楠,凌章,等.基于 NOMA 的移动边缘计算系统公平能效调度算法[J].电子与信息学报,2021,43(12):3563-3570.
- [2] 程杰,李晖,张弛,等.NOMA 系统中基于复合形法的功率分配[J].现代电子技术,2020,43(23):1-5,10.
- [3] ALHAMAD R. Adaptive NOMA/OMA for wireless communications [J]. Signal, Image and Video Processing, 2021, 36-48.
- [4] 田心记,蒋清丽.下行 NOMA 系统中最大化能效的功率分配方案[J].北京邮电大学学报,2021,44(1):38-44.
- [5] 朱江,王兵兵,李方伟,等.基于用户公平性的 NOMA 下行功率分配方案[J].计算机工程与设计,2022,43(1):73-79.
- [6] 曹雍,杨震,冯友宏.新的 NOMA 功率分配策略[J].通

- 信学报,2017,38(10):157-165.
- [7] 陆音,包宽鑫,谢浩然.一种基于能量效率和用户公平的 NOMA 下行链路功率分配方案[J].南京邮电大学学报(自然科学版),2019,39(4):9-15.
- [8] 张帅.基于粒子群优化算法的 NOMA 系统用户分组及功率分配研究[J].技术与市场,2021,28(12):1-4,7.
- [9] 唐旻俊,仇润鹤.基于粒子群算法的下行 CR-NOMA 网络资源分配[J].通信技术,2020,53(3):660-666.
- [10] 肖支才,龙玉峰,郭家豪,等.基于非线性变因子的粒子群算法[J].电子测量技术,2020,43(5):67-70.
- [11] KHALEELAHMED S, VENKATESWARARAO N. Energy efficient power allocation using salp particle swarm optimization model in MIMO-NOMA systems [J]. Wireless Personal Communications,2020,111(2):37-49.
- [12] 吴毅强.粒子群算法和活动轮廓波模型的图像分割研究[J].国外电子测量技术,2020,39(7):47-51.
- [13] 尚雪梅,徐远纲.PSO 优化的最大峭度熵反褶积齿轮箱故障诊断[J].电子测量与仪器学报,2020,34(7):64-72.
- [14] 桂韵.基于混沌扩频的变换域水声通信[D].厦门:厦门大学,2019.
- [15] 周立栋.基于改进混沌粒子群算法的多源微网优化运行模型[D].北京:华北电力大学,2018.
- [16] 赵耿,马艳艳,马英杰.基于混沌序列的 SCMA 码本设计及系统性能分析[J].通信学报,2019,40(2):137-144.
- [17] 郝少伟,李勇军,赵尚弘,等.基于改进粒子群算法的多载波 NOMA 功率分配策略[J].电子学报,2020,48(10):2009-2016.
- [18] 吴阳,刘凯,陈柏,等.自适应粒子群优化算法优化径向基函数神经网络用于电阻抗成像图像重建[J].仪器仪表学报,2020,41(6):240-249.
- [19] 李佳玲.基于混沌优化的多种群粒子群优化算法的研究及其应用[D].镇江:江苏大学,2019.

作者简介

刘卓(通信作者),硕士,主要研究方向为水声通信、混沌通信。

E-mail:1171948438@qq.com

韩凯越,本科,主要研究方向为水声通信、混沌通信、信号处理。

聂彬,硕士,主要研究方向为水声通信、混沌通信、信号处理。

康鑫,硕士,主要研究方向为水声通信、混沌通信、信号处理。