

# 基于改进粒子群算法的多载波 NOMA 功率分配策略

郝少伟,李勇军,赵尚弘,王蔚龙,王星宇

(空军工程大学信息与导航学院,陕西西安 710077)

**摘要:** 相较于传统正交多址接入,非正交多址接入技术由于在系统吞吐量、频谱效率和能量效率等方面的优势,使其成为 5G 多址技术研究热点. 针对 NOMA 下行链路的系统能量效率优化问题,提出一种基于改进粒子群算法的功率分配策略. 建立了基于能量效率最大化的优化模型,在标准粒子群算法的基础上提出三点改进,并将改进后的粒子群算法用于求解最大化系统能效的目标函数. 研究表明,在最佳功率分配点处,改进后的粒子群算法使系统能量效率显著提高.

**关键词:** 非正交多址接入; 能量效率; 功率分配; 粒子群算法

**中图分类号:** TN929.5 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2020)10-2009-08

**电子学报 URL:** <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2020.10.019

## Multicarrier NOMA Power Allocation Strategy Based on Improved Particle Swarm Optimization Algorithm

HAO Shao-wei, LI Yong-jun, ZHAO Shang-hong, WANG Wei-long, WANG Xing-yu

(Institute of Information and Navigation, Air Force Engineering University, Xi'an, Shaanxi 710077, China)

**Abstract:** As non-orthogonal multiple access technology can achieve higher system throughput, spectrum efficiency and energy efficiency than traditional orthogonal access technology, it has become a research hotspot of 5G multiple access technology. In this paper, a power allocation strategy based on Improved Particle Swarm Optimization (IPSO) is proposed to optimize the energy efficiency of NOMA downlink system. The Standard Particle Swarm Optimization (SPSO) is improved in three aspects, and the IPSO algorithm is used to solve the objective function to maximize the energy efficiency of the system. The simulation results show that at the optimal power allocation point, the IPSO algorithm can significantly improve the energy efficiency of the system.

**Key words:** non-orthogonal multiple access; energy efficiency; power allocation; particle swarm optimization

### 1 引言

作为 5G 网络性能提升的关键技术之一,非正交多址接入技术能够满足 5G 海量接入、高频谱效率、低时延及低功耗的业务需求<sup>[1]</sup>. 而作为提出最早,成果最多的非正交多址技术,功率域 NOMA 技术(Power Domain NOMA, PD-NOMA)可以有效解决无线网络中用户数量过载和容量较小的问题<sup>[2]</sup>. 相较于每个用户单独占有整个时频资源单元的正交多址(OMA)方式,PD-NOMA 在传统的时、频、码域资源划分基础上引入了功率域,并通过相关功率分配算法实现多用户功率域复用(如图 1

所示). PD-NOMA 在发射端采用叠加编码技术(Superposition Coding, SC),在接收端采用串行干扰消除技术(Successive Interference Cancellation, SIC),因此可实现比传统正交接入更高的系统吞吐量、频谱效率和能量效率<sup>[3]</sup>.

PD-NOMA 采用非正交的功率域区分用户,因此功率分配算法对于系统能否高效地分配功率资源起着至关重要的影响. 为了提升系统和速率(Sum Rate),许多研究工作利用不同的优化理论来解决功率分配问题,如单调优化理论(Monotonic Optimization)<sup>[4]</sup>,拉格朗日对偶法(Lagrangian Duality)<sup>[5]</sup>以及匹配理论(Matching

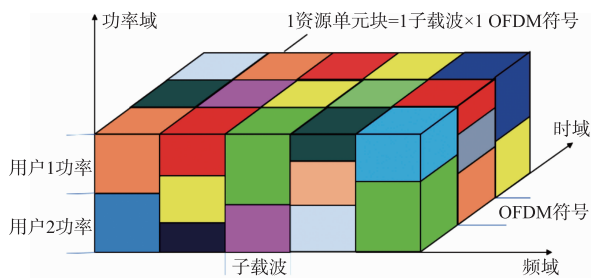


图1 PD-NOMA技术的资源分配

Theory)<sup>[6]</sup>.除了最大化系统和速率,频谱效率和吞吐量优化也是 NOMA 功率分配研究的重点.文献[7]主要研究的是基于 NOMA 功率分配策略的 OFDM 系统,提出了基于贪婪算法的用户分组策略和基于迭代 DC 算法的功率分配策略,仿真表明系统的平均频谱效率提高了 15%.而文献[8]则提出一种基于 NOMA 的中继协作系统 (Cooperative Relaying System, CRS),在信噪比 (SNR) 较高时可实现优于传统 CRS 系统的频谱效率.文献[9]基于李雅普诺夫优化理论 (Lyapunov Optimization) 提出一种新型用户分组和功率分配策略,在确保接入用户传输速率的前提下实现较高的系统吞吐量.文献[10]研究了总功率约束下最大化系统吞吐量的资源分配问题,在进行功率分配时采用 EPA-FTPA 功率分配算法分两步完成,首先将功率平均分配 (Equal Power Allocation, EPA) 给每个子载波,然后在单个子载波上采用分数阶功率分配算法 (Fractional Transmit Power Allocation, FTPA) 进行功率再分配.这种方法通过给小区边缘用户分配更多功率和给中心用户分配较多带宽来提升整个小区的平均吞吐量和边缘吞吐量,但初次功率分配时,未考虑信道时变特性而采用平均功率分配算法,是一种次优的功率分配策略.

随着物联网建设的推进,未来网络中的 M2M (Machine to Machine) 通信终端比 H2H (Human to Human) 通信终端至少要多出 2 个数量级<sup>[11]</sup>,海量的接入终端将导致网络能耗成为制约移动网络发展的关键因素之一.目前,对于 NOMA 系统能效问题的研究并不充分.文献[12]给出了一种最大化 NOMA 下行链路系统用户能效总和的功率分配方案,通过解耦用户分组和功率分配问题将非凸的能效优化问题转化为凸优化问题.文献[13]研究在基站发射功率和单用户最小速率条件下,使系统能效最大的功率和带宽分配联合优化策略.文献[14]以最大化单个用户能效 (Individual EE) 为优化目标,研究多载波 NOMA 系统的用户分组和功率分配问题,采用 SCP-UPA 算法为载波和用户进行功率分配,将一个非凸的 NP-Hard (Non-Convex NP-Hard) 问题转化为凸优化问题,并利用序列凸规划 (Sequential Convex Programming) 和二分搜索法 (Bisection Search) 求

解.该功率分配算法在保证用户公平性的基础上,显著地提高了用户个体能效.而文献[15]和文献[16]则从基于 NOMA 功率分配的异构云无线接入网络 (NOMA H-CRNS) 能效优化的角度展开研究.

粒子群算法 (Particle Swarm Optimization, PSO) 收敛速度快且具有高效的全局寻优能力,因此被广泛应用于求解多目标优化问题和非线性规划问题<sup>[17]</sup>.标准粒子群算法 (Standard Particle Swarm Optimization, SPSO) 的核心思想是把种群粒子的位置抽象为目标优化问题的解,通过综合分析并学习个体最佳位置和群体最佳位置,动态地调整种群中各粒子的位置和速度,并且经过多次迭代搜索,逼近解空间中的最优解<sup>[18]</sup>.粒子在复杂环境中的搜索能力决定了 PSO 算法的性能,但随着迭代次数的增加,SPSO 算法的搜索能力会逐渐变弱,容易受到局部最优解的干扰,进而早熟收敛,因此优化高维度函数时存在搜索精度不高的缺陷<sup>[19]</sup>.针对这样的问题,诸多文献提出了改进方案<sup>[20-22]</sup>.文献[20]提出一种动态扩散粒子群算法 (Dynamic Diffusion Particle Swarm Optimization Algorithm, DDPSO),通过引入阈值对粒子运动轨迹进行动态调整,使粒子对周围环境的适应能力摆脱迭代次数的影响,从而提高了算法的整体搜索性能.文献[21]提出了一种基于多种群的自适应迁移粒子群算法 (Multi-Population Based Self-Adaptive Migration PSO, MSMP SO),对 SPSO 中的“社会认知”部分进行了扩展,并且通过设置不同的学习因子使种群分别侧重于全局搜索、局部搜索和平衡搜索,实现了高效搜索策略的有效传播及计算资源的合理分配.文献[22]则将混合均值中心与反向学习策略结合,提出混合均值中心反向学习粒子群优化算法 (Hybrid Mean Center Opposition-Based Learning PSO, HCOPSO),有效地平衡了种群的勘探与开发能力,引导种群在解空间寻得更高精度的解.

本文主要研究基于 NOMA 下行链路系统能量效率的功率分配问题,并将改进后的粒子群优化算法求解所构建的非线性规划问题.并通过仿真与 EPA-FTPA 功率分配算法<sup>[10]</sup>及 SCP-UPA 算法<sup>[14]</sup>进行比较,结果表明所提功率分配算法使多载波 NOMA 系统能效获得显著提升.

## 2 系统建模

### 2.1 NOMA 下行链路模型

多载波 NOMA 下行链路系统如图 2 所示,一个基站 (Base Station, BS) 通过  $N_c$  个正交子带向  $M$  个用户传输信号,基站和用户均配有单天线,且基站完全掌握的信道状态信息 (Channel State Information, CSI).系统总

带宽为  $B$ , 则每个子带带宽为  $W_{sc} = \frac{B}{N_{sc}}$ . 设子带  $n$  上复用的用户数为  $m_n$ , 第  $n$  个子带 ( $n \in \{1, 2, \dots, N_{sc}\}$ ) 中第  $m$  个用户 ( $m \in \{1, 2, \dots, M\}$ ) 从基站接收到的信号为  $x_{m,n}$ , 分配的功率为  $p_{m,n}$ , 且满足  $\sum_{n=1}^{N_{sc}} \sum_{m=1}^{m_n} p_{m,n} = \sum_{n=1}^{N_{sc}} P_n = P_s$ ,  $P_s$  为基站总的发射功率,  $p_n$  为基站分配给子带  $n$  的功率. 则第  $n$  个子带中第  $m$  个用户的接收信号为

$$y_{m,n} = h_{m,n}x_n + z_{m,n} \\ = \sqrt{p_{m,n}}h_{m,n}x_{m,n} + h_{m,n} \sum_{i=1, i \neq m}^{m_n} \sqrt{p_{i,n}}x_{i,n} + z_{m,n} \quad (1)$$

其中,  $x_n$  表示第  $n$  个子带的叠加传输信号;  $h_{m,n} = d_{m,n}^{-\gamma}g_{m,n}$  为基站到子带  $n$  上用户  $m$  的信道增益,  $d_{m,n}^{-\gamma}$  为路径损耗函数,  $d_{m,n}$  为用户  $m$  到基站距离,  $\gamma$  为路径损耗指数,  $g_{m,n}$  为瑞利衰落信道增益;  $z_{m,n}$  为加性高斯白噪声, 其均值为零, 方差为  $\sigma_n^2$ .

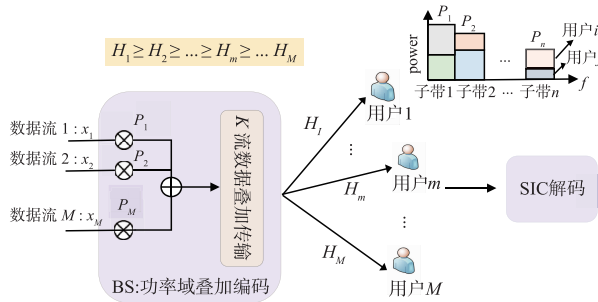


图2 多载波NOMA下行链路系统

在接收端, 每个用户通过串行干扰消除检测技术 (SIC) 来消除子带上其他用户信号形成的干扰, 解码检测顺序按噪声归一化信道响应 (Channel Response Normalized By Noise, CRNN) 升序进行, 即  $H_{1,n} \geq H_{2,n} \geq \dots \geq H_{m,n} \geq H_{m+1,n} \geq \dots \geq H_{M,n}$ , 其中  $H_{m,n} = \frac{\|h_{m,n}\|^2}{W_{sc}N_0}$ ,  $N_0$  表示噪声功率谱密度. 接收端  $UT_m$  在串行解码时, 先将叠加上用户  $UT_m, UT_{m-1}, \dots, UT_{m+1}$  的信号依次解调并去除, 再将用户  $UT_1, UT_2, \dots, UT_{m-1}$  信号按噪声滤除. 根据香浓公式, 在 SIC 解调后, 用户  $UT_m$  在子带  $n$  上的吞吐量<sup>[10]</sup>为

$$R_{m,n}(p_{m,n}) = W_{sc} \log_2(1 + \text{SINR}_{m,n}) \\ = W_{sc} \log_2 \left( 1 + \frac{p_{m,n} H_{m,n}}{1 + H_{m,n} \sum_{i=1}^{m-1} p_{i,n}} \right) \quad (2)$$

其中,  $\text{SINR}_{m,n} = \frac{p_{m,n} H_{m,n}}{1 + H_{m,n} \sum_{i=1}^{m-1} p_{i,n}}$  是用户  $m$  在子带  $n$  上的

信干噪比 (Signal-to-Interference-plus-Noise Ratio, SINR). 则子带  $n$  的吞吐量为

$$R_n(p_n) = \sum_{m=1}^{m_n} R_{m,n}(p_{m,n}) \quad (3)$$

系统总的吞吐量为

$$R = \sum_{n=1}^{N_{sc}} \sum_{k=1}^{m_n} R_{m,n}(p_{m,n}) = \sum_{n=1}^{N_{sc}} R_n(p_n) \quad (4)$$

无线通信系统中, 下行链路能效定义为每焦耳能量传输的比特数量<sup>[23]</sup>. 则 NOMA 下行链路系统的能效表示为

$$\eta_{ee} = \frac{R}{\xi P_s + P_c} = \frac{\sum_{n=1}^{N_{sc}} R_n(p_n)}{\xi \sum_{n=1}^{N_{sc}} p_n + P_c} \quad (5)$$

其中,  $\xi$  表示系统功率放大因子,  $P_c$  为系统总的损耗功率.

## 2.2 问题描述

为防止接收机复杂度随子带复用用户数增加而增大, 此文只考虑所有子带复用用户数  $m_n = 2$  的情况<sup>[10,12,14,24]</sup>. 设子带  $n$  中复用用户分别是信道条件较好的用户  $UT_{1,n}$  和信道较差的用户  $UT_{2,n}$ , 其对应的 CRNN 为  $H_{1,n}$  和  $H_{2,n}$ , 且满足  $H_{1,n} \geq H_{2,n}$ . 用户  $UT_{1,n}$  端 SIC 解码时, 先要解调并消除干扰信号  $x_{2,n}$ , 再对  $x_{1,n}$  进行检测接收; 用户  $UT_{2,n}$  端 SIC 检测时, 可以将  $x_{1,n}$  看作噪声而直接将信号  $x_{2,n}$  检测出来. 此时, 子带  $n$  的吞吐量表示为

$$R_n(p_n, \beta_n) = W_{sc} \left\{ \log_2(1 + \beta_n p_n H_{1,n}) \right. \\ \left. + \log_2 \left( 1 + \frac{(1 - \beta_n) p_n H_{2,n}}{1 + \beta_n p_n H_{2,n}} \right) \right\} \quad (6)$$

其中  $\beta_n$  ( $0 < \beta_n < 1$ ) 为子带  $n$  上两用户间的功率配比, 而  $p_n$  为子带  $n$  所分配的功率.

则由式(5)可得, 在系统总功率受限且子带复用用户数为 2 条件下, 以系统能效最大化为目标的 NOMA 下行链路功率分配方案, 其目标函数可表示为

$$\max_{p_n > 0} \frac{W_{sc} \sum_{n=1}^{N_{sc}} \left\{ \log_2(1 + \beta_n p_n H_{1,n}) + \log_2 \left( 1 + \frac{(1 - \beta_n) p_n H_{2,n}}{1 + \beta_n p_n H_{2,n}} \right) \right\}}{\xi \sum_{n=1}^{N_{sc}} p_n + P_c} \\ \text{s. t. } \sum_{n=1}^{N_{sc}} p_n = P_s \quad (7)$$

## 3 基于改进粒子群算法的 NOMA 功率分配

### 3.1 标准粒子群算法

假设粒子群由  $Q$  个粒子组成, 且每个粒子维数为  $D$ . 分别用向量  $\mathbf{X}_i^k = (x_{i1}^k, x_{i2}^k, \dots, x_{iD}^k)$  和  $\mathbf{V}_i^k = (v_{i1}^k, v_{i2}^k, \dots, v_{iD}^k)$  表示粒子  $i$  在第  $k$  次迭代过程中所处的位置和移动速度. 当粒子  $i$  在迭代过程中达到历史最佳位置时, 此时称粒子为个体最佳粒子, 记作  $p^{\text{best}}$ ; 当群体中所有粒子都迭代到其历史最佳位置时被称为群体最佳粒子, 记作  $g^{\text{best}}$ , 粒子正是通过跟踪这两个最佳位置来迭代更

新,从而使整个群体逼近最优解.各粒子更新自己移动速度和位置的迭代公式如下:

$$v_{id}^{k+1} = \omega(k)v_{id}^k + c_1 \times r_1 \times (p_{id} - x_{id}^k) + c_2 \times r_2 \times (p_{gd} - x_{id}^k) \quad (8)$$

$$x_{id}^{k+1} = x_{id}^k + v_{id}^{k+1} \quad (9)$$

其中:  $i=1,2,\dots,Q$ ;  $d=1,2,\dots,D$ ;  $k$  为迭代次数;  $\omega(k)$  为惯性权重系数;其线性递减迭代公式为

$$\omega(k) = \omega_{\max} - \frac{k \times (\omega_{\max} - \omega_{\min})}{k_{\max}} \quad (10)$$

$k_{\max}$  为最大迭代次数,  $\omega_{\max}$  为最大惯性权重值,  $\omega_{\min}$  为最小惯性权重.  $c_1$  和  $c_2$  是学习因子,一般取  $c_1 = c_2 = 2^{[18]}$ .  $r_1$  和  $r_2$  是服从区间  $(0,1)$  上均匀分布的随机数.而  $p_{id}$  和  $p_{gd}$  分布是粒子  $i$  在第  $k$  次迭代中个体历史最佳位置的第  $d$  维分量和种群全局历史最佳位置的第  $d$  维分量.

### 3.2 算法改进

为解决 SPSO 算法易陷入局部最优、早熟收敛,且对高维函数优化存在搜索精度不高的缺陷,对上述 SPSO 算法进行三个方面的修改,构成本文的改进粒子群算法.

(1) 基于调节阈值的动态轨迹策略. 粒子群算法中速度  $v_i$  表示粒子  $i$  迭代一次移动的距离,合理选取  $v_i$  值有利于群体在演化过程中寻找最佳位置,本文将采用动态调节粒子运动轨迹的策略来调节粒子在演化过程的速度,提高算法动态搜索能力. 表达式如下:

①  $rand > J$ ,

$$v_{id}^{k+1} = rand \times \left[ \begin{array}{l} \omega(k)v_{id}^k + c_1 \times r_1 \times (p_{id} - x_{id}^k) \\ + c_2 \times r_2 \times (p_{gd} - x_{id}^k) \end{array} \right] \quad (11a)$$

② otherwise,

$$v_{id}^{k+1} = rand \times v_{\max}^k \quad (11b)$$

其中  $rand$  是  $[0,1]$  上均匀分布的随机数,  $v_{\max}^k$  为第  $k$  次迭代时粒子的最大速度,而  $\vartheta$  为调节阈值,可表示为

$$\vartheta = (\vartheta_{\max} - \vartheta_{\min}) \times \left( \frac{k}{k_{\max}} \right)^{k_{\max}} + \vartheta_{\min} \quad (12)$$

这里,  $\vartheta_{\max}$  和  $\vartheta_{\min}$  分别为最大、最小调节阈值,其取值会影响粒子群算法的搜索效率,当  $\vartheta_{\max} = 1$ ,  $\vartheta_{\min} = 0.1$  时,算法搜索效率最高<sup>[20]</sup>. 基于阈值调节的速度迭代公式使粒子在维持运动惯性的同时,动态地调节运动轨迹,在小范围内更大概率地搜索到最佳位置,使算法始终处于高效搜索.

(2) 非线性递减惯性权重策略. 在粒子群优化算法中,惯性权重  $\omega$  对于维持粒子运动惯性,平衡算法的全局搜索和局部搜索能力有着重要作用,很大程度上影响算法的收敛速度. 许多研究工作都表明,  $\omega$  应在全局阶段取值较大,而在确定最优解精确位置的局部阶段取值较小<sup>[25,26]</sup>. 而线性递减策略(9)虽然简单直观,但

很容易陷入局部最优,所以本文用非线性递减策略来代替线性策略,具体公式如下:

$$\omega(k) = (\omega_{\max} - \omega_{\min} - d_1) \exp\left( \frac{1}{1 + \frac{d_2 k}{k_{\max}}} \right) \quad (13)$$

该公式通过引入因子  $d_1$  和  $d_2$  来控制  $\omega$  在  $\omega_{\max}$  与  $\omega_{\min}$  之间的变化速度,使得算法具有更好的全局与局部搜索能力,能够较快的收敛到最优解,通常取  $\omega_{\max} = 0.9$ ,  $\omega_{\min} = 0.4$ , 而  $d_1 = 0.2$ ,  $d_2 = 7$ .

(3) 非线性异步学习因子策略. 算法的加速因子  $c_1$  和  $c_2$  主要调节粒子的个体学习能力和群体学习能力,使其不断向个体最优位置和全局最有位置逼近,体现了粒子运动轨迹受个体历史信息 and 种群历史信息的影响程度. 当因子  $c_1$  值太大时,会导致粒子过多地徘徊于局部区域;而太大的  $c_2$  又会致使粒子过早地收敛于局部最优值<sup>[27]</sup>. 理想的粒子状态,应在搜索初期尽可能地在解空间飞跃遍历,获得粒子多样性;而在搜索末期,为防止局部极值的干扰,粒子应维持恒定速度进行寻解. 因此,改进学习因子策略的更新公式为

$$c_1 = c_{11} - c_{12} * \sin\left( \frac{k * \pi}{2 * k_{\max}} \right) \quad (14)$$

$$c_2 = c_{21} + c_{22} * \sin\left( \frac{k * \pi}{2 * k_{\max}} \right) \quad (15)$$

其中,  $k$  表示当前迭代次数,  $k_{\max}$  表示最大迭代次数;  $c_{11}$  和  $c_{12}$  分别表示因子  $c_1$  的迭代初值和迭代终值,  $c_{21}$  和  $c_{22}$  分别表示因子  $c_2$  的迭代初值和迭代终值,通过测试发现,当  $c_{11} = 2$ ,  $c_{12} = 1$ ;  $c_{21} = 1$ ,  $c_{22} = 1$  时算法寻优能力最好. 我们通过图 3 直观地表示  $c_1$  和  $c_2$  异步非线性的变化情况. 其中蓝色下凸曲线表示因子  $c_1$  随迭代次数  $k$  的变化情况,红色上凸曲线表示因子  $c_2$  随迭代次数  $k$  的变化情况;蓝色虚线和红色虚线则分别表示  $c_1$  和  $c_2$  的线性走势. 此外,将  $c_{11} = 2$ ,  $c_{12} = 1$ ;  $c_{21} = 1$ ,  $c_{22} = 1$  带入式(14)和式(15)且令两式相等,得

$$2 - \sin\left( \frac{k * \pi}{2 * k_{\max}} \right) = 1 + \sin\left( \frac{k * \pi}{2 * k_{\max}} \right)$$

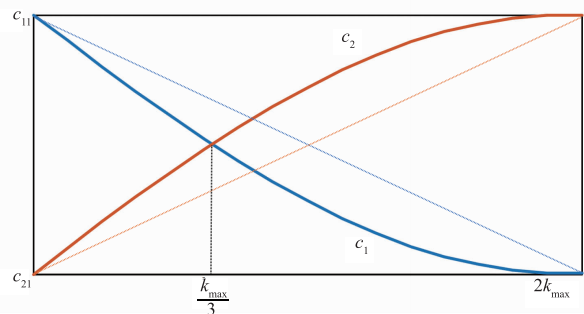


图3 非线性异步学习因子示意图

$$\sin\left(\frac{k * \pi}{2 * k_{\max}}\right) = \frac{1}{2}$$

解得  $k = \frac{k_{\max}}{3}$ , 即当  $k < \frac{k_{\max}}{3}$  时,  $c_1 > c_2$ ; 当  $k > \frac{k_{\max}}{3}$  时,  $c_1 < c_2$ .

### 3.3 基于 IPSO 算法功率分配的问题求解

根据系统目标函数(7), 约束条件下, 粒子群算法的适应度函数可表示为

$$f(p_n, \beta_n) = \frac{W_{sc} \sum_{n=1}^{N_{sc}} \left\{ \log_2(1 + \beta_n p_n H_{1,n}) + \log_2\left(1 + \frac{(1 - \beta_n) p_n H_{2,n}}{1 + \beta_n p_n H_{2,n}}\right) \right\}}{\xi \sum_{n=1}^{N_{sc}} p_n + P_c} \quad (16)$$

式(16)是一个高维的非线性规划问题, 本文通过改进粒子群算法进行求解. 将粒子位置  $X_i$  抽象为功率分配优化问题的一组解, 记为向量  $\Theta = (p_1, p_1, \dots, p_{N_{sc}}, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_{N_{sc}})$ , 则系统能效最大化的功率分配策略可以通过 IPSO 算法迭代求得的最优解来确定. 基于 IPSO 算法 NOMA 系统功率分配策略的详细流程图如图 4 所示.

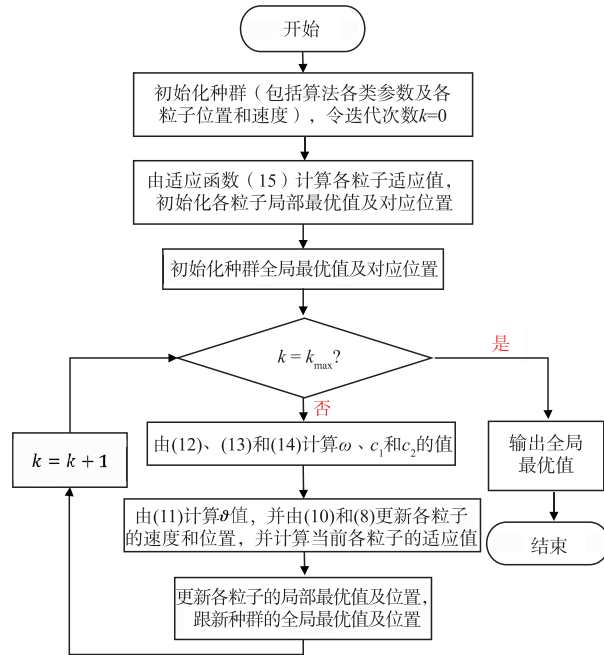


图4 基于IPSO的NOMA系统功率分配方案流程图

### 3.4 复杂度分析

基于 IPSO 的功率分配算法实现由算法 1 给出. 对于种群规模为  $Q$ 、粒子维度为  $D$  (本文粒子维度  $D$  和用户数  $M$  相等)、迭代次数  $K$  的功率分配问题, 一次迭代过程中涉及  $\vartheta$ 、 $\omega$ 、 $c_1$  和  $c_2$  的计算、速度和位置更新、适应度值的计算, 以及  $p_i$  和  $P_g$  值的更新. 所以算法的时间复杂度可表示为

$$O(Q, M, K) = K \times \left( O(1) \times 5 + O(Q \times M) \right) + O(Q) + O(3Q \times M) \approx O(Q \times M \times K)$$

由此可知, 算法的时间复杂度和粒子种群规模、用户数(子载波数)以及迭代次数成正比.

#### 算法 1 IPSO 功率分配算法

```

1: For  $i = 1$  to  $Q$  do
2:   Initialize  $X_i, V_i$  within the search range randomly
3: End For
4: Evaluate each particle
5:  $p_i = X_i$  and identify the best  $P_g$ 
6: While  $k \leq k_{\max}$  do
7:   Update  $\vartheta, \omega(k), c_1$  and  $c_2$  by Eq. (12, 13, 14, 15) respectively
8:   For  $i = 1$  to  $Q$  do
9:     Generate a random number  $rand$  in  $[0, 1]$ 
10:    If  $rand > \vartheta$ 
11:      Update velocity  $V_i^{k+1}$  by Eq. (11a)
12:    End If
13:    Update velocity  $V_i^{k+1}$  by Eq. (11b)
14:    Evaluation fitness ( $X_i^{k+1}$ ) by Eq. (15)
15:    If fitness ( $X_i^{k+1}$ ) is better than fitness ( $p_i$ )
16:      Set  $p_i = X_i^{k+1}$ 
17:    End If
18:    If max fitness ( $X_i^{k+1}$ ) is better than fitness ( $P_g$ )
19:      Set  $P_g = X_i^{k+1}$ 
20:    End If
21:  End For
22: End While

```

## 4 仿真与分析

利用 MATLAB 对本文所提的功率分配算法性能进行仿真分析. 在功率分配之前, 采用低复杂度的贪婪算法为载波进行用户分组<sup>[10]</sup>, 且每个子载波复用 2 个用户, 用户数  $M$  和子带数  $N_{sc}$  之间满足  $M = 2N_{sc}$ . 设小区半径为 500m, 基站位于小区中心,  $M$  个用户在小区内随机分布, 且用户间的最小距离为 40m, 用户距离基站的最小距离为 50m. 主要的系统参数和算法参数分别由表 1 和表 2 给出.

表 1 系统参数

参数	数值
最大用户数 $M$	50
系统带宽 $B$ /MHz	5
基站发射功率 $P_s$ /dBm	10 ~ 40
损耗功率 $P_c/w$	1
噪声功率谱密度 $N_0$ /(dBm/Hz)	-174
功率放大因子 $\xi$	4
信道估计	Ideal

表 2 算法参数

参数	数值
粒子群规模 $Q$	50
最大迭代次数 $k_{\max}$	30
惯性权重 $\omega$	$\omega_{\max} = 0.9, \omega_{\min} = 0.4$
权重控制因子	$d_1 = 0.2, d_2 = 7$
学习因子	$c_{11} = 2, c_{12} = c_{21} = c_{22} = 1$
调节阈值 $\vartheta$	$\vartheta_{\max} = 1, \vartheta_{\min} = 0.1$

图 5 为 NOMA 系统分别基于 SPSO 和 IPSO 的归一化能量效率随迭代次数变化的关系图, 反应了算法迭代的收敛过程. 基站的发射功率定为 40dBm, 系统损耗功率为 1w. 当用户数  $M = 20$  时, 迭代到 30 次, IPSO 算法接近收敛, 而 PSO 迭代到 38 次时接近收敛, IPSO 寻优精度较 SPSO 提高 10.5%; 用户数  $M = 40$  时, IPSO 算法迭代到 34 次时接近收敛, PSO 迭代到 40 次时接近收敛, IPSO 寻优精度较 SPSO 提高了 12.2%, 由此可以看出改进后的粒子群算法收敛速度快, 寻优精度高. 此外, 用户数  $M$  会影响目标函数的维度, 当目标函数维数较高时, 改进后算法的整体搜索性能会更好, 但算法复杂度会随着用户数量的增加而上升, 即通过增加复杂度换取性能提升.

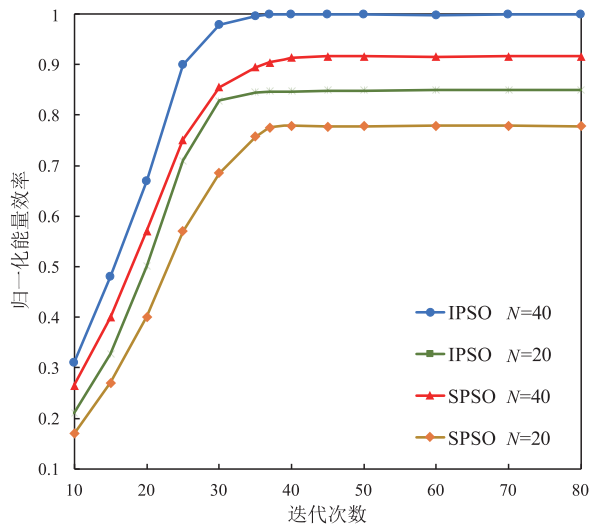


图5 算法迭代收敛过程

图 6 比较分析了 IPSO、SPSO、SCP-UPA 及 EPA-FTPA 四种功率分配算法下系统能效随小区用户数  $M$  ( $M$  从 10 到 50) 的变化关系. 基站的发射功率定为 40dBm, 系统损耗功率为 1w, EPA-FTPA 算法的功率分配因子  $\alpha_f = 0.4$ <sup>[10]</sup>, SCP-UPA 算法在二分搜索时的精度  $\delta = 10^{-3}$ <sup>[14]</sup>. 随着用户数的增加, 四种功率分配方案下系统能效均随之增加. 这是因为随着用户集增大, 子载波上有更大的几率匹配到合适的用户, 达到合适的功率分配点. 此外, 基于 IPSO 和 SPSO 的功率分配方案系统能

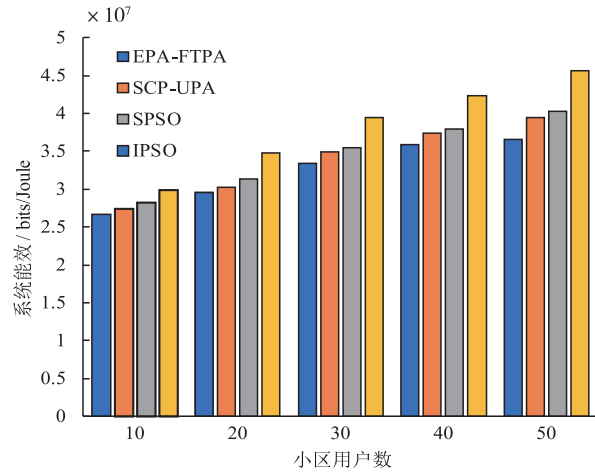


图6 系统能效随用户数变化关系

效要优于 SCP-UPA 和 EPA-FTPA 功率分配方案, 因为不论 SPSO 还是 IPSO, 都将子载波功率分配和用户间功率分配进行联合优化寻解, 而 SCP-UPA 算法及 EPA-FTPA 算法都是将优化目标转化为两个相对简单的子问题进行寻解<sup>[10,14]</sup>, 因此是次优的功率分配策略. 而 IPSO 和 SPSO 寻得的解更具全局性, 且 IPSO 能够克服 SPSO 早熟收敛的问题, 具有更高的寻优精度. 并且随着用户数增多, 目标函数维数增高, 基于 IPSO 算法的分配方案优势更加明显.

图 7 表明了四种功率分配方案下系统能效随基站发射功率  $P_s$  的变化关系. 小区用户数固定为 50, 基站功率从 10dBm 增加到 40dBm, 损耗功率  $P_c$  设为 1w 及 2w 两种情况. 可以看出在开始的一段范围, 系统能效随着基站发射功率的增加而不断上升, 当发射功率达到 33dBm 时, 系统能效达到最大, 此时的发射功率可称为最优功率分配点. 若继续增大发射功率, 则会破坏系统最优功率分配点, 导致系统能效下降. 而且 IPSO 功率分

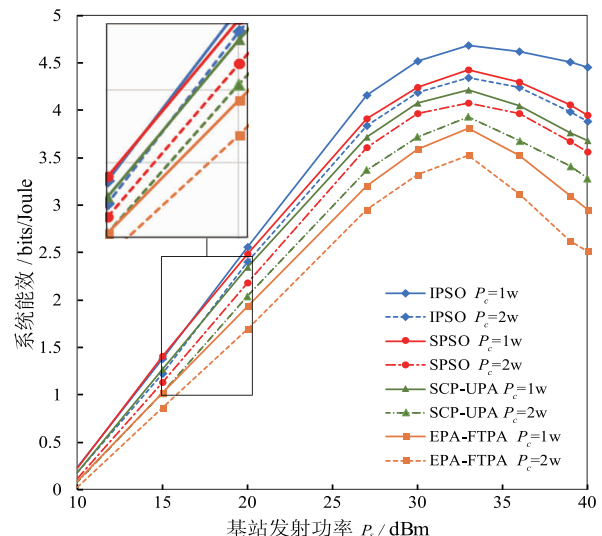


图7 系统能效随发射功率变化关系

配获得的系统能效明显优于其他功率分配方案,当损耗功率为  $1\text{w}$  时,最优功率点处,IPSO 的系统能效高于 SPSO 方案 13.7%,SCP-UPA 方案 15.4%,EPA-FTPA 方案 22%。由此可以看出,基于粒子群算法的功率分配策略对系统能效优化有明显的提升,且改进的粒子群算法寻优精度高,性能最好;而 EPA-FTPA 算法在初次功率分配时忽略了用户信道差异,采用了平均功率分配方法,导致系统能效下降,因此性能最差。此外,当损耗功率增大时,系统能效会随之减小。

## 5 结束语

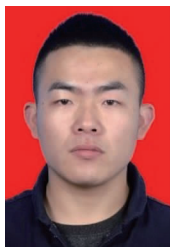
本文主要介绍了一种基于改进粒子群算法的多载波 NOMA 系统功率分配策略。首先给出了多载波 NOMA 下行链路系统的传输模型,在子载波上用户分组确定且各载波复用用户数为 2 的前提下,建立了基于系统能量效率最大化的优化模型。粒子群算法在求解非线性连续优化问题时收敛速度快,具有很强全局寻优能力,但标准粒子群 (SPSO) 算法存在易陷入局部最优、寻优精度不高的问题。因此,本文对 SPSO 算法进行了三点改进,并将改进的粒子群算法用以求解目标函数。结果表明,改进后的粒子群算法对 NOMA 系统能量效率具有明显提升,且系统能效会随用户数的增加而提升,但算法的复杂度也会随之增大,性能的提升本质上是通过增加复杂度换取的。

## 参考文献

- [1] Islam S M R, Avazov N, Dobre O A, et al. Power-domain non-orthogonal multiple access (NOMA) in 5G systems: Potentials and challenges [J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2016, 19(2): 721 – 742.
- [2] Al-Imari M, Xiao P, Imran M A, et al. Uplink non-orthogonal multiple access for 5G wireless networks [A]. *The 11th International Symposium on Wireless Communications Systems (ISWCS)* [C]. USA: IEEE, 2014. 781 – 785.
- [3] Islam S M R, Avazov N, Dobre O A, et al. Power-domain non-orthogonal multiple access (NOMA) in 5G systems: Potentials and challenges [J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2016, 19(2): 721 – 742.
- [4] Sun Y, Ng D W K, Ding Z, et al. Optimal joint power and subcarrier allocation for full-duplex multicarrier non-orthogonal multiple access systems [J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2017, 65(3): 1077 – 1091.
- [5] Lei L, Yuan D, Ho C K, et al. Power and channel allocation for non-orthogonal multiple access in 5G systems: Tractability and computation [J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2016, 15(12): 8580 – 8594.
- [6] Kazmi S M A, Tran N H, Saad W, et al. Mode selection and resource allocation in device-to-device communications: A matching game approach [J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2017, 16(11): 3126 – 3141.
- [7] Parida P, Das S S. Power allocation in OFDM based NOMA systems: A DC programming approach [A]. *IEEE Globecom Workshops (GC Wkshps)* [C]. USA: IEEE, 2014. 1026 – 1031.
- [8] Kim J B, Lee I H. Capacity analysis of cooperative relaying systems using non-orthogonal multiple access [J]. *IEEE Communications Letters*, 2015, 19(11): 1949 – 1952.
- [9] Hsiung C, Huang R, Zhou Y, et al. Dynamic user pairing and power allocation for throughput maximization in NOMA systems [A]. *IEEE International Conference on Communications Workshops (ICC Workshops)* [C]. USA: IEEE, 2019. 1 – 6.
- [10] Saito Y, Benjebbour A, Kishiyama Y, et al. System-level performance evaluation of downlink non-orthogonal multiple access (NOMA) [A]. *The 24th IEEE Annual International Symposium on Personal, Indoor, and Mobile Radio Communications (PIMRC)* [C]. USA: IEEE, 2013. 611 – 615.
- [11] 蒋继胜, 朱晓荣. H2H 与 M2M 共存场景下的上行资源分配算法 [J]. *电子学报*, 2018, 46(5): 1259 – 1264. JIANG Ji-sheng, ZHU Xiao-rong. An uplink resource allocation algorithm under the scenario of coexistence of H2H & M2M based on knapsack model [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2018, 46(5): 1259 – 1264. (in Chinese)
- [12] Fang F, Zhang H, Cheng J, et al. Energy-efficient resource allocation for downlink non-orthogonal multiple access network [J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2016, 64(9): 3722 – 3732.
- [13] Wang J, Xu H, Fan L, et al. Energy-efficient joint power and bandwidth allocation for NOMA systems [J]. *IEEE Communications Letters*, 2018, 22(4): 780 – 783.
- [14] Muhammed A J, Ma Z, Diamantoulakis P D, et al. Energy-efficient resource allocation in multicarrier NOMA systems with fairness [J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2019, 67(12): 8639 – 8654.
- [15] Vien Q T, Le T A, Barn B, et al. Optimising energy efficiency of non-orthogonal multiple access for wireless backhaul in heterogeneous cloud radio access network [J]. *IET Communications*, 2016, 10(18): 2516 – 2524.
- [16] Zhou F, Wu Y, Hu R Q, et al. Energy-efficient NOMA enabled heterogeneous cloud radio access networks [J]. *IEEE Network*, 2018, 32(2): 152 – 160.
- [17] Kennedy J. Particle swarm optimization [A]. *Encyclopedia of Machine Learning* [M]. Boston, MA: Springer, 2010. 760 – 766.
- [18] Shi Y, Eberhart R. A modified particle swarm optimizer

- [A]. IEEE International Conference on Evolutionary Computation Proceedings[C]. USA:IEEE,1998. 69 – 73.
- [19] Yu Y F, Li G, Xu C. An improved particle swarm optimization algorithm [J]. Applied Mechanics and Materials, 2013, 401:1328 – 1335.
- [20] 孙兰兰, 王晓超. 求解高维函数优化的动态粒子群算法 [J]. 计算机工程与应用, 2011, 47(27):36 – 37, 51.
- [21] 邓先礼, 魏波, 曾辉, 桂凌, 夏学文. 基于多种群的自适应迁移 PSO 算法 [J]. 电子学报, 2018, 46(8):1858 – 1865. DENG Xian-li, WEI Bo, ZENG Hui, GUI Ling, XIA Xue-wen. A multi-population based self-adaptive migration PSO [J]. Acta Electronica Sinica, 2018, 46(8):1858 – 1865. (in Chinese)
- [22] 孙辉, 邓志诚, 赵嘉, 王晖, 谢海华. 混合均值中心反向学习粒子群优化算法 [J]. 电子学报, 2019, 47(9):1809 – 1818. SUN Hui, DENG Zhi-cheng, ZHAO Jia, WANG Hui, XIE Hai-hua. Hybrid mean center opposition-based learning particle swarm optimization [J]. Acta Electronica Sinica, 2019, 47(9):1809 – 1818. (in Chinese)
- [23] Chang Z, Hou X, Guo X, et al. Energy efficient resource allocation for secure OFDMA relay systems with eavesdropper [A]. IEEE International Conference on Communications (ICC) [C]. USA:IEEE,2016. 1 – 7.
- [24] Zhu J, Wang J, Huang Y, et al. On optimal power allocation for downlink non-orthogonal multiple access systems [J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2017, 35(12):2744 – 2757.
- [25] Bansal J C, Singh P K, Saraswat M, et al. Inertia weight strategies in particle swarm optimization [A]. The Third World Congress on Nature and Biologically Inspired Computing [C]. USA:IEEE,2011. 633 – 640.
- [26] Zhang L, Tang Y, Hua C, et al. A new particle swarm optimization algorithm with adaptive inertia weight based on Bayesian techniques [J]. Applied Soft Computing, 2015, 28:138 – 149.
- [27] Ardizzon G, Cavazzini G, Pavesi G. Adaptive acceleration coefficients for a new search diversification strategy in particle swarm optimization algorithms [J]. Information Sciences, 2015, 299:337 – 378.

#### 作者简介



**郝少伟** 男, 1995 年生于内蒙古呼和浩特. 现为空军工程大学信息与导航学院硕士研究生. 主要研究方向为卫星通信、功率域非正交多址接入技术.  
E-mail:2575387897@qq.com



**李勇军(通信作者)** 男, 1979 年生于陕西西安. 现为空军工程大学信息与导航学院副教授、博士生导师. 主要研究方向为卫星光通信与网络、空间微波光子技术.  
E-mail:tz\_228@163.com