

# 一种卫星功率和编码调制模式联合分配算法

唐定龙<sup>1</sup> 王恒<sup>2</sup> 冯姣<sup>1</sup> 谢世珺<sup>2</sup>

(1. 南京信息工程大学电子与信息工程学院 南京 210044; 2. 国防科技大学第六十三研究所 南京 210007)

**摘要:** 针对用户编码调制模式可调的动态卫星通信系统,若用户选择的编码调制模式不合适,会导致系统分配资源时出现带宽受限的问题。为了解决这一问题,改由系统根据每个用户的实际业务需求分配调制编码模式,通过功率和编码调制模式的联合分配,提高系统资源的利用效率。本文首先对卫星通信系统链路进行分析,考虑构建了功率和编码调制模式联合分配的数学模型,提出一种混合引力搜索粒子群优化算法用于解决该问题。为了提升所提出算法在带约束优化目标函数中的性能,引入动态惯性权重系数避免算法陷入局部最优陷阱,并添加罚函数机制用于处理带约束优化目标函数,实现对目标函数的优化。最后的仿真结果表明,相较于单一的粒子群优化算法或引力搜索算法,文中设计的混合引力搜索粒子群算法降低了系统的总二阶业务拒绝量,并使系统总容量得到有效提高。

**关键词:** 通信系统;星上资源分配;编码调制模式;混合引力搜索和粒子群算法;罚函数

**中图分类号:** TN927.2      **文献标识码:** A      **国家标准学科分类代码:** 510.5015

## A joint allocation algorithm for satellite power and coding modulation mode

Tang Dinglong<sup>1</sup> Wang Heng<sup>2</sup> Feng Jiao<sup>1</sup> Xie Shijun<sup>2</sup>

(1. School of Electronics and Information Engineering, Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing 210044, China;

2. The Sixty-third Research Institute, National University of Defense Technology, Nanjing 210007, China)

**Abstract:** For dynamic satellite communication systems with adjustable user coding and modulation modes, if the coding and modulation mode selected by the user is inappropriate, the bandwidth will be limited when the system allocates resources. In order to solve this problem, the system allocates modulation and coding modes according to the actual business needs of each user, and improves the utilization efficiency of system resources through the joint allocation of power and coding and modulation modes. This paper first analyzes the links of satellite communication systems, considers the construction of a mathematical model for the joint allocation of power and coding and modulation modes, and proposes a hybrid gravitational search and particle swarm optimization algorithm to solve this problem. In order to improve the performance of the proposed algorithm in the constrained objective optimization function, a dynamic inertia weight coefficient is introduced to avoid the algorithm from falling into the local optimal trap, and a penalty function mechanism is added to process the constrained objective optimization function to achieve the optimization of the objective function. The final simulation results show that compared with a single particle swarm optimization algorithm or a gravitational search algorithm, the hybrid gravitational search particle swarm optimization algorithm designed in this paper reduces the total second-order service rejection of the system and effectively improves the total capacity of the system.

**Keywords:** communication system; on-board resource allocation; coding and modulation mode; hybrid gravitational search and particle swarm optimization algorithm; penalty function

## 0 引言

随着卫星通信服务需求的迅速增长,卫星通信系统不可避免地存在资源受限的情况,具体表现在其功率和带宽

资源方面。如何提高卫星通信系统的资源利用效率及服务质量成为亟需解决的问题。针对用户编码调制模式动态可调的卫星通信系统,用户在接入卫星通信系统的过程中需要根据其实际业务需求和信道条件选择适合的编码调制模

式,一旦选择后便固定不变。但用户在选择编码调制模式时,无法获取系统的总体资源情况,如果选择的编码调制模式不合适,会导致系统为用户分配资源时出现带宽受限的情况,进而影响到每个用户获得的容量。尤其是当每个卫星波束的带宽较小时,波束内用户获得的信道容量严重受限于波束带宽,上述问题将造成系统功率资源的浪费。因此,用户编码调制模式的合理分配尤为重要。

关于通信系统中的编码调制模式分配问题,国内外学者已展开了诸多研究工作。文献[1]提出了一种基于自适应编码调制的优化策略,根据每个用户各自的信道情况动态修改编码调制方案,以提高多个接入 Wi-Fi 网络的吞吐量和频谱性能。文献[2]提出了一种基于深层回声状态网络的信道状态预测模型,并以此为基础设计了一种智能编码调制模式选择机制。文献[3]针对现有基于深度学习的自适应调制编码算法在信道环境变化时模型泛化能力不足的问题,提出了一种基于元学习的自适应调制编码策略,根据少量新信道样本微调模型,获得了较好的性能表现。文献[4]基于模糊规则提出了一种系统优化方法,根据接收端的信道状态和服务质量需求,动态选择最优的调制和编码组合,使 DVB-S2 标准中自适应编码技术的效率得到提升。

然而,上述研究仅考虑到用户信道条件对编码调制模式的影响,忽略了系统的总体资源条件,在资源紧缺的卫星通信系统中存在一定的局限性。针对卫星通信系统,当用户采用高阶编码调制方式时,可能会导致系统功率受限,而带宽资源相对富余;反之,采用低阶编码调制方式时,通信带宽可能成为瓶颈,而功率资源出现剩余,进而导致系统资源的浪费。为了使星上受限资源得到均衡分配,文献[5]提出了一种系统带宽和载波的联合分配算法,以用户业务需求与实际获得的容量差值为优化目标,但牺牲了系统总通信容量。文献[6]根据链路的载噪比和比特门限信噪比构建用户的通信容量模型,并提出一种功率、带宽和编码调制模式联合分配策略,但其只考虑了系统总通信容量的最大化,不同用户间分配资源的公平性没有得到保证。文献[7]以最小化系统总二阶业务拒绝量为目标,提出了一种最优的功率分配算法,但其计算复杂度较高,且没有考虑到多种资源的均衡分配。

近年来,粒子群优化算法这类随机性算法凭借其运行参数少、易于实现等优点在优化问题的求解上取得了广泛应用。文献[8]对标准粒子群算法进行改进,在求解星上多种资源分配的博弈问题时得出均衡解。文献[9]采用混合遗传算法对用户的信道进行分配,在已知信道分配向量的前提下通过混合灰狼优化算法对用户的功率分配结果进行优化,相较传统分配方案有效地提高了系统总吞吐量。但此类算法存在难以收敛、容易陷入局部最优解的不足。为了提升算法在特定资源分配问题中的性能,需要对其进行优化调整。

综上所述,本文选取系统总二阶业务拒绝量为优化目

标,研究功率和编码调制模式的联合分配问题,并设计一种混合引力搜索粒子群优化算法对问题进行求解。此外,在算法求解过程中引入一种动态罚函数机制处理带约束的优化目标函数,最后通过设置仿真实验环境验证算法的有效性。在本文的研究中,每个用户接入系统时的编码调制模式不再是由用户自行选择,而是根据星上资源的总体情况,由网控中心为每个用户动态分配,从而最大限度利用有限的系统资源。

## 1 问题模型

本文选用的研究对象为频分多址(frequency division multiple access, FDMA)多波束卫星通信系统,其功率资源可以任意地分配给每个用户,而带宽资源已经预分配给每个波束,因此为用户分配带宽资源时要受到其所在波束总带宽资源的限制。假设系统由  $K$  个波束  $B_j, j \in \{1, 2, \dots, K\}$ , 和  $M$  个用户  $U_i$  组成,  $i \in \{1, 2, \dots, M\}$ , 其中由波束  $B_j$  提供服务的用户集合记为  $N_{B_j}$ 。用户  $U_i$  的业务需求量记为  $T_i$ , 系统为其分配的功率资源记为  $P_i$ 。分配给用户  $U_i$  的编码调制模式记为  $\alpha_i$ , 当前编码调制模式在解调时所需的门限比特信噪比为  $(E_b/N_0)_{\alpha_i}$ 。根据以上条件,分配给用户  $U_i$  的容量  $C_i$  如式(1)所示。

$$C_i = \left( \frac{C}{N_0} \right)_i \left/ \left( \frac{E_b}{N_0} \right)_{\alpha_i} \right. \quad (1)$$

其中,  $(C/N_0)_i$  为用户  $U_i$  的下行链路载波功率与噪声功率谱密度比值,该值可通过卫星链路预算方程计算得到<sup>[10]</sup>。

$$\left( \frac{C}{N_0} \right)_i = \frac{P_i \cdot G_s}{L_i \cdot k} \cdot \left( \frac{G}{T} \right)_i \quad (2)$$

其中,  $L_i$  表示用户  $U_i$  的下行链路损耗,其主要包括自由空间损耗、雨衰、极化损耗等。为了简化问题,在本文的研究中下行链路损耗只考虑自由空间损耗。 $G_s$  定义为星上发送端天线的增益,  $(G/T)_i$  为用户  $U_i$  接收端的品质因数,系数  $k$  为玻尔兹曼常数。

将式(2)代入到式(1)中,便可以得到每个用户  $U_i$  获得的容量  $C_i$ :

$$C_i = \frac{P_i \cdot G_s \cdot (G/T)_i}{L_i \cdot (E_b/N_0)_{\alpha_i} \cdot k} \quad (3)$$

其中,除了分配给用户的功率和编码调制模式未知以外,其它参数都是已知量。由式(3)可知,一个用户获得的容量随着系统为其分配功率的增加而增大。然而,系统的总功率资源是有限的,系统可为用户分配的总容量也受到其约束。此外,每个用户获得的容量不仅受到系统总功率的限制,还受到其所属波束的带宽的限制。当用户的编码调制模式给定之后,需要为其分配的带宽资源为:

$$W_i = \frac{C_i \cdot [1 + \rho(\alpha_i)]}{\eta(\alpha_i)} = \frac{P_i \cdot G_s \cdot (G/T)_i}{L_i \cdot (E_b/N_0)_{\alpha_i} \cdot k} \cdot \frac{[1 + \rho(\alpha_i)]}{\eta(\alpha_i)} \quad (4)$$

其中,  $\eta(\alpha_i)$  和  $\rho(\alpha_i)$  分别为编码调制模式  $\alpha_i$  的频谱效率和滚降系数。设  $W_{B_j}$  为第  $j$  个波束的总带宽资源, 则该波束内所有用户所分得的带宽总和不得超过  $W_{B_j}$ 。从式 (4) 可以得出, 用户的实际带宽会随其功率增大, 因此当用户的编码调制模式确定后, 系统为其分配的功率资源同样受到其所在波束总带宽的限制, 无法将过多的功率资源分配给同一个波束内的单个用户。

本文选取的优化目标函数是系统的总二阶业务拒绝量, 即用户业务需求和系统实际分配容量之间差值的平方。为了使该参数最小化, 系统将为业务需求量大的用户优先分配信道容量, 提升了不同用户间获得系统资源的公平性。功率和编码调制模式联合分配的数学模型如下:

$$\min_{\{P_i, \alpha_i\}} \sum_{i=1}^M (T_i - C_i)^2 \quad (5)$$

$$s. t.$$

$$C_i = \frac{P_i \cdot G_s \cdot (G/T)_i}{L_i \cdot (E_b/N_0)_{\alpha_i} \cdot k} \leq T_i, \quad \forall i \in \{1, 2, \dots, M\} \quad (6)$$

$$\sum_{i=1}^M P_i \leq P_{total} \quad (7)$$

$$\sum_{i \in N_{B_j}} W_i = \sum_{i \in N_{B_j}} \frac{P_i \cdot G_s \cdot (G/T)_i}{L_i \cdot (E_b/N_0)_{\alpha_i} \cdot k} \cdot \frac{[1 + \rho(\alpha_i)]}{\eta(\alpha_i)} \leq W_{B_j}, \quad \forall j \in \{1, 2, \dots, K\} \quad (8)$$

$$P_i \in R, \quad 0 \leq P_i \leq P_{total}, \quad \forall i \in \{1, 2, \dots, M\} \quad (9)$$

$$\alpha_i \in N, \quad \alpha_i^L \leq \alpha_i \leq \alpha_i^U, \quad \forall i \in \{1, 2, \dots, M\} \quad (10)$$

其中,  $\alpha_i^L$  和  $\alpha_i^U$  分别表示每个用户能够支持的最低阶和最高阶编码调制模式。

由于为每个用户分配的编码调制模式只能是离散的整数变量, 上述优化问题便不再是一个连续优化问题, 而是一个混合整数非线性规划 (mixed integer nonlinear programming, MINLP) 问题。MINLP 问题是一类经典的非确定性多项式时间困难 (non-deterministic polynomial-time hard, NP-hard) 问题, 求解此类问题一般不存在多项式时间算法<sup>[11]</sup>。为了求解该问题, 本文提出一种随机性算法。

## 2 算法设计

### 2.1 改进的粒子群优化算法

粒子群优化 (particle swarm optimization, PSO) 算法是一种随机全局优化技术, 因其具有参数少、实现简单、易于理解和编码的特点而广泛应用于各种优化问题中<sup>[12]</sup>。PSO 算法通过模拟社会行为和群体协作, 利用粒子自身属性完成优化搜索过程。其数学描述为: 在一个  $D$  维搜索空间内, 初始种群中粒子的个数为  $N$ , 每个粒子  $i, i \in \{1, 2, \dots, N\}$  在迭代时刻  $t$  都拥有以下 3 个关键属性: 粒子当前位置为  $\mathbf{X}_i(t) = (x_i^1, x_i^2, \dots, x_i^d, \dots, x_i^D)$ , 每个粒子当前的速度为  $\mathbf{V}_i(t) = (v_i^1, v_i^2, \dots, v_i^d, \dots, v_i^D)$ , 粒子自身经历的

最优位置为  $\mathbf{P}_i(t) = (p_i^1, p_i^2, \dots, p_i^d, \dots, p_i^D)$ , 粒子在搜索空间中的位置对应优化问题的解, 第  $i$  个粒子在时刻  $t$  通过以下公式对速度和位置进行更新<sup>[13]</sup>:

$$\mathbf{V}_i(t+1) = \omega \cdot \mathbf{V}_i(t) + c_1 \cdot r_1 [\mathbf{P}_i(t) - \mathbf{X}_i(t)] + c_2 \cdot r_2 [\mathbf{P}_{ig}(t) - \mathbf{X}_i(t)] \quad (11)$$

$$\mathbf{X}_i(t+1) = \mathbf{X}_i(t) + \mathbf{V}_i(t+1) \quad (12)$$

$$\begin{cases} v_i^d = v_{\max}^d, & v_i^d > v_{\max}^d \\ v_i^d = -v_{\max}^d, & v_i^d < -v_{\max}^d \end{cases} \quad (13)$$

其中,  $c_1$  和  $c_2$  称为学习因子或加速系数,  $r_1$  和  $r_2$  为  $[0, 1]$  范围内的随机数,  $\mathbf{P}_{ig}(t)$  为第  $i$  个粒子在整个领域内的最优位置。为了避免粒子在搜索最优解时产生无规律的运动, 在算法设计中对粒子的速度进行了一定范围的约束, 即  $\mathbf{V}_i(t) \in [-\mathbf{V}_{\max}, \mathbf{V}_{\max}]$ , 其中  $\mathbf{V}_{\max}$  为设定的速度上限,  $\mathbf{V}_{\max} = (v_{\max}^1, v_{\max}^2, \dots, v_{\max}^d, \dots, v_{\max}^D)$ 。式 (11) 的右边包含 3 部分: 惯性部分、认知部分和社会部分, 其共同决定着粒子速度的更新方式。惯性部分为粒子原有的速度, 表示粒子具有保持原速度的状态, 反映了粒子在搜索空间内遍寻最优解的习惯; 认知部分体现了粒子对历经最优位置的记录, 该部分会引导粒子根据个体经验调整运动方向, 使其向个体历史最优解靠近, 从而对单个粒子进行优化; 社会部分代表了粒子根据群体历史最优位置进行调整的机制, 反映了群体协同合作的趋势, 驱使粒子向全局最优解收敛<sup>[14-15]</sup>。

在式 (11) 的惯性部分中,  $\omega$  为惯性权重, 控制粒子继续沿着现有速度方向移动的程度, 反映了原有速度对更新速度的影响。通过保持一定的惯性, 粒子能够在搜索空间中保持探索性, 避免过早陷入局部最优解。但若该参数的值过大, 则会导致算法的局部开发能力不足。在标准粒子群算法中, 该值设置为一个常数, 算法必须在全局探索和局部求解之间做出取舍, 难以满足算法在不同迭代时刻的需求, 导致其搜索最优解的能力下降。为了解决这一问题, 本文引入一种随算法迭代时刻动态改变惯性权重的策略来优化算法, 即:

$$\omega = \omega_{\max} - \frac{(\omega_{\max} - \omega_{\min}) \cdot t}{T_{\max}} \quad (14)$$

其中,  $T_{\max}$  代表算法的最大迭代次数,  $t$  代表当前的迭代次数,  $\omega_{\min}$  和  $\omega_{\max}$  参数限制惯性权重的变化范围, 在本文所提出算法中将  $\omega_{\min}$  和  $\omega_{\max}$  分别取值为 0.4 和 0.9<sup>[16]</sup>。在迭代初期惯性系数取值较大, 有利于算法的全局探索, 随着迭代的不断进行该值逐渐减小, 保证了算法的局部开发能力, 以此来提高算法求解优化问题时的性能。

### 2.2 引力搜索算法

引力搜索算法 (gravitational search algorithm, GSA) 是由 Rashedi 等<sup>[17]</sup>提出的一种智能群优化算法。该算法的思想来自于对万有引力定律的模拟, 具有收敛速度快、全局探索能力强等特点。正因其突出特性, 该算法自提出以来已广泛应用于各种优化问题的求解中<sup>[18-19]</sup>。



在 GSA 算法中,每个粒子包含位置、速度、加速度和惯性质量四个属性。其中,粒子位置即代表目标优化问题的解;速度和加速度用于更新粒子下一时刻的位置;惯性质量的大小反映优化问题解的好坏。根据万有引力定律可知,粒子之间会受到万有引力的作用,并且向着质量更大的粒子运动。随着粒子在搜索空间内位置的不断更新,所有粒子最终会聚集在质量最大的粒子附近,该粒子即对应着目标优化问题的全局最优解。此外,所有粒子在运动的过程中同样遵循牛顿第二定律。

根据每个粒子在时刻  $t$  的位置,便可根据如下公式计算得到其在时刻  $t$  的惯性质量  $M_i(t)$ :

$$m_i(t) = \frac{fitness_i(t) - worst(t)}{best(t) - worst(t)} \quad (15)$$

$$M_i(t) = \frac{m_i(t)}{\sum_{j=1}^N m_j(t)}, \quad \forall i \in \{1, 2, \dots, N\} \quad (16)$$

其中,  $N$  表示搜索空间内粒子的总数量;  $fitness_i(t)$  表示粒子  $i$  在时刻  $t$  的优化目标函数值,将粒子在时刻  $t$  的位置带入到优化目标函数中便可求得;在时刻  $t$ ,  $worst(t)$  表示最次粒子的优化目标函数值,  $best(t)$  表示最优粒子的优化目标函数值。

取决于优化目标函数的不同,最次、最优两个参数的表现形式有所区别。在求解优化目标函数的最小值时,其优化目标的最次值与最优值分别为:

$$worst(t) = \max_{j \in \{1, 2, \dots, N\}} fitness_j(t) \quad (17)$$

$$best(t) = \min_{j \in \{1, 2, \dots, N\}} fitness_j(t) \quad (18)$$

在求解优化目标函数的最大值时,其优化目标的最次值与最优值分别为:

$$worst(t) = \min_{j \in \{1, 2, \dots, N\}} fitness_j(t) \quad (19)$$

$$best(t) = \max_{j \in \{1, 2, \dots, N\}} fitness_j(t) \quad (20)$$

得到每个粒子在时刻  $t$  的惯性质量后,便可以计算出每个粒子作用在其它粒子上的万有引力。在迭代时刻  $t$ , 粒子  $i$  和搜索空间内其他粒子  $j$  之间的引力可记为:  $F_{ij}(t) = (F_{ij}^1(t), F_{ij}^2(t), \dots, F_{ij}^d(t), \dots, F_{ij}^D(t))$ 。其中在维度  $d$  上受到的引力  $F_{ij}^d(t)$  的计算公式为<sup>[20]</sup>:

$$F_{ij}^d(t) = G(t) \cdot \frac{M_i(t) \cdot M_j(t)}{R_{ij}(t) + \epsilon} \cdot [x_i^d(t) - x_j^d(t)] \quad (21)$$

其中,  $\epsilon$  设置为一个非常小的常数,用于防止出现分母等于 0 的情况,  $R_{ij}(t)$  为粒子  $i$  和  $j$  之间的欧式距离,其计算公式为:

$$R_{ij}(t) = \sqrt{\sum_{d=1}^D [x_i^d(t) - x_j^d(t)]^2} \quad (22)$$

其中,  $G(t)$  为万有引力系数,该值在迭代时刻  $t$  的计算公式为:

$$G(t) = G_0 \cdot \exp\left(-\alpha \frac{t}{T_{\max}}\right) \quad (23)$$

其中,  $G_0$  为万有引力常数的初始值,  $\alpha$  为一个常数,  $T_{\max}$  为最大迭代次数。

由于种群中存在诸多粒子,每个粒子受到总的作用力为其它所有粒子作用力的合力。因此粒子  $i$  在维度  $d$  上受到的总合力为:

$$F_i^d(t) = \sum_{j=1, j \neq i}^N rand_j \cdot F_{ij}^d(t) \quad (24)$$

其中,  $rand_j$  为  $[0, 1]$  范围内的随机数,设计该因子的主要目的在于增加算法的随机特性。

根据牛顿第二定律可知,粒子  $i$  在维度  $d$  上的加速度为:

$$a_i^d(t) = \frac{F_i^d(t)}{M_i(t)} \quad (25)$$

计算得到粒子  $i$  在时刻  $t$  的加速度后,该粒子在下一时刻  $t+1$  的速度和位置按照如下的公式进行更新:

$$v_i^d(t+1) = rand \cdot v_i^d(t) + a_i^d(t) \quad (26)$$

$$x_i^d(t+1) = x_i^d(t) + v_i^d(t+1) \quad (27)$$

### 2.3 混合引力搜索和粒子群算法

通过对 PSO 算法和 GSA 算法进行分析可以发现,两种算法有着各自的优点。从 PSO 算法的更新公式来看,粒子种群的每次更新迭代引入了自身位置对速度的影响,具有一定的记忆性,因此局部探索能力较强;而 GSA 算法从全局出发来更新速度公式,强调全体种群对单一粒子的影响,具有较强的全局搜索能力。此外,这两种算法都使用粒子的位置来表示目标优化问题的解,并在运行流程中对其进行不断迭代更新,具有一定的相似性。因此,本文设计一种结合机制,使用 GSA 算法优化 PSO 算法的全局搜索能力。基于此机制,本文提出了一种混合引力搜索粒子群优化 (hybrid gravitational search and particle swarm optimization, HGSA-PSO) 算法。

HGSA-PSO 算法的基本思想在于,首先将种群中的  $N$  个粒子分别按照 GSA 和 PSO 算法的步骤更新其位置和速度参数,由此便可以得到  $2N$  个粒子,随后按照一定的比例将这  $2N$  个粒子中位置最差的  $N \times \theta$  个粒子和位置最优的  $N \times (1-\theta)$  个粒子取出,得到总数为  $N$  个粒子用于进行下一次的迭代更新,其中  $\theta$  为比例因子。取出位置最差的  $N \times \theta$  个粒子有利于全局探索,防止算法陷入局部最优解,而取出位置最优的  $N \times (1-\theta)$  个粒子有利于算法的局部开发。因此在 HGSA-PSO 算法的每次迭代更新中,综合了 GSA 和 PSO 算法的优点,具有更好的收敛速度和收敛精度。

根据含动态惯性权重机制的改进 PSO 算法将这  $N$  个粒子的速度和位置分别进行更新,可以得到:

$$\mathbf{V}_i(t+1)_{\text{PSO}} = w \cdot \mathbf{V}_i(t) + c_1 \cdot r_1 [\mathbf{P}_i(t) - \mathbf{X}_i(t)] + c_2 \cdot r_2 [\mathbf{P}_g(t) - \mathbf{X}_i(t)] \quad (28)$$

$$\mathbf{X}_i(t+1)_{\text{PSO}} = \mathbf{X}_i(t) + \mathbf{V}_i(t+1)_{\text{PSO}} \quad (29)$$

同理,根据 GSA 算法的步骤将这  $N$  个粒子的速度和

位置分别进行更新,可以得到:

$$\mathbf{V}_i(t+1)_{GSA} = rand \cdot \mathbf{V}_i(t) + \mathbf{a}_i(t) \quad (30)$$

$$\mathbf{X}_i(t+1)_{GSA} = \mathbf{X}_i(t) + \mathbf{V}_i(t+1)_{GSA} \quad (31)$$

根据以上步骤,便可以得到  $2N$  个粒子,这些粒子对应着目标优化问题不同的解。分别计算这  $2N$  个粒子的优化目标函数值,若目标优化问题是求最小值问题,则将这  $2N$  个粒子按照优化目标函数的值进行降序排列;若优化问题是求最大值问题,则将这  $2N$  个粒子按照优化目标函数值进行升序排列。取出前  $N \times \theta$  以及最后  $N \times (1 - \theta)$  个粒子,作为 HGSA-PSO 算法在下一时刻  $t + 1$  的粒子种群。其中,比例因子  $\theta$  在时刻  $t$  的计算公式为:

$$\theta(t) = \theta_0 \left(1 - \frac{t}{T_{\max}}\right) \quad (32)$$

其中,  $\theta_0$  为比例因子的初始值,  $T_{\max}$  为最大迭代次数。在算法开始阶段,比例因子  $\theta$  的值较大,因此在两种算法进行混合时,位置差粒子的比例较大,利于算法在完整空间内搜寻最优解;随着种群内粒子的不断更新,比例因子  $\theta$  的值逐渐减小,位置差粒子的比例较小,利于算法的局部开发,从而达到提高收敛精度的目的。

### 3 HGSA-PSO 算法的改进与应用

由于星上资源的紧缺,FDMA 多波束卫星通信系统的功率和编码调制模式联合分配问题是一个带约束的优化问题,而 HGSA-PSO 这类算法处理的是无约束优化问题。为了应用该算法,并提升其求解能力,首先需要将目标问题中的约束条件去除。目前,相关研究领域已经提出多种方法用于处理约束条件。文献[21]提出一种方法来改变每个粒子的搜索方法,使其满足约束条件。文献[22]通过引入一种扩张的拉格朗日乘法,将带约束优化问题处理成无约束优化问题,但计算较为复杂。本文结合卫星通信系统星上资源的实际约束情况,引入了一种动态罚函数机制用于处理优化目标函数<sup>[23]</sup>。当现有解无法满足约束条件时,罚函数取较大值,满足约束条件时,罚函数值取 0,通过调节罚函数的值在优化目标函数和满足约束条件之间取得折中解,以此使得粒子种群向满足约束条件的方向更新。本文设计的动态罚函数为:

$$\Phi(\mathbf{P}, \mathbf{A}) = e^{m \cdot (1-r)}.$$

$$\left[ \sum_{i=1}^M u_i(\mathbf{P}, \mathbf{A}) + v(\mathbf{P}, \mathbf{A}) + \sum_{j=1}^K w_j(\mathbf{P}, \mathbf{A}) \right] \quad (33)$$

其中,  $\mathbf{P} = [P_1, P_2, \dots, P_M]$ ,  $\mathbf{A} = [\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_M]$ ,  $m$  为常数,  $r$  为种群中满足约束条件粒子的比例,函数  $u_i(\mathbf{P}, \mathbf{A})$ 、 $v(\mathbf{P}, \mathbf{A})$  和  $w_j(\mathbf{P}, \mathbf{A})$  的定义分别为:

$$u_i(\mathbf{P}, \mathbf{A}) = \begin{cases} (T_i - C_i)^2, & T_i < C_i \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad \forall i \in \{1, 2, \dots, M\} \quad (34)$$

$$v(\mathbf{P}, \mathbf{A}) = \begin{cases} \left( \sum_{i=1}^M P_i - P_{\text{total}} \right)^2, & \sum_{i=1}^M P_i > P_{\text{total}} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (35)$$

$$w_j(\mathbf{P}, \mathbf{A}) = \begin{cases} \left( \sum_{i \in N_{B_j}} W_i - W_{B_j} \right)^2, & \sum_{i \in N_{B_j}} W_i > W_{B_j} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad \forall j \in \{1, 2, \dots, K\} \quad (36)$$

动态罚函数根据优化过程的进展灵活调整罚值,能够引导种群朝着满足约束条件的方向进行搜索,从而在全局优化的同时逐步逼近可行解区域。在算法初期不满足约束条件粒子占比比较大时,罚函数的值较大,侧重于探索全局解空间;在后期逐步集中于满足约束条件的高质量解的搜索,从而实现对目标函数和约束条件的双重优化。通过在初始优化目标函数中引入动态罚函数机制,可以将其原有的约束条件去掉,将其转化为以下无约束优化问题:

$$\min_{(\mathbf{P}, \mathbf{A})} \left[ \sum_{i=1}^M (T_i - C_i)^2 + \Phi(\mathbf{P}, \mathbf{A}) \right] \quad (37)$$

s. t.

$$P_i \in R, \quad 0 \leq P_i \leq P_{\text{total}}, \quad \forall i \in \{1, 2, \dots, M\} \quad (38)$$

$$\alpha_i \in N, \quad \alpha_i^L \leq \alpha_i \leq \alpha_i^U, \quad \forall i \in \{1, 2, \dots, M\} \quad (39)$$

此外,还需要考虑优化变量  $\alpha_i$  在算法迭代过程中的取值问题。由于  $\alpha_i$  为固定的编码调制模式,当更新后的变量  $\alpha_i$  不为整数时,采用四舍五入法对  $\alpha_i$  进行离散化处理,使其满足卫星通信系统的需求。

在处理上述两个问题之后,便可以采用 HGSA-PSO 算法对带约束的资源分配问题进行求解。使用其求解功率和编码调制模式联合分配问题的完整步骤为:

步骤 1) 初始产生  $N$  个粒子。

步骤 2) 根据 PSO 算法,对  $N$  个粒子的速度和位置进行更新,并对变量  $\alpha_i$  进行离散化处理。

步骤 3) 根据 GSA 算法,对  $N$  个粒子的速度和位置进行更新,并对变量  $\alpha_i$  进行离散化处理。

步骤 4) 在按以上步骤得到的  $2N$  个粒子中,取出位置最优的  $N \times \theta$  个粒子和位置最次的  $N \times (1 - \theta)$  个粒子,用于进行下一次的迭代更新。

步骤 5) 判断算法终止条件(一般选择为达到最大迭代次数)是否满足。如若满足,则终止整个算法,若不满足,则返回步骤 2) 继续迭代更新。

### 4 仿真结果与分析

为了分析所提出算法的性能,建立 FDMA 多波束卫星通信仿真系统,可供系统分配的编码调制模式共有 4 种。由于初始种群的选择对 HGSA-PSO 算法的性能有着重要影响,并且为了让初始种群尽可能地满足约束条件,初始种群中每个粒子的功率根据用户业务需求量在总业务需求中的占比进行预分配,而编码调制模式则在四种模式中随机产生。为了显示 HGSA-PSO 算法在求解功率和编码调制模式联合分配问题时的有效性,将其与单独的 GSA 和 PSO 算法进行性能对比。上述 3 种算法在求解过程中的

最大迭代次数设置为 500,并且 3 种算法都针对本文所提出的资源分配问题求解 30 次,然后求出最后一次迭代中的最优目标函数值的平均值。FDMA 多波束卫星通信仿真系统参数如表 1 所示。

表 1 FDMA 多波束卫星通信仿真系统参数  
Table 1 FDMA multi-beam satellite communication simulation system parameters

参数	参数值
波束数目	4
用户数目	20
每个波束中的用户数目	5
每个用户的业务需求/Mbps	从 1 到 20,步进 1
卫星总功率 $p_{total}$ /W	20
卫星发射天线增益 $G_s$	20 000
每个波束的带宽/MHz	25
用户接收系统的品质因数 $G/T$ /(dB/K)	20
用户下行链路损耗 $L_i$	$2.02 \times 10^{21}$
编码调制模式的频谱效率 $\eta(\alpha_i)$	1.5、1.75、2.25、 2.625
编码调制模式的滚降系数 $\rho(\alpha_i)$	1、1、1、1
编码调制模式对应的门限解调比特 信噪比 $(E_b/N_0)_{\alpha_i}$	2.63、3.63、 4.47、6.03

图 1 显示了在应用 3 种随机性算法时,系统为每个用户分配的容量。从中可以得出,本文提出的 HGSA-PSO 算法根据波束内用户的业务需求量自动分配系统资源,当波束内用户的业务需求量较大时,为其分配较大的通信容量;当波束内用户的业务需求量较小时,为其分配的系统资源也相应减少,保证了不同需求用户之间获得系统资源的公平性,提高了系统资源的利用效率。

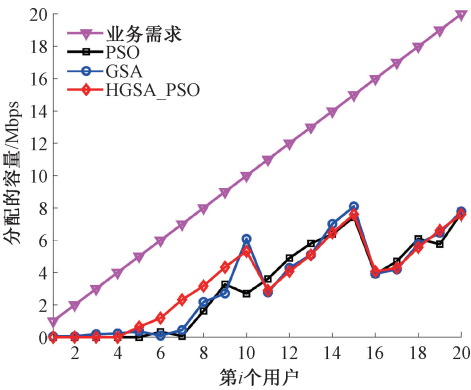


图 1 采用 3 种随机性算法为每个用户分配的容量  
Fig.1 Capacity allocated to each users using three randomized algorithms

表 2 显示了应用 3 种分配算法时的系统总二阶业务拒绝量、罚函数值及系统总容量。从中可以得出,相较于单独

的 PSO 或 GSA 算法,本文提出的 HGSA-PSO 算法提供的系统总容量最大。此外,3 种算法下的罚函数值都为 0,这表明联合分配的求解结果都满足目标问题中的约束条件,验证了所提出动态罚函数机制的有效性。

表 2 采用 3 种随机性算法求得的最优目标函数值、  
罚函数值及系统总容量

Table 2 The optimal objective function value, penalty function value and system total capacity obtained by three randomized algorithms

算法	$\sum(T_i - C_i)^2$	$\Phi(P, A)$	$\sum C_i$ /Mbps
PSO 算法	$1.281 \times 10^{15}$	0	64.2
GSA 算法	$1.267 \times 10^{15}$	0	67.7
HGSA-PSO 算法	$1.230 \times 10^{15}$	0	71.2

编码调制模式的频谱效率和功率效率之间呈相反关系。频谱效率较高的编码调制模式能够在有限的带宽内支持更大的容量,但其在解调时需要的门限比特信噪比较大,因此需要更多的功率资源,进而导致了较低的功率效率<sup>[24]</sup>。在本文提出的资源分配问题中,HGSA-PSO 算法根据用户的实际业务需求分配合适的编码调制模式及功率。当用户业务需求量较小时,系统为其分配频谱效率较低的编码调制模式,有利于提高系统总功率资源的利用效率。从仿真结果来看,这种分配方式并未减少此类用户的通信容量,反而使系统总容量得到有效提升。

图 2 显示了每个用户的二阶业务拒绝量,系统的总二阶业务拒绝量如表 2 所示。相较于单独采用 PSO 或 GSA 算法,在 HGSA-PSO 算法下低业务需求量用户的二阶业务拒绝量显著小于前两种算法,并且其系统总二阶业务拒绝量最小,说明本文所提出算法在星上资源受限的功率和编码调制模式联合分配问题中的优势。

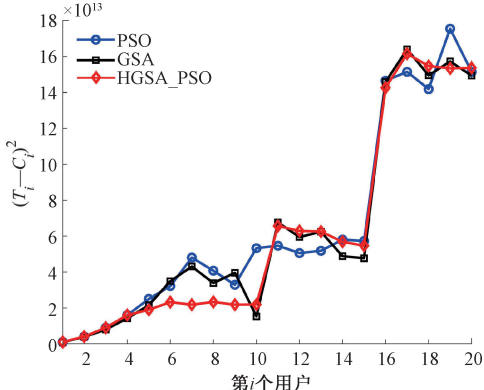


图 2 3 种随机性算法下每个用户的二阶业务拒绝量  
Fig.2 Second-order service rejection for each user under three randomized algorithms

图 3 显示了 3 种随机性算法在求解本文提出的带约束资源分配问题时的性能。从收敛速度上分析,由于 HGSA-

PSO 算法结合了从全局出发更新粒子种群的方式,其收敛速度显著优于其余两种对比算法,体现了使用 GSA 算法来优化 PSO 算法这一构想的可行性;从收敛精度上分析, HGSA-PSO 算法中设计了动态惯性权重机制,可以有效避免算法陷入局部最优解,其求解结果中的最优目标函数值相比之下最小,更接近于目标问题的最优解,验证了本文所提出算法在求解带约束的资源分配问题时的有效性和优越性。

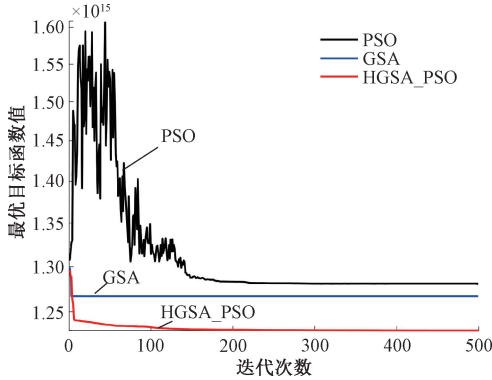


图 3 3 种随机性算法在求解本文提出的带约束优化问题时的性能

Fig. 3 Performance of three randomized algorithms for solving the constrained optimization problem proposed in this paper

## 5 结 论

本文选取系统总二阶业务拒绝量作为优化目标,深入研究了资源受限的 FDMA 卫星通信系统中功率和编码调制模式联合分配的问题。为了有效求解这一复杂优化问题,本文首先对标准 PSO 算法做出改进,并结合 GSA 算法的优点,设计了一种混合优化算法,即 HGSA-PSO 算法。此外,引入一种动态罚函数机制对目标优化问题中的约束条件进行处理,旨在提升算法在带约束的资源分配问题中的性能。通过仿真分析可以得出,所提出的 HGSA-PSO 算法在收敛速度和收敛精度方面均有所提升,在星上功率和带宽受限的严苛条件下能够满足更多的用户业务需求,并且使系统总容量得到有效提升。

## 参考文献

[1] DEV A, RAMYA G, GOYAL S, et al. Adaptive modulation and coding policies for multiple access wireless networks [C]. 2024 15th International Conference on Computing Communication and Networking Technologies. Kamand, India: IEEE, 2024: 1-6.

[2] 季铄, 孙耀华, 彭木根. 基于信道状态智能预测的星地自适应调制编码技术研究[J]. 电信科学, 2024, 40(10): 1-13.

JI SH, SUN Y H, PENG M G. Research on satellite-

to-ground adaptive modulation and coding technology based on intelligent prediction of channel state[J]. Telecommunications Science, 2024, 40(10): 1-13.

[3] 许晨, 杨少石, 谭景升. 一种基于元学习的自适应调制编码策略[J]. 中国传媒大学学报(自然科学版), 2024, 31(3): 42-48.

XU CH, YANG SH SH, TAN J SH. An adaptive modulation and coding strategy based on meta-learning[J]. Journal of Communication University of China(Natural Science Edition), 2024, 31(3): 42-48.

[4] QURESHI I M, MALIK A N, NASEEM M T. QoS and rate enhancement in DVB-S2 using fuzzy rule based system[J]. Journal of Intelligent & Fuzzy Systems, 2016, 30(2): 801-810.

[5] BARCELÓ-LLADÓ J E, VAZQUEZ-CASTRO M A, JIANG L, et al. Distributed power and carrier allocation in multibeam satellite uplink with individual SINR constraints[C]. GLOBECOM 2009-2009 IEEE Global Telecommunications Conference. Honolulu, HI, USA: IEEE, 2009: 1-6.

[6] NAKAHIRA K, KOBAYASHI K, UEBA M. Capacity and quality enhancement using an adaptive resource allocation for multi-beam mobile satellite communication systems [C]. IEEE Wireless Communications and Networking Conference, 2006. Las Vegas, NV, USA: IEEE, 2006, 1: 153-158.

[7] FENG Q, LI G X, FENG SH D, et al. Optimum power allocation based on traffic demand for multi-beam satellite communication systems[C]. 2011 IEEE 13th International Conference on Communication Technology. Jinan, China: IEEE, 2011: 873-876.

[8] 张琴芳. 一种基于博弈论和跨层机制的卫星带宽资源分配方法[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2013.

ZHANG Q F. A satellite bandwidth resource allocation method based on game theory and cross-layer mechanism[D]. Xi'an: Xidian University, 2013.

[9] 江超, 张治中, 冯姣, 等. 蜂窝网络 D2D 通信资源分配研究[J]. 电子测量技术, 2023, 46(24): 47-53.

JIANG CH, ZHANG ZH ZH, FENG J, et al. Research on D2D communication resource allocation in cellular networks [J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(24): 47-53.

[10] 杨柳, 郭道省, 叶展, 等. 卫星通信系统中编码调制模式分配算法[J]. 应用科学学报, 2016, 34(4): 371-379.

YANG L, GUO D SH, YE ZH, et al. Coding modulation mode allocation algorithm in satellite communication system [J]. Journal of Applied



- Sciences, 2016, 34(4): 371-379.
- [11] NG C K, ZHANG L SH, LI D, et al. Discrete filled function method for discrete global optimization[J]. Computational Optimization and Applications, 2005, 31: 87-115.
- [12] 冯茜, 李擎, 全威, 等. 多目标粒子群优化算法研究综述[J]. 工程科学学报, 2021, 43(6): 745-753.  
FENG Q, LI Q, QUAN W, et al. A review of research on multi-objective particle swarm optimization algorithm[J]. Chinese Journal of Engineering Science, 2021, 43(6): 745-753.
- [13] 谷晓琳, 黄明, 梁旭, 等. 一种改进惯性权重的混沌粒子群优化算法[J]. 大连交通大学学报, 2020, 41(3): 102-106, 113.  
GU X L, HUANG M, LIANG X, et al. A chaotic particle swarm optimization algorithm with improved inertia weight [J]. Journal of Dalian Jiaotong University, 2020, 41(3): 102-106, 113.
- [14] 李梦娟. 局域配电网对电动汽车接纳能力评估研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2018.  
LI M J. Research on the evaluation of local distribution network acceptance capacity for electric vehicles[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2018.
- [15] 李丽娜. 基于觅食行为的群机器人协作搜索方法研究[D]. 长春: 吉林大学, 2014.  
LI L N. Research on collaborative search method of group robots based on foraging behavior [D]. Changchun: Jilin University, 2014.
- [16] SHI Y, EBERHART R C. Empirical study of particle swarm optimization [C]. Proceedings of the 1999 Congress on Evolutionary Computation-CEC99 (Cat. No. 99TH8406). Washington, DC, USA: IEEE, 1999, 3: 1945-1950.
- [17] RASHEDI E, NEZAMABADI-POUR H, SARYAZDI S. GSA: a gravitational search algorithm[J]. Information Sciences, 2009, 179(13): 2232-2248.
- [18] 张伟, 陈文建, 李武森. 基于引力搜索算法的激光位移传感器参数优化[J]. 应用光学, 2024, 45(5): 1064-1071.  
ZHANG W, CHEN W J, LI W S. Parameter optimization of laser displacement sensor based on gravitational search algorithm [J]. Applied Optics, 2024, 45(5): 1064-1071.
- [19] AVALOS O. GSA for machine learning problems: A comprehensive overview [J]. Applied Mathematical Modelling, 2021, 92: 261-280.
- [20] KUMAR PATRA A, MOHAPATRA S K, BARIK S K. Coordinated control of SSSC based controller using GSA algorithm[C]. 2020 International Conference on Computational Intelligence for Smart Power System and Sustainable Energy. Keonjhar, India: IEEE, 2020: 1-6.
- [21] VENTER G, SOBIESZCZANSKI-SOBIESKI J. Particle swarm optimization[J]. AIAA Journal, 2003, 41(8): 1583-1589.
- [22] SEDLACZEK K, EBERHARD P. Using augmented Lagrangian particle swarm optimization for constrained problems in engineering " > Using augmented Lagrangian particle swarm optimization for constrained problems in engineering [J]. Structural and Multidisciplinary Optimization, 2006, 32: 277-286.
- [23] XU Y J, LI G Q. Optimal and robust interference efficiency maximization for multicell heterogeneous networks[J]. IEEE Access, 2019, 7: 102406-102416.
- [24] 王志鹏. 基于卫星信道的自适应编码调制技术研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2022.  
WANG ZH P. Research on adaptive coding modulation technology based on satellite channels[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2022.

## 作者简介

唐定龙, 硕士研究生, 主要研究方向为卫星通信。

E-mail: deroda@126.com

王恒(通信作者), 博士, 副研究员, 主要研究方向为卫星通信。

E-mail: 406051616@qq.com

冯姣, 博士, 副教授, 主要研究方向为无线通信。

E-mail: jiao.feng@nuist.edu.cn

谢世珺, 硕士, 副研究员, 主要研究方向为卫星通信。

E-mail: xsjxsj\_520@163.com