

基于改进启发式优化算法的无线网络资源分配

张玉琴¹, 梁 莉², 张小洪³, 张建亮¹, 冯向东¹

(1. 成都理工大学工程技术学院, 乐山 614000; 2. 成都理工大学数理学院, 成都 610059; 3. 西南石油大学计算机科学学院, 成都 610500)

摘要: 无线通信网络资源的分配优化通常可描述为混合整数非线性规划 (Mixed integer nonlinear programming, MINLP) 问题, 其本质是非凸的非确定性多项式 (Nondeterministic polynomial, NP) 困难问题。为了降低计算复杂度, 确保分配方案的最优性能, 提出利用二进制鲸鱼优化算法进行无线资源分配。在原鲸鱼优化算法 (Whale optimization algorithm, WOA) 的基础上, 基于数值 1 和 0 之间的切换进行位置更新。根据座头鲸螺旋移动计算出的概率, 来决定当前位的变化。同时, 使用不同的传递函数将连续搜索空间映射到离散动作, 引入惩罚方法和优化约束处理。实验分析了两个无线网络资源分配案例: 保密率最大化的功率分配问题和移动边缘计算迁移。结果表明所提方法综合性能优秀, 取得与同类方法相当的效果, 但收敛速度更快, 复杂度更低。

关键词: 无线通信网络; 非线性规划; NP 困难问题; 二进制鲸鱼优化算法; 传递函数

中图分类号: TP393; TP18 **文献标志码:** A

Resource Allocation of Wireless Networks Based on Improved Heuristic Optimization Algorithm

ZHANG Yuqin¹, LIANG Li², ZHANG Xiaohong³, ZHANG Jianliang¹, FENG Xiangdong¹

(1. The Engineering & Technical College of Chengdu University of Technology, Leshan 614000, China; 2. School of Mathematics and Physics, Chengdu University of Technology, Chengdu 610059, China; 3. School of Computer Science, Southwest Petroleum University, Chengdu 610500, China)

Abstract: The optimization of resource allocation in wireless communication networks can be described as a mixed integer nonlinear programming (MINLP) problem. It is essentially a non-convex NP hard problem. In order to reduce the computational complexity and ensure the optimal performance of the allocation scheme, a binary whale optimization algorithm (WOA) is proposed to allocate wireless resources. Based on the original WOA position update is carried out based on the switch between values 1 and 0. The current position changes are determined by the probability calculated by the humpback spiral movement. Meanwhile, different transfer functions are used to map the continuous search space to discrete actions, and the penalty method and the optimization constraint processing are introduced. Two cases of resource allocation in wireless networks are analyzed in the experiment: The power allocation problem with maximum confidentiality and the mobile edge computing migration. The results show that the proposed

基金项目: 四川省自然科学重点项目 (18ZA0075; 18ZA0073); 乐山市科技局重点研究项目 (21GZD015); 成都理工大学工程技术学院基金项目 (C122019027)。

收稿日期: 2022-05-12; **修订日期:** 2022-08-28

method has excellent system performance and obtains similar effects to other methods, but its convergence speed is faster and its complexity is lower.

Key words: wireless communication network; non-linear programming; NP hard problem; binary whale optimization algorithm(WOA); transfer functions

引 言

无线网络中的资源优化^[1]一直是热门研究课题,例如通过功率分配提升频谱和能量效率,正交频分多址(Orthogonal frequency division multiple access, OFDMA)和多载波非正交多址接入(Multicarrier non-orthogonal multiple access, NOMA)中的子载波分配^[2],时分多址(Time division multiple access, TDMA)中的时间分配,多址边缘计算(Multiaccess edge computing, MEC)中的计算迁移^[3],云无线接入网(Cloud-radio access network, C-RAN)中的远程无线电头选择^[4],以及无线传感器网络中的簇头选择等,通常描述为混合整数非线性规划(Mixed integer non-linear programming, MINLP)问题^[5],此类问题(NP难问题)求解难度较大。按照已有研究成果划分,此类问题一般有3类解决方案:博弈论方法、机器学习方法和元启发式算法。

博弈论提供了对独立理性参与者之间交互进行分析的数学工具。博弈论也被用于求解无线通信网络问题。如文献[6]使用联合匹配论和合作博弈来求解包含设备到设备(Device to device, D2D)通信的异构C-RAN中的资源分配问题,文献[7]通过对不可转移收益合作博弈的无线信道分配算法进行分析,约束平衡路由协议,且采用极小极大合作纳什均衡信道分配方案,得到了基于不可转移收益合作博弈的簇间公平路由和信道分配模型。但博弈论以理性响应为基础,依赖于可能会影响到参与者的策略和结果的数学模型,因此适用的场景非常有限。

机器学习方法也逐渐被用于在无线通信网络中实现性能和计算复杂度之间的平衡^[8-9]。但机器学习并不适用于无线网络中的一些任务。例如,针对某个问题生成标准训练数据集并非简单任务,且在有些情况下无法实现。此外,利用非常大的数据集和大量参数对神经网络进行训练极为耗时。

为解决无线通信中复杂的资源分配问题,本文利用元启发式算法,因为任何元启发式算法中均会考虑到探索和开发之间的权衡。常见的元启发式算法有:粒子群优化^[10](Particle swarm optimization, PSO)、遗传算法^[11](Genetic algorithm, GA)、蚁群优化^[11](Ant colony optimization, ACO)算法、狼群优化^[12](Grey wolves optimization, GWO)算法和鲸鱼优化算法^[13](Whale optimization algorithm, WOA)。在这些优化算法中,WOA算法是高效的优化技术,具有较多优点。首先,WOA不需要计算梯度,基于梯度的算法在优化过程的每次迭代中需要计算并更新梯度和步长^[13],计算能力和存储要求极高。WOA能够放宽此类计算。其次,WOA对初始可行解不敏感。且WOA算法结合自适应机制,能够较好地平衡算法的探索和开发行为,由此更好地避免陷入局部最优解。最后,WOA易于实施且较为灵活,其适用于各种情况下的优化问题。

因此,本文利用WOA,通过模仿座头鲸的捕食行为求解无线网络中的各种优化问题。主要工作总结如下:(1)由于原WOA仅适用于连续且无约束的优化问题,提出了WOA的二进制版本(Binary whale optimization algorithm, BWOA),引入惩罚方法以处理优化约束。由此,可以求解各种优化问题,得到高质量解。(2)为分析WOA的适用性,本文分析并求解了无线网络中的资源分配问题,仿真结果表明,WOA算法能够以非常快的速度收敛,并取得与当前先进算法大致相当的性能。

1 基本理念和二进制版本

1.1 鲸鱼优化算法

WOA算法中,假定当前最优搜索代理为目标猎物,座头鲸则在迭代过程中向着最优搜索代理的方向更新位置。该行为可表示为

$$D = |C \cdot X^*(t) - X(t)| \quad (1)$$

$$X(t+1) = X^*(t) - A \cdot D \quad (2)$$

式中: A 和 C 为系数向量; t 为当前迭代; $X^*(t)$ 为最优搜索代理的位置; $|\cdot|$ 为绝对值,“ \cdot ”表示逐元素相乘。系数向量 A 和 C 可计算为^[13]

$$A = 2a \cdot r - a \quad (3)$$

$$C = 2 \cdot r \quad (4)$$

式中: a 随迭代过程均从2~0线性递减, r 为 $[0, 1]$ 中的随机向量。

式(3,4)旨在平衡探索和开发。式(3,4)中 r 均为随机数,为种群的位置更新提供随机性。式(3)中,随机数的范围为2~0。当系数向量 A 的元素值 ≥ 1 时,探索完成;当系数向量 A 的元素值 < 1 时,WOA则执行开发。为降低陷入局部解的概率,当WOA在进行开发时,参数 C 的元素值可以是 $[0, 2]$ 中的一个随机数。由此在优化的任何阶段促进开发探索。

在WOA算法中,气泡网攻击法和猎物搜索分别代表开发和探索这两个阶段。气泡网攻击法通过开发当前最优解来搜索局部区域,通过猎物搜索提升解的多样性以得到全局解。随着迭代次数增加,开发的重要性越来越高;而初始迭代时探索则更重要。研究人员对WOA的改进主要着眼于提高开发能力和探索能力,以及两者的平衡。例如文献[14]则使用莱维飞行轨迹以提升WOA的探索能力。

1.2 二进制鲸鱼优化算法

原始WOA算法针对连续优化问题,然而,很多问题被表述为混合整数规划(Mixed integer programming, MIP)问题,其中每个变量值可能是离散或二进制的。为处理组合优化,本文提出了WOA算法的二进制版本。BWOA算法的伪代码如算法1所示。除了位置向量更新外,BWOA采用了与WOA相同的步骤,BWOA的计算复杂度也是 $O(NDT)$ 。其中 N 为鲸鱼种群, D 为搜索代理的维度, T 为最大迭代次数/代数。

算法1 二进制WOA算法的伪代码

- (1) 初始化鲸鱼种群 $X_i, i = \{1, 2, \dots, N\}$,迭代 $t = 1$,最大迭代次数 I_{\max} ,并设定终止标准 ϵ 。
- (2) 计算搜索代理的适应度,并识别最优搜索代理 $X^*(t)$ 。
- (3) repeat
- (4) for $k \leftarrow 1$ to M (鲸鱼数量) do
- (5) 更新 a, A, C ,并生成 p_{BWOA} 。
- (6) if $p_{\text{BWOA}} < 0.5$ then
- (7) if $|A| < 1$ then
- (8) 通过式(1)更新 D ,通过式(5)更新 σ_{sem} 。
- (9) 基于式(6)更新位置 $X(t)$ 。
- (10) else
- (11) 选择一个随机的 X_{rand} ,并更新 D 。
- (12) 通过式(8)更新 σ_{sp} ,通过式(9)更新 $X(t)$ 。
- (13) end if

- (14) else
- (15) 通过式(1)更新 D 。
- (16) 通过式(7)更新位置 $X(t)$ 。
- (17) end if
- (18) end for
- (19) 计算每个搜索代理的适应度。
- (20) 更新最优搜索代理的 $X^*(t)$ 。
- (21) 增加迭代索引 $t = t + 1$ 。
- (22) until $t > I_{\max}$ 或 $\frac{|X^*(t) - X^*(t-1)|}{|X^*(t-1)|} \leq \epsilon$ 。
- (23) Output: 最优适应度数值和最优鲸鱼位置。

在 WOA 中,基于最优搜索代理的位置(可以使可行集合内任何连续数值)进行位置更新,BWOA 则基于数值 1 和 0 之间的切换进行位置更新。根据座头鲸螺旋移动计算出的概率,来决定当前位的变化。此外,传递函数中考虑了一些概念:(1)数值应在 $[0, 1]$ 内,因为传递函数表示了将位置从 0 变为 1 的概率,反之亦然;(2)传递函数应该与座头鲸位置和猎物之间的距离成正比,即远离最优搜索代理的搜索代理应该具有较高概率。具体改动解释如下。

缩圈机制:根据以下传递函数计算出步长为

$$\sigma_{\text{sem}} = \frac{1}{1 + \exp(-10(A \cdot D - 0.5))} \tag{5}$$

式中 D 和 A 分别通过式(1,3)计算得出。可将 σ_{sem} 用于决定是否对位值进行切换的概率。搜索代理的位置被修改为

$$X(t+1) = \begin{cases} C(X(t)) & p_{\text{BWOA}} < \sigma_{\text{sem}} \\ X(t) & p_{\text{BWOA}} \geq \sigma_{\text{sem}} \end{cases} \tag{6}$$

式中: p_{BWOA} 为 $[0, 1]$ 中的一个均匀随机数, $C(\cdot)$ 表示补充补运算。为了得到二进制数的补码,可简单地对二进制数中所有位进行取反,即将 0 换为 1,反之亦然。

螺旋更新位置:螺旋更新位置机制中的位置可计算为

$$X(t+1) = \begin{cases} C(X(t)) & p_{\text{BWOA}} < \sigma_{\text{sup}} \\ X(t) & p_{\text{BWOA}} \geq \sigma_{\text{sup}} \end{cases} \tag{7}$$

式中 σ_{sup} 为步长。

搜索猎物:步长计算为

$$\sigma_{\text{sp}} = \frac{1}{1 + \exp(-10(A \cdot D - 0.5))} \tag{8}$$

式中 A 和 D 分别通过式(3,1)计算得出。由此,搜索代理的位置可更新为

$$X(t+1) = \begin{cases} C(X(t)) & p_{\text{BWOA}} < \sigma_{\text{sp}} \\ X(t) & p_{\text{BWOA}} \geq \sigma_{\text{sp}} \end{cases} \tag{9}$$

一般可使用不同的传递函数,将连续搜索空间映射到离散动作。本文将具有不同斜率的 Sigmoid 函数创建为 S 形传递函数,可表示为 $T_{\alpha}(\cdot)$,其中, α 为 S 形传递函数的斜率。举例来说, $T_{(2)}(x) = 1/(1 + \exp(-2x))$, $T_{(1)}(x) = 1/(1 + \exp(-x))$, $T_{(1/2)}(x) = 1/(1 + \exp(-x/2))$ 。将座头鲸位置和猎物之间的距离表示为 x 。对于给定的距离 x ,随着斜率 α 的增加,改变位值的概率也会变大。因此,对于相同

数值的距离 x , $T_{(2)}$ 返回的概率高于 $T_{(1)}$, $T_{(1/2)}$ 则返回最低的概率。从图 1 中可观察到这一点。高效地利用这些传递函数,能够进一步提升 BWOA 算法的性能。

1.3 算法的约束

由于原始 WOA 算法针对无约束优化问题,在求解约束问题时,需要采用高效的约束处理技术。一些较好的约束处理方法包括惩罚方法、带容差的等式、可行性规则、目标和约束相分离、随机排序、 ϵ 约束方法以及多目标方法等。惩罚方法是广为使用的简单方法,其尝试通过合并目标和约束,将约束问题转换为无约束问题^[15]。下文将介绍惩罚方法的基本理念。元启发式优化中的其他约束处理技术可参阅文献^[16]。

考虑一个使所有可行 x 中的 $f_0(x)$ 最小化,并满足 m 个不等式和 p 个等式约束的问题

$$\begin{aligned} \min_x \quad & f_0(x) \\ \text{s.t.} \quad & f_i(x) \leq 0 \quad \forall i = 1, \dots, m \\ & h_i(x) = 0 \quad \forall i = 1, \dots, p \end{aligned} \tag{10}$$

惩罚函数可定义为

$$\phi(x) = f_0(x) + P(x) \tag{11}$$

式中 $P(x)$ 为惩罚项,其可定义为

$$P(x) = \sum_{i=1}^m \mu_i F_i[f_i(x)] f_i^2(x) + \sum_{j=1}^p \nu_j H_j[h_j(x)] h_j^2(x) \tag{12}$$

式中: $\mu_i \geq 0, \nu_j \gg 1$ 为惩罚因子,为便于实施,令 $\mu_i = \mu, \forall i, \nu_j = \nu, \forall j$ 。若 $f_i(x) \leq 0$, 索引函数 $F_i(f_i(x)) = 0$; 若 $f_i(x) > 0, F_i(f_i(x)) = 1$ 。同理,若 $h_j(x) \neq 0$, 索引函数 $H_j(h_j(x)) = 1$; 若 $h_j(x) = 0, H_j(h_j(x)) = 0$ 。扩展目标函数 $\phi(x)$ 旨在降低不可行解的适应度,并增加可行解的适应度。如式(11)所示,添加到解的适应度的惩罚值主要由惩罚因子所控制。若惩罚因子过小,可能无法对不可行解作出足够惩罚,由此在优化过程受到影响。若使用过大的惩罚因子,会造成可行解的质量较低。此外,WOA 算法鼓励对不可行解的开发,特别对不相连的可行区域更是如此。一般来说,惩罚因子 μ 和 ν 为 $10^{13} \sim 10^{15}$ 。

1.4 复杂度分析

对于有约束问题,WOA 的计算复杂很大程度上取决于等式和不等式约束的数量。与 p 个等式约束和 m 个不等式约束相对应的索引函数计算复杂度分别为 $O(Np)$ 和 $O(Nm)$ 。如表 1 所示,将这些复杂度与原始 WOA 复杂度相加,则 WOA 求解约束优化问题时每次迭代的计算复杂度为 $O(N(m + p + D))$, 其中, D 为搜索代理的维度。由于 WOA 最多迭代 T 次,则 WOA 求解约束优化问题的复杂度为 $O(TN(m + p + D))$ 。而所提 BWOA 则无需处理索引函数的复杂度,复杂度更低,其复杂度为 $O(NDT)$

对于无约束问题,WOA 与提出的 BWOA 的复杂度一样。近似凸问题会产生 M 个优化变量,迭代次数为 T 次,搜索代理数量为 N , 因此,其复

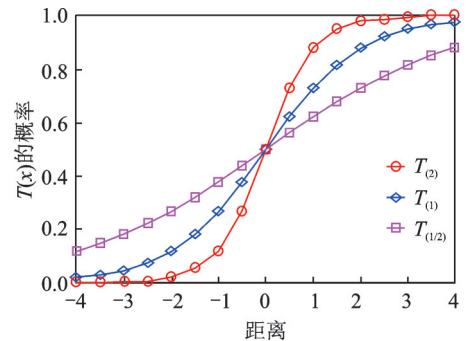


图 1 S 形转移函数的样例

Fig.1 Example of S-shaped transfer function

表 1 复杂度比较

Table 1 Comparison of complexity

复杂度	约束问题	无约束问题
WOA	$O(TN(m + p + D))$	$O(NMT)$
BWOA	$O(TND)$	$O(NMT)$

杂度为 $O(NMT)$ 。

2 实验案例

本章将分析BWOA在求解无线网络中2个基本优化问题的应用:保密率最大化的功率分配问题;移动边缘计算迁移。第1个案例是无约束连续优化问题中的应用,第2个案例针对MINLP问题。

2.1 保密率最大化的功率分配

2.1.1 系统模型和问题定义

考虑包含 M 个用户的干扰受限无线网络,每个用户可视为一条通信链路,包含一个单天线发射器和一个单天线接收器。 p_i 表示用户 i 的发射功率, g_{ij} 表示从用户 j 到用户 i 的信道增益。用户 i 的数据速率为

$$R_i(\mathbf{p}) = \log_2(1 + p_i g_{ij} / (n_0 + I_i)) \quad (13)$$

式中: $I_i = \sum_{j=1}^M p_j g_{ij}$, \mathbf{p} 为发射功率向量, n_0 为噪声功率。假定存在一个单天线窃听器,考虑为合法网络的一部分。

在单天线窃听器处用户 i 的窃听率为

$$\Gamma_i(\mathbf{p}) = \log_2(1 + p_i g_{ei} / (n_0 + I_i^e)) \quad (14)$$

式中 $I_i^e = \sum_{j=1}^M p_j g_{ej}$, g_{ej} 表示从用户 j 到单天线窃听器的信道增益。用户 i 的保密率定义为 $\Phi_i(\mathbf{p}) = \max \{ R_i(\mathbf{p}) - \Gamma_i(\mathbf{p}), 0 \}$ 。则最大-最小保密率问题可表示为

$$\begin{cases} \max_{\mathbf{p}} \Phi(\mathbf{p}) = \min_{i=1,2,\dots,M} [R_i(\mathbf{p}) - \Gamma_i(\mathbf{p})] \\ \text{s.t. } 0 \leq p_i \leq p_i^{\max}, \forall i = 1, 2, \dots, M \end{cases} \quad (15)$$

式中 p_i^{\max} 为用户 i 的峰值发射功率。

2.1.2 仿真结果分析

本文采用与文献[17]的仿真相同的参数。对路径跟随程序的初始可行点 $\mathbf{p}(0)$ 进行初始化,即

$$p_i^{(0)} = \rho(p_i^{\max} - p_i^{\min}) + p_i^{\min} \quad (16)$$

式中, $p_i^{\min} = 0$ 为用户 i 的最小发射功率, ρ 为 $[0, 1]$ 中的一个随机数。

图2给出了随迭代进行,文献[17]的路径跟随方法和本文BWOA算法的收敛演变。如图2所示,两个算法均可快速收敛,路径跟随方法需要12次迭代(如图2,收敛处的迭代次数 X 为12,频谱效率 Y 为1.348 b/(s·Hz),基于BWOA的算法则需要26次迭代(如图2,收敛处的迭代次数 X 为26,频谱效率 Y 为1.347 b/(s·Hz)。但路径跟随方法中,每次迭代均会涉及一个凸问题的求解。由于近似凸问题会产生 M 个优化变量(即 $p_i, i \in \{1, 2, \dots, M\}$) 和 M 个线性约束(即 $0 \leq p_i \leq p_{\max}, i \in \{1, 2, \dots, M\}$),路径跟随方法的计算复杂度为 $O(T(M^2M^{2.5} + M^{3.5}))$, $T = 12$ 。与文献[17]不同,BWOA算法的每次迭代中,用户在更新其发射功率时会遵循最优搜索代理。对于无约束问题的计算复杂度为 $O(NMT)$, $T = 26, N = 30$ (搜索代理数量)。因此,基于BWOA算法的计算复杂度较小,这对于包含大量连接的实际应用来说非常重要。此外,两种算法几乎得到相同结果,但与文献[17]的算法相比,基于BWOA的算法的计算复杂度较低,并实现了较高性能。

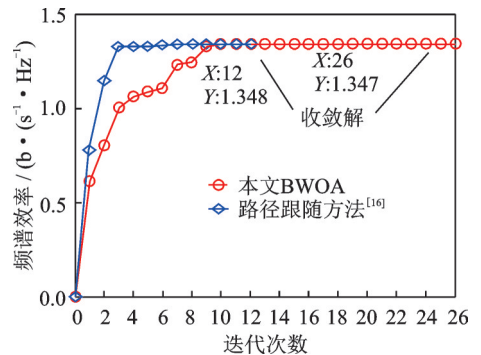


图2 算法的收敛演变

Fig.2 Convergence evolution of algorithms

2.2 移动边缘计算迁移

本小节通过实验,比较本文BWOA算法与文献[18]的启发式-迁移决策算法(Heuristic offloading decision algorithm, HODA)在系统总计算开销和迁移百分比方面的性能差异。

2.2.1 系统模型和问题定义

考虑一个与eNB位于同处的MEC服务器和 M 个用户的MEC场景。每个用户的计算任务为 $I_i = \{D_i, C_i\}$,其中 D_i 为输入大小, C_i 为完成任务所需的CPU周期数。 a_i 为用户 i 的迁移决策。若任务 I_i 被迁移,则 $a_i = 1$;否则, $a_i = 0$ 。用户 i 的完成时间和能耗分别表示为 $T_i = a_i T_i^r + (1 - a_i) T_i^l$ 和 $E_i = a_i E_i^r + (1 - a_i) E_i^l$,其中 T_i^l/T_i^r 和 E_i^l/E_i^r 分别为本地/远程执行任务 I_i 时用户 i 的任务完成时间和功耗。根据文献[18], $T_i^l = C_i/f_i^l$, $E_i^l = \alpha (f_i^l)^{\gamma-1} C_i$, $T_i^r = C_i/f_i + D_i/R_i$, $E_i^r = D_i p_i / \zeta R_i$,其中, f_i^l 为用户 i 的本地计算能力, $\alpha = 10^{-11}$, $\gamma = 2$, f_i 为MEC服务器分配至用户 i 的计算资源, ζ 为功率放大器效率, R_i 为用户 i 的数据速率。假定子载波分配是正交且预定义的,则数据速率 R_i 可表示为

$$R_i(p_i) = W \log_2(1 + p_i h_i / n_0) \quad (17)$$

式中 h_i 为从用户 i 到eNB的信道增益。为了通过计算迁移,最大程度改善完成时间和能耗,可将整体效用定义为

$$v_i(a_i, p_i, f_i) = a_i \left(\beta_t^l \frac{T_i^l - T_i^r}{T_i^l} + \beta_e^e \frac{E_i^l - E_i^r}{E_i^l} \right) \quad (18)$$

式中 β_t^l 和 β_e^e 分别为完成时间和能耗方面的用户偏好。通过优化计算迁移决策和资源分配,以最大化整体效用的问题可表示为

$$\max_{a, p, f} \sum_{i=1}^M v_i(a_i, p_i, f_i) \quad (19)$$

满足的约束条件为:(1) $a_i \in \{0, 1\}$, $\forall i = 1, 2, \dots, M$;(2) $0 \leq p_i \leq p_i^{\max}$, $\forall i = 1, 2, \dots, M$;(3) $f_i > 0$, $\forall i \in S$;(4) $\sum_{i \in S} f_i \leq f_0$;(5) $\sum_{i=1}^M a_i \leq N$ 。其中: $S = \{i = 1, 2, \dots, M \mid a_i = 1\}$ 为迁移用户集合; f_0 为MEC服务器的最大计算资源; N 为子载波数量,即允许 N 个用户迁移其计算任务。约束(3,4)意味着MEC服务器仅向迁移用户分配计算资源,且总分配资源小于最大计算能力。

2.2.2 仿真结果分析

实验使用与HODA相同的仿真参数集。文献[18]将原始问题分解为两个子问题:(1)针对给定的迁移决策,优化计算和通信资源;(2)优化迁移决策。此外,取200次实现的结果的均值绘制图表,且每次实现中随机分配用户位置。

不同用户数量时的系统性能比较如图3所示,由图3可知,随着用户数量增加,用户范围更加广泛,有着各种不同的信道条件、本地计算能力和计算任务,因此两种算法均能够持续改善系统效用。每个用户在计算迁移中需要与更多用户竞争,且子载波数量是有限的,因此一些用户不被允许迁移,虽然事实上这些用户依然可以从远程执行中受益。本文算法的计算复杂度为 $O(N(1+M))$,而HODA和最优解的计算复杂度分别为 $O(M^3)$ 和 $O(2^M)$ 。当用户数量在2~10间变化时的性能比较如图3所示,可以看出,本文算法与HODA的求解性能大致相当。用户数量 $M = 8$ 时,本文算法的系统效用为1.730, HODA的系统效用则为1.7311。此外, HODA能够通过穷举搜索将其性能保持在最优解的5%范围内。由此,本文算法能够以较低计算复杂度实现良好性能。BWOA在优化过程中涉及探索和开发,因此可将其视为全局优化器。因此,本文BWOA在移动边缘计算迁移中性能更优。

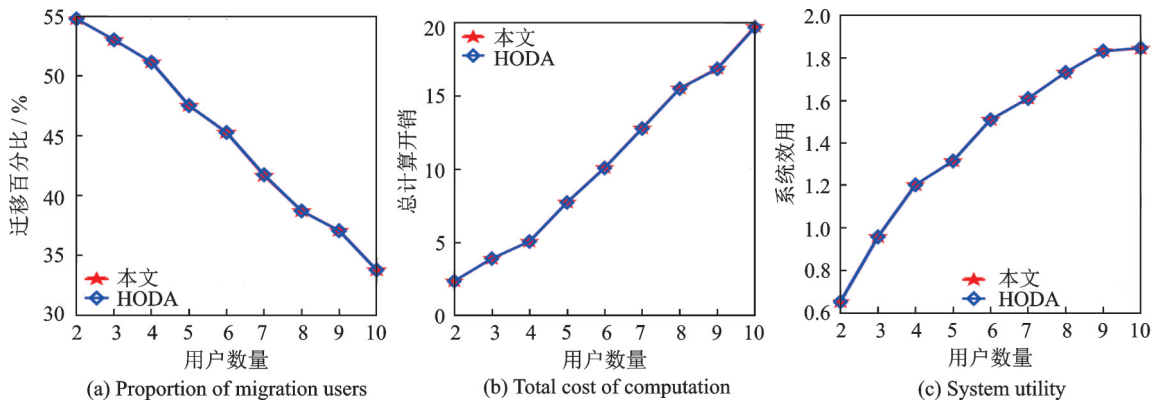


图3 不同用户数量时的系统性能比较

Fig.3 Comparison of system performance with different number of users

3 结束语

本文介绍了WOA及其在无线通信网络的资源分配中的应用。为了证明所提WOA适用于无线通信网络,本文分析了两个无线网络资源分配问题:保密率最大化的功率分配问题和移动边缘计算迁移。第1个案例是无约束连续优化问题中的应用,第2个案例是针对MINLP的问题。实验结果表明本文方法具有优秀的计算性能,收敛速度快,能较快达到全局优化。本文针对原始WOA算法难以解决非连续优化问题的缺陷进行改进,但其他更多的离散问题的优化依然有待研究。另外,将所提算法应用到移动边缘计算也是未来研究方向之一。

参考文献:

- [1] 刘婷婷, 陈开源, 蒋诚智, 等. 缓冲辅助中继网络中的缓冲资源分配方法[J]. 数据采集与处理, 2020, 35(6): 1116-1124.
LIU Tingting, CHEN Kaiyuan, JIANG Chengzhi, et al. Buffer resource allocation in buffer-aided relay networks[J]. Journal of Data Acquisition & Processing, 2020, 35(6): 1116-1124.
- [2] 梅佳佳. 非正交多址接入协作通信技术研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2019.
MEI Jiajia. Research on non orthogonal multiple access cooperative communication technology[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2019.
- [3] 陈昊, 郭雅娟, 黄伟. 面向负载均衡的VM迁移调度方法[J]. 南京理工大学学报(自然科学版), 2016, 40(2): 244-249.
CHEN Hao, GUO Yajuan, HUANG Wei. VM migration scheduling method for load balance[J]. Journal of Nanjing University of Technology (Natural Science Edition), 2016, 40(2): 244-249.
- [4] LUONG P, GAGNON F, DESPINS C, et al. Optimal joint remote radio head selection and beamforming design for limited fronthaul C-RAN[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2017, 65(21): 5605-5620.
- [5] PHAM Q V, LE L B, CHUNG S H, et al. Mobile edge computing with wireless backhaul: Joint task offloading and resource allocation[J]. IEEE Access, 2019, 58(7): 16444-16459.
- [6] ZHANG B, MAO X, YU J, et al. Resource allocation for 5G heterogeneous cloud radio access networks with D2D communication: A matching and coalition approach[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2018, 67(7): 5883-5894.
- [7] 张维维, 何家峰, 高国旺, 等. 基于博弈论的无线Mesh网络路由与信道分配联合优化算法[J]. 吉林大学学报(工学版), 2018, 48(3): 248-253.
ZHANG Weiwei, HE Jiafeng, GAO Guowang, et al. Wireless mesh network routing and channel allocation union optimization algorithm based on game theory[J]. Journal of Jilin University(Engineering and Technology Edition), 2018, 48(3): 248-253.
- [8] JIANG Chunxiao, ZHANG Haijun, REN Yong, et al. Machine learning paradigms for next-generation wireless networks[J]. IEEE Wireless Communications, 2017, 24(2): 98-105.

- [9] CAO Bin, ZHANG Long, LI Yun, et al. Intelligent offloading in multi-access edge computing: A state-of-the-art review and framework[J]. *IEEE Communications Magazine*, 2019, 57(3): 56-62.
- [10] 姜长泓, 张永恒, 王盛慧. 基于改进粒子群优化算法的PID控制器参数优化[J]. *应用科学学报*, 2017, 35(5): 667-674.
JIANG Changhong, ZHANG Yongheng, WANG Shenghui. PID parameter optimization based on improved particle swarm optimization algorithm[J]. *Journal of Applied Science*, 2017, 35(5): 667-674.
- [11] 邢东旭. 基于遗传算法与蚁群算法的多POI推荐[D]. 北京:北京邮电大学, 2018.
XING Dongxu. Multiple POI recommendation based on genetic algorithm and ant colony algorithm[D]. Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunication, 2018.
- [12] 石琴琴, 徐强, 张建平. 基于距离修正及灰狼优化算法对DV-Hop定位的改进[J]. *传感技术学报*, 2019, 32(10): 1549-1555.
SHI Qinqin, XU Qiang, ZHANG Jianping. Improvement for DV-Hop based on distance correcting and grey wolf optimization algorithm[J]. *Chinese Journal of Sensors and Actuators*, 2019, 32(10): 1549-1555.
- [13] MIRJALILI S, LEWIS A. The whale optimization algorithm[J]. *Advances in Engineering Software*, 2016, 95: 51-67.
- [14] ABDEL-BASSET M, EL-SHAHAT D, SANGAIAH A K. A modified nature inspired meta-heuristic whale optimization algorithm for solving 0-1 knapsack problem[J]. *International Journal of Machine Learning and Cybernetics*, 2019, 10(3): 495-514.
- [15] KAVEH A, ZAERREZA A. Shuffled shepherd optimization method: A new meta-heuristic algorithm[J]. *Engineering Computations*, 2020, 37(7): 2357-2389.
- [16] 徐俊杰. 元启发式优化算法: 理论阐释与应用[M]. 合肥:中国科学技术大学出版社, 2015.
XU Junjie. Meta heuristic optimization algorithm: Theoretical interpretation and application[M]. Hefei: China University of Science and Technology Press, 2015.
- [17] HUANG Liang, FENG Xu, ZHANG Cheng, et al. Deep reinforcement learning-based joint task offloading and bandwidth allocation for multi-user mobile edge computing[J]. *Digital Communications and Networks*, 2019, 45(1): 10-17.
- [18] LYU X, TIAN H, SENGUL C, et al. Multiuser joint task offloading and resource optimization in proximate clouds[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2017, 66(4): 3435-3447.

作者简介:



张玉琴(1977-),女,讲师,硕士,研究方向:无线网络应用、优化算法等,E-mail:moon1088GGGG@126.com。



梁莉(1974-),通信作者,女,副教授,博士,研究方向:非线性算法应用、无线网络应用等。



张小洪(1975-),男,副教授,硕士,研究方向:深度学习、数据分析。



张建亮(1981-),男,讲师,硕士,研究方向:无线网络与优化算法。



冯向东(1980-),男,讲师,硕士,研究方向:数据分析、计算机网络等。

(编辑:陈琚)