

多无人机协同陆地设施辅助移动边缘计算的 系统能耗最小化方法

陈 阳¹, 皮德常¹, 代成龙^{1,2}, 李本田¹, 王 碧³, 薛 乔⁴

(1. 南京航空航天大学计算机科学与技术学院, 江苏南京 211100; 2. 江南大学人工智能与计算机学院, 江苏无锡 214028;
3. 东南大学计算机科学与工程学院, 江苏南京 211189; 4. 香港理工大学电子与资讯工程学院, 香港 999077)

摘 要: 无人机作为移动基站辅助边缘计算可为用户设备提供广泛的服务范围和额外计算能力, 本文提出一种多无人机协同陆地设施辅助边缘计算的系统. 该系统将多架无人机作为移动基站, 来协同多个陆地设施对移动用户提供计算卸载服务. 系统分为局部计算模型、无人机计算模型、陆地设施计算模型以及无人机盘旋能耗模型. 目的是优化多个无人机的位置和用户的卸载决策使得系统总体能耗最小. 为求解该问题, 提出一种多子群驱动的均衡优化算法. 该方法基于两个子种群演化交互, 集成了变异和种群重启机制, 具有良好的优化能力. 仿真实验表明, 提出的算法能更好降低系统能耗.

关键词: 无人机辅助边缘计算; 能耗最小化; 均衡优化; 多子群驱动; 群智能优化

基金项目: 国家科技创新2030“新一代人工智能”重大项目(No.2021ZD0113103)

中图分类号: TP18

文献标识码: A

文章编号: 0372-2112(2023)04-0984-09

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.12263/DZXB.20210433

Energy Minimization for Multi-UAVs Cooperative Ground Access Points Assisted Mobile Edge Computing

CHEN Yang¹, PI De-chang¹, DAI Cheng-long^{1,2}, LI Ben-tian¹, WANG Bi³, XUE Qiao⁴

(1. College of Computer Science and Technology, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing, Jiangsu 211100, China;
2. School of Artificial Intelligence and Computer Science, Jiangnan University, Wuxi, Jiangsu 214028, China;
3. School of Computer Science and Engineering, Southeast University, Nanjing, Jiangsu 211189, China;
4. Department of Electronics and Information Engineering, The Hong Kong Polytechnic University, Hong Kong 999077, China)

Abstract: UAV (Unmanned Aerial Vehicle/Drones)-assisted mobile edge computing can provide extensive coverage and additional computing power to user devices. In this paper, we study a system of multi-UAVs collaborative ground facilities-assisted mobile edge computing. The system provides offloading computing for user equipment through multiple UAVs in collaboration with multiple ground facilities. The system is divided into the local computing model, UAVs computing model, Ground computing model, and UAVs energy consumption model. The objective is to optimize the UAVs' locations and user offloading decisions to minimize the system energy consumption. The system energy minimization is a large-scale mixed integer optimization problem. To solve the problem, we propose a multi-subgroup driven equilibrium optimizer. The algorithm incorporates two subgroup evolutionary interactions, mutation and population restart mechanisms. Experiments show that the proposed algorithm can better reduce the system energy consumption compared with several other swarm intelligence algorithms.

Key words: UAV-assisted mobile edge computing; energy minimization; equilibrium optimizer; multi-subgroup driven; swarm intelligence optimization

Foundation Item(s): National Key Research and Development Program 2030 "New Generation Artificial Intelligence" (No.2021ZD0113103)

1 引言

现代智能网络部署以及 5G 技术的推动使人们进入到万物互联的时代. 同时, 各种资源密集型和延迟敏感型应用程序相继出现, 如增强现实、虚拟现实、视频流、在线游戏等^[1]. 这些应用所需要的数据流量与计算资源较高, 用户设备自身的条件难以满足这些要求. 当大量的任务传输到传统的云计算平台处理时, 容易造成网络阻塞且难以满足时延要求. 移动边缘计算(Mobile Edge Computing, MEC)是一种可以很好应对这些问题的技术. 其思想是将需要计算的任务和存储资源放置在移动网络边缘, 将数据和服务的前沿从集中式云推到网络边缘, 从而在数据源附近实现数据分析等操作^[2-4].

移动边缘计算的能力由于其服务器固定的特点而受到制约. 相比于陆地移动基站, 以负载 MEC 服务器的无人机作为移动基站能最大化边缘计算的能力. 无人机具有更灵活的部署条件而且有更可靠的视距(Line-of-Sight, LoS). 目前应用无人机辅助边缘计算已经取得一些进展. 文献[4]从物联网设备时延最小化的角度出发, 提出一种服务物联网的无人机辅助边缘计算系统. 文献[5]研究了关于无人机辅助边缘计算存在的飞行速度调度问题. 文献[6]提出一种基于无人机的物联网协同边缘计算网络, 其中无人机作为边缘计算服务器的一种, 不仅为本地设备提供计算服务, 还可为临近小范围覆盖的基站提供计算服务. 关于利用多架无人机辅助边缘计算, 文献[1]和文献[7]是从用户计算任务卸载与计算资源分配的角度出发, 研究能耗最小化方法. 而文献[8]旨在联合优化无人机轨迹和用户调度来最小用户的时延. 这些研究都只侧重单以无人机辅助边缘计算的方法, 没有考虑到协同陆地设施共同辅助边缘计算.

陆空一体化系统辅助边缘计算可以更大程度地为移动用户提供服务^[9,10]. 文献[11]提出一种多无人机联合陆地设施辅助边缘计算的系统. 但是其系统总体能耗模型没有考虑无人机与陆地设施计算卸载任务的时间. 此外, 没有对无人机的安全距离和覆盖范围进行约束限制. 基于此, 本文提出一种改善的多无人机协同陆地设施辅助边缘计算的系统. 该系统将无人机之间的安全距离以及无人机的覆盖区域的约束嵌入系统, 旨在优化多无人机的部署位置与用户设备的卸载决策, 使得系统能耗最小.

针对该系统能耗最小化问题, 本文首次利用群体智能设计求解方案. 群智能通过模拟自然界生物群体活动现象而提出的一类算法框架. 基于种群演化的方式使得群智能往往在处理高维非凸问题上可得出令人满意的解^[12]. 研究者根据不同的搜索方式提出许多优

秀的算法, 如经典的粒子群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)^[13]. 许多新型智能优化算法被提出如海樽鞘算法(Salp Swarm Algorithm, SSA)^[14,15], 灰狼优化(Grey Wolf Optimizer, GWO)^[16,17]以及花授粉算法(Flower Pollination Algorithm, FPA)^[18,19], 正余弦优化(Sine Cosine Algorithm, SCA)^[20]等. 这些算法被成功用于室内定位^[21]、无人机航迹规划^[22]等. 均衡优化(Equilibrium Optimizer, EO)是基于质量平衡方程而提出的一种新型智能优化算法, 该算法在函数优化问题上具有良好的性能^[23]. 然而其过于依赖于自身均衡池的选择, 平衡算法全局探索和局部开发的操作过多依赖于随机选择, 这些使得算法在应对高维问题时易出现早熟收敛. 为克服这一问题, 本文提出一种多子群驱动的均衡优化算法(Multi-subgroup driven Equilibrium Optimizer, MEO). MEO按照不同更新方式更新, 以拓展种群的多样性. 此外, 融合变异和种群反向重启策略^[24]进一步增加了算法的优化能力. 最后通过仿真实验说明, MEO可有效用于处理多无人机协同陆地设施辅助边缘计算的系统能耗最小化问题.

本文的贡献归纳如下.

(1) 提出一种多无人机协同陆地设施辅助边缘计算的系统. 该系统考虑到了无人机覆盖范围、安全距离等因素. 计算总体能耗时考虑到了卸载任务的传输能耗和处理任务的能耗.

(2) 设计基于群体智能的解决方案. 以多无人机位置部署和用户卸载决策为变量, 并在连续空间和离散空间进行混合编码, 并给出处理约束的方案.

(3) 提出多子群驱动的均衡优化算法. 将算法的种群等比例划分为两个子种群, 每个子群以不同的公式更新. 此外, 个体按照随机概率进行莱维扰动, 对长期不更新的个体进行重启.

(4) 应用多子群驱动的均衡优化算法处理系统能耗最小化问题. 无论是算法的演化过程, 还是数据分布形式都展示了该算法具有良好的性能.

2 系统模型与问题公式化

将多无人机与陆地设施联合起来构建陆空一体化系统辅助边缘计算, 这可扩大边缘计算的服务^[10]. 如图1所示, 其具体形式是将陆地设施与负载服务器的无人机设备综合起来进行边缘计算工作.

系统模型的符号说明如下.

\mathcal{M} 表示计算工作任务的计算平台集合.

m 表示选择的相应的计算平台.

D_k 表示用户设备 k 的数据量.

T_k 表示 k 的时延约束, F_k 表示分配给 k 的计算资源.

f_{k0} 表示用户设备 k 选择进行局部计算所需要的计算资源.

p_k 表示用户设备计算.

η 表示依赖于芯片的有效的转换能力, ζ 为一个正常数^[4].

$R_{k,m}^G$ 和 $R_{k,m}^U$ 表示 k 卸载任务到陆地设施或无人机的数据率.

$p_{k,m}$ 表示用户 k 卸载任务的传输功率.

$B_{k,m}$ 表示分配的带宽, β 表示基于基准距离的信道增益.

g 表示衰退因子为常数, ϑ 为噪声功率谱密度.

h 表示无人机飞行高度, p^U 表示无人机的工作功率.

θ 是无人机的覆盖角度.

U_m 表示每个服务基站最大的接入用户数量.

$f_m^{G,\max}$ 和 $f_m^{U,\max}$ 分别表示第 m 陆地设施和无人机的最大计算资源.

M^G 是表示陆地基站的数量, M^U 表示无人机的数目.

K 表示的是用户设备的数目.

陆地设施一般为基站也称为陆地计算连接点, 其集合定义为: $\mathcal{M}^G = \{1, 2, \dots, M^G\}$. 无人机计算平台的集合定义为: $\mathcal{M}^U = \{M^G + 1, \dots, M^G + M^U\}$.

因此, 可进行计算的服务平台的集合为: $\mathcal{M} = \{0, 1, 2, \dots, M^G, M^G + 1, \dots, M^G + M^U\}$, \mathcal{M} 中的 0 表示设备进行局部计算. 用户设备的集合为 $\mathcal{K} = \{1, 2, \dots, K\}$. 此外, 需要定义辅助变量的集合: $\mathcal{A} = \{a_{k0}, \dots, a_{k(M^G + M^U)}\}$, $m \in \mathcal{M}$, 则 a_{km} 表示的是第 k 个用户卸载计算任务到第 m 个服务平台上, 若 $a_{km} = 1$ 则表示用户 k 进行工作任务卸载.

设计该系统有四个子模型, 分别是局部计算模型, 无人机计算模型, 陆地设施计算模型以及无人机盘旋能耗模型.

2.1 局部计算模型

局部计算模型旨在计算无需卸载到无人机或者陆地基站的任务. 假设第 k 个用户进行局部计算, 其辅助变量为 a_{k0} . 因此用户 k 完成该任务所需要的时间为

$$T_{k,0} = F_k f_{k0}^{-1} \quad (1)$$

对于任意用户 k , p_k 计算方式如下:

$$p_k = \eta f_{k0}^\zeta \quad (2)$$

因此, 用户 k 执行局部计算的能耗为 $E_{k,0}$.

$$E_{k,0} = a_{k0} p_k^\zeta T_{k,0} \quad (3)$$

2.2 陆地设施计算模型

当任务分配到陆地设施时, 首先要计算其数据传

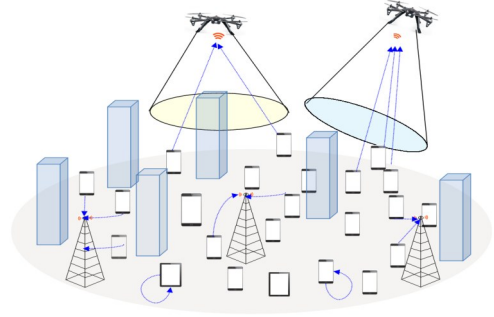


图 1 无人机协同陆地设施辅助边缘计算示意图

输率. 数据传输率受到陆地设施位置的影响. 定义 $d_{k,m}$, $\forall k \in \mathcal{K}, m \in \mathcal{M}^G$, 表示陆地设施 m 到用户 k 的欧氏距离. 则用户 k 的数据传输率为 $R_{k,m}^G$.

$$R_{k,m}^G = B_{k,m} \log_2(1 + \beta p_{k,m} g (B_{k,m} \vartheta d_{k,m}^2)^{-1}) \quad (4)$$

因此陆地设施完成任务的时间是传输时间与计算时间之和 $T_{k,m}^G$.

$$T_{k,m}^G = D_k (R_{k,m}^G)^{-1} + F_k (f_{k,m})^{-1}, m \in \mathcal{M}^G \quad (5)$$

陆地设施完成用户 k 的任务的能耗为 $E_{k,m}^G$, $m \in \mathcal{M}^G$.

$$E_{k,m}^G = a_{k,m} p_{k,m} T_{k,m}^G, m \in \mathcal{M}^G \quad (6)$$

2.3 无人机计算模型

负载服务器的无人机进行卸载计算时, 其飞行高度影响用户与无人机之间通信增益. 无人机的覆盖面积有限, 其覆盖半径为 r . 因此用户必须在其覆盖范围内才可卸载任务到无人机. 即用户 k 的坐标 (x_k, y_k) 到无人机 m 坐标的 (x_m^U, y_m^U) 水平距离为 $d_{k,m} = \sqrt{(x_k - x_m^U)^2 + (y_k - y_m^U)^2}$, $m \in \mathcal{M}^U$, 其需要满足下面公式:

$$d_{k,m} \leq r, r = h \tan \theta, m \in \mathcal{M}^U \quad (7)$$

用户 k 卸载任务至无人机 m 时的数据率为 $R_{k,m}^U$ ^[7]:

$$R_{k,m}^U = B_{k,m} \log_2(1 + \beta p_{k,m} g (\theta^2 B_{k,m} \vartheta (d_{k,m}^2 + h^2))^{-1}) \quad (8)$$

无人机计算平台上用户卸载任务的时间为 $T_{k,m}^U$:

$$T_{k,m}^U = D_k (R_{k,m}^U)^{-1} + F_k (f_{k,m})^{-1}, m \in \mathcal{M}^U \quad (9)$$

无人机 m 计算用户 k 的卸载任务的能耗为 $E_{k,m}^U$:

$$E_{k,m}^U = a_{k,m} p_{k,m} T_{k,m}^U, m \in \mathcal{M}^U \quad (10)$$

2.4 无人机盘旋能耗模型

无人机在执行运算任务期间, 自身盘旋的能耗也是整体系统中不可忽视的一项. 在工作时间 $T_{k,m}^U$, $m \in \mathcal{M}^U$ 期间, 无人机的自身能耗损失为 $E_{k,m}^W$.

$$E_{k,m}^W = p^U T_{k,m}^U, m \in \mathcal{M}^U \quad (11)$$

2.5 约束及系统的目标函数

上述四个模型构成了无人机协同陆地设施辅助边缘计算的系统. 该系统中一些约束条件必须被满足.

无论用户进行局部计算还是卸载计算,其任务都必须保证完成.而每项任务只能在一种模型上执行,即用户只能选择局部计算,或是卸载任务到无人机或者陆地设施中的一种.所以辅助变量 a_{km} 满足:

$$\sum_{m=0}^{M^G+M^U} a_{km} = 1, m \in \mathcal{M}, k \in \mathcal{K} \quad (12)$$

无论是陆地设施还是无人机,它们的基站上不能超过最大接入用户数量 U_m :

$$\sum_{k=1}^K a_{km} \leq U_m, \forall m \in \mathcal{M}, m \neq 0 \quad (13)$$

每个陆地设施的计算能力定义为 f_{km}^G .对于平台 m 的计算能力约束为式(14),其中, $f_m^{G,\max}$ 为 m 的最大计算能力.无人机基站上的最大计算能力约束 $f_m^{U,\max}$ 与此约束相同.

$$\sum_{k=1}^K a_{km} f_{km}^G \leq f_m^{G,\max} \quad (14)$$

用户的时延问题需要被考虑,对于用户 k 的实时延约束为 T_k .

$$a_{k0} T_{k,0} + \sum_{m=1}^{M^G} a_{km} T_{k,m}^G + \sum_{m=M^G+1}^{M^G+M^U} a_{km} T_{k,m}^U \leq T_k \quad (15)$$

无人机进行计算工作时,除式(7)给出的覆盖范围约束之外,还应考虑无人机互相之间的安全距离. d_{u_1,u_2}^U 表示任意两个无人机之间的距离, d_{\min}^U 表示无人机两两之间应该保持最小的安全距离,满足:

$$d_{u_1,u_2}^U \leq d_{\min}^U, \forall u_1, u_2 \in \mathcal{M}^U \quad (16)$$

因此影响系统能耗的有决策变量 $a_{k,m}$ 以及计算资源的分配.当其 $a_{k,m}$ 取值为1时进行计算资源分配,取0时不工作,无需进行资源分配.此外,还有进行卸载计算时不同用户的传输功率 $p_{k,m}$.它们的约束如下:

$$\begin{aligned} a_{k,m} &= \{0, 1\}; k \in \mathcal{K}, m \in \mathcal{M} \\ 0 &\leq p_{k,m} \leq p^{\max}. \end{aligned} \quad (17)$$

所以系统能耗的目标函数为 $E_{\mathcal{F}}$:

$$\begin{aligned} E_{\mathcal{F}}: & \sum_{k=1}^K a_{k,0} E_{k,0} + \sum_{k=1}^K \sum_{m=1}^{M^G} a_{km} E_{k,m}^G + \sum_{k=1}^K \sum_{m=M^G+1}^{M^G+M^U} a_{km} E_{k,m}^U + E^W, \\ & \text{s.t. 式(12)~(17)} \end{aligned} \quad (18)$$

3 提出方法

算法的重要符号说明如下.

X 表示种群的个体变量.

$V \frac{dX}{dt}$ 表示控制体内的质量变化率.

Q 表示进出控制体积的体积流量.

X_{eq} 表示平衡状态下的浓度,在算法中表示种群的最佳个体, G 表示控制体内的质量生成率.

γ 是随时间变化的参数.

参数 α, r_0, r_1, r_2 都是在0~1之间均匀分布的随机数.

Up和Low分别表示问题定义域的上限和下限.

NP表示种群大小,FEs表示对最大函数评估的次数.

P_m 表示种群的变异概率,Dim为目标函数维度.

3.1 均衡优化算法

均衡优化算法是基于力学系统中控制体积的质量平衡方程而提出的一种基于种群的随机优化方法,质量平衡方程用一阶常微分方程表示如式(19)^[23].

$$V \frac{dX}{dt} = QX_{\text{eq}} - QX + G \quad (19)$$

基于质量平衡方程设计的算法描述如下:均衡优化算法以种群的形式进行进化.算法设计中构建了五种优势个体组成的均衡池以提供选择来指引种群进化.其中 $X_1 \sim X_4$ 表示种群求解目标问题得到的前四个最好的解位置, X_{ave} 是前四个个体位置变量的算数平均值.均衡池表示如式(20):

$$X_{\text{pool}} = \{X_1, X_2, X_3, X_4, X_{\text{ave}}\} \quad (20)$$

该算法的核心更新公式如下:

$$X_i = X_{\text{eq}} + (X_i - X_{\text{eq}}) \cdot \gamma + G_i (\alpha V)^{-1} (1 - \gamma) \quad (21)$$

X_i 表示种群中第 i 个体的位置, X_{eq} 表示从均衡池 X_{pool} 中随机选择的一个个体. γ 的计算方法如式(22), a_1 为一个常量. G_i 计算方式为式(23).

$$\gamma = a_1 \text{sign}(r_0 - 0.5)(e^{-\alpha t} - 1) \quad (22)$$

$$G_i = \text{GCP}(X_{\text{eq}} - \alpha X_i) \cdot \gamma \quad (23)$$

GCP是控制生成率的参数,计算方式如式(24)所示.

$$\text{GCP} = \begin{cases} 0.5r_1, & r_2 \geq 0.5 \\ 0, & r_2 < 0.5 \end{cases} \quad (24)$$

3.2 解决方法描述与约束处理分析

解决无人机协同陆地设施辅助边缘计算的能耗最小化,即最小化目标函数 $E_{\mathcal{F}}$.该函数属于不可微多维优化问题.其函数变量主要涉及的是无人机的位置以及用户设备的计算任务是否需要卸载,它们是影响系统能耗的关键因素.无人机的位置是在连续空间中进行设定的,而关于用户的计算任务是否进行卸载以及将其卸载到无人机上或是陆地设施上的决策都是在离散空间进行选择的.

本文首次提出基于群体智能的混合编码方案求解目标问题.由于陆地设施的位置是固定的,所以影响目标函数的因素是所有无人机的位置和用户是否卸载任务的决策变量.定义决策变量集合 $\mathcal{B} = \{0, 1, 2\}$,其中0, 1, 2分别表示用户任务不进行卸载,卸载至所选择的无人机和卸载到相应的陆地设施.将无人机的位置与决策变量视为一个个体的编码长度.如图2所示,示意了三架无人机和五个用户卸载决策的编码方式.其中,每

个个体的长度为三架无人机的位置和五个决策变量之和,即目标问题维度。

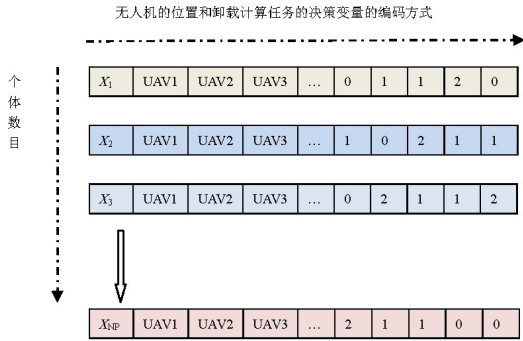


图2 编码方式示意图

关于问题中的约束处理方式描述如下。由于要保证每个用户的任务都被有效处理,因此超过局部计算模型最大限制的任务全部被分配给无人机或者陆地设施处理。

由于无人机覆盖范围的限制,存在有些用户不能卸载其任务到无人机。对于无法进行局部计算或卸载任务到无人机的用户,其任务全部交给距离最近的陆地设施处理。无人机和陆地设施都有自身的计算资源上限,不能无限处理用户卸载的任务。无论是无人机还是陆地设施处理任务,用户都需要选择闲置的计算平台。

3.3 多子群策略驱动的均衡优化算法

均衡优化算法中参数 G 取 0 表示当前个体向自身与均衡池中所选择个体进行学习。参数 G 取其他值时,在其基础上施加扰动,目的是挖掘更精确的解。均衡优化算法的更新公式存在两个问题:参数 G 的随机性会导致算法的全局探索能力和局部挖掘能力不稳定。另一个问题是从均衡池中选择的候选个体指引其他个体时虽可增加个体的全局搜索能力但是一定程度会延缓收敛速度。

因此,提出的多子群驱动的均衡优化算法,其思想就是将种群划分为两个更小的子种群,不同种群按照不同公式进行位置更新。两个种群的搜索侧重点不同可以增加种群的多样性,为目标问题提供更丰富的候选解。式(21)的在空间的表示形式是向种群中优势个体靠拢,忽略了种群中其它个体位置信息的价值。因此,算法中种群的半数个体利用式(21)更新位置,另外半数个体利用式(25)进行更新。其中, X_b 和 X_q 是两个不同于 X_i 的不同个体。个体每次随机选择两个不同于自己的两个个体进行更新,尽可能的利用到种群自身的信息。

$$X_i = X_i + (X_b - X_q) \cdot r \quad (25)$$

子群之间的交互是保持多样性的重要手段。本算法设计的两种子群更新方式不同,但是它们演化过程中的学习对象是在整个种群中选择的。即,均衡池中的 $X_1 \sim X_4$ 是种群中适应度最好的 4 个个体。个体 X_i 的学习目标 X_b 和 X_q 是在整个种群中随机选择的。

此外,有效的变异机制可以增加种群演化中捕获更优解的可能。对于每个个体设置变异概率 P_m 。当 P_m 小于随机数时,对当前个体进行变异。控制个体变异的概率 P_m 具体取值通过后续实验进行设定。对种群中任意个体 X_i 变异操作如下公式:

$$X_i = X_i \cdot (1 + L) \quad (26)$$

其中, L 是一个服从莱维分布的随机变量。文献[18]中给出定义,其计算方式如下:

$$L \sim \frac{\lambda \Gamma(\lambda) \sin(\pi\lambda/2)}{\pi} \cdot \frac{1}{s^{1+\lambda}}, s \gg s_0 > 0 \quad (27)$$

$\Gamma(\lambda)$ 是 $\lambda=1.5$ 的标准 gamma 函数。参数 s 的计算方法见式(28),其中 μ 和 v 都是服从高斯分布的随机数。方差 σ^2 的计算方式如(29)。

$$s = \frac{\mu}{|v|^{1/\alpha}}, \mu \sim (0, \sigma^2), v \sim N(0, 1) \quad (28)$$

$$\sigma = \left[\frac{\Gamma(1+\lambda)}{\lambda \Gamma(\frac{1+\lambda}{2})} \cdot \frac{\sin(\frac{\lambda}{2} \pi)}{2^{\frac{\lambda-1}{2}}} \right]^{\frac{1}{\lambda}} \quad (29)$$

种群随着演化的进行向当前搜索到的最优解收敛。如果种群在演化初期陷入一个较差的局部最优解,多子群的搜索特点和变异方式虽然可能使得种群跳出局部限制,但是无法保证在确定的目标函数评估次数内进行有效搜索。在算法评估次数达到一定程度时,依然没有更好的解出现,需要进行种群重组。一般的处理方式是在目标问题空间内随机生成种群,但是这种方式相当于对初始种群进行重新评估,实际意义不大。Ergezer 等人^[24]提出反向学习的策略,并证明准反射反向学习具有更高概率搜索到更优解。因此,当个体连续多次未搜索到更优解,则采用准反射反向学习生成新的解。由于重新生成种群是对所有个体进行重置,这一点影响种群多样性,所以只对每个停滞的个体进行准反射反向学习。定义在维度为 1 的区间 $[Up, Low]$ 上的任一个体 X 的准反射反向点为 \tilde{X} , 计算方式如下:

$$\tilde{X} = \text{rand}(X, (Up + Low)/2) \quad (30)$$

综上,提出的均衡优化算法执行伪代码如算法 1 所示。

4 实验与分析

4.1 实验说明

本节验证所提出算法的性能。采用数据集是

1 000 m×1 000 m 的位置内分布的 100 个用户设备的位置信息. 有 10 个固定位置的陆地计算设施^[11]. 无人机为 10 架.

系统相应参数设置如表 1 所示.

表 1 系统参数设置

参数	取值
最大传输功率 P_k^{\max}	1 W
衰退因子 g	2.284 6
噪声功率谱密度 ϑ	174 dBm/Hz
基准距离的信道增益 β	10^{-3}
无人机高度 h	100
无人机覆盖角度 θ	$\pi/4$
系统带宽 B	1 MHz
局部模型最大的计算能力为 f_k^{\max}	10^9 cycles/s
$f_m^{G, \max}$ 与 $f_m^{U, \max}$	16^{10} cycles/s
时延约束 T_k	1 s
最大接入用户 U_m	10
有效转换能力 η	$1e^{-27}$
常数 ζ	2

实验首先分析提出算法的参数对最终效果的影响,其次分析无人机数目对系统能耗的影响,最后将提出算法与其他六种算法进行比较. 为避免算法随机初始化种群的影响,所有实验的结果都是进行 31 次独立运行后得出的. 统一种群数为 50,最大函数评估次数为 1 000.

对比算法重要参数设置如表 2 所示.

4.2 算法参数分析

算法的参数选取直接影响到算法的最终结果. 在 MEO 中变异概率 P_m 的取值至关重要. 这里采用文献[15]中提出的自适应参数控制策略和 P_m 分别设置为 0.1 到 0.9 进行实验. 图 3 展示了这十种不同参数选择下的 MEO 演化曲线,图例的自适应表示文献[15]中的策略. 从图可知参数选取为 0.1 和 0.5 时在演化前期实验效果优于其他参数选择. 最终 P_m 取值 0.1 的效果最好. 这说明较大概率的变异可能改变了种群个体原有的演化规律. 小概率的变异可以更好地提升种群的搜索效果.

此外,算法中种群数目的设定不但会影响算法精度而且会影响算法的计算复杂度. 设置种群个数依次递增来观察 MEO 的优化效果. 图 4 给出 NP 分别取值 10~100 时, MEO 的 31 次优化结果的分布. 可以观察到系统能耗值总体态势是随着种群的增加而呈下降趋势. 但是 NP=40, NP=70 时例外,其优化均值相比前面的有所上升,而且种群设定 80 以后优化均值下降不明显. 基于此,可认为种群数目较小时种群多样性不足,算法优化的精度较低. 种群较多时未必具有更好的优化效果.

算法 1 多子群驱动的均衡优化算法

输入: 种群大小 NP,最大函数评估次数 FEs,变异概率 P_m ,目标函数维度 Dim;
 输出: 目标函数的最佳值
 BEGIN
 1. 在目标问题定义的空间中随机初始化种群;
 2. 通过计算目标函数得出 NP 个函数值;
 3. 保存 NP 个个体中函数值最好的前四个个体到均衡池;
 4. 设置 Iter=1;
 5. WHILE (Iter<FEs)
 6. FOR $i=1:NP$
 7. IF $i \leq NP/2$
 8. 执行式(21)
 9. ELSE
 10. 执行式(25)
 11. END IF
 12. 随机生成一个整数 $J, J \in [1, Dim]$
 13. IF $P_m < \alpha \mid Dim == J$
 14. 执行式(26)
 15. END
 16. IF 个体 i 的目标函数值连续达到 FEs/5 未发生变化
 17. 执行式(30)
 18. END
 19. END FOR
 20. 将超出目标空间的个体进行重新赋值;
 21. 通过目标函数计算更新后的个体的函数值;
 22. Iter++;
 23. 将每个个体对比并保留当前目标函数的最优值以及个体位置;
 24. 按照更新后的函数值生成新的均衡池;
 25. END WHILE
 26. 输出最佳函数值;
 END

表 2 算法的参数设置说明

算法	参数设置
PSO ^[21]	惯性权重从 0.9~0.4 递减 自身学习因子从 2.5~0.5 线性递减,群体学习因子从 0.5~2.5 线性递减
SSA ^[14]	更新概率 0.5
GWO ^[17]	收敛因子从 2~0 线性递减
FPA ^[18]	转换概率为 0.8
SCA ^[20]	函数影响范围在 -2~2 之间,控制参数取 2
EO ^[23]	α_1 取 2
MEO	变异概率为 0.1, α_1 取 2

因此需要选择合适的种群数目. 考虑到计算复杂度, NP=50 在种群数目相对较小时优化效果最好.

4.3 无人机数目对系统能耗的影响

在多无人机协同陆地设施进行工作时,无人机的

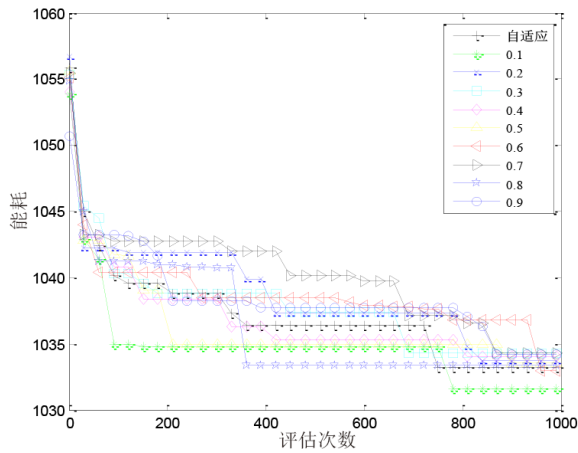


图3 参数Pm不同取值的MEO演化曲线

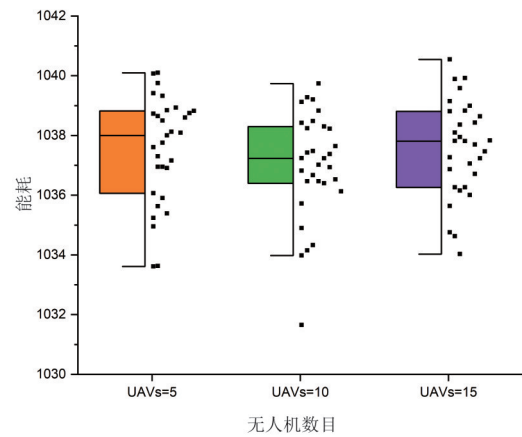


图5 无人机数目对系统能耗的影响

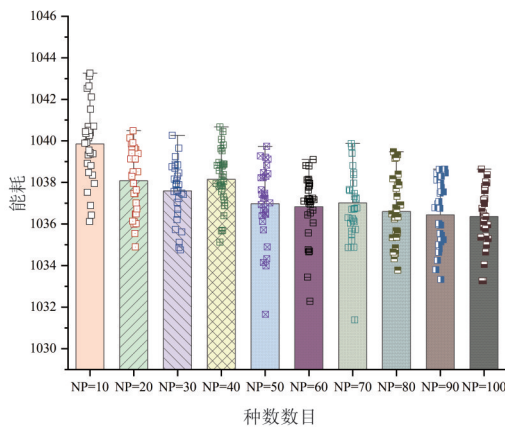


图4 不同种群数目对系统能耗的影响

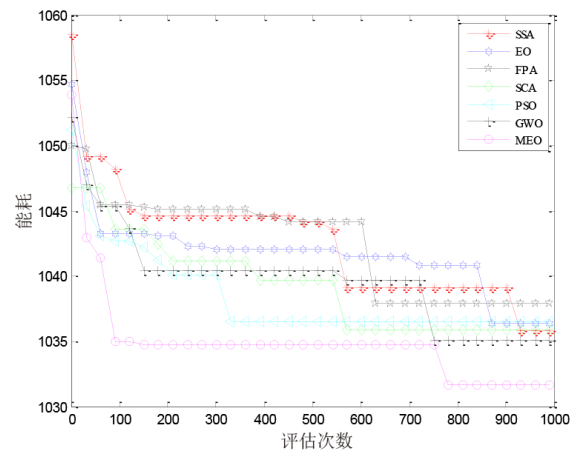


图6 不同算法在用户数目K=100时的对系统能耗的演化曲线

数目会对系统能耗造成影响. 无人机设置较少无法满足用户设备的边缘计算卸载服务, 无人机过多会造成系统能耗负担过重. 利用MEO优化系统模型, 对于10架无人机设置区间验证, 无人机数目为5、15进行仿真实验. 如图5所示, 可得出无人机数目设置为10架时, 优化结果的均值与最小值最佳. 因而得出, 面对不同地区的分布的用户设备以及不同陆地设施分布时, 设置合理的无人机的个数可降低系统的能耗.

4.4 不同算法实验对比

为验证提出算法MEO的优势, 结合本文设计的约束处理方法将MEO与EO以及其他五种算法进行仿真对比. 图6展示算法的最优演化曲线. 从中可知, MEO从函数评估初期就具有更好的收敛效果. 在对目标函数评估快至800代时, MEO进一步跳出了局部最优的限制, 可以很好地克服早熟收敛问题.

图7展示的是MEO与其他六种算法的小提琴图. 该图展示系统能耗结果的数据分布形式. 可以得出, 相比SSA、SCA、PSO和GWO、MEO的数据分布更为均匀, 与EO、FPA相似. MEO的中位数是对比算法中最小的,

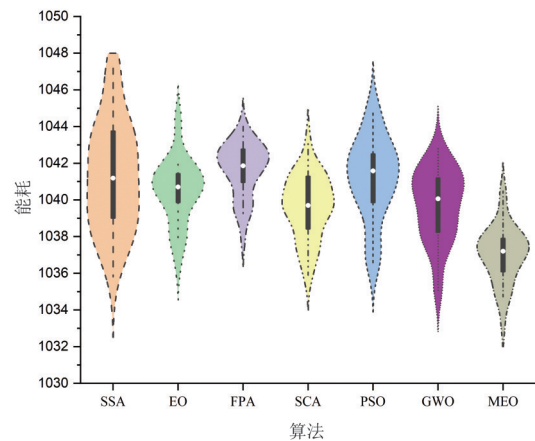


图7 对比不同算法在用户数目K=100时的能耗数据分布

总体效果也是最佳的.

由于算法的优化效果会随着问题维度的增加而减弱. 为了进一步验证MEO的优化性能, 将用户设备数目设定为500; 加大负载服务器的无人机和陆地设施的接入用户的数目进行实验仿真. 图8是七种算法处

理 500 个用户的环境下系统能耗演化曲线. 可以观察到, 相比其他六种算法 MEO 依然具有最强的优化能力. 图 9 给出七种算法独立运行 31 次后结果分布的小提琴图, 从数据分布以及优化精度方面展示了 MEO 的优势.

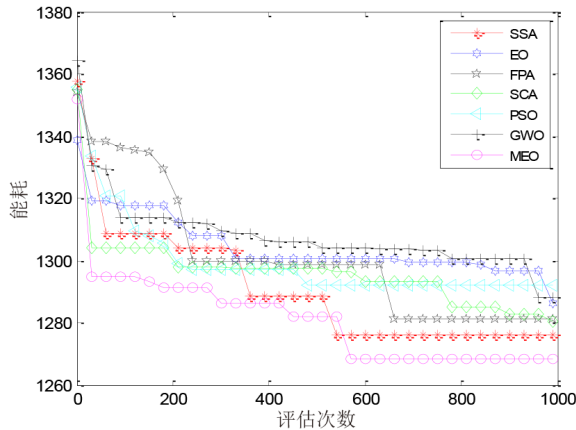


图 8 不同算法在用户数目 $K=500$ 时的对系统能耗的演化曲线

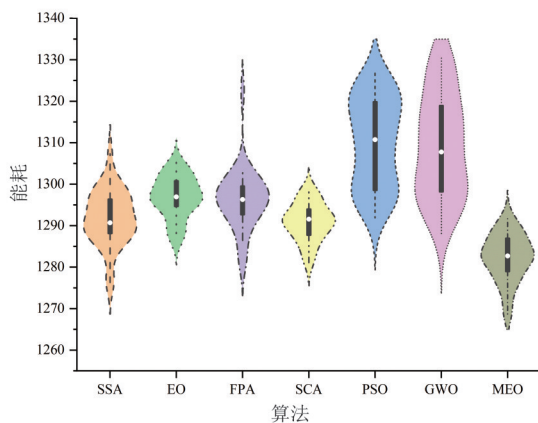


图 9 对比不同算法在用户数目 $K=500$ 时的能耗数据分布

5 结束语

本文针对无人机辅助边缘计算这一热点领域, 提出了一种多无人机协同陆地设施辅助边缘计算的系统模型. 该系统利用无人机作为移动基站为用户提供计算卸载服务, 以此减缓用户设备的时延与能量消耗. 该系统完善了对无人机和陆地设施的约束条件. 研究以降低系统能耗为目标, 其中涉及无人机位置部署和用户设备卸载决策等因素. 针对该问题, 提出一种多子群驱动的均衡优化算法. 该算法融合了子种群交互, 变异以及种群中个体重启机制. 分析算法的有效参数后, 将其用于降低系统能耗. 实验验证了提出算法具有良好的效果. 多无人机协同多陆地设施辅助边缘计算的系统将是未来服务于物联网、移动用户的主要手段. 基于本文工作, 未来的研究点在于动态平衡无人机数目, 以

及将该系统的时延与能耗作为对立目标, 构建有效的多目标模型.

参考文献

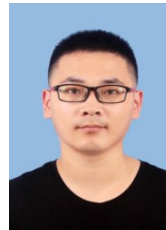
- [1] EI N N, KANG S W, ALSENWI M, et al. Multi-UAV-assisted mec system: Joint association and resource management framework[C]//Proceedings of the 2021 International Conference on Information Networking. Jeju Island: IEEE, 2021: 213-218.
- [2] ABBAS N, ZHANG Y, TAHERKORDI A, et al. Mobile edge computing: A survey[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2018, 5(1): 450-465.
- [3] YU Z, GONG Y, GONG S, et al. Joint task offloading and resource allocation in UAV-enabled mobile edge computing[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2020, 7(4): 3147-3159.
- [4] ZHANG Y, HE J, GUO S. Energy-efficient dynamic task offloading for energy harvesting mobile cloud computing [C]//Proceedings of the 2018 IEEE International Conference on Networking, Architecture and Storage. Chongqing: IEEE, 2018: 1-4.
- [5] YE W, LUO J, SHAN F, et al. Offspeeding: Optimal energy-efficient flight speed scheduling for UAV-assisted edge computing[J]. Computer Networks, 2020, 183: 107577.
- [6] LIU Y, XIE S, ZHANG Y. Cooperative offloading and resource management for UAV-enabled mobile edge computing in power IoT system[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2020, 69(10): 12229-12239.
- [7] WANG Y, RU Z Y, WANG K, et al. Joint deployment and task scheduling optimization for large-scale mobile users in multi-UAV-enabled mobile edge computing[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2019, 50(9): 3984-3997.
- [8] 嵇介曲, 朱琨, 易畅言, 等. 多无人机辅助移动边缘计算中的任务卸载和轨迹优化[J]. 物联网学报, 2021, 5(1): 27-35.
- [9] JI J Q, ZHU K, YI C Y, et al. Joint task offloading and trajectory optimization for multi-UAV assisted mobile edge computing[J]. Chinese Journal on Internet of Things, 2021, 5(1): 27-35. (in Chinese)
- [10] ZHANG W, LI L, ZHANG N, et al. Air-ground integrated mobile edge networks: A survey[J]. IEEE Access, 2020, 8: 125998-126018.
- [11] YU X, DONG X, YANG X, et al. Air-ground integrated deployment for UAV-enabled mobile edge computing: A hierarchical game approach[J]. IET Communications, 2020, 14(15): 2491-2499.
- [12] SHANG B, LIU L. Mobile-edge computing in the sky: Energy optimization for air-ground integrated networks

- [J]. IEEE Internet of Things Journal, 2020, 7(8): 7443-7456.
- [12] OKWU M O, TARTIBU L K. Future of Nature Inspired Algorithm, Swarm and Computational Intelligence[M]. Cham: the Registered Company Springer Nature Switzerland AG, 2021: 147-151.
- [13] KENNEDY J, EBERHART R. Particle swarm optimization[C]//Proceedings of ICNN'95-international conference on neural networks. Perth: IEEE, 1995: 1942-1948.
- [14] MIRJALILI S, GANDOMI A H, MIRJALILI S Z, et al. Salp swarm algorithm: A bio-inspired optimizer for engineering design problems[J]. Advances in Engineering Software, 2017, 114: 163-191.
- [15] SALGOTRA R, SINGH U, SINGH S, et al. Self-adaptive salp swarm algorithm for engineering optimization problems[J]. Applied Mathematical Modelling, 2021, 89: 188-207.
- [16] MIRJALILI S, MIRJALILI S M, LEWIS A. Grey wolf optimizer[J]. Advances in Engineering Software, 2014, 69: 46-61.
- [17] 张孟健, 龙道银, 王霄, 等. 基于马尔科夫链的灰狼优化算法收敛性研究[J]. 电子学报, 2020, 48(8): 1587-1595. ZHANG M J, LONG D Y, WANG X, et al. Research on convergence of grey wolf optimization algorithm based on Markov chain[J]. Acta Electronica Sinica, 2020, 48(8): 1587-1595. (in Chinese)
- [18] YANG X S. Flower pollination algorithm for global optimization[C]//International Conference on Unconventional Computing and Natural Computation. Berlin: Springer, 2012: 240-249.
- [19] ABDEL-BASSET M, SHAWKY L A. Flower pollination algorithm: A comprehensive review[J]. Artificial Intelligence Review, 2019, 52(4): 2533-2557.
- [20] MIRJALILI S. SCA: A sine cosine algorithm for solving optimization problems[J]. Knowledge-Based Systems, 2016, 96: 120-133.
- [21] 李泽, 田增山, 王中春, 等. 基于粒子群优化的多径辅助室内定位算法[J]. 电子学报, 2020, 48(10): 1952-1960. LI Z, TIAN Z S, WANG Z C, et al. Multipath-assisted indoor localization algorithm based on particle swarm optimization [J]. Acta Electronica Sinica, 2020, 48(10): 1952-1960. (in Chinese)
- [22] CHEN Y, PI D, XU Y. Neighborhood global learning based flower pollination algorithm and its application to unmanned aerial vehicle path planning[J]. Expert Systems with Applications, 2021, 170: 114505.
- [23] FARAMARZI A, HEIDARINEJAD M, STEPHENS B, et al. Equilibrium optimizer: A novel optimization algorithm

[J]. Knowledge-Based Systems, 2020, 191: 105190

- [24] ERGEZER M, SIMON D. Mathematical and experimental analyses of oppositional algorithms[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2014, 44(11): 2178-2189.

作者简介



陈阳 男, 1993年生. 现为南京航空航天大学计算机科学与技术学院博士生. 主要研究方向为无人机辅助边缘计算、自然启发算法等.

E-mail: shawn.cy@nuaa.edu.cn



皮德常(通讯作者) 男, 1971年生. 现为南京航空航天大学计算机科学与技术学院教授. 主要研究方向为数据挖掘、智能应用等.

E-mail: di.pi@nuaa.edu.cn



代成龙 男, 1991年生. 现为江南大学人工智能与计算机学院讲师. 主要研究方向为包括数据挖掘、机器学习等.

E-mail: chenglongdai@jiangnan.edu.cn



李本田 男, 1988年生. 南京航空航天大学在读博士生. 主要研究方向为图机器学习、图神经网络及其在通信、物联网领域中的应用.

E-mail: lbt@nuaa.edu.cn



王碧 男, 1988年生, 现为东南大学计算机科学与工程学院博士生. 主要研究方向为强化学习等.

E-mail: wangbi@seu.edu.cn



薛乔 女, 1992年生. 现为香港理工大学电子与资讯工程学院博士后研究员. 主要研究方向为隐私保护、机器学习等.

E-mail: qiaoxue1992@gmail.com