

面向多接入移动边缘计算的高能效 RIS 辅助无人机通信技术研究

刘家明

(西安电子科技大学 通信工程学院, 西安 710071)

摘要: 针对移动边缘计算系统普遍存在的无线侧通信质量不理想的问题进行研究, 采用 UAV 搭载 RIS 辅助的多接入移动边缘计算系统架构, 该模型充分利用了各网络节点的计算资源进行并行计算, 并通过将 RIS 搭载在 UAV 上, 将 RIS 进行机动部署, 以提高 RIS 对信道条件的改善效果; 该模型的优化问题需要同时优化各用户的卸载计算方案、UAV 部署位置和 RIS 相移参数矩阵, 以在满足对系统时延要求的同时提高系统能效, 而该高维优化问题难以获取目标函数的梯度信息或直接求解出最优方案, 采用了一种基于个体相似度的改进差分进化算法 ISDE, ISDE 通过将整个种群划分为探索子种群和开发子种群, 具有较强的全局探索和局部开发能力; 实验结果显示, 该系统模型和算法优化方案在能效上显著优于传统移动边缘计算系统和同类型算法。

关键词: 移动边缘计算; 智能反射面; 无人机; 差分进化算法; 能源效率

Efficient RIS-Aided UAV Communication Technology for Multi-access Mobile Edge Computing

LIU Jiaming

(School of Telecommunications Engineering, Xidian University, Xi'an 710071, China)

Abstract: To address poor wireless measurement communication quality in multi-access edge computing (MEC) systems, this paper proposes an MEC system architecture that employs a reconfigurable intelligent surface (RIS) auxiliary device that mounts an unmanned aerial vehicle (UAV), which fully utilizes computational resources of each network node for parallel processing. By installing the RIS on the UAV, the RIS is dynamically deployed to improve the condition of the channel while optimizing the computation offloading scheme for all users, UAV deployment positions, and RIS phase shift parameter matrices, which meets the delay of the system while improving energy efficiency. It is difficult for the high-dimensional optimization to acquire gradient information optimization of the objection function or directly derive the optimal solution, an improved individual similarity-based differential evolution (ISDE) algorithm is presented. By dividing entire population into exploration sub populations and exploitation ones, the ISDE exhibits strong global exploration and local exploitation capabilities. Experimental results demonstrate that the proposed system and optimization method are superior in energy efficiency to traditional MEC systems and existing algorithms.

Keywords: MEC; RIS; UAV; DE algorithm; energy efficiency

0 引言

随着移动通信技术的快速更新迭代和移动网络用户终端数量的增长, 越来越多的智能设备和互联网服务被投入使用, 如增强现实 (AR, augmented reality) /虚拟现实 (VR, virtual reality)、物联网 (IoT, internet of things)、车联网 (IoV, internet of vehicles)、工业互

联网等。这些新兴的互联网技术应用给用户终端带来了更大的计算任务负担, 使得用户终端在计算资源和续航能力有限的情况下, 在应用场景要求的时延范围内完成对计算任务的处理变得困难^[1]。云计算技术通过将计算业务上传到具有丰富计算资源的云端服务器进行处理, 可以减轻用户终端的计算负担。但是, 随着用户计算任务量的不断升高, 如果用户数据仍被完全传输到云端服

收稿日期:2025-01-24; 修回日期:2025-03-02。

作者简介:刘家明(2001-),男,硕士研究生。

引用格式:刘家明. 面向多接入移动边缘计算的高能效 RIS 辅助无人机通信技术研究[J]. 计算机测量与控制, 2025, 33(12):196-205.

务器进行处理，将大大增加云端服务器的计算负载和系统时延，从而降低系统可靠性。

移动边缘计算（MEC，mobile edge computing）是网络通信领域中的一项新兴技术，在 MEC 技术中，服务器被放置在任务网络边缘，用户可以将计算任务卸载到 MEC 服务器进行计算处理。相较于传统云计算系统模型，MEC 系统将云计算能力下沉至无线接入网的边缘节点，构建“终端—边缘—云”三级协同计算架构，显著拉近了云计算资源与用户终端的物理距离以及逻辑距离，从而显著降低系统卸载计算的能耗和时延，因此正受到越来越多研究者的关注^[2]。然而，常规 MEC 系统的性能很大程度上受 MEC 无线侧通信质量的制约，卸载链路不理想的通信信道条件限制了 MEC 的实际应用。尤其是在有着大量地面障碍物或复杂地形条件的应用场景中，如城市、山地丘陵地区等。因此，如何提高 MEC 系统的信道条件和信号质量成为近期该领域的研究热点。

对于传统的地面通信网络，将 MEC 服务器放置于地面会面临多径效应和非视距传输带来的信道阻塞，从而大大增加信号衰减，降低信道质量，增大系统能耗和时延。而无人机（UAV，unmanned aerial vehicle）由于有着视距（LoS，line-of-sight）传输、高机动性、可灵活部署等优势，可以通过搭载 MEC 服务器和通信中继等方式，达到增强信号传输和辅助计算的目的，因此 UAV 辅助的 MEC 通信系统受到了广泛的关注。现有的 UAV 辅助的 MEC 通信技术主要可以分为 UAV 作空中基站（ABS，aerial base station）和 UAV 作通信中继两种。文献 [3] 将 MEC 服务器搭载在 UAV 上，通过协作优化的方式部署地面服务器和 ABS，以提高 MEC 系统的可靠性。文献 [4] 将 MEC 服务器搭载在固定翼 UAV 上，提出了一种联合资源分配优化方法，以提高 UAV 的能效。文献 [5] 将 UAV 作为 ABS，并提出了一种联合区域划分和 UAV 调度方法，以降低 UAV 的能耗并实现负载均衡。文献 [6] 在 UAV 上搭载 MEC 服务器，通过优化用户卸载计算比例和 UAV 航迹以降低系统能耗和时延。文献 [7] 将 ABS 作为边缘计算服务中心，通过联合优化卸载计算比例和通信链路资源分配，以提高系统的能效。在以上的一些工作中，UAV 被作为 ABS 使用，高性能 MEC 服务器被搭载在 UAV 上，这利用了 UAV 的高机动性，使得用户可以在任务网络边缘更便捷地获取到高性能的云计算资源。但是，UAV 的续航能力往往比较有限，高性能 MEC 服务器工作过程中会额外带来较高的计算能耗，而且其较大的自身重量会给 UAV 带来很大的负载压力，大大提高 UAV 机动过程中的能耗，因此在现实生活中可行性不强。文献 [8] 提出了一种无人机作

为通信中继站的雾计算网络，各个用户终端将需要卸载处理的信息发送到 UAV 上，UAV 在汇总得到所有用户的数据后转发给地面数据中心，通过优化无人机位置和载波资源分配方案来提高物联网节点的吞吐量。文献 [9] 中 UAV 作为用户和 BS 之间的通信中继，以非正交多址的方式提高频谱效率，通过优化用户卸载比例和 UAV 位置来降低系统时延。文献 [10] 提出了一个 UAV 辅助卸载的 MEC 系统，UAV 作为通信中继，辅助各个物联网节点与 BS 之间的任务卸载，并通过优化资源分配以减少系统的运行成本。在以上的一些工作中，UAV 被作为通信中继使用，借助 UAV 的机动性，来辅助用户和 BS 之间的卸载通信，克服直连信道被地面障碍物阻塞的影响。但是，UAV 作中继使得用户与 BS 之间的卸载通信由原来的一次通信变为二次通信，UAV 接收多个用户的卸载数据和二次转发过程会给系统带来更大的时延，使得系统满足 QoS 要求变得困难。

智能反射面（RIS，reconfigurable intelligent surface）技术作为一种新兴的无线通信技术，已成为通信领域的研究热点。RIS 由多个可控无源反射元件组成，这些反射元件能够在软件的控制下，对入射的电磁波的相位等进行精确地调控，可以实现对电磁波传播路径的灵活操纵，从而改善信号质量、提高信号覆盖范围和系统频谱效率^[11]。在 MEC 系统中，RIS 作为一种无源装置，是一种节能且经济的解决方案，有助于缓解 UAV 续航能力不足对 MEC 系统带来的不利影响。RIS 可以通过精确控制信道参数，减少信号向无关区域的散射、抑制噪声和无用信号，以改善信道条件和信号质量，提高 MEC 系统能效^[12]。文献 [13] 指出，在 MEC 系统中设置 RIS 最高可以降低 20% 的能耗。在实际使用中，如果将 RIS 设置在建筑物外立面等固定位置，则 RIS 将仅对位于正面空间的用户有效，且 RIS 无法根据用户位置和计算任务的不同自主选择更优的设置位置，这会降低 RIS 的有效覆盖范围和对信号质量的改善效果。而如果将 RIS 搭载在 UAV 上，RIS 可以随着 UAV 进行移动，这充分利用了 UAV 的高机动性和灵活性，从而可以将 RIS 部署在更优的位置上，提高 RIS 对信号质量的改善效果。原有的将 UAV 作通信中继的 UAV 辅助 MEC 系统大多采用多跳传输机制，多次收发数据的过程会增大系统的时延，而 UAV 搭载 RIS 作为通信中继的方法采用的是单跳传输机制，无需进行多次重复收发数据，大大降低了系统的时延。对于 UAV 搭载 RIS 作为通信中继的方法，由于 RIS 是无源元件，工作中不会产生额外的能耗，而且在该模型中 UAV 无需通过向 BS 进行二次转发来辅助用户的计算卸载，因此相较于原有的 UAV 作为通信中继的 UAV 辅助 MEC 系统而言，其能耗大幅降低，UAV 的续航压力大大减轻。由

于 UAV 的能耗大幅降低, 节约下来的续航能力可以支持 UAV 搭载一个有中等计算能力的 MEC 服务器, 在辅助用户向 BS 进行卸载的同时, 也能够辅助用户进行计算, 可以实现对系统各网络节点的计算资源的更充分地利用。基于以上分析, 本文提出了一种 UAV 搭载 RIS (U-RIS, unmanned aerial vehicle mounted reconfigurable intelligent surface) 辅助的 MEC 系统。在该系统中, 用户的计算任务可以同时在本地图、UAV 搭载的 MEC 服务器、地面基站 (BS, base station) 上进行并行计算, 这有助于充分高效地利用网络节点的计算资源, 减小系统时延和能耗, 而且更多样化的处理方式也提高了本系统在各种复杂地理环境中的应用场景中的通用性。例如, 在地面建筑物多的城市环境中, 用户可以通过 U-RIS, 克服用户和 BS 之间直连信道被阻断的不利条件, 将计算任务更多地卸载给有高性能计算资源的 BS 来处理。在应急救援的应用场景中, 如森林火灾救援、地震救援等, 由于野外供电条件的限制, 不适宜在地面布置高耗能的高速运算设备, 此时用户可以将计算任务更多地卸载给 UAV 上搭载的 MEC 服务器进行处理。本系统的优化目标是在满足服务质量 (QoS, quality of service) 对系统时延的要求的前提下, 尽可能提高系统能效。针对这样的一个非凸优化问题, 无法直接获得目标函数的梯度信息, 难以通过常规的数学方法求解出最优解决方案, 而差分进化 (DE, differential evolution algorithm) 算法作为一种基于种群的智能优化算法, 具有控制参数简单、不依赖梯度信息、全局搜索能力强等优点。为此, 本文提出了一种高效的基于个体相似度的改进 DE 算法 (ISDE, individual-based differential evolution algorithm) 来求解该优化问题, ISDE 可以为每个用户求解出一个较优的卸载处理方案, 并为 RIS 求解出较优的设置位置, 以便其更好的发挥改善通信信道条件的作用。

1 系统模型结构与原理

如图 1 所示, U-RIS 辅助 MEC 网络由 K 个地面用户 (GU)、一个搭载了 RIS 和 MEC 服务器的 UAV 以及一个 BS 构成, 地面用户、UAV 和 BS 均采用单天线配置。 $K = \{1, 2, \dots, K\}$ 为地面用户的集合, BS 和第 k 个地面用户的位置分别被记为 $w_{BS} = (x_{BS}, y_{BS}, 0)$ 和 $w_k = (x_k, y_k, 0)$ 。由于建筑物和树木等地面障碍物的存在导致地面用户与 BS 之间的直连链路受到遮蔽, 因此将 RIS 搭载在 UAV 上, 以辅助地面用户将计算任务卸载至 BS。U-RIS 由 $M = M_x \times M_y$ 个可智能控制的反射元件组成, 其相移参数矩阵记为 $\Theta = \text{diag}\{e^{j\theta_1}, e^{j\theta_2}, \dots, e^{j\theta_M}\} \in \mathbb{C}^{M \times M}$, 其中 $\theta_i \in [0, 2\pi), i \in M = \{1, 2, \dots, M\}$ 。UAV 的位置坐标为 $w_U = (x_U, y_U, H)$, 其中 H 为

UAV 的固定飞行高度。由于地面用户的计算能力与电池续航能力较低, 部分计算任务须由地面用户卸载至有高速计算资源的设备上进行处理。为充分利用计算资源且更好地平衡系统时延需求与系统能耗, 用户可选择将部分计算任务卸载至 BS 和 UAV 上的 MEC 服务器进行并行计算处理。对于每个地面用户产生的计算数据, 将会根据优化算法得到的较优的部署和卸载计算方案, 划分为以下 3 个部分进行计算处理: 1) 本地计算, 这部分数据将保留在地面用户内进行本地处理 (见图 1 中的“1. 本地计算”, 其数据流动路径由实线箭头表示); 2) 卸载到 UAV: 用户将需要借助 UAV 搭载的 MEC 服务器进行处理的部分数据, 通过视距无线传输的方式, 卸载到 UAV 搭载的 MEC 服务器进行处理 (见图 1 中的“2. 地面用户-UAV 卸载链路”, 其数据流动路径由虚线箭头表示); 3) 卸载到 BS: 由于用户和 BS 之间的直连信道被地面障碍物阻塞, 因此用户会将需要借助 BS 的高性能计算中心进行处理的部分数据通过无线传输的方式, 经 U-RIS 的转发, 卸载到 BS 进行计算处理 (见图 1 中的“3. 地面用户-基站卸载链路”, 其数据流动路径由点划线箭头表示)。这 3 个进程之间是并行同时进行的。而返回的计算任务处理结果所占用的下行数据量相较于上传计算数据所占用的上行数据量可以忽略不计。

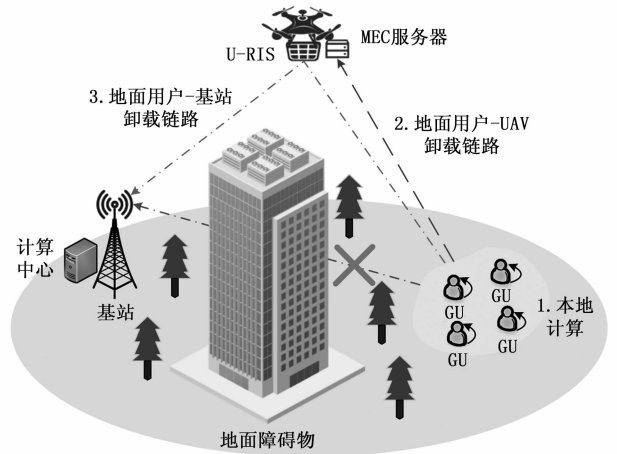


图 1 U-RIS 辅助 MEC 网络系统模型

1.1 通信模型

在 U-RIS 辅助 MEC 网络中存在两种通信信道：一是用户经 U-RIS 至 BS 的通信信道 (k -BS 信道) $h_{k-BS} \in \mathbb{C}^{1 \times 1}$ ；二是用户至 UAV 上 MEC 服务器的通信信道 (k -U 信道) $h_{k-U} \in \mathbb{C}^{1 \times 1}$ 。

首先对 k -BS 信道进行建模, 该信道为级联通信信道, 由以下两个部分组成：一是第 k 个地面用户至 U-RIS 的直连通信信道 (k -R 信道) $h_{k-R} \in \mathbb{C}^{1 \times M}$, 二是由 U-RIS 到 BS 的直连通信信道 (R-BS 信道) $h_{R-BS} \in \mathbb{C}^{M \times 1}$ 。

由于 UAV 在空中工作，故 k-R 通信信道和 R-BS 通信信道可以被视为 LoS 无线传输主导信道，并遵循准静态块衰落 LoS 模型^[14]。k-R 通信信道的信道增益可以被表示为^[15]：

$$h_{k-R} = \tau_{k-U} \cdot \mathbf{a}_{k-R}^x \otimes \mathbf{a}_{k-R}^y \quad (1)$$

式中， $\mathbf{a}_{k-R}^x = [1, e^{-j2\pi/\lambda d_{k-U}^x}, \dots, e^{-j2\pi/\lambda(M_x-1)d_{k-U}^x}]$ 和 $\mathbf{a}_{k-R}^y = [1, e^{-j2\pi/\lambda d_{k-U}^y}, \dots, e^{-j2\pi/\lambda(M_y-1)d_{k-U}^y}]$ 表示第 k 个地面用户与 U-RIS 之间的相位差矩阵， $\varphi_{k-U}^x = \frac{x_U - x_k}{d_{k-U}}$ 和 $\varphi_{k-U}^y = \frac{y_U - y_k}{d_{k-U}}$ 表

示从第 k 个地面用户到 U-RIS 的到达角， $\tau_{k-U} = \sqrt{\frac{\beta_0}{d_{k-U}^2}}$ 表示第 k 个地面用户与 UAV 之间的路径损耗， β_0 是在单位距离 1 m 下信道增益， $d_{k-U} = \sqrt{\|(\mathbf{w}_U - \mathbf{w}_k)\|^2}$ 是第 k 个地面用户与 UAV 之间的距离， λ 是载波波长， d 是天线间距。

类似地，R-BS 通信信道的信道增益被记为 h_{R-BS} 并被建模如下：

$$h_{R-BS} = \tau_{U-BS} \cdot \mathbf{a}_{R-BS}^x \otimes \mathbf{a}_{R-BS}^y \quad (2)$$

式中， $\mathbf{a}_{R-BS}^x = [1, e^{-j2\pi/\lambda d_{U-BS}^x}, \dots, e^{-j2\pi/\lambda(M_x-1)d_{U-BS}^x}]$ 和 $\mathbf{a}_{R-BS}^y = [1, e^{-j2\pi/\lambda d_{U-BS}^y}, \dots, e^{-j2\pi/\lambda(M_y-1)d_{U-BS}^y}]$ 为 U-RIS 与 BS 之间的相位差矩阵， $\varphi_{U-BS}^x = \frac{x_{BS} - x_U}{d_{U-BS}}$ 和 $\varphi_{U-BS}^y = \frac{y_{BS} - y_U}{d_{U-BS}}$ 表示从

U-RIS 到 BS 的到达角， $\tau_{U-BS} = \sqrt{\frac{\beta_0}{d_{U-BS}^2}}$ 为 UAV 与 BS 之间的路径损耗， $d_{U-BS} = \sqrt{\|(\mathbf{w}_{BS} - \mathbf{w}_U)\|^2}$ 是 UAV 与 BS 之间的距离。

因此，k-BS 通信信道的信道增益可以被表示为：

$$h_{k-BS} = (h_{R-BS})^H \cdot \Theta \cdot h_{k-R} \quad (3)$$

其次，k-U 通信信道的信道增益可以被表示为：

$$h_{k-U} = \tau_{k-U} = \sqrt{\frac{\beta_0}{d_{k-U}^2}} \quad (4)$$

k-BS 通信信道和 k-U 通信信道的最大信息传输速率分别表示为：

$$R_{k-BS} = B \cdot \log_2 \left(1 + \frac{|h_{k-BS}|^2 \cdot P_k}{\sigma^2} \right) \quad (5)$$

$$R_{k-U} = B \cdot \log_2 \left(1 + \frac{|h_{k-U}|^2 \cdot P_k}{\sigma^2} \right) \quad (6)$$

式中， σ^2 为环境中的噪声功率， P_k 为第 k 个地面用户的发射功率， B 为信道带宽。

1.2 计算模型

设每个地面用户为完成系统整体计算任务需处理的信息量的集合为 $C = \{C_1, C_2, \dots, C_3\}$ (以 bit 为单位)，第 k 个地面用户卸载至 BS 和 UAV 的卸载比例分别被表示为 α_k 和 β_k 。因此第 k 个地面用户的计算任务会被分为 3 部分进行处理：1) $\alpha_k C_k$ 数据被卸载至 BS 进行计算；2) $\beta_k C_k$ 数据被卸载至 UAV 上的 MEC 服务器进行

计算；3) 剩余的 $(1 - \alpha_k - \beta_k) C_k$ 数据在第 k 个地面用户进行本地计算。由于系统总时延由 3 个部分并行计算的最大时延决定，第 k 个地面用户完成其自身计算任务所需的总时延为：

$$T_k = \max \left\{ \frac{C_k(1 - \alpha_k - \beta_k)\chi_0}{f_k}, \frac{C_k\beta_k\chi_0}{f_U} + \frac{C_k\beta_k}{R_{k-U}}, \frac{C_k\alpha_k\chi_0}{f_{BS}} + \frac{C_k\alpha_k}{R_{k-BS}} \right\} \quad (7)$$

其中： χ_0 为 CPU 的计算复杂度，数值上等于 CPU 处理 1 bit 数据所需的转数， f_k, f_U, f_{BS} 分别表示第 k 个地面用户、UAV 上的 MEC 服务器和 BS 的计算速度。

系统完成所有计算任务的最大可容忍时延记为 T_{QoS} ，则本系统模型需要满足的系统时延约束如下所示：

$$\max \{T_1, T_2, \dots, T_k\} \leq T_{QoS} \quad (8)$$

1.3 能耗模型

在本文提出的 U-RIS 辅助 MEC 网络中，系统总能耗由两个部分构成：1) CPU 处理信息产生的计算能耗 E_{comp} ；2) 地面用户卸载数据所产生的传输能耗 E_{trans} 。

第 k 个地面用户处理自身计算任务中产生的计算能耗 E_{comp}^k 被表示为：

$$E_{comp}^k = \mu_0 C_k (1 - \alpha_k - \beta_k) \chi_0 (f_k)^2 + \mu_0 C_k \beta_k \chi_0 (f_U)^2 + \mu_0 C_k \alpha_k \chi_0 (f_{BS})^2 \quad (9)$$

式中， μ_0 是 CPU 的开关电容系数。

第 k 个用户在卸载自身计算任务的过程中产生的通信传输能耗 E_{trans}^k 被表示为^[16]：

$$E_{trans}^k = P_k \cdot \max \left\{ \frac{C_k \beta_k}{R_{k-U}}, \frac{C_k \alpha_k}{R_{k-BS}} \right\} \quad (10)$$

综上所述，本文所提出的 U-RIS 辅助 MEC 网络在完成所有计算任务的过程中所产生的总能耗可以按照下式计算：

$$E_{total} = E_{comp} + E_{trans} = \sum_{k=1}^K E_{trans}^k + \sum_{k=1}^K E_{comp}^k \quad (11)$$

1.4 问题定义

本研究旨在探索一种高效的算法优化方法，以降低本文所提出的 U-RIS 辅助 MEC 网络系统模型的总能耗，并保证系统总时延满足 QoS 的要求。具体通过对 U-RIS 的水平位置坐标、每个地面用户的卸载计算比例，以及 RIS 的相移参数矩阵进行精确优化控制来实现。该优化问题的数学表达式如下：

$$\begin{aligned} & \min_{\mathbf{w}_U, \alpha, \beta, \Theta} E_{total} \\ \text{s.t. } & C_1: \theta_i \in [0, 2\pi), \forall iM, \\ & C_2: \alpha_j, \beta_j, \alpha_j + \beta_j \in [0, 1], \forall jK, \\ & C_3: T_{QoS} \geq \max \{T_1, T_2, \dots, T_k\}, \\ & C_4: x_U \in [x_{\min}, x_{\max}], y_U \in [y_{\min}, y_{\max}] \end{aligned} \quad (12)$$

其中： C_1 为 RIS 的相移参数约束， C_2 为地面用户

的卸载计算比例约束, C_3 是基于 QoS 要求的系统最大可容忍时延约束, C_4 是 UAV 的水平移动范围约束。

2 基于个体相似度的改进 DE 算法

由于本文提出的 U-RIS 辅助 MEC 网络的优化问题是非凸优化问题, 难以获取目标函数的梯度信息或直接求解出最优解。DE 算法作为一种基于种群的元启发式算法, 具有全局优化能力强、控制参数少、收敛速度快和鲁棒性强等优点。然而, 研究发现 DE 算法在高维复杂优化问题中难以取得理想的性能, 这主要是因为 DE 算法难以有效地平衡探索和开发。若种群在迭代的过程中过早失去多样性, 则会陷入局部最优而无法找到全局最优解; 若种群在迭代后期仍保持过高的多样性, 则会过度消耗计算资源并影响种群的收敛速度。因此, 在迭代过程中对种群多样性进行有效调节是获得良好搜索结果和高收敛效率的关键^[17]。

本文提出的 ISDE 算法根据个体相似度将整个种群划分为多个相互协同的子种群。在每一代中, 和当前种群中的最优个体具有较高个体相似度的部分个体被纳入开发子种群 (ETP, exploitation sub-population), 而具有较低个体相似度的个体则被纳入探索子种群 (ERP, exploration sub-population)。标准的单种群结构的多样性较差, 全局探索能力弱, 容易陷入局部最优。而多种群协同进化策略可以增强种群多样性, 避免陷入局部最优, 并能够更充分地探索整个搜索空间。此外, 多个子种群之间还可以通过共享其优势信息来引导其他子种群的进化过程, 从而实现个体之间优势互补^[18]。

多个子种群还可以根据各子种群中个体的不同特征采用差异化的搜索策略, 以尽可能提高种群的整体搜索能力。在 ISDE 中, 提出了一种改进版本的 DE/current-to-best/1 变异策略并应用于 ETP, 该变异策略加入了 ETP 中最优个体的引导项, 具有较强的局部开发能力。此外, ISDE 还提出了 DE/current-to-LS/1 变异策略并应用于 ERP, 该变异策略加入了 ERP 中多样性最强个体的引导项, 具有较强的全局探索能力。ISDE 还利用当前种群中优势个体的信息来引导 ERP 向着可能有全局最优解的区域进行探索。

ISDE 算法伪代码

基于个体相似度的 DE 算法 (ISDE)

输入: 种群规模 Np , 决策变量数 D , 种群最大迭代代数 G_{\max} , 决策变量的下界 $x_1^{\min}, x_2^{\min}, \dots, x_D^{\min}$, 决策变量的上界 $x_1^{\max}, x_2^{\max}, \dots, x_D^{\max}$

输出: 算法搜索得到的最优解 x_{best}

初始化: 通过拉丁超立方采样法生成初始种群 $P = \{x_1, x_2, \dots, x_{Np}\}$, 其中 $x_i = \{x_1, x_2, \dots, x_D\}$

$G = 0$

$R_{\text{ETP}} = R_{\text{ETP}}^{\min}; R_{\text{ERP}} = 1 - R_{\text{ETP}}$

While $G < G_{\max}$ do

1) 计算当前种群中所有个体与 $x_{\text{best}, G}$ 的个体相似度, 并根据个体相似度对整个种群进行降序排序。将个体相似度较高的 $R_{\text{ETP}} \times Np$ 个体纳入 ETP, 其余个体纳入 ERP

For $i = 1, 2, \dots, Np$ do

2) 变异: 通过 Eq. 16 或 Eq. 17 对 x_i 进行变异操作, 产生变异解向量 v_i

3) 交叉: 通过 Eq. 18 对 x_i 和 v_i 进行交叉操作, 以产生试验向量 y_i

4) 选择: 通过可行性准则约束处理策略比较父代个体 x_i 与其试验向量 y_i 的优劣。若 y_i 优于 x_i , 则在种群中将该个体替换为 y_i , 将 x_i 归入外部档案 EEPIA

End For

5) 根据种群中所有个体的目标函数值和约束违反度, 通过可行性准则法选择并记录当前种群中的最优个体 $x_{\text{best}, G}$

6) 通过 Eq. 14 和 Eq. 15 调整子种群的规模 R_{ETP} 和 R_{ERP}

End While

2.1 种群初始化

ISDE 引入了基于中心的拉丁超立方采样法 (CLHS, latin hypercube sampling) 来生成初始种群。首先, 将每一维决策变量在搜索空间中划分为 Np 个等长的子区间, 每个子区间长度均为 $(x_i^{\max} - x_i^{\min})/Np$, 其中 x_i^{\max} 、 x_i^{\min} 、 Np 分别代表第 i 个决策变量的上下界和种群规模。其次, 将每一维决策变量的所有子区间的中点设为样本点。最后, 将每个决策变量的样本点随机排列, 以获得由 Np 个多维解向量组成的初始种群。与 DE 中使用的基于均匀随机分布的初始化方法相比, 通过 CLHS 生成的初始种群在搜索空间中具有更好的多样性和更均匀的分布^[19]。

2.2 基于个体相似度的多子种群协调策略

在种群每次迭代的开始阶段, 计算当前种群中所有个体与当前种群中的最优个体 $x_{\text{best}, G}$ 之间的个体相似度, 并将种群中的所有个体按照个体相似度进行降序排列。第 i 个个体与 $x_{\text{best}, G}$ 之间的个体相似度 IS_i 可以通过下式来计算^[20]:

$$IS_i = \frac{x_{i,G} \cdot x_{\text{best},G}}{\|x_{i,G}\| \cdot \|x_{\text{best},G}\|} = \frac{\sum_{j=1}^D x_{i,G}^j \cdot x_{\text{best},G}^j}{\sqrt{\sum_{j=1}^D (x_{i,G}^j)^2} \cdot \sqrt{\sum_{j=1}^D (x_{\text{best},G}^j)^2}} \quad (13)$$

其中: D 为决策变量的数量, $x_{i,G} = [x_{i,G}^1, x_{i,G}^2, \dots, x_{i,G}^D]$ 表示经过 G 次迭代后的种群中的第 i 个个体, $x_{\text{best},G} = [x_{\text{best},G}^1, x_{\text{best},G}^2, \dots, x_{\text{best},G}^D]$ 表示经过 G 次迭代后种群中的最优个体。

ISDE 根据 IS_i 将整个种群划分为 ETP 和 ERP 两个子种群。ETP 由当前种群中的最优个体 $x_{\text{best},G}$ 和 IS_i 较

大的部分个体组成, ERP 由 IS_i 较小的部分个体组成。为确保种群在进化早期阶段更注重全局探索, 在进化后期阶段更注重局部开发, ERP 的规模随种群迭代而减小, ETP 的规模随种群迭代而增大, 具体如下:

$$R_{ETP} = R_{ETP}^{\min} + (R_{ETP}^{\max} - R_{ETP}^{\min}) \times \frac{G}{G_{\max}} \quad (14)$$

$$R_{ERP} = 1 - R_{ETP} \quad (15)$$

式中, R_{ETP} 和 R_{ERP} 分别为 ETP 和 ERP 中的个体数量占整个种群的比例, R_{ETP}^{\min} 和 R_{ETP}^{\max} 分别为 R_{ETP} 的最小值和最大值, G 为当前种群的迭代代数, G_{\max} 为算法的最大迭代代数。

2.3 变异与交叉

在整个种群中, ETP 的个体有助于在 $x_{\text{best},G}$ 的临近区域进行更精细的局部开发, 而 ERP 中的个体则有助于维持种群多样性, 提高种群的全局探索能力。为了充分利用各个子种群的优势, 并更有效地平衡算法的全局探索能力与局部开发能力, 对于 ETP 和 ERP 中的个体, 分别采用局部开发变异策略和全局探索变异策略来生成其子代个体。

ERP 采用 DE/current-to-LS/1 变异策略, 该策略有较强的全局探索能力, 并引入了当前种群的最优个体 $x_{\text{best},G}$ 的信息, 以引导 ERP 向着全局最优解的方向进行探索。ERP 中个体 $x_{i,G}$ 的变异向量 v_i 由子种群间信息 F 、子种群内信息 K 按如下公式生成:

$$v_i = \begin{cases} x_{i,G} + K \cdot (x_{LS,G} - x_{i,G}) + F \cdot (x_{\text{best},G} - x_{r_1,G}^{\text{ERP}}), & i \neq LS \\ x_{LS,G} + K \cdot (x_{r_1,G}^{\text{ERP}} - x_{LS,G}) + F \cdot (x_{\text{best},G} - x_{r_2,G}^{\text{ERP}}), & i = LS \end{cases} \quad (16)$$

式中, K 和 F 为缩放因子, $x_{LS,G}$ 是当前种群中 IS_i 最低的个体, 其多样性也最强, $x_{r_1,G}^{\text{ERP}}$ 和 $x_{r_2,G}^{\text{ERP}}$ 是从 ERP 中随机选取的两个不同个体。

针对 ETP 和 ISDE 提出了一种改进版本的 DE/current-to-best/1 变异策略, 该改进变异策略有较强的局部开发能力。ETP 中个体 $x_{i,G}$ 的变异向量 v_i 由以下公式生成:

$$v_i = \begin{cases} x_{i,G} + K \cdot (x_{\text{best},G} - x_{i,G}) + F \cdot (x_{r_1,G}^{\text{ERP}} - x_{r_2,G}^{\text{ETP}}), & i \neq \text{best} \\ x_{\text{best},G} + K \cdot (x_{r_1,G}^{\text{ETP}} - x_{\text{best},G}) + F \cdot (x_{r_2,G}^{\text{ERP}} - x_{r_3,G}^{\text{ETP}}), & i = \text{best} \end{cases} \quad (17)$$

式中, $x_{r_1,G}^{\text{ERP}}$ 是 ERP 中随机选取的个体, $x_{r_2,G}^{\text{ETP}}$ 和 $x_{r_3,G}^{\text{ETP}}$ 是 ETP 中随机选取的两个不同个体。

在交叉阶段, ISDE 采用经典的二项式交叉策略, 父代个体的 $x_{i,G}$ 的试验向量 $y_{i,G}$ 通过以下公式生成:

$$y_{i,j,G} = \begin{cases} v_{i,j,G}, & \text{if } \text{rand}(0,1) \leq CR_i \text{ or } j = j_{\text{rand}} \\ x_{i,j,G}, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (18)$$

式中, $y_{i,j,G}$ 为试验向量 $y_{i,G}$ 的第 j 维决策变量, CR_i 为 $x_{i,G}$ 的交叉概率, j_{rand} 表示从决策变量空间中随机选取的一个决策变量, 以确保试验向量 $y_{i,G}$ 与父代个体 $x_{i,G}$ 至少有一个决策变量是不同的。

2.4 约束处理技术

在约束优化问题处理中, 如何有效地平衡对目标函数和对约束条件的优化对算法性能有较大的影响, 而本工作的目的是在确保系统时延满足 QoS 要求的同时最小化系统的总能耗, 因此就需要在算法中加入高效的约束处理方法。ISDE 采用了可行性准则约束处理方法, 该方法在实际仿真中体现出了良好的约束处理性能。其通过以下 3 条准则比较任意两个个体的优劣^[21]: 1) 一个可行个体和一个不可行个体比较, 选择可行个体; 2) 两个都是可行个体, 选择目标函数值小的个体; 3) 两个都是不可行个体, 选择约束违反程度小的个体。

2.5 被淘汰父代个体外部归档机制

由于 DE 算法在选择阶段会对父代个体和子代试验向量进行一对一比较, 从而使得对种群有潜在正向引导价值的个体在选择中被淘汰, 从而流失这部分个体的信息, 这会导致种群多样性和全局探索能力变差, 种群易陷入局部最优。因此, 在 ISDE 中引入了被淘汰父代个体外部归档机制^[22], 将在选择阶段被淘汰的父代个体归入被淘汰父代个体外部档案 (EEPIA, external eliminated parent individuals archive) 中, 并在变异阶段将 EEPIA 中的所有个体并入 ERP 子种群中。档案 EEPIA 的最大容量被设置为 $2.6 * Np$, 若档案 EEPIA 的大小超过最大限制, 在每次迭代后都随机清除档案 EEPIA 中的多余个体。该归档机制有效提升了种群的多样性和全局探索能力, 从而有效避免种群陷入局部最优。

3 实验结果与分析

在本章节中, 将通过与对比模型和对比算法进行实验仿真, 比较它们的系统能耗和系统总时延满足 T_{QoS} 的情况, 来验证本文所提出的系统模型和所提出的算法优化方案的有效性。在实验场景设置中, 3 个用户被随机放置在以三维坐标系原点为圆心, 5 m 为半径的圆内。UAV 的飞行高度被固定为 10 m。其余仿真参数详见表 2 所示。而 ISDE 算法的相关技术参数被设置如下: 种群大小 $Np = 18 * D$, 最大迭代代数 $G_{\max} = 2000$, ETP 初始比例 $R_{ETP}^{\min} = 0.2$, ETP 最大比例 $R_{ETP}^{\max} = 0.8$, 变异缩放因子 K 和 F 为 $[0.2, 0.8]$ 之间选取的随机值, 交叉率 CR_i 为 $[0.4, 0.9]$ 之间选取的随机值。

为了全面验证本文所提出的系统模型的有效性以及各个模块在整体系统中所起到的作用, 将以下列对比模

表 2 仿真参数

参数名	参数大小
用户数量 K	3
单位距离下的信道增益 β_i / dB	-40
环境噪声功率 σ^2 / dBm	-95
RIS 反射元件数量 $M = M_x \times M_y$	$M=5 \times 3$
载波频率 λ / GHz	5
UAV 飞行海拔高度 H / m	10
UAV 水平移动范围 / m	$x_U \in [-10, 10]$, $y_U \in [-10, 10]$
BS 三维坐标 w_{BS} / m	$[0, 24, 0]$
用户反射功率 P_k / W	1
用户信道带宽 B / MHz	1
每个用户的计算任务量 C_k / Mbit	500
CPU 计算复杂度 χ_0 (cycles/bit)	500
用户计算能力 f_k / MHz	200
UAV 搭载的 MEC 服务器的计算能力 f_U / MHz	400
BS 的计算能力 f_{BS} / MHz	900
CPU 的开关电容系数 μ_0	10^{-28}
系统任务最大容忍时延 T_{QoS} / s	500

型为基准进行消融实验：1) 无 UAV 模型：相较于本文所提出的系统模型，缺少 UAV 和其搭载的 MEC 服务器，BS 和用户之间的通信被放置在固定位置的 RIS 所辅助，RIS 的三维坐标为 $[5, 5, 10]$ m；2) 无 RIS 模型：在该模型中，UAV 上不再搭载 RIS，且用户与 BS 之间的直连信道因为地面障碍物的遮蔽效应而无法使用。因此，用户会根据 ISDE 算法优化得到的卸载比例 α_k 和 β_k ，将所有需要卸载的计算数据先卸载到 UAV 上，再由 UAV 将需要卸载到 BS 上进行计算的部分计算数据转发到 BS 上进行处理；3) 无 BS 模型：在该模型中，由于没有 BS，用户只能选择将计算数据在本地进行计算，或者卸载到 UAV 搭载的 MEC 服务器上进行计算；4) 随机相移参数 RIS 模型^[23]：相较于本文提出的系统模型中 RIS 板的相移参数矩阵采用经 ISDE 优化得到的优化值，该模型中的 RIS 板的相移参数为随机设置的。此外，为了验证 ISDE 算法在优化本文提出的系统模型中的性能，ISDE 算法将在优化后的系统能耗上与 DE 算法^[24]、UDE 算法^[25]以及 VMCH^[26]算法进行比较。

图 2 展示了系统总能耗与 RIS 上搭载的反射元件数量之间的关系，为了控制变量， M_x 被固定为 5，只改变 y 轴方向上的反射元件数量。从图 2 可以看出，随着 RIS 上搭载的反射元件数量的增多，系统总能耗逐渐下降，这是因为 RIS 反射元件数量的增多使 RIS 可以更细粒度地控制通信信道，使得用户的发射信号更加精确地聚焦于向目标区域发射，减少了向无关区域的信号散射，降低能量损失，提高了信号传输过程中的能量效率。同时，更多数量的反射元件也可以使得 RIS 可以更

精确的控制来自不同方向的入射信号和干扰信号，实现对于干扰信号更有效更精确地抑制，从而提高信道信噪比，减少能量损耗。此外，本文所采用的系统模型架构和算法优化方法在 4 种对比算法中能耗是最低的，这体现了本文模型架构和算法优化方法的有效性。其中，完整模型的能耗优于无 UAV 模型体现了本模型的有效性，这是由于此时 RIS 只能被放置于固定位置处，缺少了 U-RIS 的机动性，使得 RIS 无法根据算法优化得到的坐标，调整到更优位置，从而使得 RIS 对信道传输的优化能力无法被充分利用。而且，UAV 的高机动性带来的 RIS 更优位置对信号质量和信道状态带来的增益与 RIS 上反射元件数量增加带来的增益相叠加，使得随着 RIS 上反射元件数量的增加，本文所提出的系统模型在能耗方面相较于无 UAV 模型的优势也在逐渐扩大。而 RIS 采用经 ISDE 算法优化得到的优化相移参数矩阵，相较于采用随机相移参数矩阵 RIS 的系统模型，其系统能耗有显著降低，这体现了 ISDE 对 RIS 相移参数矩阵进行优化的有效性。此外，采用优化相移参数矩阵对信号质量和信道状态带来的增益与 RIS 上反射元件数量增加带来的增益相叠加，使得随着 RIS 上反射元件数量的增加，本文所提出的系统模型和算法优化方案在能耗方面相较于采用随机相移参数矩阵的优势也在逐渐扩大。

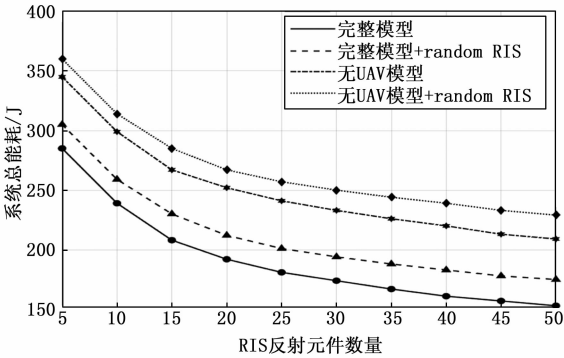


图 2 系统总能耗与 RIS 上搭载的反射元件数量的关系

图 3 展示了系统总能耗与卸载频谱带宽的关系。结果表明，4 种卸载方案的总能耗均随频谱带宽的增加而降低。这是因为卸载频谱带宽的增加提高了用户与 UAV 之间的信息传输速率，以及用户与 RIS、RIS 与 BS 之间的信息传输速率，从而减少了传输时延和能耗。在能耗方面，本文所提出的系统模型方案在 4 个对比模型中始终是最低的，这是因为：1) 与无 RIS 模型对比，无 RIS 模型由于缺少了 RIS 对通信信道的精细控制，使得通信卸载的传输过程中难以克服地面障碍物对信道的遮蔽效应，导致信道损耗变大，迫使系统只能先将全部需要卸载处理的数据传输到 UAV 再向 BS 进行转发，这导致了传输能耗和时延的上升。2) 与无 UAV 模型对比，由于缺少了 U-RIS 的机动性，此时 RIS 只能被

放置于固定位置处,无法根据算法优化得到的坐标,调整到更优位置,从而使得 RIS 对信道传输的优化能力无法被充分利用,提高了传输能耗和时延。3) 与无 BS 模型对比,由于模型缺少高性能计算终端,用户只能选择本地计算或者卸载到 UAV 上进行计算,导致系统时延和能耗上升。此外,更大的卸载频谱带宽有助于降低和弥补对比模型因上述原因所受的不良信道条件的影响,并降低系统能耗。尽管随着卸载频谱带宽的增加,其他对比模型的系统能耗逐渐接近本文提出的系统模型,但通过优化多个用户的卸载比例和 RIS 的相移参数矩阵,本文所提出模型的系统性能始终是最优的。

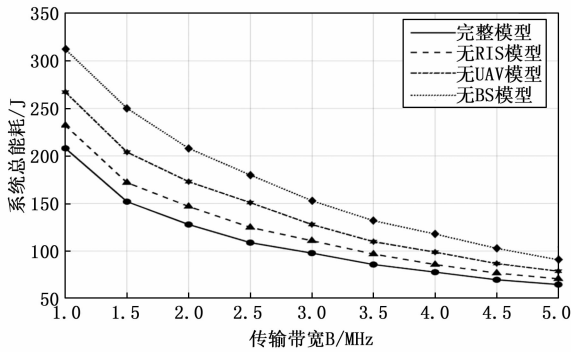


图 3 系统总能耗与传输带宽 B 的关系

图 4 表明,随着 CPU 计算复杂度的上升,CPU 处理 1 bit 数据所需的 CPU 转数增加,处理相同规模的计算任务时会消耗更多的计算能量,从而使系统总能耗上升。随着 CPU 计算复杂度的提高,本文所提出的方案在能耗上始终优于其它 3 种对比模型,表明本文所提出的方案能在计算复杂度提高的情况下有效降低系统总能耗,这是因为:1) RIS 对信道的细粒度控制能有效提高信道增益和信号质量,从而减少传输能耗。而且由于 UAV 的存在,提高了 RIS 的机动性,使其能够根据 IS-DE 算法优化的坐标移动到更优的位置,从而更好地发挥 RIS 对信道质量的改善效果;2) 高性能地面计算基站 BS 的存在,为用户额外提供了一个计算性能更为优越的卸载选项,缓解由于 CPU 计算复杂度上升,带来的更高计算负载给系统能耗带来的负面影响,帮助系统保持更优的能耗水平。

图 5 展示了系统总能耗与用户数量的关系。结果表明,4 种卸载方案的总能耗均随用户数量的增加而增加。这是由于系统的总计算任务量大小与用户数量成正比,用户数量越大系统总计算任务量越大,系统能耗也就越大。在能耗方面,本文所提出的系统模型方案在 4 个对比模型中始终是最低的,这是因为:1) 与无 RIS 模型对比,无 RIS 模型由于缺少了 RIS 对通信信道的精细调节,用户为了克服与 BS 直连信道被地面障碍物阻塞的不利情况,只能将 UAV 作为通信中继对各用户需

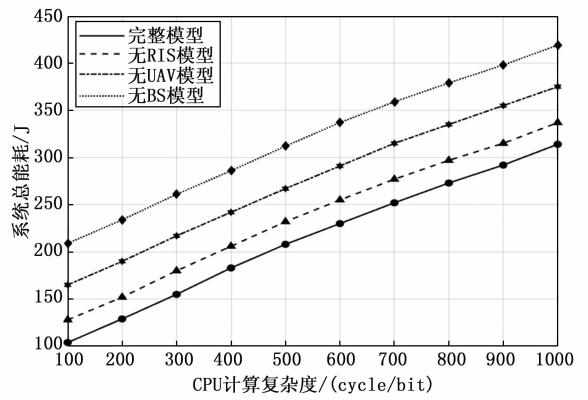


图 4 系统总能耗与 CPU 计算复杂度的关系

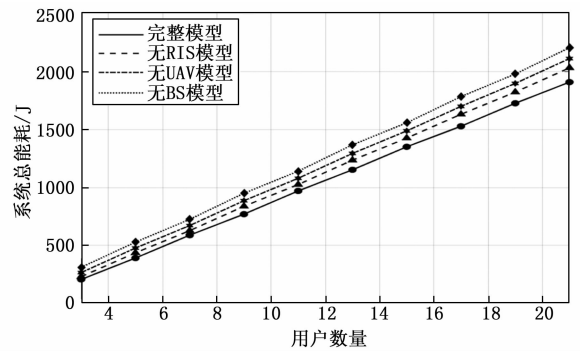


图 5 系统总能耗与用户数量的关系

要向 BS 卸载计算的部分数据进行二次转发,UAV 需要进行额外的信号发射,从而加大了 UAV 的能耗。随着用户数量的增加,卸载数据量随之上升,而 UAV 的通信带宽是有限的,这给 UAV 通信中继带来了更大的多跳传输压力,系统的时延和能耗随之上升,使得无 RIS 模型与完整模型之间在能耗方面的差距随着用户数量的增加而增加。2) 与无 UAV 模型对比,由于缺少了 U-RIS 的机动性,此时 RIS 只能被部署于固定位置,无法根据算法优化得到的坐标,调整到更优的部署位置,从而使得 RIS 对信道传输的优化能力无法被充分利用,提高了传输能耗和时延。而且随着用户数量和卸载数据量的上升,U-RIS 的转发负载增加,因为 RIS 不理想的部署位置给 RIS 优化卸载链路的效果带来的损益越来越显著,从而导致无 RIS 模型与完整模型之间在能耗方面的差距随着用户数量的增加而上升。3) 与无 BS 模型对比,由于在无 BS 模型中,各 MEC 网络节点无法获取到高性能计算资源,只能进行本地计算或卸载到 UAV 进行计算,这给用户和 UAV 不充足的计算资源带来了更大的压力。当用户数量和卸载数据量上升时,由于只有 UAV 一个卸载计算选项,而且 UAV 因续航能力有限而无法携带高性能的 MEC 服务器,UAV 有限的计算处理能力和越来越大的卸载处理数据量之间的矛盾也加大了用户卸载处理的时延和能耗,使得无 BS

模型在能耗上与完整模型之间的差距随着用户数量的上升而上升。

为了验证本文所提出的 ISDE 算法在优化本文所提出的系统模型方案中的有效性, 将 ISDE 算法与 DE 算法以及两种改进 DE 算法 UDE 和 VMCH 在不同 QoS 要求下优化得到的系统总能耗进行对比。实验结果如表 3 所示, 可以看出 ISDE 算法在 3 种不同的 QoS 要求下优化得到的系统总能耗均低于另外 3 种对比算法, 其中, 在 QoS=400, QoS=500 和 QoS=600 这 3 种情况下, ISDE 算法相较于 DE 算法分别有 14.8%、19.9% 和 24.1% 的优化提升率, ISDE 算法相较于 UDE 算法分别有 10.6%、15.9% 和 18.5% 的优化提升率, ISDE 算法相较于 VMCH 算法分别有 8.3%、13.6% 和 16.7% 的优化提升率。这是由于 ISDE 算法有较强的全局探索和局部开发能力, 能有效地平衡种群对目标函数和对约束条件的优化。实验结果表明, 应用 ISDE 算法对系统模型进行优化, 可以更好地发挥 RIS 对信道性能改善的作用, 使得 BS 和 UAV 搭载的计算服务器能更加有效地发挥降低用户完成计算任务过程中的时延和能耗的作用。

表 3 在不同 QoS 要求下不同算法优化得到的系统总能耗

能耗/J QoS/s	ISDE	DE	UDE	VMCH
400	254	298	284	277
500	217	271	258	251
600	189	249	232	227

4 计算复杂度分析

算法的时间复杂度和空间复杂度是衡量算法效率的重要指标, 它们分别从时间和空间两个维度来评估算法的性能。时间复杂度可以反映执行算法所需要的计算工作量, 它定性描述了算法的运行时间。空间复杂度可以反映算法在运行过程中临时占用的存储空间大小。在本文中, 时间复杂度和空间复杂度具体分别指 ISDE 算法在对本文提出的 U-RIS 辅助 MEC 网络中的 RIS 相移参数矩阵、各个用户的卸载计算比例、U-RIS 的部署位置进行联合优化的过程中所需的时间消耗和临时占用的存储空间大小。ISDE 对以上参数进行联合优化所需的时间复杂度为 $O(G_{\max} \cdot (Np \cdot D + Np \cdot \log Np))$, 所需的空間复杂度为 $O(Np \cdot D)$ 。而模型复杂度对计算复杂度的影响主要是通过改变上述联合优化问题的解空间的决策变量数, 即影响 D 的大小, 来影响 ISDE 优化过程中的时间复杂度和空间复杂度。

5 结束语

本文提出了一种 U-RIS 辅助 MEC 系统, 通过将 RIS 搭载到 UAV 上, 综合利用了 UAV 的高机动性,

以及 RIS 对信道精确调控的能力, 实现对信道条件和信号质量的有效提升, 提高了 MEC 系统的能效和性能。而且在该模型中, 用户有更多样的卸载计算选择, 使得该系统模型有着更高的通用性。此外, 本文提出了一种基于个体相似度的改进 DE 算法 ISDE, 其能够有效地平衡探索与开发, 具有较强的全局搜索能力。将 ISDE 应用于本文所提出的 MEC 系统模型, 可以为系统求解出较优的用户卸载计算方案和 UAV 部署位置。实验中针对 RIS 反射元件数量、传输带宽、CPU 计算复杂度和用户数量的多组不同的参数设置进行了多次实验。实验结果均表明本文提出的 U-RIS 辅助 MEC 系统和算法优化方法在能效方面显著优于前文中提到的 4 种对照模型方案, 这体现出上述模型和算法优化方法具有较好的鲁棒性。而且, 相对于 3 种同类型算法, ISDE 优化得到的系统处理方案, 在能耗方面均有较大幅度提升。下一步将研究如何提高 ISDE 的运行速度, 并部署于 MEC 系统终端上。

参考文献:

[1] XIANG K, HE Y. UAV-assisted MEC system considering UAV trajectory and task offloading strategy [C] // IEEE International Conference on Communications, 2023: 4677 - 4682.

[2] MAO Y, YOU C, ZHANG J, et al. A survey on mobile edge computing: the communication perspective [J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2017, 19 (4): 2322 - 2358.

[3] XU Y, ZHANG T, LIU Y, et al. UAV assisted MEC networks with aerial and ground cooperation [J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2021, 20 (12): 7712 - 7727.

[4] LI M, CHENG N, GAO J, et al. Energy-efficient UAV-assisted mobile edge computing: resource allocation and trajectory optimization [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2020, 69 (3): 3424 - 3438.

[5] WANG D, TIAN J, ZHANG H, et al. Task offloading and trajectory scheduling for UAV-enabled MEC networks: an optimal transport theory perspective [J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2022, 11 (1): 150 - 154.

[6] XIANG K, HE Y. UAV-assisted MEC system considering UAV trajectory and task offloading strategy [C] // IEEE International Conference on Communications, 2023: 4677 - 4682.

[7] GUO H, LIU J. UAV-Enhanced Intelligent Offloading for Internet of Things at the Edge [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2020, 16 (4): 2737 - 2746.

[8] LIU X, LAI B, GOU L, et al. Joint resource optimization for UAV-enabled multichannel internet of things based

- on intelligent fog computing [J]. IEEE Transactions on Network Science and Engineering, 2021, 8 (4): 2814–2824.
- [9] GUO F, ZHANG H, JI H, et al. Joint trajectory and computation offloading optimization for UAV-assisted MEC with NOMA [C] //IEEE Conference on Computer Communications Workshops, 2019: 1–6.
- [10] ZHENG S, REN Z, HOU X, et al. Optimal communication-computing-caching for maximizing revenue in UAV-aided mobile edge computing [C] //IEEE Global Communications Conference, 2020: 1–6.
- [11] YOU C, KANG Z, ZENG Y, et al. Enabling smart reflection in integrated air-ground wireless network: IRS meets UAV [J]. IEEE Wireless Communications, 2021, 28 (6): 138–144.
- [12] TANG W. Wireless communications with programmable meta-surface: Transceiver design and experimental results [J]. China communications, 2019, 16 (5): 46–61.
- [13] BAI T, PAN C, DENG Y, et al. Latency minimization for intelligent reflecting surface aided mobile edge computing [J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2020, 38 (11): 2666–2682.
- [14] ZENG Y, ZHANG R. Energy-efficient UAV communication with trajectory optimization [J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2017, 16 (6): 3747–3760.
- [15] LI S, DUO B M, DI R Z, et al. Robust secure UAV communications with the aid of reconfigurable intelligent surfaces [J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2021, 20 (10): 6402–6417.
- [16] MEI H, YANG K, SHEN J, et al. Joint trajectory-task-cache optimization with phase-shift design of RIS-assisted UAV for MEC [J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2021, 10 (7): 1586–1590.
- [17] ELTAEIB T, DICHTER J. Data optimization with differential evolution strategies: a survey of the state-of-the-art [C] //IEEE International Conference on Power, Control, Signals and Instrumentation Engineering (ICPCSD), 2017: 17–23.
- [18] ZHOU R, HAO J, CAO H, et al. An empirical study on differential evolution algorithm and its several variants [C] //Proceedings of 2011 International Conference on Electronic & Mechanical Engineering and Information Technology, 2011: 3266–3271.
- [19] NICOLAE G. A study on initial population sampling for multi-objective optimization based on differential evolution and bayesian inference [C] //International Conference on Speech Technology and Human-Computer Dialogue, 2023: 128–132.
- [20] LI Y, WANG S, YANG B. An improved differential evolution algorithm with dual mutation strategies collaboration [J]. Expert Systems with Applications, 2020, 153: 0957–4174.
- [21] KALYANMOY D. An efficient constraint handling method for genetic algorithms [J]. Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering, 2000, 186 (3): 311–338.
- [22] ZHANG J, SANDERSON A C. JADE: Adaptive differential evolution with optional external archive [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2009, 13 (5): 945–958.
- [23] XU Y, ZHANG T, LIU Y, et al. Computation capacity enhancement by joint UAV and RIS design in IoT [J]. IEEE Internet of Things Journal, 2022, 9 (20): 20590–20603.
- [24] QIN A, HUANG L, SUGANTHAN P N. Differential evolution algorithm with strategy adaptation for global numerical optimization [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2009, 13 (2): 398–417.
- [25] TRIVEDI A, SRINIVASAN D, BISWAS N. An improved unified differential evolution algorithm for constrained optimization problems [C] // Proceedings of 2018 IEEE Congress on Evolutionary Computation, 2018: 1–10.
- [26] WU G, WEN X, WANG L, et al. A voting-mechanism-based ensemble framework for constraint handling techniques [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2022, 26 (4): 646–660.
- [18] LI X, LIU W, PAN Y, et al. Binocular vision-based 3D method for detecting high dynamic and wide-range contouring errors of CNC machine tools [J]. Measurement Science and Technology, 2019, 30 (12): 125019.
- [19] LÜ H, TENG F, WU Y. Measurement of ring spinning spun yarn spindle position based on binocular vision [J]. Textile Research Journal, 2024: 00405175241235399.
- [20] 黄喆, 李佳雄, 沈小玲等. 基于双目视觉的战斗机武器系统校靶方法研究 [J]. 航空制造技术, 2023, 66 (7): 73–79.

(上接第 181 页)

- [16] KROMANIS R, KRIPAKARAN P. A multiple camera position approach for accurate displacement measurement using computer vision [J]. Journal of Civil Structural Health Monitoring, 2021, 11 (3): 661–678.
- [17] JIANG T, CUI H, CHENG X, et al. A measurement method for robot peg-in-hole prealignment based on combined two-level visual sensors [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2020, 70: 1–12.