

doi: 10.16104/j.issn.1673-1891.2023.02.012

智能电网用户侧的超密集边缘计算网络卸载方法

邱文海¹, 林 兵², 曾蓉晖²

(1. 福建商学院信息工程学院, 福建 福州 350012; 2. 福建师范大学物理与能源学院, 福建 福州 350108)

摘要: 随着中国经济的飞速发展, 日益增长的居民用电需求和不断增加的用电设备类型使得新型智能电网设备的可靠性、稳定性受到广泛关注, 然而仅依靠传统单一的网络架构往往无法应对大规模电网设备的数据请求。首先, 针对智能电网用户侧的任务请求, 提出一种超密集边缘计算网络下的成本优化模型; 其次, 考虑到通信资源和计算资源的价格对卸载策略的影响, 将资源利用成本作为优化目标; 最后, 为了提高电网设备请求的服务质量, 考虑能耗和时延约束的任务卸载策略, 提出莱维飞行-蜉蝣粒子群优化(Lévy flight-mayfly particle swarm optimization, Lévy-MAPSO)算法。结果表明: 不同价格对资源利用成本的影响十分显著。与 PSO 和 Lévy-MA 算法相比, Lévy-MAPSO 算法由于其群体多样性和强大的搜索能力, 所得到的资源利用成本最低, 性能最好。

关键词: 超密集网络; 移动边缘计算; 任务卸载; 智能电网; Lévy-MAPSO 算法

中图分类号: TM762.4 **文献标志码:** A **文章编号:** 1673-1891(2023)02-0072-09

Offloading Method of Ultra-Dense Edge Computing Network on the User Side of Smart Grid

QIU Wenhai¹, LIN Bing², ZENG Ronghui²

(1. School of Information Engineering, Fujian Business University, Fuzhou, Fujian 350012, China; 2. School of Physics and Energy, Fujian Normal University, Fuzhou, Fujian 350000, China)

Abstract: With the rapid development of China's economy, the rising residential electricity demand and the increasing varieties of electrical equipment have made the reliability and stability of the new smart grid equipment widely concerned. However, relying solely on the traditional single network architecture often fails to answer the data requests of large-scale grid equipment. To this end, this paper first proposes a cost optimizing model under ultra-dense edge computing networks in regard to the request from the smart grid user side; secondly, considering the influence of the price of communication resources and computing resources on the offloading strategy, the resource utilization cost is taken as an optimizing objective; finally, in order to improve the service quality requested by power grid equipment, considering the task offloading strategy of energy consumption and delay constraints, a Lévy flight-mayfly particle swarm optimization (Lévy-MAPSO) algorithm is proposed. The experimental results show that different prices have a significant impact on the resource utilization cost. Compared with PSO and Lévy-MA algorithms, Lévy-MAPSO algorithm has the lowest resource utilization cost and the best performance thanks to its population diversity and powerful searching ability.

Keywords: ultra-dense network; mobile edge calculation; task offloading; smart grid; Lévy-MAPSO

0 引言

随着能源变革和信息技术的发展, 许多国家和地区先后提出了智能电网的发展理念。智能电网作为一种自动化电力传输网络, 主要通过

对所有的节点进行控制和监测, 来保证信息和电能的双向流通^[1]。同时, 根据中国电力科学研究院的研究表明, 智能电网更是一种以传统物理电网为基础, 结合现代先进通信技术、信息技术、传感测量技术、控制技术、计算机技术与物理电网而形成的新

收稿日期: 2023-03-07

基金项目: 福建省自然科学基金委员会面上项目(2019J01286、2022J01961); 福建省自然科学基金委员会重点项目(2020H0012); 福建省教育厅中青年科研项目(JAS21173)。

作者简介: 邱文海(1980—), 男, 福建连江人, 讲师, 硕士, 主要研究方向: 超密集边缘计算。

型电网^[2]。一方面,信息技术与能源技术的结合有效地加快了智能电网的现代化建设,同时也对整个电力系统的经济性、可靠性、安全性和运行控制都提出了更高的要求^[3];另一方面,随着发电、变电、输电、配电、通信、调度等工作的不断推进,以及许多低碳节能技术的大规模普及和应用,智能电网中,智能设备对通信技术以及智能控制技术有了更加迫切的需求。智能电网的智能性依赖于更先进的通信网络架构进行实现,所以,将超密集边缘计算网络部署到智能电网用户侧是一种明智的解决方案。

针对智能电网用户侧超密集边缘计算网络任务卸载的问题研究,本文主要考虑如何利用网络和计算资源,通过电网设备的请求卸载和信道分配,进而提升系统性能和网络容量。针对这方面的研究目前也已经有了一些成果。Chen等^[4]提出了能量敏感的流量卸载方案,在满足服务质量(quality of service, QoS)要求的同时,依据能量到达和流量负载的统计信息共同优化用户关联;Lien等^[5]提出了HetNet通过将移动设备从宏基站(macro base station, MBS)卸载到毫微微小区基站(femtocell base station, FBS)和来平衡移动流量,在保持移动用户体验QoS的同时,最大限度地减少HetNets的总折价能耗;Bashar等^[6]提出了一种新的异构云无线电接入网络设计模式,以显著减少延迟,采用无线资源优化的新方法以及回程中的智能路由来平衡网络流;Ye等^[7]提出一种利用贝叶斯网络方法的预测功能解决方案,FBS和MBS可以共享相同的信道,提高HetNets的整个频谱效率;Bayat等^[8]在HetNets中提出了用户关联方法来解决异构蜂窝网络中的负载平衡问题;Elsherif等^[9]提出了分布式用户关联方法,将UE、毫微微小区接入点和服务提供商之间的竞争行为建模为动态匹配博弈来解决蜂窝网络中的任务卸载问题,增加网络的容量;Zhao等^[10]研究了资源分配和小区间干扰管理,以获得最优的卸载策略。

针对智能电网用户侧超密集边缘计算网络信道分配的问题研究,本文主要考虑如何选择合适的通信方式以及信道分配策略来减少各电网用户侧设备的传输干扰。一些研究选择用博弈论的方式将多信道分配问题转化为信道分配博弈问题进行解决。Hao等^[11]在瑞利衰落信道模型中主发射机存在干扰的情况下,利用博弈论方法进行信道分配;张维维等^[12]提出了一种基于博弈论的联合功率控制与信道分配优化算法,以达到在减少能量消耗的

同时增加抗干扰性能目的;Bistriz等^[13]研究了一种基于博弈论联合路由协议的多信道分配算法,根据无线Mesh网络中路由器分布的公平性原则,提出了一种新的基于博弈论的公平性路由协议,改进路由策略,增加了网络吞吐量;Shrestha等^[14]研究了大型网络中频率选择性干扰信道下的分布式信道分配问题,并使用博弈论算法来获得近似最优信道分配策略。另外,一些学者还选择用启发式算法的方式来解决多信道资源分配的问题。张淑华等^[15]在基于跳频的认知无线网络中,利用遗传算法获得的近似最优的联合带外频谱感知和信道分配策略,以最大化次级用户的吞吐量;Xing等^[16]在建立通信网络信道分配模型的基础上,利用遗传算法得到初始分配方案,然后引入粒子群优化方法展开详细搜索,以获得最终的信道分配策略;Stephan等^[17]建立多射频无线网格网络模型的基础上,设计了一种基于粒子群优化的信道分配算法,以最小化干扰链路数量。

以上的研究大多数从网络架构层面以及算法方面来讨论信道分配策略,忽略了计算和无线通信资源的价格对信道分配策略的影响;此外,为了保证通信服务质量,还需要考虑一些移动设备或者电网设备的请求类型(如时延敏感性任务、能耗敏感型任务)以及完成时间和能耗的约束限制。为此,本文研究了一种面向智能电网用户侧的超密集边缘计算网络模型,该模型考虑了截止时间和能耗的约束,还讨论了不同电网设备、无线信道、多接入边缘计算(multi-access edge computing, MEC)服务器的资源价格下的资源利用成本。

本文的主要内容是:面向电网设备,形成一种基于智能电网用户侧的超密集边缘计算网络任务卸载模型。在该模型中,一方面,考虑到计算资源和无线信道资源的单价对卸载位置的影响,提出一种基于莱维飞行-蜉蝣粒子群优化(Lévy flight-mayfly particle swarm optimization, Lévy-MAPSO)算法的任务卸载策略,该策略还结合了时延和能耗的约束限制,不断更新任务卸载策略,最小化资源利用成本;另一方面,将正交频分复用(orthogonal frequency division multiplexing, OFDM)技术作为传输过程中的通信方案,并在约束条件中加入了信道干扰和传输速率的限制,以提高通信服务质量。与其他算法相比,本文所提出的Lévy-MAPSO算法由于其群体多样性和强大的搜索能力,所得到的资源利用成本最低,性能最好。

1 智能电网用户侧的超密集边缘计算卸载模型

1.1 系统模型

智能电网通过先进的集成技术,为传统电网增加了信息流,形成了高效节能的新能源传输网络。为了更好地实现多个电网设备的实时信息采集和

网络控制,在智能电网中大量的物联网设备通过收集不同来源的信息数据从而成为信息流的来源。但是,由于智能电网用户侧资源和功能的限制,无法对智能电网用户侧设备产生的任务请求进行及时调度处理和资源分配,此时需要为智能电网用户侧设备提供足够的通信资源。因此,面向智能电网用户侧设备的超密集边缘计算网络模型如图 1 所示。

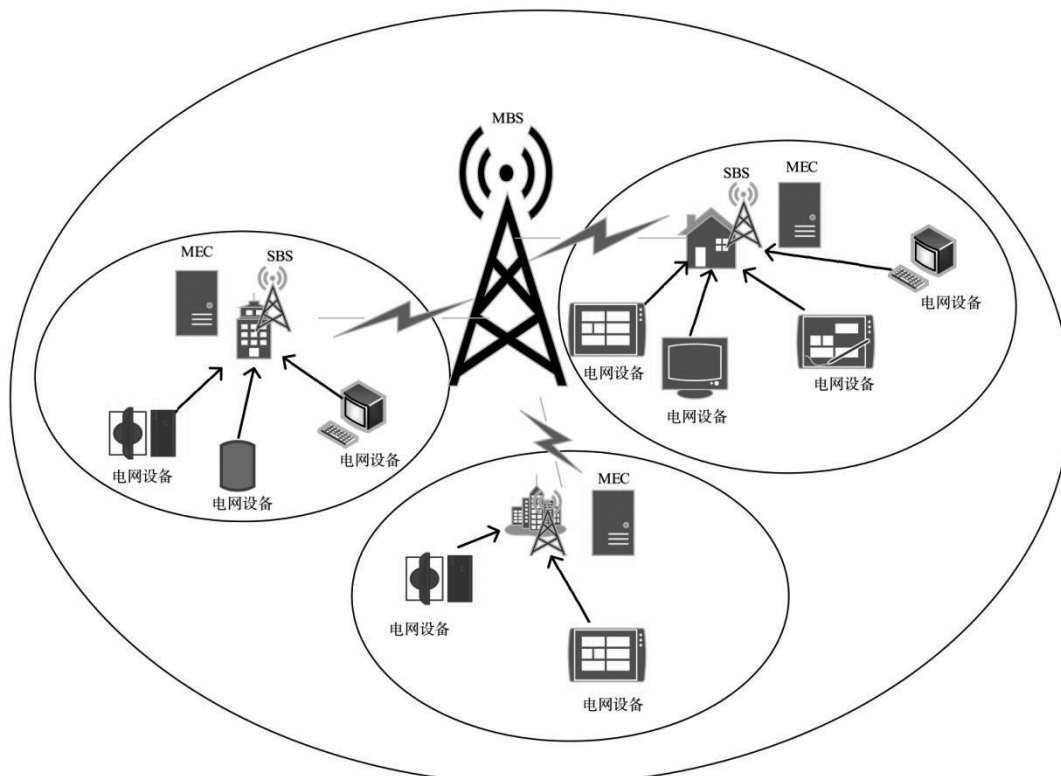


图 1 面向智能电网用户侧设备的超密集边缘计算网络模型

在面向智能电网用户侧设备的超密集边缘计算网络中,主要由一个 MBS, N 个小基站 (small base station, SBS), 若干 MEC 以及电网设备组成一个 2 层的异构蜂窝网络。其中所有的电网设备都分布在由 MBS 覆盖范围形成的宏小区内, 每一个 SBS 覆盖范围称为一个小小区, 将 SBS 的集合表示为 $S = \{s_1, s_2, s_3, \dots, s_N\}$, 而对应的索引为 $B = \{1, 2, 3, \dots, N\}$, 由于每个 SBS 连接一个 MEC, 因此将 MEC 的集合同时也表示为 $C = \{c_1, c_2, c_3, \dots, c_N\}$, 将一个电网设备表示为 u_i , 电网设备的集合用 $U = \{u_1, u_2, \dots, u_m, \dots, u_M\}$ 表示。

1.2 传输模型

在该模型中, 电网设备与基站之间采用 OFDM 进行通信, 在每个超密集网络中, 由于信道之间是正交的, 所以相同网络中的电网设备在不同信道之

间传输任务时互不干扰, 然而当不同蜂窝网络的电网设备复用相同信道传输任务时, 就会导致信道干扰的产生。比如当电网设备 u_m 同 SBS 进行计算和通信时, 若电网设备 u_{m+1} 复用相同的信道, 就会干扰前者通信。所以, 在面向智能电网用户侧的超密集边缘计算网络中, 总带宽为 W , 将其分为 k 个子信道, 所以信道的集合用 $K = \{1, 2, 3, \dots, k\}$ 表示。将信道 k 分配给 u_m 时, 其信噪比 $\gamma_{u_m}^k$ 可以表示为式 (1) 所示。

$$\gamma_{u_m}^k = \frac{P_{u_m} g_{u_m, m}^k}{\sum_{n=1}^N \sum_{u_n=1}^{u_n} a_{u_n}^k p_{u_n} g_{u_n, m}^k + \sigma^2} \quad (1)$$

式中: $g_{u_n, m}^k$ 表示电网设备 u_m 由信道 k 传输到 SBS 的信道增益大小; p_{u_n} 表示为电网设备到 SBS 的任务上传功率; σ^2 表示高斯白噪声; $ua_{u_m}^k$ 表示将信道 k 分配

给电网设备 u_m 的信道分配决策, 用一个二进制变量表示, 当 $a_{u_m}^k = 0$ 时, 表示此时电网设备将任务卸载到本地端, 为此无信道分配; 当 $a_{u_m}^k = 1$ 时, 表示电网设备将任务请求卸载到 MEC 服务器, 此时需要信道分配。最终, 电网设备 u_m 的任务上传速率 R_{u_m} 可以表示为式(2)所示。

$$R_{u_m} = a_{u_m}^k \frac{W}{K} \log_2(1 + \gamma_{u_m}^k) \quad (2)$$

1.3 任务模型

接下来定义每一个电网设备都产生一个计算任务请求, 任务可以选择本地处理或者卸载到 MEC 服务器上处理, 将任务模型表示为 $Q_{u_m} = \{\omega_{u_m}, s_{u_m}, T_{u_m}^{\max}\}$, 其中 ω_{u_m} 表示任务模型 Q_{u_m} 中的计算量大小, 而 s_{u_m} 表示任务请求的输入数据量大小, $T_{u_m}^{\max}$ 表示任务请求的截止时间。当任务选择在本地处理时, 任务完成时间可以表示为式(3)所示。

$$T_{u_m}^d = \frac{\omega_{u_m}}{\tau_i f_{u_m}^d} \quad (3)$$

式中: $f_{u_m}^d$ 表示电网设备为任务 Q_{u_m} 提供的计算能力; τ_i 表示处理任务 Q_{u_m} 所需要的计算资源块数量。此时任务 Q_{u_m} 在本地处理所产生的计算能耗表示为式(4)所示。

$$e_{u_m}^d = \rho (f_{u_m}^d)^2 \omega_{u_m} \quad (4)$$

而 $\rho = 10^{-26}$, 且该数值的大小取决于电网设备的内部芯片结构^[18]。

1.4 计算模型

当电网设备将任务上传到 MEC 服务器上处理时, 首先要选择合适的信道进行传输, 因此产生了一定的传输时间和传输能耗, 其次任务卸载到 MEC 服务器上时, 产生了对应的任务处理时间和任务处理能耗。那么智能电网用户侧设备的任务传输时间可以表示为式(5)所示。

$$T_{u_m}^k = \frac{s_{u_m}}{R_{u_m}} \quad (5)$$

那么智能电网用户侧设备的任务传输能耗可以表示为式(6)所示。

$$e_{u_m}^k = p_{u_m}^k \frac{s_{u_m}}{R_{u_m}} \quad (6)$$

其次将电网设备的任务处理时间表示为式(7)所示。

$$T_{u_m}^n = \frac{\omega_{u_m}}{\mu_i f_{u_m}^n} \quad (7)$$

式中: $f_{u_m}^n$ 表示 MEC 服务器每个计算资源的处理能

力, 而对应的电网设备 u_m 卸载任务到 MEC 服务器上的处理能耗表示为式(8)所示。

$$e_{u_m}^n = p_{u_m}^n \frac{\omega_{u_m}}{\mu_i f_{u_m}^n} \quad (8)$$

式中: $p_{u_m}^n$ 表示 MEC 服务器上的计算功率; μ_i 表示分配给 u_m 的资源数量。

接下来本文将智能电网用户侧设备 u_m 请求卸载到 s_n 的任务卸载决策表示为 $x_{u_m}^n$ 。当 $x_{u_m}^n = 0$ 时, 表示此时 u_m 选择将任务卸载到电网设备处理; 当 $x_{u_m}^n = 1$ 时, 表示此时 u_m 将任务卸载到 s_n 对应的 MEC 服务器上处理。最后, 由于本节主要针对智能电网用户侧设备的任务卸载和信道分配, 那么最终完成任务 Q_{u_m} 的请求卸载后, 完成智能电网用户侧设备请求的能耗为如式(9)所示。

$$e_{u_m} = x_{u_m}^n (e_{u_m}^n + e_{u_m}^k) + (1 - x_{u_m}^n) e_{u_m}^d \quad (9)$$

而对应的完成时间如式(10)所示。

$$T_{u_m} = x_{u_m}^n (T_{u_m}^n + T_{u_m}^k) + (1 - x_{u_m}^n) T_{u_m}^d \quad (10)$$

而在任务处理过程中, 移动运营商在为电网设备提供卸载服务的同时, 会收取一定的费用, 该费用包含两部分, 使用 MEC 计算资源和电网设备计算资源的费用, 以及使用无线信道资源的费用, 电网设备使用无线信道资源传输时, 将从使用带宽和使用时间两部分进行收费, 假设电网设备使用无线信道资源的费用单价为 β , 其单位为元/(Hz · s)。所以电网设备使用无线信道资源产生的费用如式(11)所示。

$$L_{u_m}^k = \beta \frac{W}{K} T_{u_m}^k \quad (11)$$

假设电网设备使用单个 MEC 计算资源块的费用为 η , 单位为元, 此时一个任务 u_m 卸载到 MEC 服务器上处理, 需要向移动运营商支付的费用如式(12)所示。

$$L_{u_m}^n = \eta \mu_i \quad (12)$$

当电网设备选择将任务请求发送到本地设备端处理时, 假设任务 Q_{u_m} 使用电网设备单个计算资源块的费用为 ψ , 单位为元, 那么处理任务 Q_{u_m} 需要向移动运营商支付的费用如式(13)所示。

$$L_{u_m}^d = \psi \tau_i \quad (13)$$

2 面向智能电网用户侧能耗优化的卸载目标

由于智能电网环境下电网设备产生的电力数据十分庞大, 以及任务处理需要保证时效性, 传统有线通信和电力线通信无法满足如此大规模的数

据传输和处理,为此,通过超密集边缘计算网络辅助智能电网实现广域覆盖和数据传输,可以有效满足智能电网用户侧设备任务请求的实时性以及热点区域大规模数据接入。为了在满足智能电网用户侧设备大规模接入需求的同时,尽可能降低完成电网设备任务请求的成本,考虑一种基于 Lévy-MAPSO 算法的卸载方案,在满足截止时间约束的同时,最小化智能电网设备任务请求的卸载成本。在超密集边缘计算网络中智能电网设备请求的总卸载成本表示如式(14)所示。

$$\begin{cases}
 P_0: \min \Omega = \min \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M (x_{u_m}^n (L_{u_m}^n + L_{u_m}^k) + (1 - x_{u_m}^n) L_{u_m}^d) \\
 C1: x_{u_m}^n (T_{u_m}^n + T_{u_m}^k) + (1 - x_{u_m}^n) T_{u_m}^d < T_{u_m}^{\max} \\
 C2: R_{u_m} \geq r_{\min} = NB_0 r_0 \\
 C3: \sum_{n=1}^N x_{u_m}^n \leq 1, u_m \in U, m \in M, n \in N \\
 C4: \sum_{k=1}^K a_{u_m}^k \leq 1, k \in K, m \in M, u_m \in U \\
 C5: I_{u_m}^k \leq I_{\max}
 \end{cases} \quad (14)$$

式中: C1 主要保证了电网设备的任务请求在可容忍时间内完成; C2 保证了传输速率要大于最小传输速率,从而保证通信质量; C3 主要保证了一个任务请求每次只能卸载到一个 MEC 服务器,而 C4 主要保证了每次只能给一个电网设备分配一个无线信道; C5 是为了保证当前电网设备传输过程中的传输干扰需要小于最大传输干扰,从而确保通信服务质量的要求。

3 基于 Lévy-MAPSO 算法的智能电网用户侧任务卸载方案

为了满足智能电网用户侧的服务质量和成本的要求,本文基于 Lévy-MAPSO 算法,考虑了超密集边缘计算网络中信道资源和计算资源的成本,在满足截止时间约束的同时,最小化电网设备任务卸载过程的资源利用成本。Lévy-MAPSO 算法主要是在粒子群优化 (particle swarm optimization, PSO) 算法的基础上融入了莱维飞行策略以及蜉蝣算法的粒子群更新策略。其中,融入莱维飞行策略可以改进原本蜉蝣算法中下一次迭代过程速度的权重影响,进而可提高算法的种群多样性,让整个算法更加稳定^[19]。传统的 PSO 算法主要通过个体历史最优、全局最优、种群 3 个部分作为主要信息,根据粒子的速度和位置更新策略,从而找到最优解。其中,影响局部搜索和全局搜索的重要因素便是 w , 而常用的

计算 w 的策略为线性递减,由于该策略中粒子的飞行速度较慢,在迭代后期则容易陷入局部最优解^[20]。所以本文将 PSO 算法与融入莱维飞行的蜉蝣算法结合,不仅可以弥补 PSO 算法种群多样性差,容易陷入局部最优解的不足,同时 PSO 算法的简单高效,以及收敛速度快等优势也将提高蜉蝣算法的性能。Lévy-MAPSO 算法的伪代码如算法 1 所示。

算法 1: 基于 Lévy-MAPSO 算法的任务卸载策略

输入: 种群规模 s_1, s_2 , 最大迭代次数 MAXITER, 学习因子 z_1, z_2 , 电网设备集合 $U = \{u_1, u_2, \dots, u_m, \dots, u_M\}$, 计算资源和信道资源等参数, 惯性权重 w , 服务器集合 $C = \{c_1, c_2, c_3, \dots, c_N\}$, 莱维飞行算子 L , 算法因子 $a = 2/3$, 莱维飞行尺度 $\gamma \in [-1, 1]$ 。

输出: 最优适应度值 F , 最优任务卸载策略, 信道分配策略, 总能耗, 时延。

- 1) 计算每个电网设备的任务完成时间和能耗, 系统总资源利用成本。
- 2) 根据适应度函数的约束条件进行策略更新。
- 3) 根据式(15)计算莱维飞行算子 L
- 4) 根据式(17)~(20)对雄性蜉蝣和雌性蜉蝣进行速度和位置的更新, 获取子代蜉蝣种群。
- 5) 根据式(21)更新子代的蜉蝣种群。
- 6) 对子代种群按照 PSO 算法的方式进行位置和速度的更新。

7) 在粒子更新之后, 重新计算种群的适应度值, 并更新局部最优 P_{best} 和全局最优 G_{best} 。

8) 输出最优的任务卸载策略和信道分配策略, 资源利用成本, 能耗和时延。

在自然界中, 莱维飞行对于鸟类来说是一种常用的飞行方式, 其运动方式为大概率小步长, 小概率大步长^[21]。通过融入莱维飞行策略, 可以很好地改进速度对于下一次迭代的权重, 其种群的多样性更加丰富。莱维飞行算子的计算方式如式(15)所示。

$$L = \gamma \frac{\mu}{|v| \frac{1}{a}} (G_{\text{best}} - x_{ij}^t) \quad (15)$$

$$\sigma_u = \left[\frac{J(1+a) \sin\left(\frac{\pi a}{2}\right)}{J\left(\frac{1+a}{2}\right) a 2^{\frac{a-1}{2}}}\right]^{\frac{1}{a}}, \sigma_v = 1 \quad (16)$$

式中: $J(\bullet)$ 表示伽马函数; 而 u, v 分别服从均匀分布, 均值为0, 方差大小分别为 σ_u, σ_v , 其计算方式和赋值由式(16)得出。

由于该算法的种群分别由一个雄性蜉蝣、雌性蜉蝣以及子代构成。结合莱维飞行策略, 雄性蜉蝣种群的速度和位置更新策略如式(17)所示。

$$v_{ij(\text{male})}^{t+1} = \begin{cases} Lv_{ij(\text{male})}^t + a_1 e^{-\beta r_p^2} (P_{\text{best}} - x_{ij(\text{male})}^t), & f(y_i) \geq f(x_i) \\ + a_2 e^{-\beta r_c^2} (G_{\text{best}} - x_{ij(\text{male})}^t) & \\ Lv_{ij(\text{male})}^t + dr, & f(y_i) < f(x_i) \end{cases} \quad (17)$$

式中: $x_{ij(\text{male})}^t$ 表示在第 t 次迭代过程中第 i 个雄性蜉蝣在第 j 维的位置, $x_{ij(\text{male})}^{t+1} = x_{ij(\text{male})}^t + v_{ij(\text{male})}^{t+1}$; $v_{ij(\text{male})}^t$ 表示在第 t 次迭代过程中第 i 个雄性蜉蝣在第 j 维的速度; a_1, a_2 表示社会作用下正吸引系数; P_{best} 为当前的雄性蜉蝣所经历的局部最优位置; β 表示蜉蝣粒子的能见度系数; G_{best} 表示所有雄性蜉蝣所经历的全局最优位置; r_p 表示当前蜉蝣粒子位置与局部最优位置的笛卡尔距离; r_c 表示当前蜉蝣粒子位置与全局最优粒子位置的笛卡尔距离。而笛卡尔距离的计算公式如式(18)所示。

$$\|x_i - X_i\| = \sqrt{\sum_{j=1}^D (x_{ij} - X_{ij})^2} \quad (18)$$

式中: D 表示粒子的维度; X_{ij} 表示第 i 个蜉蝣粒子历史最优适应度值所对应的位置; x_{ij} 表示第 j 维度第 i 个蜉蝣粒子历史最优适应度值所对应的位置。

当雌性蜉蝣适应度值较高时, 雄性蜉蝣就会向雌性蜉蝣进行求偶。而雄性蜉蝣粒子在求偶过程中会产生一种独特的舞蹈动作, 计算公式如式(19)所示。

$$v_{ij}^{t+1} = v_{ij}^t + dr \quad (19)$$

式中: d 为舞蹈系数; $r \in [-1, 1]$ ^[19]。

接下来, 本文将考虑雌性蜉蝣粒子的更新策略。雌性蜉蝣在运动过程中, 不会成群聚集, 而是会向雄性蜉蝣所在位置靠拢, 雌性蜉蝣的位置更新公式如式(20)所示。

$$v_{ij(\text{female})}^{t+1} = \begin{cases} \{Lv_{ij(\text{female})}^t + a_2 e^{-\beta r_{mf}^2} (x_{ij(\text{female})}^t - y_{ij(\text{female})}^t)\} & f(y_i) \geq f(x_i) \\ Lv_{ij(\text{female})}^t + fr & f(y_i) < f(x_i) \end{cases} \quad (20)$$

式中: f 表示雌性蜉蝣的随机游走距离; r_{mf} 则表示雌性蜉蝣与雄性蜉蝣之间的笛卡尔距离。

当雌性蜉蝣的适应度值小于雄性蜉蝣的适应

度值时, 将会向雄性蜉蝣位置靠拢; 而当雌性蜉蝣的适应度值大于雄性蜉蝣时, 将会在上一次运动过程基础上加速前进。最终的子代则是通过继承一个雄性蜉蝣父代和雌性蜉蝣父代来形成的。子代粒子的更新策略如式(21)所示。

$$\begin{aligned} v_{ij(\text{offspring})}^t &= Cv_{ij(\text{male})}^t + (1 - C)v_{ij(\text{female})}^t \\ x_{ij(\text{offspring})}^t &= Cx_{ij(\text{male})}^t + (1 - C)y_{ij(\text{female})}^t \end{aligned} \quad (21)$$

式中: $v_{ij(\text{male})}^t, x_{ij(\text{male})}^t$ 分别表示选取的雄性蜉蝣父代粒子的速度和位置; $v_{ij(\text{female})}^t, x_{ij(\text{female})}^t$ 分别表示选取的雌性蜉蝣父代粒子的速度和位置; $C \in [0, 1]$ 。

接下来, 进行 PSO 策略的位置和速度更新。最后, 计算更新后的粒子的适应度值, 适应度值用资源利用成本表示。最终, 本文可以得到更新后的任务卸载位置, 信道分配位置, 以及资源利用成本。

4 验证实验设置与结果分析

4.1 实验设置

首先考虑基于智能电网用户侧的环境下, 超密集边缘计算网络的应用场景, 该场景下包含一个宏基站和 N 个 SBS, 每个 SBS 连接一个 MEC 服务器, 其中本文将 SBS 的数量设置为 $[1, 60]$, 那么服务器的数量也为 $[1, 60]$, 同时, 本文将电网设备的数量设置为 $[30, 180]$, 将 MEC 服务器的计算资源单价初步设置为 5 元, 将电网设备的计算资源单价初步设置为 1.5 元, 而无线信道资源的单价则设置为 1 元^[22]。同时, 电网设备的计算功率 $p_m = 20 \text{ W}$, 而 MEC 的计算功率 $p_0 = 6 \text{ W}$, 电网设备传输任务请求时的发射功率 $p_s = 2 \text{ W}$ 。而传输过程中所用到的子信道带宽设置为 2GHz。该参数的设置主要参考相关文献^[21]。本文将 Lévy-MAPSO 算法与 Lévy-MA、PSO 算法、随机算法进行比较, 随机算法参数设置为 $z1 = z2 = 2$, 其他相关算法的参数设置如表 1 所示。

表 1 相关算法的参数设置

算法	参数设置
Lévy-MAPSO	$z1 = z2 = 2, w_{\text{max}} = 0.9, w_{\text{min}} = 0.2,$ $L = 5, \gamma \in [-1, 1], \delta = \frac{3}{2}, \sigma_v = 1$
PSO	$z1 = z2 = 2, w_{\text{max}} = 0.9, w_{\text{min}} = 0.2$
Lévy-MA	$L = 5, \gamma \in [-1, 1], \delta = \frac{3}{2}, \sigma_v = 1$

4.2 实验结果分析

由于电网设备在任务卸载过程中的总成本包含 2 部分, 使用计算资源的成本和使用无线信道资

源的成本,因此,首先本文对比了智能电网用户侧设备任务卸载过程中无线信道资源的价格对结果的影响。如图 1 所示,本文将无线信道资源的单位价格设置为 $[1, 19]$ 元,将电网设备计算资源的单位价格设置为 1.5 元,将 MEC 服务器的计算资源单位价格设置为 5 元。同时,为了更好地体现出本节所提出的 Lévy-MAPSO 算法的可行性,本文将该算法与 Lévy-MA 算法、PSO 算法以及随机算法进行了对比。可以看出,本节所提出的 Lévy-MAPSO 算法在成本优化方面的性能最好,而 Lévy-MA 算法与 PSO 算法的性能次之,最后在随机算法策略下的成本最

大。这是由于 Lévy-MAPSO 算法结合了 Lévy-MA 算法和 PSO 算法的优势,具有很强的种群多样性,且融入莱维飞行策略之后该算法全局搜索能力更强,所以该算法下的任务卸载成本最小。而随着无线信道资源的单位价格越来越高,可以看出最终的成本反而越来越低。这是由于电网设备考虑到无线信道资源的价格比原本电网设备的计算资源价格更高,以及本文的优化目标是资源使用成本,而成本大小与使用计算资源的数量和计算资源的价格有关,因此为了寻求更低价格的方案,便将更多计算请求放置到本地端进行处理。

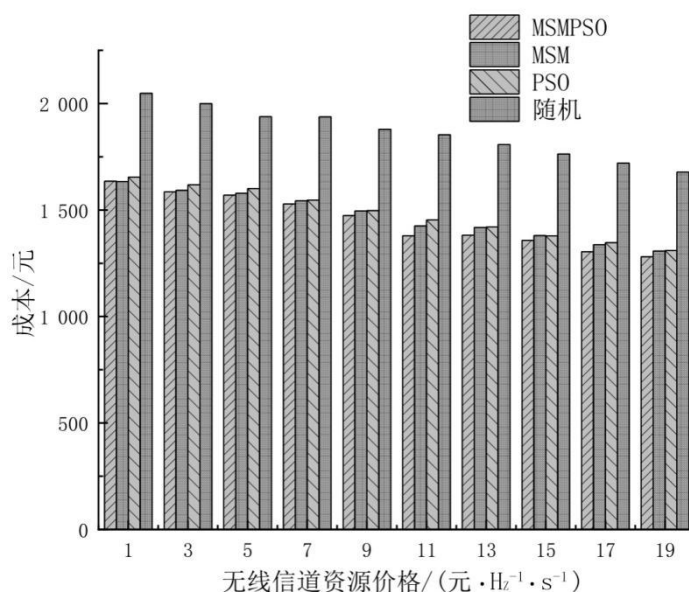


图 2 无线信道资源价格对资源利用成本的影响

接下来本文讨论 MEC 计算资源价格对资源利用成本的影响,为此,将 MEC 服务器的计算资源价格设置为 $[2, 20]$ 元,将电网设备的计算资源价格设置为 2 元,将无线信道资源的价格定义为 1 元。从图 3 可以看出,在不同的算法下,随着 MEC 计算资源价格的增加,卸载成本也随之增加,这是由于当电网设备选择将任务卸载到 MEC 服务器时,卸载成本与分配给电网设备的计算资源块数量和资源价格有关;同时 Lévy-MAPSO 算法下的卸载成本最低,这是由于其他算法下电网设备选择的卸载策略不同,MEC 服务器给任务请求分配的计算资源块数量更多,所以任务卸载成本更高。

可以看出,随着电网设备计算资源价格的增加,卸载成本随之增加,这是由于当任务卸载到电网设备端时,资源利用成本与计算资源的价格和所分配的资源块数量有关,随着电网设备计算资源价格的增加,资源利用成本随之增加;同时,Lévy-MAPSO 算法下的资源利用成本最低,这是由于该算法在收敛速度、种群多样性方面都有很好的优势,而相比之下其他算法的卸载策略所需要的资源块数量更多,因此对应的成本更高。

5 结语

本文还对比了电网设备计算资源价格对资源利用成本的影响。将电网设备的计算资源价格设置为 $[2, 20]$ 元,将 MEC 服务器的计算资源价格设置为 5 元,将无线信道资源的价格设置为 1 元。从图 4

本文提出了一种智能电网用户侧的超密集边缘计算网络任务卸载模型,该模型将超密集边缘计算网络部署到智能电网用户侧,增加了智能电网用户侧通信和计算的准确性、及时性,提高了电网用户的通信服务质量。首先,在考虑 MEC 服务器、电网设备以及无线信道资源价格的基础上,提出了一

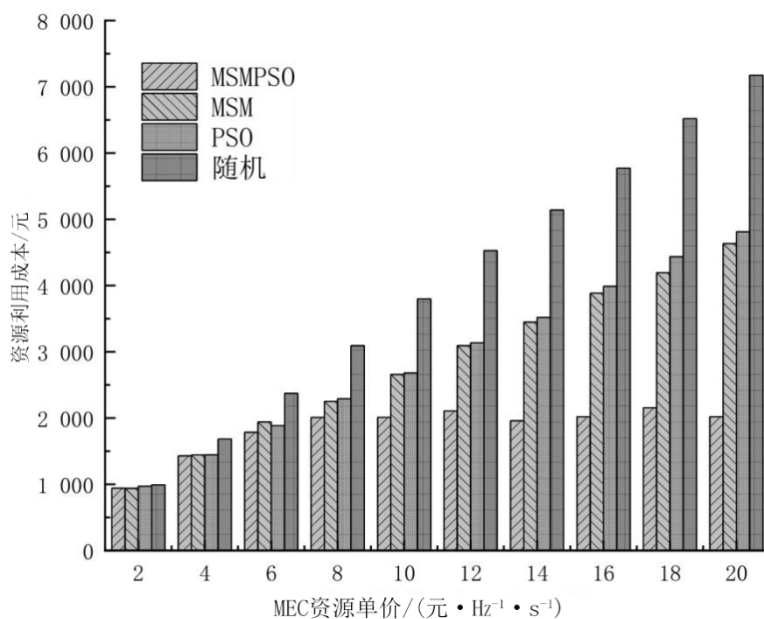


图3 MEC计算资源价格对资源利用成本的影响

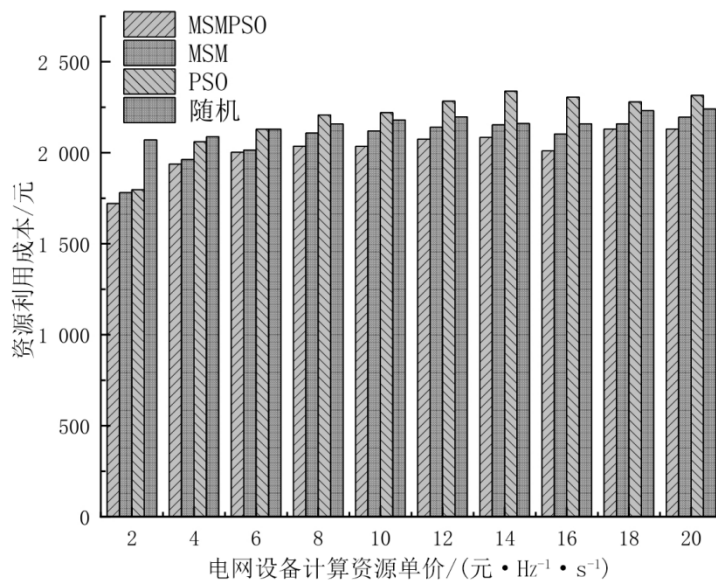


图4 电网设备计算资源价格对资源利用成本的影响

种资源利用成本最低的任务卸载方法,以满足智能电网用户侧设备的服务请求;其次,为了解决电网设备卸载策略和成本计算等问题,基于改进的Lévy-MAPSO算法,电网设备根据卸载能耗和时延的限制,选择资源利用成本最低的任务卸载策略;最后,验证实验结果表明,所提出的Lévy-MAPSO算法在电网设备任务卸载过程中,可以得到资源利用

成本最低的卸载策略,其性能优于其他对比算法,能够在超密集边缘计算网络中的卸载效果。

在下一步的工作中,本文将考虑实际电网设备的任务类型以及实际电价对卸载结果的影响。同时在模型中可结合智能电网用户侧的混合供电部分,考虑实际场景中的太阳能、风能等不同供电情况下的计算成本。

参考文献:

[1] USMAN A, SHAMI S H. Evolution of communication technologies for smart grid applications[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2013, 19: 191-199.

- [2] JUDGE M A, KHAN A, MANZOOR A, et al. Overview of smart grid implementation: frameworks, impact, performance and challenges[J]. *Journal of Energy Storage*, 2022, 49: 104056.
- [3] SHARMA D K, APAKA G K, PASUPULLA A P, et al. A review on smart grid telecommunication system[J]. *Materials Today: Proceedings*, 2022, 51: 470–474.
- [4] CHEN X, WU J, CAI Y, et al. Energy-efficiency oriented traffic offloading in wireless networks: a brief survey and a learning approach for heterogeneous cellular networks[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2015, 33(4): 627–640.
- [5] LIEN S Y, HUNG S C, CHEN K C, et al. Ultra-low-latency ubiquitous connections in heterogeneous cloud radio access networks[J]. *IEEE Wireless Communications*, 2015, 22(3): 22–31.
- [6] BASHAR A. Graphical modelling approach for monitoring and management of telecommunication networks [J]. *International Journal of Space-Based and Situated Computing*, 2015, 5(2): 65–75.
- [7] YE Q, RONG B, CHEN Y, et al. User association for load balancing in heterogeneous cellular networks[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2013, 12(6): 2706–2716.
- [8] BAYAT S, LOUIE R H Y, HAN Z, et al. Distributed user association and femtocell allocation in heterogeneous wireless networks[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2014, 62(8): 3027–3043.
- [9] ELSHERIF A R, CHEN W P, ITO A, et al. Resource allocation and inter-cell interference management for dual-access small cells[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2015, 33(6): 1082–1096.
- [10] ZHAO N, HE X, WU M, et al. Deep Q-network for user association in heterogeneous cellular networks[C]//*Conference on Complex, Intelligent, and Software Intensive Systems*. Springer, 2018: 398–407.
- [11] HAO X C, RU X Y, LI X D, et al. Joint game algorithm of power control and channel allocation considering channel interval and relay transmission obstacle for WSN[J]. *Wireless Personal Communications*, 2016, 86(2): 521–548.
- [12] 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(03): 887–892.
- [13] BISTRITZ I, LESHEM A. Game theoretic dynamic channel allocation for frequency-selective interference channels[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2018, 65(1): 330–353.
- [14] SHRESTHA A P, WON J, YOO S J, et al. Genetic algorithm based sensing and channel allocation in cognitive ad-hoc networks[C]//*2016 International Conference on Information and Communication Technology Convergence (ICTC)*. IEEE, 2016: 109–111.
- [15] 张淑华,李平. 基于组合智能算法的无线网络信道分配机制[J]. *吉林大学学报(理学版)*, 2019, 57(1): 139–144.
- [16] XING J, LI Q, SUN H, et al. Multi-radio multi-channel assignment algorithm in maritime wireless mesh networks[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 85903–85912.
- [17] STEPHAM T, SURESH J K. Particle swarm optimization-based energy efficient channel assignment technique for clustered cognitive radio sensor networks[J]. *The Computer Journal*, 2018, 61(6): 926–936.
- [18] MOTAMARRI R, NAGU B. GMPPT by using PSO based on Lévy flight for photovoltaic system under partial shading conditions [J]. *IET Renewable Power Generation*, 2020, 14(7): 1143–1155.
- [19] YI L, SHI H, LIU J, et al. Dynamic Multi-peak MPPT for photovoltaic power generation under local shadows based on improved mayfly optimization[J]. *Journal of Electrical Engineering & Technology*, 2022, 17(1): 39–50.
- [20] SHI Y, EBERHART R. A modified particle swarm optimizer[C]//*1998 IEEE international Conference on Evolutionary Computation Proceedings*. IEEE, 1998:69–73.
- [21] MOTAMARRI R, NAGU B. GMPPT by using PSO based on Lévy flight for photovoltaic system under partial shading conditions [J]. *IET Renewable Power Generation*, 2020, 14(7):1143–1155.
- [22] 杜剑波,薛哪哪,孙艳,等. 基于 NOMA 的车辆边缘计算网络优化策略[J]. *物联网学报*, 2021, 5(1):19–26.