



专栏：能源互联网

面向温控负荷聚合调控的云边端网络资源分配

刘艺, 武昕

(华北电力大学电气与电子工程学院, 北京 102206)

摘要: 温控负荷是以空调和电热水器等为一类控制温度调节的柔性负荷, 作为一类重要的需求侧资源, 对负荷集群进行灵活的聚合调控可以充分调动清洁能源消纳能力, 保障电网供需平衡。由于温控负荷常见于商业写字楼及居民区内, 可对其采用较为稳定的控制与传输方式, 故引入高效的分层分级传输网络, 实现负荷与电网之间的数据传输与信息交互, 灵活、实时、精准地利用负荷集群的调节潜力。首先提出了一种“中心云-边缘云-区域控制器-温控负荷”的云边端协同通信组网架构。接着, 针对端-边部分, 考虑不同聚合控制任务的需求, 利用改进的聚类算法对任务进行分类, 以减少传输开销。针对边-云协同部分, 构建了考虑时延、能耗和误码率的传输开销效用函数, 设计了基于稳定匹配和注水算法的子信道资源分配算法, 并利用二进制粒子群算法解决了任务上传决策问题。最后, 通过仿真验证了本文所提模型的有效性, 并进行了对比实验。

关键词: 云边端协同; 资源分配; 实时准确传输; 温控负荷聚合

中图分类号: TN929.5

文献标志码: A

doi: 10.11959/j.issn.1000-0801.2024029

Cloud edge end network resource allocation for thermostatically controlled load aggregation regulation

LIU Yi, WU Xin

School of Electrical and Electronic Engineering, North China Electric Power University, Beijing 102206, China

Abstract: Thermostatically controlled load is a flexible load that controls temperature regulation, such as air conditioning and electric water heaters. As a crucial demand side resource, flexible aggregation and regulation of load clusters can fully mobilize clean energy consumption capacity and ensure the balance between supply and demand of the power grid. Due to the common occurrence of thermostatically controlled loads in commercial office buildings and residential areas, a relatively stable control and transmission method can be adopted. Therefore, an efficient hierarchical transmission network is introduced to achieve data transmission and information interaction between loads and the power grid, and to flexibly, real-time, and accurately utilize the adjustable potential of load clusters. Firstly, an information interaction architecture of load IoT which structured “central cloud-edge cloud-regional load controller-thermostatically controlled load” was proposed. Then, for the “end edge” part, considering the requirements of different aggregation control tasks, an improved clustering algorithm was used to classify the tasks and reduce transmission overhead. For the “end-side” part, an improved clustering algorithm was used to optimize the transmission distance. For the edge-cloud collaboration part, a subchannel resource allocation algorithm was designed

收稿日期: 2023-11-21; 修回日期: 2024-02-06

based on stable matching and water injection algorithms. The binary particle swarm optimization algorithm was used to solve the task upload decision problem. Finally, the effectiveness of the proposed model and algorithm is verified through simulation, and comparative experiments are also conducted.

Key words: cloud edge end collaboration, resource allocation, real time accurate transmission, thermostatically controlled load aggregation

0 引言

全球能源革命进程的不断深入推动能源结构持续向低碳化转型, 能源系统转型升级已成为能源革命的迫切任务需求。然而, 大规模新能源入网的波动性和间歇性给电网的供需平衡和安全稳定运行带来了巨大的挑战。为平抑新能源并网带来的波动, 实现电网的供需平衡, 提高能源利用率, 需要充分调动需求侧负荷资源的能源消纳能力^[1-4]。温控负荷是以空调和电热水器等为一类控制温度调节的柔性负荷, 具有需求侧占比较大、短时可中断特性和控制灵活的特点, 在系统频率调控中的应用得到了广泛的关注^[5-6]。温控负荷集群作为当下最具有可控调节潜力的需求侧响应资源之一, 在大量新能源并网的背景下, 通过建立云边端协同的通信网络架构, 实现温控负荷与电网之间的数据传输与信息交互, 灵活利用负荷集群的可调节潜力, 以提升对波动性可再生能源的消纳能力, 保证电力系统的平稳安全运行。

与此同时, 物联网的发展加速了负荷的智能化, 负荷逐步通过多种途径接入互联网。应用物联网技术推动新型电力负荷管理系统的升级, 加强负荷侧的管理, 成为保障经济社会快速发展背景下能效供需平衡的可行途径。通过多层级的拓扑架构和动态组网方法对电力负荷进行灵活控制和高效数据传输, 形成负荷管理系统自上而下与自下而上的良性互动, 助力负荷侧和电网其他能源服务环节的互联互通, 对新能源消纳、激发负荷侧参与电力市场有重要意义^[7]。此外, 随着边缘计算技术的推进, 尤其对于负荷聚合调控这类在接入侧业务需求变化快、数据量大、决策灵

活的场景^[8-9], 相比较云数据中心等大规模服务器集群, 需要引入高效的分层分级云边端计算任务协同机制, 进行负荷侧可调容量的灵活实时精准调控。

目前, 已存在一些关于负荷侧资源参与电网调度和云边端协同通信架构的融合研究。文献[10-12]提出了一种负荷物联网云边端运算结构, 并在此架构下研究云边协同的任务分配算法及边端协同的负荷聚合控制算法, 实现负荷集群协同管控。文献[13]研究了一种基于分布式通信架构的温控负荷参与电力系统频率调控模型, 通过 Gossip 算法实现节点负荷的通信状态和传递延时特性建模。文献[14]提出一种基于云边协同的电动汽车 (electric vehicle, EV) 实时需求响应调度策略, 以中心云负荷差最小和边缘云响应收益最大为目标建立调度决策模型。文献[15]构造了负荷控制与中继传输的协同优化问题, 通过合作中继技术来降低数据包丢失率。

关于资源分配策略与上传决策, 相关学者已经展开研究。文献[16]通过定义无人机与边缘服务器各自的偏好函数, 利用匹配理论建立两者间的稳定匹配, 得到边缘服务器选择策略。文献[17]提出了在满足用户服务质量的前提下最小化系统总能耗的问题, 并联合考虑了卸载决策、功率控制、计算资源和子信道资源分配。文献[18]为解决最大化社交收益的优化问题, 分别利用拉格朗日乘子法和贪婪策略解决了移动边缘计算 (mobile edge computing, MEC) 资源分配和设备到设备通信 (device-to-device communication, D2D) 用户选择问题。文献[19]提出一种基于匹配理论的用户-子信道双边匹配算法, 通过联合资源分配和用户调度可达到用户调度数与系统吞吐量之间的平衡。



从现有的研究工作中可以看出,部分研究者对云边端协同网络的任务卸载和资源分配联合优化进行了研究,然而却鲜少有人考虑子信道资源的合理分配对于传输性能的重要性。此外,上述已开展的研究对于关于负荷参与电网调度和云边端协同通信架构的融合研究深度不够,无法支撑现有大规模温控负荷集群参与电网需求响应调度的需求。因此,建立基于温控负荷聚合调控背景下的云边端协同组网架构对实现大规模负荷集群与电网的实时双向互动以及调节控制是很有必要的。此外,针对云边端协同组网架构,通过研究面向差异化业务传输的通信资源分配方法,综合考虑传输时延、能耗、误码率等传输参数,联合分配负荷物联网中的子信道资源与计算资源,可以提高对端侧负荷资源调控的时效性和准确性。本文的主要贡献如下。

(1) 根据需求侧资源分层分级调控特性,本文提出了一种“中心云-边缘云-区域控制器-温控负荷”的分布式信息交互架构,并分别针对端边协同和边云协同两个层级实现传输开销的最小化,以实现温控负荷与电网之间的数据实时精准传输。

(2) 针对边云协同部分,建立了考虑时效性、能效性、准确性的传输开销效用函数最小化问题。由于其目标函数和约束条件属于混合整数非线性优化问题,将原混合问题解耦为多个子问题进行求解,以获得原问题的近似最优解。

(3) 针对多个子问题,利用迭代求解的方法解决了联合优化资源分配和任务上传的问题。本文设计了基于稳定匹配和注水算法的子信道资源分配算法,并利用二进制粒子群算法解决了任务上传决策问题。通过仿真验证,利用所提方法联合分配负荷物联网中的子信道资源与计算资源,可以提高对端侧负荷资源调控的时效性和准确性。

1 面向温控负荷聚合控制的云边端通信网络模型

1.1 云边端通信网络架构

温控负荷是具有参与电力系统频率调控能力的一类需求侧资源,具有可观的调节潜力。通过对温控负荷集群进行有效聚合管控,可以充分挖掘负荷资源的调节潜力,从而形成功率转移促进清洁能源消纳。为了对温控负荷集群进行实时、精准的聚合控制,建立负荷与云平台服务器之间高效稳定的通信传输网络至关重要。由于温控负荷集群通常集中部署在住宅、商业楼等固定区域范围内,若在通信传输网络中通过远程的中心云平台对集群进行直接控制,无疑会降低聚合控制效率,在边缘侧设立区域控制器(regional controller, RC)与边缘云可大大减少通信传输过程不必要的传输开销。此外,在对温控负荷聚合控制过程中任务数据上传下发的参与方不同,对数据和处理资源的需求具有差异性,因此提出了云边端协同的多层处理结构。因此,本文通过建立云边端协同通信网络架构来实现对温控负荷的灵活、实时、精准控制,以实现需求侧资源的分层分级聚合管控。

本文基于云边端协同的通信传输网络架构,考虑区域内温控负荷聚合控制业务数据对于灵活性、实时性、准确性的传输性能需求,提出了一种信息交互过程中“中心云-边缘云-区域控制器-温控负荷”的面向温控负荷聚合调控的云边端协同架构,架构如图1所示。该温控负荷参与清洁能源消纳下的云边端协同信息互动架构由中心云平台、边缘云服务器、区域控制器、温控负荷组成,针对聚合控制业务数据处理过程设立负荷感知层、边缘聚合层、目标控制层,分别对应了云、边、端3个层级。

在温控负荷聚合调控的过程中,共分为负荷感知层、边缘聚合层、目标控制层,以实现温控负荷的分层分级灵活控制。负荷聚合控制过程

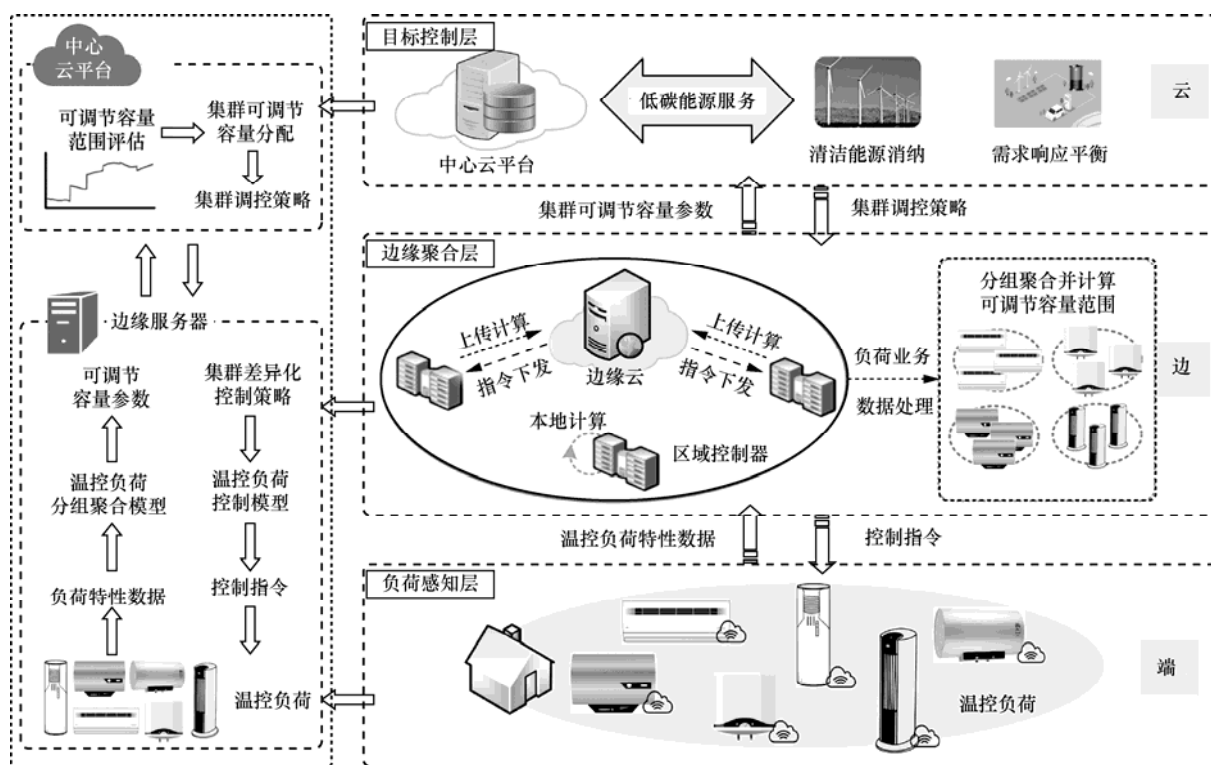


图1 面向温控负荷聚合调控的云边端协同架构

中的负荷感知层主要对应于云边端通信架构的端侧。边缘聚合层和目标控制层中对负荷数据的数据计算处理过程主要是在边缘侧中进行。在边缘聚合层，在收集到端侧温控负荷上传的物理参数和环境参数之后，根据负荷参数响应相似性对各类混杂负荷进行分组聚合，以群组为基本控制单元，对聚合组的可调节容量进行计算，得到温控负荷群组聚合功率的可调节范围，并上传至目标控制层。在目标控制层，根据温控负荷的响应特性，基于所上传的聚合组的可调节容量范围，构建负荷集群管控模型，并将清洁能源调节容量合理分配给各聚合组。

本文所建立的云边端协同信息交互过程包含负荷数据上传的上行传输链路以及控制指令下发的下行传输链路。首先，各类用户负荷群将负荷的用电参数、可调容量等负荷特性数据上传至所属通信范围内的区域控制器；区域控制器基于对本地有限的计算资源的评估，通过二元决策决定

是否将负荷参数数据上传至边缘云；在区域控制器端和边缘云端，构建相应的负荷集群的聚合控制模型，根据不同的聚合模型将参数异质的温控负荷集群聚类成不同聚合小组，对负荷聚合响应潜力进行评估，并将该区域内温控负荷集群可控容量参数逐层上传至中心云平台；最终，考虑不同类型负荷的可调容量，中心云平台针对不同负荷生成差异化的调控策略并逐层下发至温控负荷用户端，以控制不同负荷集群协同完成消纳任务。最终，端侧温控负荷根据接收的统一指令，根据自身物理状态进行调整。

通过引入面向温控负荷聚合调控的云边端协同架构，端侧负荷与电网之间双向信息互动的过程减少了用户端和云中心平台频繁的数据传输，既节省网络通信资源又提高了实时响应能力。通过对负荷数据进行感知、传输、运算和应用，在实时控制和资源分配双重作用下，不断调整各级的负荷聚合调控策略，最终辅助实现协同、灵



活、实时、精准的负荷聚合控制过程，为需求侧温控负荷参与能源服务提供通信基础。

1.2 通信传输模型

本文采用正交频分多址技术进行任务数据的传输。考虑到边缘云服务器和中心云平台之间通常利用有线网络进行数据指令的上传与下发，因此本文仅建立边缘云服务器、区域控制器与区域内温控负荷之间的通信资源分配模型。假设某区域中共有 M 个边缘云，每一个边缘云 m 用集合 $\forall m \in \{1, 2, 3, \dots, m, \dots, M\}$ 来表示，各个边缘云同属于一个中心云平台。每个边缘云 m 服务于 N 个区域控制器，用集合 $\forall n \in \{1, 2, 3, \dots, n, \dots, N\}$ 来表示边缘云 m 中的区域控制器。每个区域控制器 n 所负责的区域内温控负荷待处理任务共有 K 个，可以用集合表示为 $\forall k \in \{1, 2, 3, \dots, k, \dots, K\}$ ，每个温控负荷群在一段时间内所需上传的任务有 1 个。

在负荷聚合调控与电网信息互动过程中，区域控制器收集的各个温控负荷群的状态信息，将该状态信息设定为通信模型中待处理的任务数据。本文考虑一种二元决策模型，即区域控制器上传的请求任务 f 由所属的区域控制器端或者上传至边缘云端进行处理。 $\alpha_{k,n} = 0$ 时，表示负荷集群任务在区域控制器端执行， $\alpha_{k,n} = 1$ 时，表示负荷集群任务上传至边缘云端执行。

根据二元的任务上传决策，一部分任务会在 RC 进行本地计算处理，另一部分任务需要上传至 RC 所属的边缘云进行上传计算处理。在 RC 和边缘云端，构建相应种类温控负荷的聚合控制模型，并得到温控负荷群组聚合功率的可调节范围，并将该区域内温控负荷集群可控容量参数逐层上传至中心云平台。结合移动边缘计算技术，各区域的温控负荷群将负荷调控信息通过有线通信的方式传送到 RC，在 RC 中的每个任务需要根据二元上传决策决定是否通过无线信道上传至边缘云端。将计算任务上传至 RC 执行可以节约设备自身任务的执行开销，但是会额外增加数据传输的

时延和能耗。与上传负荷参数任务的传输开销相比，下达调控指令的传输开销可以忽略不计，故为了更好地描述温控负荷的实时精准控制问题，本文主要考虑通信范围内区域控制器向边缘云上传任务的边云通信过程以及区域负荷群向区域控制器发送状态信息的端边通信过程中的上行链路的传输开销问题。

1.3 本地处理模型

假设在某个 RC 附近的用户负荷群有一个数据量大且时延敏感的计算任务要上传，定义第 n 个区域控制器所负责的用户负荷群任务用 $\text{TASK} = (\rho_{k,n}, d_{k,n}, \tau_{k,n})$ 表示，表示每个负荷任务 k 需要区域控制器 n 处理的任务。其中， $d_{k,n}$ 表示任务的数据大小， $\rho_{k,n}$ 为完成单位任务量所需的中央处理器（central processing unit, CPU）周期数， $\tau_{k,n}$ 为该任务的最大容忍时延，单位为 s，即任务的服务质量（quality of service, QoS）要求。相应的，完成该任务所需要的总周期数可以用 $C_{k,n} = d_{k,n} \cdot \rho_{k,n}$ 表示。由于在本地端对聚合控制业务计算处理时，执行处理任务的时间与能耗被视作整体传输过程产生的部分时延和能耗。因此，本地处理模型中的执行任务的时间与能耗即对应传输开销模型中的传输时延与传输能耗，则本地执行任务的时间和能耗分别表示为：

$$T_{k,n}^{\text{loc}} = \frac{C_{k,n}}{f_n^{\text{RC}}} \quad (1)$$

$$E_{k,n}^{\text{loc}} = \kappa \cdot (f_n^{\text{RC}})^2 \cdot C_{k,n} \quad (2)$$

其中，用 f_n^{RC} 表示区域控制器 n 的计算能力（即每秒 CPU 的周期数）， κ 为能耗参数，通常取常数值为 10^{-26} 。

某个区域内的控制器计算总能耗开销不能超过最大能耗值，可以表示为：

$$\sum_{k=1}^K E_{k,n}^{\text{loc}} \leq E_{n,\max}^{\text{loc}} \quad (3)$$

其中， $E_{n,\max}^{\text{loc}}$ 表示区域控制器 n 的最大能耗，为一个常数。

1.4 上传处理模型

为保证不同用户设备之间数据传输的正交性,在数据传输的上行链路采用正交频分复用技术。边缘云搭载有 MEC 服务器,通过无线信道将任务上传至边缘云端的 MEC 服务器远程执行时,可以不考虑 MEC 服务器和边缘云之间的时延和能耗问题。此外,在边缘云端计算处理的时候,执行处理任务的时间与能耗被视作传输过程产生的部分时延和能耗。RC 中的数据任务通过无线信道上传至边缘云端,传输过程中会有时延、能耗与误码的传输开销成本产生。因此,上传处理模型中的传输时延与能耗主要包括 RC 与边缘云间的传输过程和边缘云中的 MEC 服务器处理计算过程,而传输误码率集中在传输过程中产生。在边缘云 m 和第 n 个区域控制器之间的数据交互过程中,子信道集合可以由 $J_{m,n} = \{1, 2, \dots, J_{m,n}\}, \forall j \in J_{m,n}$ 表示,共有 $J_{m,n}$ 条信道,最大发射功率为 $P^{m,n}$,信道总带宽为 $B^{m,n}$,设单个子信道的传输带宽为 $b^{m,n}$,其关系可以表示为:

$$b^{m,n} = \frac{B^{m,n}}{J_{m,n}} \quad (4)$$

其中,第 k 个任务分配到的信道数量为 $J_k^{m,n}$,每一个子信道的信道增益为 $h_j^{m,n}$,信道噪声功率为 $\sigma_j^{m,n}$,分配到第 j 条子信道的功率为 $p_j^{m,n}$,则对于第 k 个任务来说,边缘云 m 和第 n 个区域控制器之间的数据传输速率可以表示为:

$$R_k^{m,n} = \sum_{j=1}^{J_k^{m,n}} b^{m,n} \log \left(1 + \frac{p_j^{m,n} h_j^{m,n}}{\sigma_j^{m,n}} \right) \quad (5)$$

上传每个任务的传输时延可以表示为:

$$t_{k,n}^{\text{tran}} = \frac{d_{k,n}}{R_k^{m,n}} \quad (6)$$

任务上传计算需要的时间包括数据从负荷用户上传至 MEC 服务器的传输时间和在 MEC 服务器上的处理时间,可以表示为:

$$T_{k,n}^{\text{upl}} = \frac{C_{k,n}}{f_m^{\text{MEC}}} + t_{k,n}^{\text{tran}} \quad (7)$$

其中, f_m^{MEC} 为 MEC 服务器分配给设备的计算资源, $f_m^{\text{MEC}} = \eta_{k,n} f_{m,\max}^{\text{MEC}}$, $\eta_{k,n} \in [0,1]$ 为分配比例,可以根据任务时延敏感的具体场景来设置。

任务上传计算的能耗可以表示为:

$$E_{k,n}^{\text{upl}} = \sum_{j=1}^{J_k^{m,n}} b^{m,n} p_j^{m,n} \frac{d_{k,n}}{R_k^{m,n}} \quad (8)$$

由于任务计算结果通常比输入数据量小很多,同时,下行链路的速率远高于上行链路的速率,所以计算结果由负控终端的 MEC 服务器下发至 RC,最后返回区域所属的用户负荷群,所需要的时间和能耗可以忽略不计。

数据传输的准确性指标可以用误码率来衡量,在边缘云 m 和第 n 个区域控制器之间的数据交互过程中,数据在子信道 j 上传输过程中的误码率可以表示为:

$$P_{k,j}^{m,n} = 1 - \exp \left(- \frac{\sigma_j^{m,n}}{p_j^{m,n} h_j^{m,n}} \right) \quad (9)$$

因此,可以得到边缘云 m 和第 n 个区域控制器之间的数据交互过程中任务 k 的总误码率 $P_{k,n}$ 为:

$$P_{k,n} = \frac{t_{k,n}^{\text{tran}} \cdot \sum_{j=1}^{J_k^{m,n}} P_{k,j}^{m,n} \cdot R_{k,j}^{m,n}}{d_{k,n}} \quad (10)$$

1.5 传输开销模型

在温控负荷聚合控制下的云边端协同通信网络中,对用户负荷的传输性能的需求主要考虑任务完成时间的时延、能量消耗以及传输误码情况。将上述计算得到的负荷控制业务传输过程中的时延 $T_{k,n}^{\text{loc}}$ 、 $T_{k,n}^{\text{upl}}$,能耗 $E_{k,n}^{\text{loc}}$ 、 $E_{k,n}^{\text{upl}}$,分别经过区间量纲归一化处理得到效用值,即时延效用值 $\phi_{t,k,n}^{\text{loc}}$ 、 $\phi_{t,k,n}^{\text{upl}}$,能耗效用值 $\phi_{e,k,n}^{\text{loc}}$ 、 $\phi_{e,k,n}^{\text{upl}}$ 。由于误码率是衡量数据在规定时间内数据传输精确性的百分比指标,其计算值 $P_{k,n}^{\text{upl}} \in [0,1]$,故不需要区间量纲归一化处理,即误码率计算值为误码率效用值 $\phi_{p,k,n}^{\text{upl}}$ 。因此,根据上述计算模型,每个用户负荷的待处理任务的计算开销和传输开销可以表示为:



$$C_{k,n}^{\text{loc}} = \gamma_t \cdot \phi_{t,k,n}^{\text{loc}} + \gamma_e \cdot \phi_{e,k,n}^{\text{loc}} \quad (11)$$

$$C_{k,n}^{\text{upl}} = \gamma_t \cdot \phi_{t,k,n}^{\text{upl}} + \gamma_e \cdot \phi_{e,k,n}^{\text{upl}} + \gamma_p \cdot \phi_{p,k,n}^{\text{upl}} \quad (12)$$

其中, $C_{k,n}^{\text{loc}}$ 为本地处理的传输开销效用函数, $C_{k,n}^{\text{upl}}$ 为上传处理的传输开销效用函数。 γ_t 、 γ_e 、 γ_p 是分别通过熵权法计算出的时间权重、能耗权重、误码率权重, 用以调整实时性、准确性、能效性各方面的占比, 以满足不同负荷传输通信场景下的业务性需求, 且 $\gamma_t + \gamma_e + \gamma_p = 1, \gamma_t, \gamma_e, \gamma_p \in [0, 1]$ 。例如, 在 RC 设备电量低时, 可以考虑通过提高能耗权重或者降低时延权重以增加设备的使用时间; 当需要传输高精度重要数据时, 可以考虑通过提高误码率权重或者降低时延权重和能耗权重。该通信网络中数据任务计算总的传输开销可以表示为:

$$C_m = \sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K C_{k,n} = \sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K [(1 - \alpha_{k,n}) \cdot C_{k,n}^{\text{loc}} + \alpha_{k,n} \cdot C_{k,n}^{\text{upl}}] \quad (13)$$

1.6 问题描述

针对移动边缘计算的方式, 各区域的负荷群将负荷调控信息通过有线通信的方式传送到区域控制器, 在区域控制器中的每个任务需要根据上传决策决定是否通过无线信道上传至边缘云端。该负荷信息互动架构过程中分为处理任务、计算任务、上传任务和下发指令 4 个部分。由于下行链路的传输速率远远高于上行链路传输速率, 因此下发指令任务的时延一般忽略不计。故本文不再考虑计算结果返回区域控制器过程中的时间与能耗问题。最小化传输开销的模型主要考虑处理任务和上传任务的传输开销问题。另外, 由于端边协同的传输开销优化问题较为简单, 因此, 问题模型只建立有关于边云之间的处理开销的问题。

本文联合任务卸载与计算资源分配, 建立了一种最小化系统传输开销的优化方案, 综合考虑了任务卸载决策、传输功率资源分配、子信道资源分配, 在满足用户 QoS 的前提下最小化任务传输开销。本文所建立模型如下:

$$\min C_m$$

$$\text{s.t. C1: } \alpha_{k,n} \in \{0, 1\}$$

$$\text{C2: } \gamma_t + \gamma_e + \gamma_p = 1, \gamma_t, \gamma_e, \gamma_p \in [0, 1]$$

$$\text{C3: } \sum_{k=1}^K E_{k,n}^{\text{RLC}} \leq E_{\max}^{\text{RLC}} \quad (14)$$

$$\text{C4: } \sum_{k=1}^K J_k^{m,n} \leq J^{m,n}$$

$$\text{C5: } \sum_{j=1}^{J^{m,n}} p_j^{m,n} \leq P^{m,n}$$

$$\text{C6: } \eta_{k,n} \in [0, 1]$$

其中, 该模型表示的是针对某个边缘云 m , 目标函数需要使总得传输开销最小化。其中, C1 表示是否将任务数据上传至边缘云端的二元决策变量, $\alpha_{k,n} = 0$ 时, 表示负荷集群任务在区域控制器处理执行, $\alpha_{k,n} = 1$ 时, 表示负荷集群任务上传至边缘云执行。C2 表示在传输开销效用函数中, 时延、能耗和误码率权重比之和为 1。C3 表示每一个区域控制器的计算能耗不能超过固定值。C4 表示所分配的子信道数量综合不超过传输子信道数量上限。C5 表示所分配的子信道功率总和不超过最大发射功率。C6 表示在边缘云中, MEC 服务器分配给各个任务的计算资源的分配比例。

2 云边端协同的计算上传与资源分配方法设计

考虑到温控负荷聚合调控差异化业务的传输 QoS 需求以及通信计算资源的有限性, 本文构建了云边端协同通信网络架构的分层分级任务传输开销模型, 解决了联合资源分配和任务上传的优化问题。

对于端边协同的最小化开销模型, 本文着重考虑温控负荷聚合控制任务的属性特征, 如执行任务数据大小、最大容忍时延、地理位置分布等。根据不同种类负荷上传任务的 QoS 需求, 采用改进的聚类算法对不同需求的任务进行分类, 并将簇族中心与端侧的区域控制器相匹配。通过建立端侧温控负荷与区域控制器的通信模

型,既可以满足差异化任务的传输 QoS 需求,也可以利用合理的距离优化减少通信网络的传输时延与能耗。

针对边云协同的最小化开销模型,本文所定义的目标函数和约束条件属于混合整数非线性优化问题,其中求解变量既包括离散变量 $\alpha_{k,n}$,又包括连续变量 $p_j^{m,n}$,属于 NP 难问题。最优解需要遍历所有的可能分配,复杂程度比较高,需要的算力支撑较高,因此本文采用了一种复杂度较低、逼近最优解的次优方案。本文将模型的最小传输开销优化问题解耦为 3 个子问题,分别为子信道匹配选择问题、基于注水算法的子信道功率分配问题以及基于二进制粒子群优化 (binary particle swarm optimization, BPSO) 算法的二元上传决策问题,旨在通过匹配理论与二进制粒子群算法相结合的方法来解决并解决该通信架构的协同实时精准控制问题,最小化系统传输开销。

2.1 基于聚类算法的端边协同传输

本节主要针对温控负荷群与区域控制器之间的端边协同传输方法,考虑温控负荷聚合控制任务的属性特征,根据不同种类负荷上传任务的 QoS 需求,采用改进的聚类算法对不同需求的任务进行分类,并将簇族中心与边侧的区域控制器相匹配,从而解决最小化传输时延、传输能耗的问题。

温控负荷常见于住宅区和商业区,在地理分布上具有一定随机性,且对于负荷聚合控制业务的实时性要求比较高,故本文选取了 3 个温控负荷聚合控制任务的属性特征来代表差异化任务的传输 QoS 需求,即任务最大容忍时延、地理位置的横坐标和地理位置的纵坐标。将每个任务转换为一个三维的任务属性矩阵,可以表示如下:

$$\mathbf{attr}_s = [\tau_s \quad x_s \quad y_s] \quad (15)$$

其中, τ_s 表示每个任务的最大容忍时延, x_s 和 y_s 表示每个负荷任务的地理分布位置。假设某区域

共有 s 个待处理的聚合控制任务,将每个任务转换后,可以得到某区域内所有任务的属性矩阵,表示如下:

$$\mathbf{attr} = \begin{bmatrix} \mathbf{attr}_1 \\ \vdots \\ \mathbf{attr}_s \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \tau_1 & x_1 & y_1 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ \tau_s & x_s & y_s \end{bmatrix} \quad (16)$$

根据以上 3 个属性特征,利用改进的 K -means 算法将任务分类。对于距离极近且对时延容忍程度相仿的温控负荷,本文认为可以将其集合为一个用户簇,采集的负荷特性数据集中为一点来计算,从而实现最小化传输时延、传输能耗。 K -means 算法由于 K -means 随机初始化 k 个聚簇中心,这种方法对于初值非常敏感,不同的初始聚簇中心可能会得到不同的聚类结果。针对这种不确定性,提出一种改进的 K -means 算法。对初始点的选择进行改进,首先从数据集中随机选择一个点作为第一个簇的质心;对于数据集中的每一个点,计算它与已选定质心之间的距离,选择距离最近的那个点作为新的质心;重复上述步骤直到选择出 k 个质心;最后使用这 k 个质心进行 K -means 聚类。改进的 K -means 算法流程如图 2 所示。

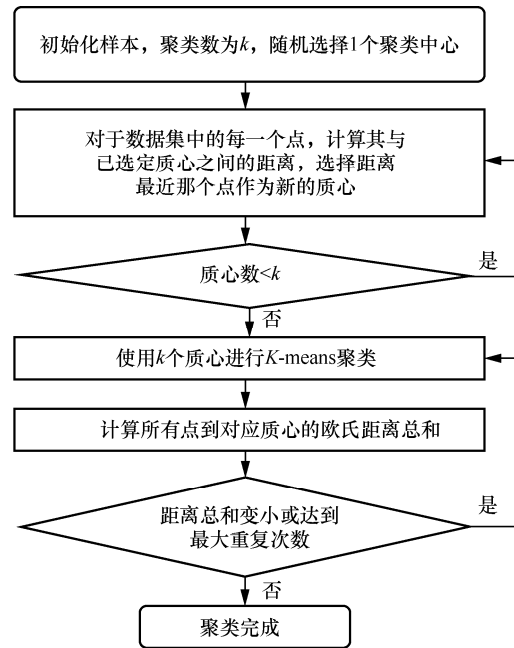


图2 改进的 K -means 算法流程



2.2 边云协同的计算上传与资源分配方法

本节主要解决在给定卸载决策下的子信道传输资源分配问题，该问题包含传输功率分配、子信道匹配选择的联合优化。本节首先根据各个待上传任务分配到的子信道数量，根据初始设定的上传决策，利用稳定匹配理论实现各个待上传任务与传输子信道的匹配，再次利用改进注水算法分配子信道功率，引入二进制粒子群算法更新上传决策，最终实现在满足限制条件 C1、C2、C3、C4 的前提之下，最小化传输开销，具体求解方法如下。

2.2.1 基于稳定匹配理论子信道分配

稳定匹配理论中的双边匹配理论是一种广泛应用在建立两种不交的集合匹配关系的分布式求解方法，匹配双方都会根据自身偏好追求自身利益最大化。因此将双边匹配理论应用到边缘云和区域控制器之间的子信道传输分配问题求解是非常可行的。在本文设定的场景中，区域控制器需要同时上传多个任务数据至边缘云端，每一个任务需要选择多个合适的子信道进行传输以达到传输速率最大化，每一个子信道只能在某个时间内选择一个任务进行传输，因此区域控制器中上传的某一个任务和待选择的子信道中间构成了多对一双边匹配。

为了获得问题的全局最优解，需要通过穷举法找出能够实现开销最小的子信道分配结果，然而随着用户数和子信道数的增加，这种方法的复杂度呈指数级上升。为了降低复杂度，在给定卸载决策的前提下，将该问题建模为一个上传任务和多个子信道之间的多对一匹配问题。每一个待上传任务与子信道匹配过程中需要考虑关联要求，匹配关联算法允许用户和服务端首先定义自身的偏好效用函数。为了找到稳定的匹配，需要根据偏好效用函数构建自己的偏好列表。

(1) 任务偏好：在进行选择多个子信道传输数据时，处于边缘控制器中的各任务会综合考虑

各种偏好因素，如信道增益、传输功率、噪声干扰等，之后选择数据传输速率较高的信道。这不仅减小了数据的传输时延，也降低了传输的开销。因此，边缘云选择子信道的偏好函数建立如下：

$$\Phi_{k,j}(j) = \frac{h_j^{m,n}}{\sigma_j^{m,n}} \quad (17)$$

根据任务偏好效用函数生成对应的任务偏好列表 $L_{k,j}(k)$ 。

(2) 信道偏好：各个子信道对于待处理任务的数据容量大小 d_k 以及边缘控制器的分布距离 s_k 加权作为自己的偏好效用函数。其中， γ_1 、 γ_2 为常数值，且 $\gamma_1 + \gamma_2 = 1$ 。

$$\Phi_{k,j}(k) = \gamma_1 d_k + \gamma_2 s_k \quad (18)$$

根据信道偏好效用函数生成对应的信道偏好列表 $L_{k,j}(j)$ 。

因此，基于稳定匹配理论子信道分配具体描述如下：首先，各个子信道会根据效用函数生成升序排列的任务偏好列表 $\Phi_{k,j}(k)$ ，并选择最佳任务发送传输请求。然后，在所有子信道的传输请求都发出去之后，接收到传输请求的 k 个任务会根据效用函数生成升序排列的子信道偏好列表 $\Phi_{k,j}(j)$ ，选择最佳子信道的子信道接收传输请求，各个任务列表的子信道会再次根据更新后的信息与待处理任务进行双向选择，直到所有子信道被 k 个待传输任务接收。

算法 1：基于稳定匹配的子信道分配

输入：任务偏好列表 $L_{k,j}(k)$ 、信道偏好列表 $L_{k,j}(j)$ 、给定各任务分配的子信道数 J_k

输出：子信道与待传输任务之间匹配结果 (k, J_k)

初始化 $J = J_0$

for $j \in J^{m,n}$ do:

 根据 $\Phi_{k,j}(j)$ 建立子信道偏好列表，寻找最佳的子信道 $j = \arg \min(\Phi_{k,j}(j))$ ，发送传输请求

 if 发出匹配申请的待传输任务位于子信

道偏好列表的最前列

then 建立双边匹配 (k, j)

else

子信道 j 拒绝任务 k 的匹配请求, 同时任务将子信道 j 移除任务偏好列表, 得到更新后的任务偏好列表

所有待传输任务 k 均完成数量 J_k 子信道的匹配

end for

2.2.2 基于注水算法的子信道功率分配

传统注水 (water filling) 算法是一种功率分配算法, 通过迭代求解可以为信道条件更好的用户分配更好的功率。将所建立的问题 P1 解耦为子问题 P3, 通过分配给每个任务的传输功率 p_k 使总的信道传输速率最大, 其中 σ_j^2 表示信道噪声功率, $h_j^{m,n}$ 代表了所分配到的第 j 个子信道的信道增益, 信道增益越大, 表示信道条件越好。约束条件表示所有子信道的传输功率不能超过总的功率上限, 该问题描述如下:

$$\begin{aligned} \text{P3: } \max R_{k,n} &= \sum_{j=1}^{J^{m,n}} b^{m,n} \log \left(1 + \frac{p_j^{m,n} h_j^{m,n}}{\sigma_j^2} \right) \\ \text{s.t. C5: } \sum_{j=1}^J p_j^{m,n} &\leq P^{m,n} \end{aligned} \quad (19)$$

该问题为一个凸优化约束问题, 可以用拉格朗日乘子法进行求解。可以对问题 P3 构造拉格朗日函数如下:

$$F(p_j^{m,n}) = \sum_{j=1}^{J^{m,n}} b^{m,n} \log \left(1 + \frac{p_j^{m,n} h_j^{m,n}}{\sigma_j^2} \right) - \lambda \sum_{j=1}^J p_j^{m,n} \quad (20)$$

令式 (20) 的偏导数为 0, 即 $\frac{\partial F(p_j^{m,n})}{\partial p_j^{m,n}} = 0$, $j = 1, \dots, J^{m,n}$, 可以得到

$$\begin{aligned} p_j^{m,n} &= \left(\frac{b_k}{\lambda \cdot \ln 2} - \frac{\sigma_j^2}{h_j^{m,n}} \right), \text{ 令 } \mu = \frac{b_k}{\lambda \cdot \ln 2}, \text{ 可以得到} \\ p_j^{m,n} &= \left(\mu - \frac{\sigma_j^2}{h_j^{m,n}} \right). \end{aligned}$$

传统的注水算法求解过程没有考虑 $p_j^{m,n}$ 出现负值的情况, 在某些信道具有严重的频率选择性衰落时。因为每个任务所分配到的功率不能为负数, 所以可以得到子信道功率为 $p_j^{m,n} = \max \left[\left(\mu - \frac{\sigma_j^2}{h_j^{m,n}} \right), 0 \right]$, 由于该表达式中的 μ 为一个常量, 可以得到各个子信道的传输功率之间的关系可以表示为:

$$p_j^{m,n} + \frac{\sigma_j^2}{h_j^{m,n}} = p_{j'}^{m,n} + \frac{\sigma_{j'}^2}{h_{j'}^{m,n}}, j = j', \dots, J^{m,n} \quad (21)$$

$$p_{j'}^{m,n} = p_j^{m,n} + \left(\frac{\sigma_j^2}{h_j^{m,n}} - \frac{\sigma_{j'}^2}{h_{j'}^{m,n}} \right) \quad (22)$$

其中, 确定某一个子信道的传输功率, 既可以求出其余子信道分配的功率值, 基于传统注水算法的功率分配算法的具体实现流程如下。

算法 2: 基于注水算法的子信道功率分配

输入: 各个子信道的信道增益 σ_j^2 , 信道噪声功率 $h_j^{m,n}$, 功率上限 $P^{m,n}$

输出: 各个子信道分配的传输功率 $p_j^{m,n}$

(1) 将任务 k 分配到的子信道按照信道增益的值由大到小进行排列, $\frac{\sigma_{j,1}^2}{h_{j,1}^{m,n}} \geq \frac{\sigma_{j,2}^2}{h_{j,2}^{m,n}} \geq \dots$

(2) 初始化可用的子信道数目 $J^{*,m,n} = J^{m,n}$

(3) 以最差信道的高度 $\frac{\sigma_{j,worse}^2}{h_{j,worse}^{m,n}}$ 作为水位, 为

该信道分配零功率

(4) 按照此水位为每个信道分配功率, 计算各子信道分配的总功率 $P^{\text{total}} = \sum_{j=1}^J p_j^{m,n}$

(5) if $P^{\text{total}} \leq P^{m,n}$,

(6) then 平均分配剩余功率给各个信道 (增加水位)

(7) if $P^{\text{total}} > P^{m,n}$,

(8) then 移除最坏信道, 跳转到 (4)

(9) end if

(10) return 任务 k 的各子信道功率 $p_j^{m,n}$



2.3 联合子信道资源分配的二进制粒子群上传决策

为了解决本文所提出的联合优化问题 P1，本文设计了一种联合子信道资源分配的二进制粒子群 (BPSO) 上传决策算法。BPSO 上传决策算法相较于粒子群算法，它限制所有粒子位置向量中每个分量取值仅由 0、1 构成，并针对变量取值离散的特点改变速度和位置的更新方式。具体来说，在解空间内的所有粒子均具备一个速度向量和位置向量，同时可以通过目标优化函数计算出不同位置的优化后的目标函数值，从而以此为依据判断当前粒子所处位置的好坏。在算法迭代过程中，粒子的飞行方向和速度均受到自身的历史最优位置和群体最优位置的影响。在粒子的飞行速度和位置按照一定的规则进行多次迭代之后，趋于无限收敛的状态，最终找到使目标函数取值最优的粒子位置。

本文所设置算法以粒子 p 为例，下面对其粒子更新过程进行说明。粒子 p 当前速度为 $v_i(t)$ ，当前位置为 $x_i(t)$ ，历史最优位置为 $p\text{best}_i$ ，粒子群体中的全局最优位置 $g\text{best}_i$ 决定了粒子下次的飞行速度，速度更新公式以及位置更新公式为：

$$v_i(t+1) = w \cdot v_i(t) + c_1 \cdot \text{rand}() \cdot [p\text{best}_i - x_i(t)] + c_2 \cdot \text{rand}() \cdot [g\text{best}_i - x_i(t)] \quad (23)$$

$$x_i(t+1) = x_i(t) + v_i(t+1) \quad (24)$$

其中， i 表示迭代次数， w 为惯性权重， c_1 和 c_2 分别为个体学习因子和社会学习因子， $\text{rand}()$ 代表 $[0,1]$ 内的随机数。假设一种惯性权重取值为 $w = w_{\max} - \frac{(w_{\max} - w_{\min}) \cdot i}{\text{itermax}}$ ，其中， itermax 表示离散粒子群的最大迭代次数。随着迭代次数 i 的增加，惯性权重 w 的取值呈线性减小。在速度向量更新完成之后，再通过式 (25) 中给出的 Sigmoid 函数将每个速度分量归一化：

$$S[v_i(t+1)] = \frac{1}{1 + e^{-v_i(t+1)}} \quad (25)$$

由式 (25) 可以看出，粒子速度越大，则粒子位置为 1 的概率越大，否则，粒子位置为 0。因此，该函数的更新过程可以表示为：

$$x_i(t+1) = \begin{cases} 1, \rho < S[v_i(t+1)] \\ 0, \rho \geq S[v_i(t+1)] \end{cases} \quad (26)$$

其中， ρ 为 $[0,1]$ 内的随机常数。当 $\rho < S[v_i(t+1)]$ 时，表示粒子位置为 1，代表了任务将上传至边缘云端执行， $\alpha_{k,n} = 1$ ；当 $\rho \geq S[v_i(t+1)]$ 时，表示粒子位置为 0，任务在区域控制器端执行， $\alpha_{k,n} = 0$ 。

本节主要解决在给定资源分配下的任务卸载决策问题，该问题主要是对负荷任务在区域控制器端处理或上传至边缘云端的 0~1 决策问题。将上传决策抽象为 $(M \times K)$ 维空间的粒子，每个粒子的位置向量都代表了一种缓存策略。本文将粒子的适应度函数定义为原始优化问题 P1 的目标函数，在粒子位置确定时得到当前的目标函数值。由于目标函数代表传输时延，所以函数值越小代表粒子的位置越优。本文所提算法通过 BPSO 上传决策算法来更新聚合信息上传策略，在更新的每一步（即上传策略确定时），通过前文提到的问题分解优化得到每种上传方式下通过算法 1 得到最优的子信道匹配以及通过算法 2 得到的功率分配策略，最终通过上传策略的待优化的原始问题的近似最优解。

算法 3 基于 BPSO 的子信道资源分配及任务上传决策算法

输入： 粒子个数 P ，维数 $(M \times K)$ ，最大迭代次数 itermax ，各个任务数据量，本地计算资源上限

输出： 上传决策 $\alpha_{m,n}$ 及相应的最小时延

初始化： 选择卸载计算方式的设备，任务粒子初始速度和位置，种群规模

随机初始化粒子位置 x_i ，速度 v_i ，权重系数 w_i

保存粒子位置，根据适应度函数得到当前每个粒子的历史最优值 $F_{p\text{best}}$

保存初始状态下的全局最优位置 $x_{g\text{ best}}$ 、最优值 $F_{g\text{ best}}$ 和最差值 $F_{g\text{ worst}}$

```
for  $i=1:\text{itermax}$  do
  for  $p=1:P$  do
```

根据式 (13) 和式 (14) 更新粒子 p 的速度 $v_i(t+1)$ 和位置 $x_i(t+1)$

根据算法 1 得到当前决策方案下的待上传任务与子信道的双向匹配选择方案, 根据算法 2 得到当前决策方案下的各个子信道的功率分配

根据目标函数得到粒子新位置对应的目标函数值 F_p

```
  if  $F_p < F_{p,\text{best}}$  then
     $x_{p,\text{best}} = x_p$ ,  $F_{p,\text{best}} = F_p$ 
  end if
end for
for  $p=1:P$  do
  if  $F_{p,\text{best}} < F_{g\text{ best}}$  then
     $x_{g\text{ best}} = x_{p,\text{best}}$ ,  $F_{g\text{ best}} = F_{p,\text{best}}$ 
  end if
  if  $F_p < F_{g\text{ worst}}$  then
     $F_{g\text{ worst}} = F_p$ 
  end if
end for
end for
```

得到近似最优的卸载决策相应的最小传输时延

3 仿真实验与分析

首先结合所提出的温控负荷聚合调控下的云端协同通信场景, 进行了合理的仿真实验参数设置; 接着对本文所提出的相关算法进行了有效性和可行性的仿真分析; 最后通过设置不同的业务上传策略以及子信道资源分配方法, 选取典型场景, 验证本文所提出的算法在提升对负荷业务实时精准调控方面的优越性。

3.1 实验设置

本文通过仿真验证所提联合优化算法的性能, 仿真参数见表 1。假设在一个半径为 500 m 的负荷云边缘传输场景中, 区域控制器随机分布在该区域中。区域控制器的数量为 3 个, 每个区域控制器的覆盖半径为 200 m, 所有区域控制器的服务范围覆盖整个区域。每个区域控制器计算能力范围略有不同, 假设每个区域控制器在有限的计算资源内都可以满足关联负荷用户群的计算处理需求。每个区域控制器与边缘云端的子信道数量均为 32 个。

表 1 仿真参数

仿真参数	数值
用户总传输功率/W	1
带宽/MHz	10
任务最大容忍时延/s	[1, 2]
子信道数量	32
噪声功率/dBm	-100
任务大小/Mbit	[0.5, 1]
单位比特任务所需 CPU 周期数/(周期·bit ⁻¹)	[300, 500]
RC 设备计算能力/(GHz·s ⁻¹)	[0.8, 1.2]
RC 最大计算能耗/J	[3, 5]

在本文所设置的对比实验中, 将本文所提出的 BPSO 上传决策算法, 与其他 4 种方案的传输时延性能进行了比较。具体的对比实验方案设置如下。

本文所提算法: 根据本文所提算法, 确定 0~1 上传决策, 决定任务是否需要上传至边缘云端进行处理。

业务全部上传至边缘云端: 计算任务上传至边缘云端进行处理。

业务全部在区域控制器端: 计算任务全部在区域控制器端进行本地处理。

子信道资源随机分配: 未考虑子信道资源分配的优化问题, 随机分配子信道资源进行任务的上传。

3.2 算法有效性分析

3.2.1 改进 K-means 算法的有效性分析

图 3 所示为改进的 K-means 算法的有效性分



析, 给出了端边协同中基于改进的 K -means 算法的温控负荷聚合调控任务聚类结果, 根据差异化任务特征属性将任务分为 3 类。其中, 各坐标轴分别表示温控负荷的地理位置横坐标、纵坐标、各任务的最大容忍时延。温控负荷的地理位置分布呈高斯分布, 各任务的最大容忍时延呈随机分布。由图 3 可以看出, 使用改进 K -means 算法可以将属性特征相关性强的聚合控制业务划分到同一类别, 并给出了可能的聚类中心点。将簇族中心与边侧的区域控制器相匹配即可得到区域控制器的最佳分布位置, 进而通过满足传输任务的 QoS 需求使得传输时延、传输能耗最小化。

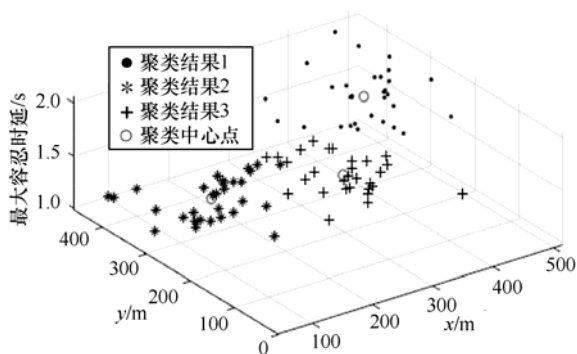


图3 改进的 K -means 算法的有效性分析

3.2.2 子信道稳定匹配算法的有效性分析

图 4 所示为子信道稳定匹配算法的有效性分析, 表明了迭代次数和匹配双方对对方的偏好程度之间的关系。其中, 某次迭代完成后对当前对象的平均偏好程度通过偏爱程度排名来表示。数值越大代表对对方的偏好程度越低, 数值越小代表对对方的偏好程度越高。可以看出, 随着子信道稳定匹配算法的迭代计算, 子信道资源对于各个任务的偏好程度逐渐上升至平稳, 各个任务对于子信道的偏好程度逐渐下降至平稳。此外, 可以看出在每次迭代过程中, 各个任务对于子信道的偏好程度略高于子信道对于任务的偏好程度, 这也印证了本文所设计的子信道稳定匹配算法为多对一算法, 由各个任务去选择最符合其偏好的子信道。

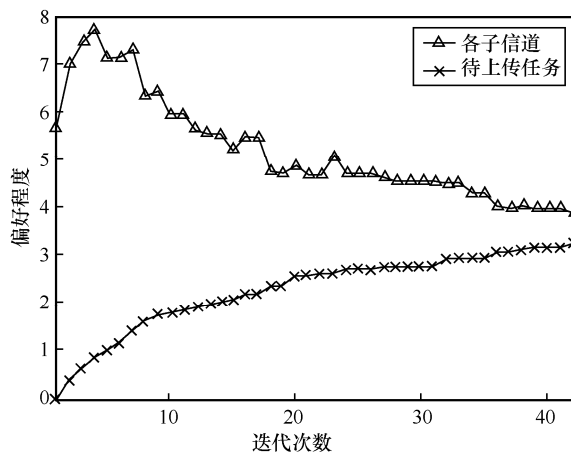


图4 子信道稳定匹配算法的有效性分析

3.2.3 注水算法的有效性分析

图 5 所示为注水算法的有效性分析, 表明了每个子信道所分配到的功率及该信道对应的噪声功率。可以看出, 信道质量好的子信道分配较多的功率和比特, 信道质量差的子信道分配较少的功率, 这也和注水的原理相一致, 信道质量较好的子信道分配比较多的功率, 说明了注水算法的有效性。

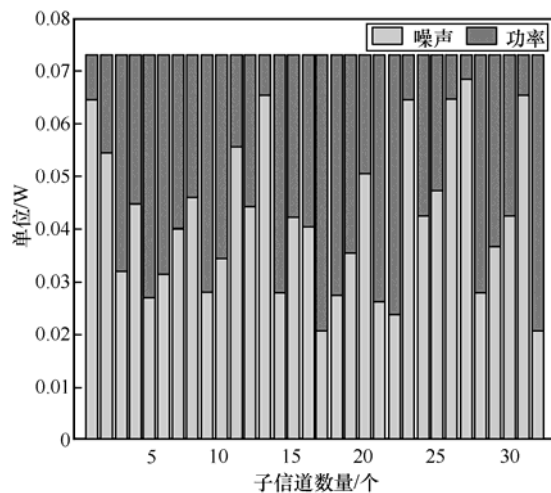


图5 注水算法的有效性分析

3.2.4 BPSO 算法复杂度和收敛性分析

联合信道资源分配的 BPSO 上传决策算法的复杂度主要取决于粒子迭代次数 n 。根据本文所建立的子信道资源分配和业务上传的系统模型, 该算法的复杂度为 $O(n)$ 。联合信道资源分配的

BPSO 上传决策算法的收敛性分析如图 6 所示。由图 6 可知,总上传时延在不断迭代的过程中逐渐减小。在迭代次数小于 40 次时,总上传时延呈阶梯状快速下降,多次跳出局部最优;在迭代次数大于 40 次后,总上传时延趋于稳定,算法达到了收敛。这说明本文所提出的联合信道资源分配的 BPSO 上传决策算法搜索速度较快,且搜索能力较强。

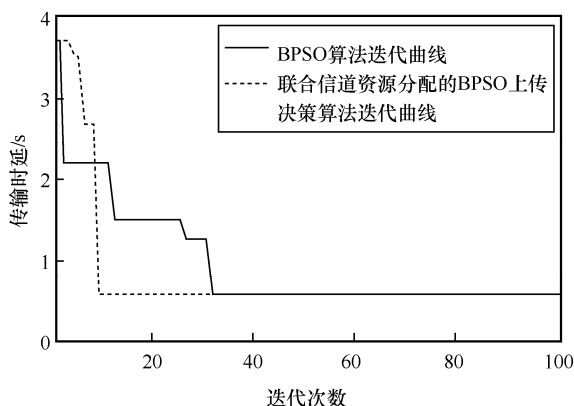


图 6 联合信道资源分配的 BPSO 上传决策算法的收敛性分析

3.3 算法性能分析

本节通过对各个资源分配策略下传输时延、传输能耗、传输误码率的对比仿真与分析,验证了本文所提联合信道资源分配的 BPSO 上传决策算法的性能。考虑到所覆盖区域内温控负荷种类、数量、负荷特性等,其聚合调控过程中所传输数据任务也不同,因此,负荷集群附近所配备的区域控制器设备的计算承载能力、对时延以及能耗的敏感程度也不同。因此本文分别设置了 3 个区域控制器的设备计算能力、最大计算能耗、最大传输时延等参数,区域控制器参数见表 2。

表 2 区域控制器参数

设备	计算能力/(GHz·s ⁻¹)	最大计算能耗/J	最大传输时延/s
1	1.0	8	1.5
2	1.2	8	1
3	1.2	10	1
4	0.8	5	2.5

图 7、图 8、图 9 分别为各个区域控制器所对应各不同资源分配策略下的传输时延、传输能耗、传输误码率。从图中可以看出,以区域控制器 1 所在的负荷聚合控制场景为例,相较于其他子信道资源分配策略,本文所提资源分配以及计算上传策略的最大传输时延、传输能耗与传输误码率大大降低。和任务全部上传至边缘云以及任务全部上传至区域控制器相比,本文所提 BPSO 上传决策算法的任务处理最大时延分别降低了 38.4% 和 26.0%,最大传输能耗分别降低了 23.9% 和 31.3%,与任务全部上传至边缘云的传输策略相比,本文所提 BPSO 上传决策方法的传输误码率降低了 36%。

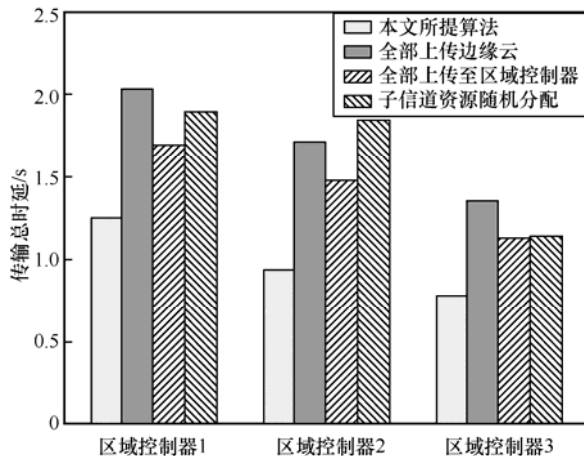


图 7 任务传输时延对比分析

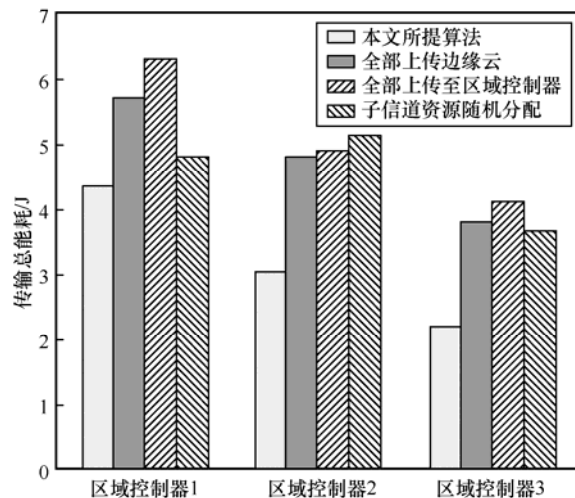


图 8 任务传输能耗对比分析

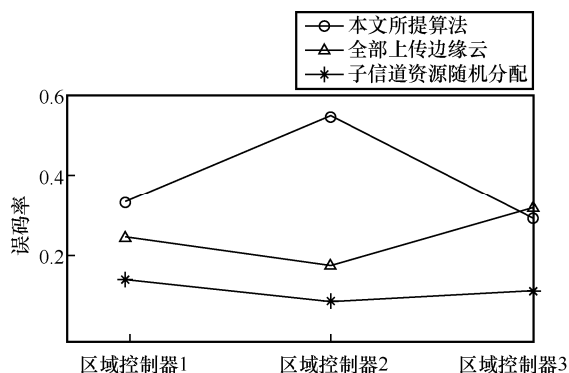


图9 任务传输误码率对比分析

通过设置不同的任务传输数量,分析任务传输数量对本文所提 BPSO 上传决策算法的影响,如图 10 和图 11 所示。由图中可以看出,随着上传任务数量的增加,不同资源分配策略的时延与能耗也随之增加。当某个区域控制器中待处理任务数量为 15 时,相较于待处理任务数量为 10 的场景,本文所提 BPSO 上传决策算法的传输时延的增长率为 30.6%,全部上传至边缘云的时延增长率为 34.3%,子信道资源随机分配的时延增长率为 39.8%。本文所提 BPSO 上传决策算法的传输能耗的增长率为 35.7%,全部上传至边缘云的传输能耗的增长率为 44.1%,全部上传至区域控制器的传输能耗的增长率为 41.6%。相较于资源分配策略,本文所提 BPSO 上传决策算法在待上传任务增加时,其时延与能耗的增长具有较好的稳定性,在大规模负荷集群场景下能够展现其优越性。

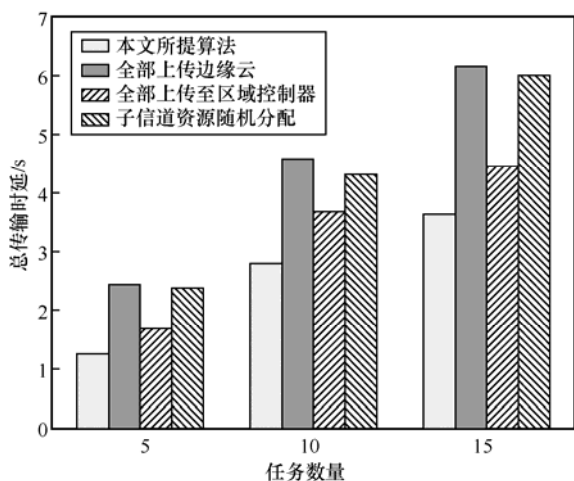


图10 任务数量与传输时延的关系

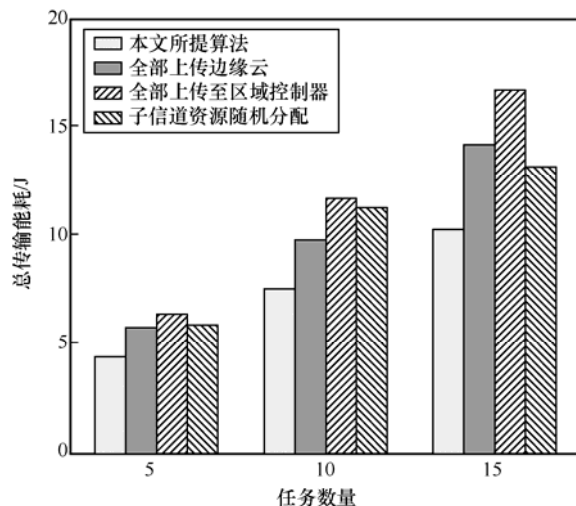


图11 任务数量与传输能耗的关系

4 结束语

针对温控负荷聚合调控的场景,本文引入了高效的分层分级协同传输机制,提出了一种“中心云-边缘云-区域控制器-温控负荷”的云边端协同信息交互架构,实现对需求侧温控负荷的灵活、实时、精准控制。针对端边协同部分,考虑不同温控负荷聚合任务的服务需求,利用改进的聚类算法对任务进行分类,优化区域控制器配置,以减小传输开销。针对边云协同部分,本文建立了传输开销效用模型,利用注水算法与匹配理论实现对子信道的资源分配以及基于 BPSO 算法对任务计算处理进行二元上传决策,最终实现在满足考虑能耗、计算资源、总发射功率等限制条件的前提下,最小化传输开销效用函数。最后,通过设计与其他传输策略的对比实验,说明本文所建立云边端协同通信架构可以灵活控制温控负荷进行聚合调控,特别是在大量负荷集群场景下能够展现其优越性。

本文的研究工作是围绕商业建筑或住宅区域中温控负荷聚合控制业务展开的,该研究成果可以通过通信网络架构实现灵活、实时、精准的温控负荷调控,从而提升商业建筑和住宅区域内的能源利用效率。在实际应用中,通过优化资源配

置, 包括区域控制器和边缘云的智能决策, 可以实现传输和计算资源的最佳利用。在接下来的研究工作中与实际应用中, 笔者将考虑相邻边缘云以及区域控制器间处理聚合控制业务的协作问题, 从而可以提高通信资源的利用率, 并且满足大规模温控负荷计算任务的接入需求。笔者还将考虑到 MEC 服务器的缓存能力, 通过预先缓存对应种类的负荷聚合控制模型, 可以减少通信与计算资源的浪费, 为负荷用户提供更加高质量的服务。

参考文献:

- [1] 王彩霞, 时智勇, 梁志峰, 等. 新能源为主体电力系统的需求侧资源利用关键技术及展望[J]. 电力系统自动化, 2021, 45(16): 37-48.
WANG C X, SHI Z Y, LIANG Z F, et al. Key technologies and prospects of demand-side resource utilization for power systems dominated by renewable energy[J]. Automation of Electric Power Systems, 2021, 45(16): 37-48.
- [2] 王蓉, 赵斌, 刘文章, 等. 考虑高比例新能源消纳的微能源网日前经济调度[J]. 现代电力, 2022, 39(2): 236-245.
WANG R, ZHAO B, LIU W Z, et al. Day-ahead economic dispatch of micro-energy grid considering high proportion of renewable energy consumption[J]. Modern Electric Power, 2022, 39(2): 236-245.
- [3] 杨昆达, 沈晓东. 基于碳交易机制和需求响应的配电网重构研究[J]. 电网与清洁能源, 2023, 39(4): 47-53.
YANG K D, SHEN X D. Research on distribution network re-configuration based on carbon trading mechanism and demand response[J]. Power System and Clean Energy, 2023, 39(4): 47-53.
- [4] 孙毅, 黄绍模, 李泽坤, 等. 考虑时域特性的异构温控负荷联合调控策略[J]. 电网技术, 2020, 44(12): 4722-4734.
SUN Y, HUANG S M, LI Z K, et al. Joint control strategy of heterogeneous temperature control load considering time domain characteristics[J]. Power System Technology, 2020, 44(12): 4722-4734.
- [5] 崔屹峰, 李珍国, 魏思雨, 等. 面向需求响应的温控负荷单元随机选择模型[J]. 电力系统自动化, 2021, 45(19): 126-132.
CUI Y F, LI Z G, WEI S Y, et al. Random selection model of thermostatically controlled load units for demand response[J]. Automation of Electric Power Systems, 2021, 45(19): 126-132.
- [6] 王蓓蓓, 胡晓青, 顾伟扬, 等. 分层控制架构下大规模空调负荷参与调峰的分散式协同控制策略[J]. 中国电机工程学报, 2019, 39(12): 3514-3528.
WANG B B, HU X Q, GU W Y, et al. Hierarchical control architecture and decentralized cooperative control strategy for large scale air conditioning load participating in peak load regulation[J]. Proceedings of the CSEE, 2019, 39(12): 3514-3528.
- [7] 郭然龙, 邢海军, 谢宝江, 等. 计及灵活性供需的多场景分布式电源双层规划[J]. 现代电力, 2023, 40(1): 8-17.
GUO R L, XING H J, XIE B J, et al. A Bi-level programming of multi scenario distributed generation considering flexible supply and demand[J]. Modern Electric Power, 2023, 40(1): 8-17.
- [8] 吴柳青, 朱晓荣. 基于边-端协同的任务卸载资源分配联合优化算法[J]. 电信科学, 2020, 36(3): 42-52.
WU L Q, ZHU X R. Joint optimization algorithm for task offloading resource allocation based on edge-end collaboration[J]. Telecommunications Science, 2020, 36(3): 42-52.
- [9] 严杰, 宋荣方. 多载波多用户下行 NOMA 系统的资源分配算法[J]. 电信科学, 2019, 35(11): 1-8.
YAN J, SONG R F. Resource allocation algorithm for the downlink of multi-carrier and multi-user NOMA systems[J]. Telecommunications Science, 2019, 35(11): 1-8.
- [10] WU X, YAO L J, PI T X, et al. Virtual-real interaction control of hybrid load system for low-carbon energy services[J]. Applied Energy, 2023, 330: 120319.
- [11] WU X, LIANG K X, JIAO D. Air conditioner group collaborative method under multi-layer information interaction structure[J]. Energy, 2019, 186: 115851.
- [12] WU X, YOU L, WU R F, et al. Management and control of load clusters for ancillary services using Internet of electric loads based on cloud-edge-end distributed computing[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2022, 9(19): 18267-18279.
- [13] 戴剑丰, 阎诚, 汤奕. 基于分布式通信架构的温控负荷参与电力系统频率调控模型[J]. 电网技术, 2023, 47(5): 1810-1821.
DAI J F, YAN C, TANG Y. Model of temperature control load participating in frequency regulation of power system based on distributed communication architecture[J]. Power System Technology, 2023, 47(5): 1810-1821.
- [14] 张巍, 王丹. 基于云边协同的电动汽车实时需求响应调度策略[J]. 电网技术, 2022, 46(4): 1447-1458.



- ZHANG W, WANG D. Real-time demand response scheduling strategy for electric vehicles based on cloud edge collaboration[J]. Power System Technology, 2022, 46(4): 1447-1458.
- [15] 何金骆. 面向电力需求响应的温控负荷控制与通信资源分配策略[D]. 秦皇岛: 燕山大学, 2020.
- HE J L. Thermostatically load control and communication resource allocation strategy for power demand response[D]. Qinhuangdao: Yanshan University, 2020.
- [16] 黄冬梅, 徐琦, 孙锦中, 等. 基于改进混合粒子群算法和匹配理论的无人机电力巡检卸载策略[J]. 计算机应用研究, 2023, 40(7): 2111-2116.
- HUANG D M, XU Q, SUN J Z, et al. Power inspection and unloading strategy of UAV based on improved hybrid particle swarm algorithm and matching theory[J]. Application Research of Computers, 2023, 40(7): 2111-2116.
- [17] 绳韵, 许晨, 郑光远. 基于 NOMA 的超密集 MEC 网络任务卸载和资源分配方案[J]. 电信科学, 2022, 38(2): 35-46.
- SHENG Y, XU C, ZHENG G Y. Task offloading and resource allocation in NOMA-based ultra-dense MEC networks[J]. Telecommunications Science, 2022, 38(2): 35-46.
- [18] 范楠欣. 移动边缘计算网络中 D2D 辅助的计算卸载策略研究[D]. 北京: 北京邮电大学, 2021.
- FAN N X. Research on computation offloading strategy in

D2D-assisted mobile edge computing networks[D]. Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications, 2021.

- [19] 龙悬, 李伟, 鲁江丽, 等. 基于匹配理论的非正交多址异构网络资源分配算法[J]. 计算机工程, 2021, 47(1): 165-171.

LONG K, LI W, LU J L, et al. Resource allocation algorithm for NOMA heterogeneous network based on matching theory[J]. Computer Engineering, 2021, 47(1): 165-171.

[作者简介]



刘艺 (2000-), 女, 华北电力大学电气与电子工程学院硕士生, 主要研究方向为能源互联网信息通信技术。



武昕 (1986-), 女, 博士, 华北电力大学电气与电子工程学院副教授、博士生导师, 主要研究方向为能源互联网信息通信技术。