



基于“通算存”资源协同的 无人机链路异常监测方案研究

王清¹, 夏晓东¹, 荆臻¹, 代燕杰¹, 孙建德², 冯传奋²

(1. 国网山东省电力公司营销服务中心(计量中心), 山东 济南 250013;

2. 山东师范大学, 山东 济南 250014)

摘要: 近年来无人机(unmanned aerial vehicle, UAV)以其低成本、高灵活的特点在网络链路监测领域得到了广泛应用,但其高移动性、电量受限特性使监测任务实时、高效处理面临严峻的挑战。以智慧电力中通过无人机进行链路异常监测应用为例,针对不同监测场景需求,基于云、边、端节点的通信资源、计算资源、存储资源,综合考虑任务卸载与迁移联合优化,构建了基于“通算存”资源协同的任务处理模型,提出了基于“通算存”资源协同效益最优和时延最优两种链路异常监测方案。仿真实验揭示了基于“通算存”资源协同任务处理的内在机理。结果表明,与传统基于“通算”资源协同方案相比,所提链路异常监测方案具有更高的任务处理效益或更低的任务处理时延。

关键词: 无人机; 链路监测; “云-边-端”组网; 资源协同; 多接入边缘计算

中图分类号: TN929

文献标志码: A

doi: 10.11959/j.issn.1000-0801.2025010

Research on link anomaly monitoring scheme of unmanned aerial vehicle based on “communication-calculation-caching” resource collaboration

WANG Qing¹, XIA Xiaodong¹, JING Zhen¹, DAI Yanjie¹, SUN Jiande², FENG Chuanfen²

1. Marketing Service Center (Metrology Center), State Grid Shandong Electric Power Company, Jinan 250013, China

2. Shandong Normal University, Jinan 250014, China

Abstract: In recent years, unmanned aerial vehicles (UAVs) have been widely used in the field of network link monitoring due to their low cost and high flexibility. However, the characteristics of high mobility and limited battery capacity of UAV impose serious challenges on real-time and high benefit processing of monitoring tasks. The scenario of link anomaly monitoring through drones in smart power was taken as an example. Considering the joint optimization of task offloading and migration, a task processing model based on “communication-calculation-caching” re-

收稿日期: 2024-07-06; 修回日期: 2024-12-19

通信作者: 冯传奋, fengcf@sdu.edu.cn.

基金项目: 国网山东省电力公司科技项目 (No.2023A-018)

Foundation Item: The Science and Technology Project of State Grid Shandong Electric Power Company (No.2023A-018)

source collaboration was constructed in order to meet the needs of different monitoring scenarios, which took into account the communication resources, computing resources, and storage resources of cloud, edge and end nodes. Two link anomaly monitoring schemes based on “communication-calculation-caching” resource collaboration with optimal benefit and optimal delay were proposed. The inherent mechanism of collaborative task processing based on “communication-calculation-caching” resources was revealed through simulation experiments. The results indicate that the proposed link anomaly monitoring scheme has higher task processing benefit or lower task processing delay compared to traditional link anomaly monitoring scheme based on “communication-calculation” resource collaboration.

Key words: unmanned aerial vehicle, link monitoring, “cloud-edge-end” networking, resource collaboration, multi-access edge computing

0 引言

随着智能电网建设的推进,电力系统运行监测已经从传统的“事后报警”模式转变为以“事前+事中预警”为主导的模式。用电信息采集链路监测,作为实现海量分散对象智能运维、电网数据精准采集的重要基础,不仅是政府和企业开展负荷调控和推动电网数字化转型的前提条件,更是实现绿色低碳发展的有力支撑和保障。目前,无人机以低成本、易操控、高灵活、可搭载各类传感器等优势,已在用电信息采集链路监测中得到了广泛运用。与传统的人工监测相比,无人机监测技术可以大幅提升链路监测的效率;与传统的固定点位监测相比,无人机监测技术更加灵活,可以全方位、无死角进行监测。然而,无人机的高移动性、电量受限特性,使得监测任务的实时和高效处理面临严峻挑战。随着用电信息采集链路监测在监测范围、监测频次及监测处理实时性方面的要求越来越高,多接入边缘计算(multi-access edge computing, MEC)技术^[1-4]被引入。从采集数据处理的角度来看,云节点的处理能力最强,MEC节点次之,终端节点相对最弱,但从采集数据传输的角度来看,终端节点数据不需要传输即可进行计算处理,MEC节点数据传输时延次之,云节点数据传输时延最高。因此,为了更好地满足计算密集、时延敏感的链路

状态信息(以下简称“任务”)的需求,研究需要综合考虑云节点、MEC节点及终端节点(简称“云-边-端”)的协同处理能力,以实现任务的高效、实时处理。

关于云-边-端协同任务处理方面的研究,在架构层面上主要侧重于边-端协同^[5-8],文献[7]为了解决边-端协同中MEC节点效率降低以及协同范围受限等问题,提出了一种任务转移和计算资源分配算法;在资源层面上则侧重通信和计算资源的协同^[9-13],文献[11]针对异构任务和异构计算/通信资源,充分考虑任务的时延要求、MEC节点和终端的最大计算能力、终端的最大发射功率等因素,提出了一种边-端协同的任务处理调度算法。

此外,由于MEC节点覆盖范围有限,当无人机在移动过程中发起任务处理请求时,大概率将触发任务迁移^[14-17],从而使任务处理优化问题变得更加复杂。任务迁移不仅会增加任务处理时延,还会增加任务处理成本。文献[16]考虑终端的移动性,对任务卸载与迁移进行了联合优化,最大限度地降低了任务迁移对任务处理的不良影响。

尽管现有的研究工作取得了很大的进展,但随着用电信息采集链路监测场景的细化,在不同监测阶段需要针对不同目标进行优化。例如,在信道链路正常运行的场景下,通常要求信道链路



监测具有高效益,而在信道链路接近异常的场景下,通常要求信道链路监测具有高实时性。在MEC节点部署一定的存储资源来存储部分通用任务数据,可以减少无人机向MEC节点上传的数据量,进而降低任务处理的通信时延,但同时也会增加一定的存储成本。因此,有必要深入研究在MEC节点存储部分通用任务数据对任务处理效益的具体影响。

为了满足用电信息采集链路监测在不同场景的需求,进一步提升链路监测任务处理效益或处理实时性,本文在云-边-端架构的基础上,构建了基于“通算存”资源协同的任务处理模型,将任务卸载与迁移进行联合优化,同时提出了两种基于“通算存”资源协同效益最优及时延最优的链路异常监测方案:一种是基于“通算存”资源协同效益最优的方案,主要用于信道链路正常运行的场景,以实现低成本、高效监测;另一种是基于“通算存”资源协同时延最优的方案,主要用于信道链路接近异常的场景,以便能够更实时地识别出信道链路的异常。本文的主要创新点及贡献如下。

(1) 在云-边-端组网架构基础上,考虑通信、计算、存储资源,构建了基于“通算存”资源协同的任务处理模型,设计了基于“通算存”资源协同效益最优的链路异常监测方案及基于“通算存”资源协同时延最优的链路异常监测方案,可以满足用电信息采集链路监测不同场景的需求,进一步提升了链路监测方案的效益或链路异常识别的实时性。

(2) 为了解决上述链路异常监测处理最优化问题,提出了基于“通算存”协同的麻雀优化算法(sparrow search algorithm based on collaboration of “communication-calculation-caching”, SSA-3C)。

(3) 通过仿真实验揭示了基于“通算存”资源协同任务处理的内在机理。结果表明,在相同

条件下,基于“通算存”资源协同效益最优的链路异常监测方案相比基于“通算”资源协同效益最优方案,平均任务处理效益提升了4.8%;基于“通算存”资源协同时延最优的链路异常监测方案相比基于“通算”资源协同时延最优方案,平均任务处理时延减少了8.2%。

1 组网架构及业务流程

基于云-边-端组网的无人机用电信息采集链路监测架构如图1所示,图1左侧为用电信息采集系统,包括电能表、采集器、集中器、主站。电能表与采集器、集中器之间通过电力线载波与高速无线双模网络互联,集中器与主站之间通过无线公网互联。图1右侧为基于云-边-端组网架构下的无人机链路监测系统。以监测高速无线网络链路状态为例,无人机采集高速无线网络的链路状态信息,并将采集的数据上传至MEC节点及云节点进行处理。在信道链路处于正常状态场景下,为了降低监测成本并提高监测效益,一般要求信道链路监测具有高效益。当监测到信道链路接近异常值时,为了更实时地识别出信道链路的异常,降低信道链路异常对用电信息采集系统的影响,通常要求信道链路监测具有高实时性。

假定有 M 个MEC节点、1个云节点为无人机服务,需要处理的任务量为 W 。云节点服务范围广,可以一直为无人机服务,而对于MEC节点,服务范围小,大概率会发生任务迁移。因此,本文重点分析无人机与MEC节点之间任务处理的流程和机理。链路状态数据处理流程如图2所示,其中, x_i 为无人机计划卸载到MEC服务器进行处理的总任务量。

图2(a)所示的场景一中,无人机将采集的链路状态数据(以下简称“任务量 x_{il} ”)上传至MEC $_i$ 后,从MEC $_i$ 的通信范围移动到MEC $_j$ 的通信范围。为了保持任务处理的连续性,无人机需

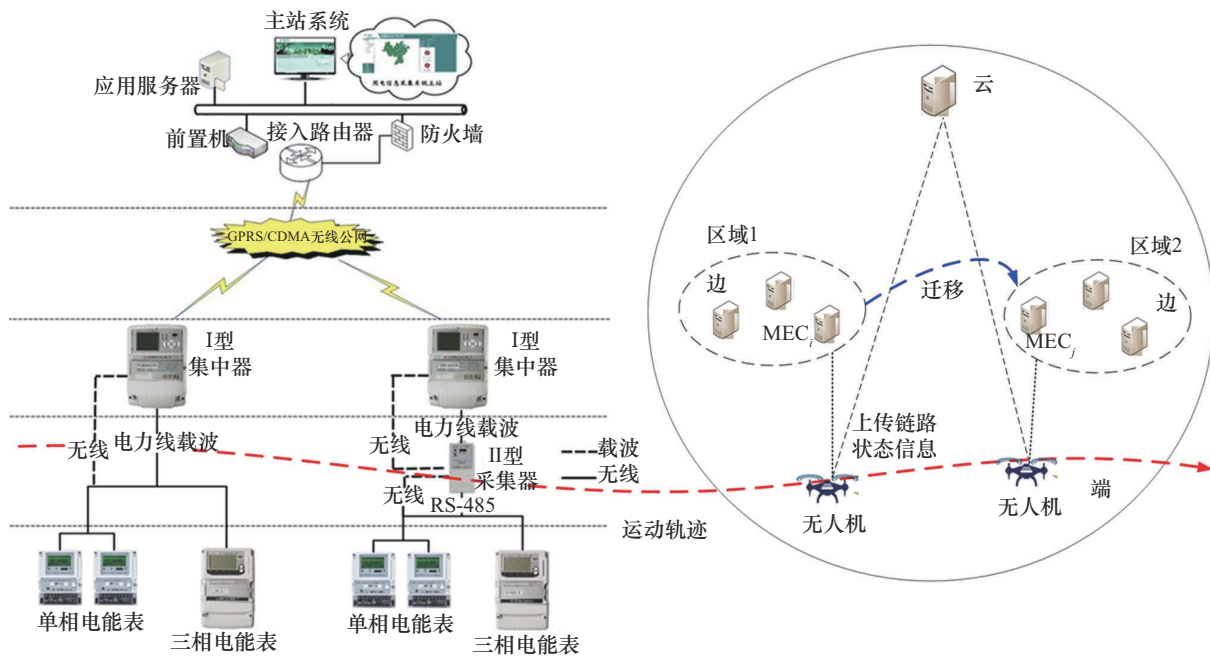


图1 基于云-边-端组网的无人机用电信息采集链路监测架构

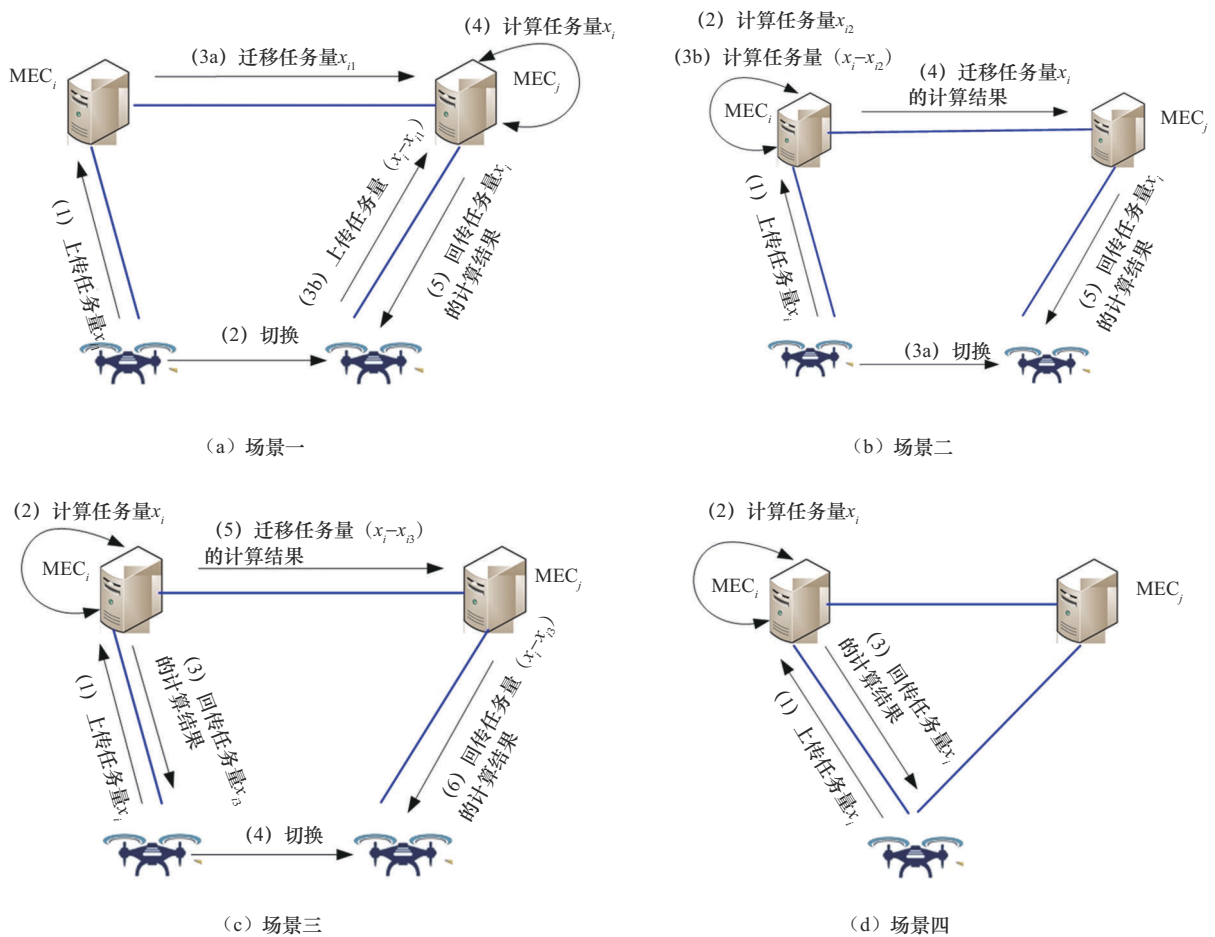


图2 链路状态数据处理流程



要将剩余采集的数据任务量 $(x_i - x_{i1})$ 卸载给 MEC_j 进行处理, 同时 MEC_i 将采集的数据任务量 x_{i1} 迁移给 MEC_j 进行处理。图 2 所示的 (3a)、(3b) 两个流程在时间上是并行的。

图 2 (b) 所示的场景二中, 无人机完成任务量 x_i 的卸载且 MEC_i 处理完成任务量 x_{i2} 后, 从 MEC_i 的通信范围移动到 MEC_j 的通信范围。为了降低任务迁移对 MEC 间通信链路的占用, MEC_i 将完成剩余未处理的任务量 $(x_i - x_{i2})$ 并将任务量 x_i 的处理结果传输给 MEC_j 。需要说明的是, 此场景下, 图 2 所示的 (3a)、(3b) 两个步骤在时间上是并行的。

图 2 (c) 所示的场景三中, MEC_i 完成任务量 x_i 的处理并将一部分任务量 (如 x_{i3}) 处理结果反馈给无人机后, 无人机从 MEC_i 的通信范围移动到 MEC_j 的通信范围, MEC_i 需要将剩余

未反馈任务量 $(x_i - x_{i3})$ 的处理结果传输给 MEC_j 。

图 2 (d) 所示的场景四中, 监测数据处理过程中均未发生 MEC 间的切换。

2 基于“通算存”资源协同的任务处理模型

基于前述链路状态数据处理流程, 搭建基于“通算存”资源协同的链路状态数据处理时延、能耗、成本及效益模型。

2.1 链路状态数据处理时延

2.1.1 链路状态数据通信时延

考虑 MEC 可能会发生迁移的情况, 链路状态数据通信时延包括无人机与 MEC_i 、 MEC_j 及云节点之间的通信时延。

(1) 无人机与 MEC_i 之间链路状态数据传输所需通信时延表示为:

$$T_i^t(x_i, T_i^{ct}) = \begin{cases} T_i^{ct}, & 0 \leq T_i^{ct} < T_i^{sc}(x_i) \\ T_i^{sc}(x_i), & T_i^{sc}(x_i) \leq T_i^{ct} < [T_i^{sc}(x_i) + T_i^{js}(x_i)] \\ T_i^{ct} - T_i^{js}(x_i), & [T_i^{sc}(x_i) + T_i^{js}(x_i)] \leq T_i^{ct} < T_i^{qb}(x_i) \\ T_i^{sc}(x_i) + T_i^{hc}(x_i), & \text{其他} \end{cases} \quad (1)$$

其中, x_i 为无人机计划上传至 MEC 处理的链路状态数据任务量; T_i^{ct} 为无人机与 MEC_i 的连接时间; $T_i^{sc}(x_i) = \frac{(1-k)x_i}{V_i^s}$, 为链路状态数据 $(1-k)x_i$ 卸载到 MEC_i 的通信时间; k 为 MEC 存储链路状态数据比例; V_i^s 为 MEC_i 上行链路的传输速率; $T_i^{js}(x_i) = \frac{x_i}{V_{Ci}}$, 为任务量 x_i 在 MEC_i 的处理时间;

V_{Ci} 为 MEC_i 的处理速率; $T_i^{hc}(x_i) = \frac{\rho x_i}{V_i^x}$, ρ 为任务量计算结果与任务量大小的折算系数; V_i^x 为 MEC_i 下行链路的传输速率; $T_i^{qb}(x_i) = T_i^{sc}(x_i) + T_i^{js}(x_i) + T_i^{hc}(x_i)$, 为 MEC_i 处理任务量 x_i 所需要的时间。

(2) 无人机与 MEC_j 之间链路状态数据传输所需通信时延表示为:

$$T_j^t(x_i, T_i^{ct}) = \begin{cases} \frac{(1-k)x_i - V_i^s T_i^{ct}}{V_j^s} + \frac{\rho x_i}{V_j^x}, & 0 \leq T_i^{ct} < T_i^{sc}(x_i) \\ \frac{\rho x_i}{V_j^x}, & T_i^{sc}(x_i) \leq T_i^{ct} \leq [T_i^{sc}(x_i) + T_i^{js}(x_i)] \\ \frac{\rho x_i - V_i^x [T_i^{ct} - T_i^{sc}(x_i) - T_i^{js}(x_i)]}{V_j^x}, & [T_i^{sc}(x_i) + T_i^{js}(x_i)] \leq T_i^{ct} < T_i^{qb}(x_i) \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (2)$$

其中, V_j^s 为无人机与 MEC_j 的上行链路传输速率, V_j^x 为无人机与 MEC_j 的下行链路传输速率。

(3) 无人机与云节点之间链路状态数据传输所需通信时延表示为:

$$T_c^t(x_c) = \frac{x_c}{V_c^s} + \frac{\rho x_c}{V_c^x} \quad (3)$$

其中, x_c 为无人机计划卸载到云节点的任务量, V_c^s 为无人机与云节点的上行链路传输速率, V_c^x 为无人机与云节点的下行链路传输速率。

2.1.2 链路状态数据计算时延

链路状态数据计算时延包括 MEC_i、MEC_j、无人机及云节点计算时延。

MEC_i 计算时延表示为:

$$T_{MEC_i}^{js}(x_i, T_i^{ct}) = \begin{cases} 0, & 0 \leq T_i^{ct} < T_i^{sc}(x_i) \\ T_i^{js}(x_i), & \text{其他} \end{cases} \quad (4)$$

MEC_j 计算时延表示为:

$$T_{UAV}^{qj}(x_i, T_i^{ct}) = T_{HO} + \begin{cases} \frac{V_i^s T_i^{ct}}{R_{i,j}}, & 0 \leq T_i^{ct} < T_i^{sc}(x_i) \\ \frac{\rho x_i}{R_{i,j}}, & T_i^{sc}(x_i) \leq T_i^{ct} < [T_i^{sc}(x_i) + T_i^{js}(x_i)] \\ \frac{\rho x_i - V_i^x [T_i^{ct} - T_i^{sc}(x_i) - T_i^{js}(x_i)]}{R_{i,j}}, & [T_i^{sc}(x_i) + T_i^{js}(x_i)] \leq T_i^{ct} < T_i^{qb}(x_i) \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (8)$$

其中, T_{HO} 为无人机切换时延, $R_{i,j}$ 为 MEC_i 与 MEC_j 之间的传输速率。

链路状态数据处理时延为:

$$T(x_i, T_i^{ct}, x_c) = \begin{cases} T1(x_i, T_i^{ct}, x_c), & 0 \leq T_i^{ct} < T_i^{sc}(x_i) \\ T2(x_i, T_i^{ct}, x_c), & T_i^{sc}(x_i) \leq T_i^{ct} < [T_i^{sc}(x_i) + T_i^{js}(x_i)] \\ T3(x_i, T_i^{ct}, x_c), & \text{其他} \end{cases} \quad (9)$$

其中,

$$T_{MEC_j}^{js}(x_i, T_i^{ct}) = \begin{cases} \frac{x_i}{V_{Cj}}, & 0 \leq T_i^{ct} < T_i^{sc}(x_i) \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (5)$$

其中, V_{Cj} 为 MEC_j 的计算速率。

无人机计算时延表示为:

$$T_{UAV}^{js}(x_i, x_c) = \frac{(W - x_i - x_c)}{V_{Cu}} \quad (6)$$

其中, W 为链路状态数据总量, V_{Cu} 为无人机计算速率。

云节点计算时延表示为:

$$T_c^{js}(x_c) = \frac{x_c}{V_{Cc}} \quad (7)$$

其中, V_{Cc} 为云节点计算速率。

2.1.3 链路状态数据迁移时延

由于无人机与 MEC_i 的连接时间 T_i^{ct} 是随机的, 当连接时间不足时, 即在连接时间内 MEC_i 不能完成链路状态数据传输或者链路状态数据计算时都会发生任务迁移, 则迁移时延表示为:

$$Tl(x_i, T_i^{ct}, x_c) = \max \left\{ \begin{aligned} & T_i^t(x_i, T_i^{ct}) + T_{HO} + \\ & \max \left[\frac{V_i^s T_i^{ct}}{R_{i,j}}, \frac{x_i - V_i^s T_i^{ct}}{V_j^s} \right] + T_{MEC_i}^{js}(x_i, T_i^{ct}) + \\ & T_{MEC_j}^{js}(x_i, T_i^{ct}) + \frac{\rho x_i}{V_j^x} \Bigg], T_{UAV}^{js}(x_i), [T_c^t(x_c) + \\ & T_c^{js}(x_c)] \Bigg\} \quad (10) \end{aligned}$$



$$T2(x_i, T_i^{ct}, x_c) = \max \left\{ \left[T_i^t(x_i, T_i^{ct}) + T_j^t(x_i, T_i^{ct}) + \frac{\rho x_i}{R_{i,j}} + T_i^{ct} - T_i^{sc}(x_i) + \max \left[T_{HO}, \frac{x_i - [T_i^{ct} - T_i^{sc}(x_i)] V_{Ci}}{V_{Ci}} \right] + T_{MECj}^{js}(x_i, T_i^{ct}) \right], T_{UAV}^{js}(x_i), [T_c^t(x_c) + T_c^{js}(x_c)] \right\} \quad (11)$$

$$T3(x_i, T_i^{ct}, x_c) = \max \left\{ \left[T_i^t(x_i, T_i^{ct}) + T_j^t(x_i, T_i^{ct}) + T_{MECi}^{js}(x_i, T_i^{ct}) + T_{MECj}^{js}(x_i, T_i^{ct}) + T_{UAV}^{qv}(x_i, T_i^{ct}) \right], T_{UAV}^{js}(x_i), [T_c^t(x_c) + T_c^{js}(x_c)] \right\} \quad (12)$$

2.2 链路状态数据处理能耗

链路状态数据处理能耗包括无人机计算能耗、链路状态数据传输能耗、MEC 计算能耗、MEC 间任务迁移能耗、云节点计算能耗。

无人机计算能耗表示为：

$$E_{UAV}^{js}(x_i, x_c) = (W - x_i - x_c) P_{Cu} \quad (13)$$

其中， P_{Cu} 为无人机单 bit 计算能耗。

链路状态数据传输能耗表示为：

$$E_{UAV}^{cs}(x_i, T_i^{ct}, x_c) = P_{UAV}(x_i + x_c + \rho x_i + \rho x_c) \quad (14)$$

其中， P_{UAV} 为无人机单 bit 通信能耗。

无人机的总能耗表示为：

$$E_{UAV}(x_i, T_i^{ct}, x_c) = E_{UAV}^{js}(x_i, x_c) + E_{UAV}^{cs}(x_i, T_i^{ct}, x_c) \quad (15)$$

MEC_i 计算能耗表示为：

$$E_i^{js}(x_i, T_i^{ct}) = P_{Ci} T_{MECi}^{js}(x_i, T_i^{ct}) \quad (16)$$

MEC_j 计算能耗表示为：

$$E_j^{js}(x_i, T_i^{ct}) = P_{Cj} T_{MECj}^{js}(x_i, T_i^{ct}) \quad (17)$$

其中， P_{Ci} 为 MEC_i 单位时间能耗， P_{Cj} 为 MEC_j 单位时间能耗。

MEC 间任务迁移能耗表示为：

$$E_{UAV}^{qv}(x_i, T_i^{ct}) = P_{qy} [T_{UAV}^{qv}(x_i, T_i^{ct}) - T_{HO}] \quad (18)$$

其中， P_{qy} 为 MEC_i 与 MEC_j 之间单位时间任务传输能耗。

云节点计算能耗表示为：

$$E_c^{js}(x_c) = P_{Cc} T_c^{js}(x_c) \quad (19)$$

其中， P_{Cc} 为云节点单位时间计算能耗。

链路状态数据处理能耗表示为：

$$E(x_i, T_i^{ct}, x_c) = E_{UAV}(x_i, T_i^{ct}, x_c) + E_i^{js}(x_i, T_i^{ct}) + E_j^{js}(x_i, T_i^{ct}) + E_{UAV}^{qv}(x_i, T_i^{ct}) + E_c^{js}(x_c) \quad (20)$$

2.3 链路状态数据处理成本

链路状态数据处理成本包括通信成本、计算成本、存储成本、迁移成本、能耗成本和空闲成本。其中，通信成本将考虑存储数据带来的传输数据成本的降低。

通信成本表示为：

$$C^{tx}(x_i, T_i^{ct}, x_c) = \alpha_{tx} [T_i^t(x_i, T_i^{ct}) + T_j^t(x_i, T_i^{ct}) + T_c^t(x_c)] \quad (21)$$

计算成本表示为：

$$C^{js}(x_i, T_i^{ct}, x_c) = \alpha_{js} [T_{MECi}^{js}(x_i, T_i^{ct}) + T_{MECj}^{js}(x_i, T_i^{ct}) + T_{UAV}^{js}(x_i, x_c) + T_c^{js}(x_c)] \quad (22)$$

存储成本表示为：

$$C^{cc}(x_i) = \alpha_{cc} \times k \times x_i \quad (23)$$

迁移成本表示为：

$$C_{UAV}^{qv}(x_i, T_i^{ct}) = \alpha_{qy} T_{UAV}^{qv}(x_i, T_i^{ct}) \quad (24)$$

能耗成本表示为：

$$C^{nh}(x_i, T_i^{ct}, x_c) = \alpha_{nh} E(x_i, T_i^{ct}, x_c) \quad (25)$$

当连接时间满足 $T_i^{ct} > T_i^{qb}(x_i)$ 时，若无人机仍与 MEC 相连，则会产生空闲成本，可以表示为：

$$C^{kx}(x_i, T_i^{ct}) = \alpha_{kx} T^{kx}(x_i, T_i^{ct}) \quad (26)$$

$$T^{\text{tx}}(x_i, T_i^{\text{ct}}) = \begin{cases} 0, & 0 \leq T_i^{\text{ct}} < T_i^{\text{qb}}(x_i) \\ T_i^{\text{ct}} - T_i^{\text{qb}}(x_i), & \text{其他} \end{cases} \quad (27)$$

其中, α_{tx} 为单位时间的通信成本, α_{js} 为单位时间的计算成本, α_{cc} 为单位数据量的存储成本, α_{qy} 为单位时间的迁移成本, α_{nh} 为单位能耗的成本, α_{kx} 为单位时间的空闲成本。

2.4 链路状态数据处理效益

链路状态数据处理效益为通过“云-边-端”节点“通算存”资源协同处理链路状态数据带来处理时延效益和能耗效益的提升。

链路状态数据处理时延效益可以表示为:

$$B^{\text{sy}}(x_i, T_i^{\text{ct}}, x_c) = \alpha_{\text{js}} \frac{W}{V_{\text{Cu}}} - C^{\text{tx}}(x_i, T_i^{\text{ct}}, x_c) - C^{\text{js}}(x_i, T_i^{\text{ct}}, x_c) - C^{\text{cc}}(x_i) - C_{\text{UAV}}^{\text{qy}}(x_i, T_i^{\text{ct}}) - C^{\text{kx}}(x_i, T_i^{\text{ct}}) \quad (28)$$

链路状态数据处理能耗效益可以表示为:

$$\text{s.t. } T_m \geq \begin{cases} T1(x_i, T_i^{\text{ct}}, x_c), & 0 \leq T_i^{\text{ct}} < T_i^{\text{sc}} \\ T2(x_i, T_i^{\text{ct}}, x_c), & T_i^{\text{sc}}(x_i) \leq T_i^{\text{ct}} < [T_i^{\text{sc}}(x_i) + T_i^{\text{js}}(x_i)] \\ T3(x_i, T_i^{\text{ct}}, x_c), & \text{其他} \end{cases} \quad (32)$$

$$E_{\text{UAV}}(x_i, T_i^{\text{ct}}, x_c) < E_{\text{UAV}}^m, i \in \mathbf{N} \quad (33)$$

$$0 < x_i < W, i \in \mathbf{N} \quad (34)$$

$$0 < x_c < W, i \in \mathbf{N} \quad (35)$$

其中, T_m 为链路状态数据处理完成时限, E_{UAV}^m 为无人机能耗阈值。

$$\text{s.t. } T_m \geq \begin{cases} T1(x_i, T_i^{\text{ct}}, x_c), & 0 \leq T_i^{\text{ct}} < T_i^{\text{sc}} \\ T2(x_i, T_i^{\text{ct}}, x_c), & T_i^{\text{sc}}(x_i) \leq T_i^{\text{ct}} < [T_i^{\text{sc}}(x_i) + T_i^{\text{js}}(x_i)] \\ T3(x_i, T_i^{\text{ct}}, x_c), & \text{其他} \end{cases} \quad (37)$$

$$E_{\text{UAV}}(x_i, T_i^{\text{ct}}, x_c) < E_{\text{UAV}}^m, i \in \mathbf{N} \quad (38)$$

$$0 < x_i < W, i \in \mathbf{N} \quad (39)$$

$$0 < x_c < W, i \in \mathbf{N} \quad (40)$$

$$B^{\text{nh}}(x_i, T_i^{\text{ct}}, x_c) = \alpha_{\text{nh}} W P_{\text{Cu}} - C^{\text{nh}}(x_i, T_i^{\text{ct}}, x_c) \quad (29)$$

链路状态数据处理效益可以表示为:

$$B(x_i, T_i^{\text{ct}}, x_c) = \tau_{\text{sy}} B^{\text{sy}}(x_i, T_i^{\text{ct}}, x_c) + \tau_{\text{nh}} B^{\text{nh}}(x_i, T_i^{\text{ct}}, x_c) \quad (30)$$

其中, τ_{sy} 、 τ_{nh} 分别为链路状态数据处理时延效益和链路状态数据处理能耗效益的权重, 且 $\tau_{\text{sy}} + \tau_{\text{nh}} = 1$ 。

2.5 优化问题

(1) 处理效益优化

上述基于“通算存”资源协同进行信道异常监测处理效益最优的问题, 可以转换为在链路状态数据处理时延及无人机能耗限制条件下链路状态数据处理效益最优的问题:

$$\max_{x_i, x_c} B(x_i, T_i^{\text{ct}}, x_c) = \tau_{\text{sy}} B^{\text{sy}}(x_i, T_i^{\text{ct}}, x_c) + \tau_{\text{nh}} B^{\text{nh}}(x_i, T_i^{\text{ct}}, x_c) \quad (31)$$

(2) 处理时延优化

相应的基于“通算存”资源协同进行信道异常监测处理时延最优的问题, 可以转换为在链路状态数据处理时延及无人机能耗限制条件下链路状态数据处理时延最优问题。

$$\min_{x_i, x_c} T(x_i, T_i^{\text{ct}}, x_c) \quad (36)$$

3 基于“通算存”协同的麻雀优化算法

上述优化问题为混合整数非线性规划问题, 本文引入麻雀搜索算法来解决上述优化问题。麻



雀搜索算法是利用麻雀觅食并逃避捕食者的行为而提出的群智能优化算法,具有寻优能力强、求解效率高等优点。在算法体系中,麻雀族群被划分为探索者、追随者及警戒者。探索者承担搜寻食物资源丰富区域的任务;追随者跟随探索者,共同承担搜寻任务;警戒者专注于监测周边环境,一旦发现危险,将引导族群转移。

麻雀优化算法与经典的粒子群优化算法、梯度下降优化算法的对比如图3所示。对于同一个最小值优化问题,随着迭代次数的增加,粒子群优化算法陷入局部最小值,且不会随着迭代次数的增加发生变化;梯度下降优化算法则会因存在梯度爆炸、初始位置设置不合理等因素,当迭代次数达到10次以后,优化的结果反而逐渐变大,出现最终迭代结果并非最小值的情况。麻雀优化算法在迭代次数较小时和粒子群优化算法一样陷入局部最小值,但因其算法优势,可以跳出局部最优,寻找到全局的最小值。

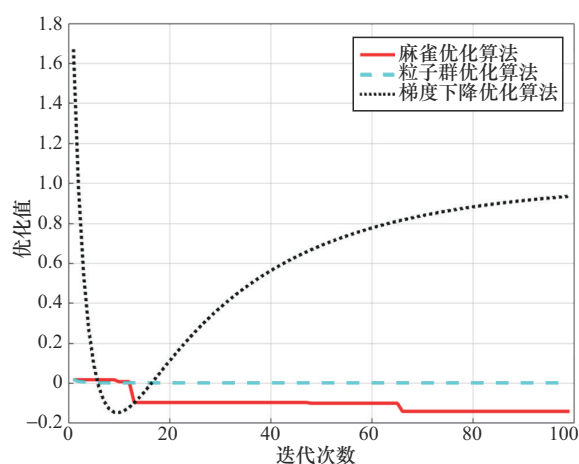


图3 麻雀优化算法与粒子群优化算法、梯度下降优化算法的对比

基于“通算存”协同的麻雀优化算法(sparrow search algorithm based on collaboration of “communication-calculation-caching”, SSA-3C),具体代码如下。

输入:

G : 最大迭代次数

N : 种群数目

Ub : 最大链路状态数据卸载量

Lb : 最小链路状态数据卸载量

S : 安全阈值

DS : 发现者数量

FL : 追随者数量

CT : 警戒者数量

输出:

$X_{i_{best}}$: 边节点最优链路状态数据卸载量

$X_{C_{best}}$: 云节点最优链路状态数据卸载量

B_{best} 或 T_{best} : 链路状态数据处理效益或处理时延

初始化种群位置,调用式(30)计算在链路状态数据处理时延及无人机能耗限制条件下对应链路状态数据的处理效益

或调用式(10)~式(12)计算在链路状态数据处理时延及无人机能耗限制条件下对应链路状态数据的处理时延

while($t < G$)

$S = \text{rand}(1)$

for $i = 1:DS$

发现者迭代

end for

for $i = (DS+1):(DS+FL)$

追随者迭代

end for

for $i = (DS+FL+1):N$

警戒者迭代

end for

检查迭代位置是否在搜索边界内

根据迭代后的链路状态数据卸载方案,调用式(30)计算在链路状态数据处理时延及无人机能耗限制条件下对应链路状态数据的处理效益

或根据迭代后的链路状态数据卸载方案,调用式(10)~式(12)计算在链路状态数据处理

时延及无人机能耗限制条件下对应链路状态数据的处理时延

更新种群中的最差和最优链路状态数据卸载方案

根据链路状态数据的处理效益对种群排序, 选择新的发现者、追随者和警戒者

或根据链路状态数据的处理时延对种群排序, 选择新的发现者、追随者和警戒者

$t=t+1$

end while

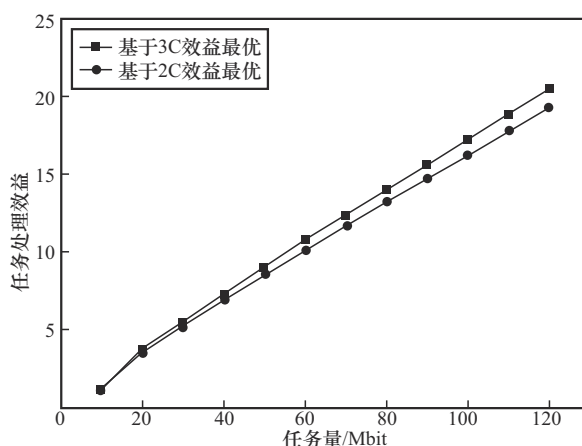
return $X_{i_{best}}, X_{c_{best}}, B_{best}$ 或 T_{best}

4 仿真结果与分析

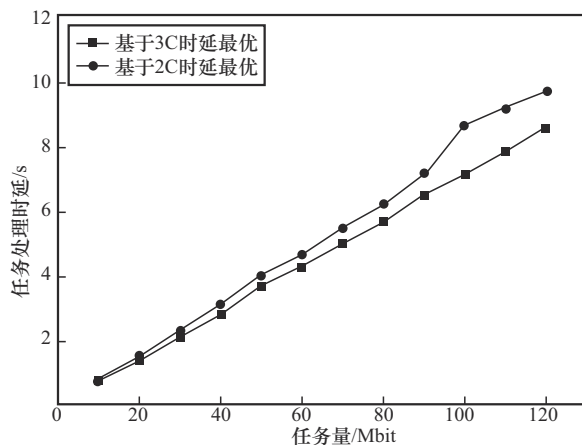
本节通过仿真实验, 揭示在云-边-端组网架构基础上基于“通算存”资源协同效益最优及时延最优的链路异常监测方案的内在机理, 并验证方案的优势。仿真组网架构如图 1 的右侧所示。假设两个区域中分别有 3 个 MEC 为无人机提供服务。在区域 1 中, 对于通信和计算性能来说, MEC₁ 性能最高, MEC₂ 次之, MEC₃ 最低; 对于能耗来说, MEC₁ 能耗最高, MEC₂ 次之, MEC₃ 最低。在区域 2 中, MEC₄、MEC₅ 和 MEC₆ 的性能分别与区域 1 中的 MEC₁、MEC₂ 和 MEC₃ 相同。链路状态数据任务量为 [10, 120] Mbit, 链路状态数据处理完成时限为 10 s。无人机能耗阈值为 10 W·h, 无人机传输速率为 [12.5, 15] Mbit/s。MEC 计算能力取值 [10, 15] Mbit/s, 切换时延 30 ms。时延效益权重和能耗效益权重为 0.5 : 0.5。此处设 $\rho = 0.1$, MEC 存储链路状态数据量比例为 20%, 实验中的其他参数参考文献 [16] 及文献 [18] 进行设置。

链路状态数据处理性能随任务量变化情况如图 4 所示。本文提出的基于“通算存”资源协同效益最优的链路异常监测方案简称“基于 3C 效益最优”, 传统的基于“通算”资源协同效益最优的链路异常监测方案简称“基于 2C 效益最

优”。本文提出的基于“通算存”资源协同时延最优的链路异常监测方案简称“基于 3C 时延最优”, 传统的基于“通算”资源协同时延最优的链路异常监测方案简称“基于 2C 时延最优”。随着任务量的增加, 任务处理效益及时延均呈增长趋势。在相同的任务量下, 相比“基于 2C 效益最优”方案, 本文提出的“基于 3C 效益最优”方案的任务处理效益平均提升了 5.1%。相比“基于 2C 时延最优”方案, 本文提出的“基于 3C 时延最优”方案的任务处理时延平均降低了 10.4%。图 4 (b) 中基于 2C 时延最优方案, 当任务量 ≥ 100 Mbit 时, 将处于如图 2 (a) 所示的场景一。为了降低任务处理时延, 选择的 MEC_i 由 MEC₁ 变成 MEC₃, 故任务处理时延出现跃升。



(a) 效益最优方案中处理效益随任务量变化情况



(b) 时延最优方案中处理时延随任务量变化情况

图4 链路状态数据处理性能随任务量变化情况



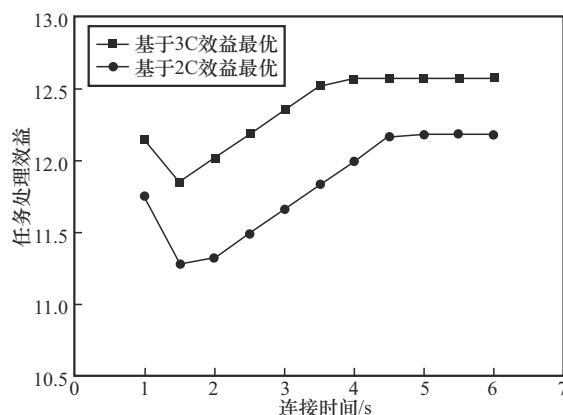
任务处理性能随连接时间变化情况如图5所示。在相同的连接时间下,相比“基于2C效益最优”方案,本文提出的“基于3C效益最优”方案的任务处理效益平均提升了4.5%。相比“基于2C时延最优”方案,本文提出的“基于3C时延最优”方案的任务处理时延平均降低了8.1%。图5(a)中,当连接时间较小,如小于2s时,MEC间任务迁移量较小。为了获得最大的任务处理效益,任务将被全部卸载给MEC进行处理,但随着连接时间增加,MEC间任务迁移量逐渐增大,导致任务处理效益降低。当连接时间大于或等于2s时,如果还将任务全部卸载给MEC进行处理,会导致MEC间任务迁移量很大。为了获得最大的任务处理效益,任务需要分别卸载给云节点和MEC进行处理。随着连接时间增加,卸载给MEC的任务量不断增加,从而增加了任务处理效益。当连接时间较大时,如大于4s时,为了获得最大的任务处理效益,任务又全部卸载给MEC进行处理,将进入如图2(b)所示的场景二。任务迁移的仅是任务处理结果,且初始卸载MEC需要在迁移处理结果之前完成任务的计算处理,因此任务处理效益受连接时间变化的影响不大。

图5(b)中,为了获得最小的任务处理时延,任务需要分别卸载给云节点、MEC、无人机进行并行处理。

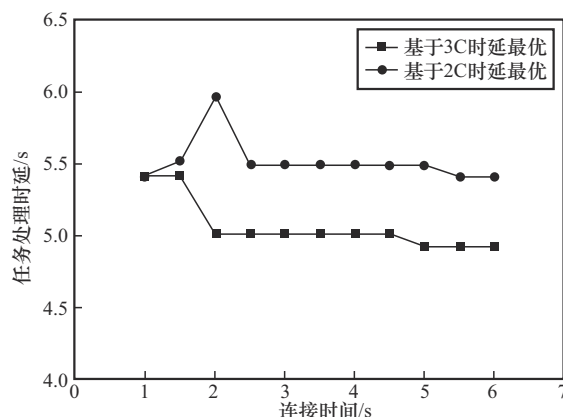
(1) 对于基于3C时延最优方案:当连接时间小于2s时,任务处理时延取决于云节点处理任务的时延;当连接时间大于或等于2s时,任务处理时延将取决于MEC处理任务的时延。因此,在连接时间1.5~2s处,任务处理时延出现了较大的变化。

(2) 对于基于2C时延最优方案:当连接时间小于2.5s时,任务处理时延取决于云节点处理任务的时延;当连接时间大于或等于2.5s时,任务处理时延将取决于MEC处理任务的时延。因

此,在连接时间2~2.5s处,任务处理时延出现了较大的变化。此外,当连接时间小于2.5s时,随着连接时间的增加,卸载给云节点的任务量也在增加,导致任务处理时延也在增加。



(a) 效益最优方案中处理效益随连接时间变化情况



(b) 时延最优方案中处理时延随连接时间变化情况

图5 任务处理性能随连接时间变化情况

任务处理性能随MEC链路状态数据存储比例变化情况如图6所示。针对某一存储比例,随着任务量的增加,任务处理效益及任务处理时延均增加。对于相同任务量,MEC存储链路状态数据量比例越高,任务处理效益越高,任务处理时延越低,体现了利用存储资源的优势。对于图6(b)中存储比例为5%的基于3C时延最优方案,当任务量 ≥ 100 Mbit时,将处于图2(a)所示的场景一。为了降低任务处理时延,选择的初始卸载MEC_i由MEC₁变成MEC₃,故任务处理时延出现跃升。

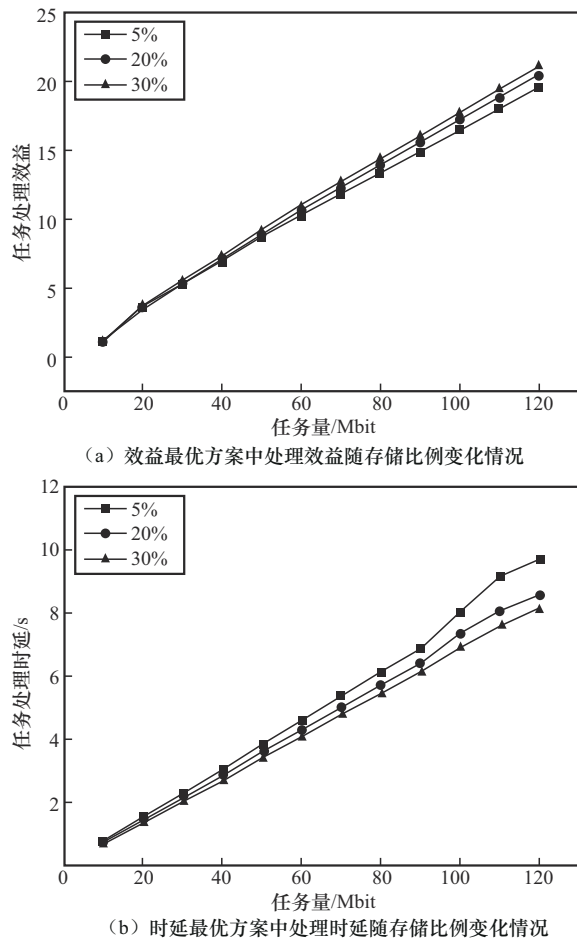


图6 任务处理性能随MEC链路状态数据存储比例变化情况

平均任务处理性能随无人机数量变化情况如图7所示。其中,任务量在 $[10, 120]$ Mbit随机取值,连接时间在 $[1, 5]$ s随机取值。由于任务量和连接时间是在一定范围内随机取值,多无人机场景平均任务处理效益和时延均出现了小幅波动。相比“基于2C效益最优”方案,本文提出的“基于3C效益最优”方案的平均任务处理效益平均提升了4.8%。对于时延最优方案来说,“基于3C时延最优”方案与“基于2C时延最优”方案相比,平均任务处理时延减少了8.2%。由于无人机需要处理的业务量及与MEC连接时间是在一定范围内随机取值的,故平均任务处理效益和时延均会出现波动。对于任务处理效益来说,随着无人机数量的变化,其平均任务处理效益

方差在7%~8%;对于任务处理时延来说,随着无人机数量的变化,其平均任务处理时延方差在1%~2%。

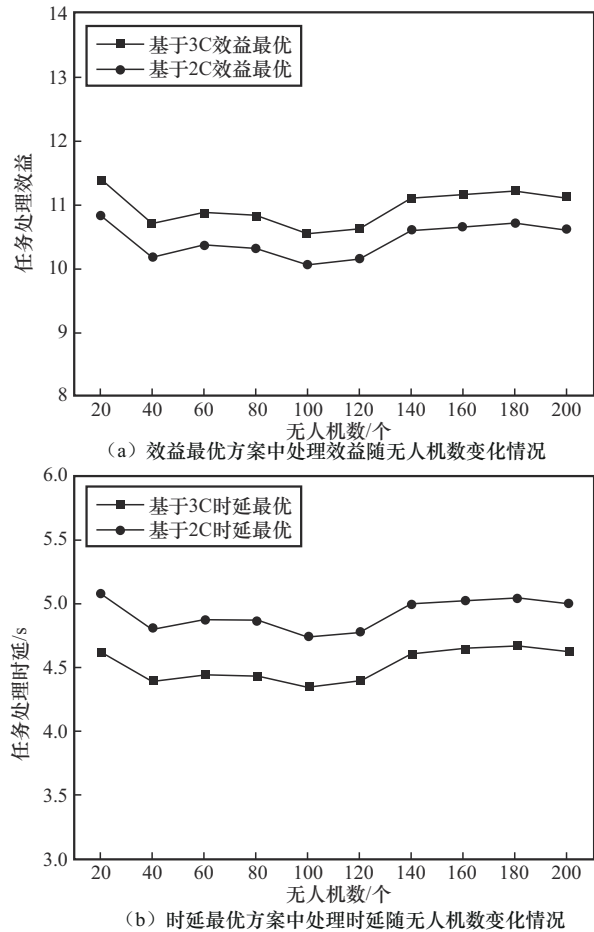


图7 平均任务处理性能随无人机数量变化情况

5 结束语

针对智慧电力中通过无人机进行用电信息采集链路监测应用,本文构建了基于“通算存”资源协同的任务处理模型,设计了基于“通算存”协同的麻雀优化算法(SSA-3C)。针对监测任务处理效益、处理时延等不同优化目标,分别提出了基于“通算存”资源协同效益最优及时延最优的两种链路异常监测方案。仿真实验分析,验证了本文提出方案的优势。基于相同的仿真参数设置,本文提出的基于“通算存”资源协同效益最



优的链路异常监测方案相比基于“通算”资源协同效益最优方案,任务处理效益提升了4.5%以上;本文提出的基于“通算存”资源协同时延最优的链路异常监测方案相比基于“通算”资源协同时延最优方案,任务处理时延降低了8%以上。对于相同链路状态数据处理量,MEC存储链路状态数据比例越高,任务处理效益越高,任务处理时延越低。对于多无人机场景,基于“通算存”资源协同效益最优的链路异常监测方案相比基于“通算”资源协同效益最优方案平均任务处理效益提升了4.8%,而基于“通算存”资源协同时延最优的链路异常监测方案相比基于“通算”资源协同时延最优方案平均任务处理时延减少了8.2%。本文提出的上述两种链路异常监测方案可以更好地满足用电信息采集链路监测不同阶段的差异化需求。

参考文献:

- [1] LI H X, SHOU G C, HU Y H, et al. Mobile edge computing: progress and challenges[C]//Proceedings of the 2016 4th IEEE International Conference on Mobile Cloud Computing, Services, and Engineering (MobileCloud). Piscataway: IEEE Press, 2016: 83-84.
- [2] WEI X J, WANG S G, ZHOU A, et al. MVR: an architecture for computation offloading in mobile edge computing[C]//Proceedings of the 2017 IEEE International Conference on Edge Computing (EDGE). Piscataway: IEEE Press, 2017: 232-235.
- [3] ABBAS N, ZHANG Y, TAHERKORDI A, et al. Mobile edge computing: a survey[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2018, 5(1): 450-465.
- [4] ZHAO P T, TIAN H, FAN S S, et al. Information prediction and dynamic programming-based RAN slicing for mobile edge computing[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2018, 7(4): 614-617.
- [5] HAO Y X, CHEN M, HU L, et al. Energy efficient task caching and offloading for mobile edge computing[J]. IEEE Access, 2018(6): 11365-11373.
- [6] SONG Z Y, MA R J, XIE Y. A collaborative task offloading strategy for mobile edge computing in Internet of vehicles[C]//Proceedings of the 2021 IEEE 5th Advanced Information Technology, Electronic and Automation Control Conference (IAEAC). Piscataway: IEEE Press, 2021: 1379-1384.
- [7] 陈沛锐. 基于深度学习的边缘计算资源协同方案研究[D]. 重庆: 重庆邮电大学, 2020.
CHEN P R. Research on collaborative scheme of edge computing resources based on deep learning[D]. Chongqing: Chongqing University of Posts and Telecommunications, 2020.
- [8] KIM T, KIM Y, ADU E, et al. On offloading decision for mobile edge computing systems considering access reservation protocol[J]. IEEE Access, 2023(11): 40457-40468.
- [9] ZHANG X R, PENG M G, YAN S, et al. Joint communication and computation resource allocation in fog-based vehicular networks[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2022, 9(15): 13195-13208.
- [10] BAI J J, LIU X, ZHU X R, et al. Joint optimization of task offloading and resource allocation based on edge-terminal collaboration[C]//Proceedings of the 2023 IEEE/CIC International Conference on Communications in China (ICCC Workshops). Piscataway: IEEE Press, 2023: 1-6.
- [11] XU C, TANG Z X, YU H B, et al. Digital twin-driven collaborative scheduling for heterogeneous task and edge-end resource via multi-agent deep reinforcement learning[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2023, 41(10): 3056-3069.
- [12] LIN Y, KE F, CHEN M L, et al. Joint communication, sensing and computing for V2I networks[C]//Proceedings of the 2023 IEEE 98th Vehicular Technology Conference (VTC2023-Fall). Piscataway: IEEE Press, 2023: 1-5.
- [13] 王心一, 陈志江, 雷磊, 等. 多无人机网络边缘智能计算卸载算法[J]. 数据采集与处理, 2023, 38(6): 1286-1298.
WANG X Y, CHEN Z J, LEI L, et al. Computation offloading algorithm for multi-UAV network based on edge intelligence[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2023, 38(6): 1286-1298.
- [14] WANG D Y, LIU Z L, WANG X X, et al. Mobility-aware task offloading and migration schemes in fog computing networks[J]. IEEE Access, 2019, 7: 43356-43368.
- [15] WANG D Y, TIAN X Q, CUI H R, et al. Reinforcement learning-based joint task offloading and migration schemes optimization in mobility-aware MEC network[J]. China Communications, 2020, 17(8): 31-44.

- [16] FENG C F, SUN J D. Mobility-aware task offloading scheme based on optimal system benefit in multi-access edge computing[M]//Lecture Notes in Electrical Engineering. Singapore: Springer Nature Singapore, 2022: 1025-1033.
- [17] LI X J, TANG J, XU Y, et al. Mobility-aware multi-task migration and offloading scheme for Internet of vehicles[J]. Chinese Journal of Electronics, 2023, 32(6): 1192-1202.
- [18] CHEN M H, LIANG B, DONG M. Joint offloading and resource allocation for computation and communication in mobile cloud with computing access point[C]//Proceedings of the IEEE INFOCOM 2017-IEEE Conference on Computer Communications. Piscataway: IEEE Press, 2017: 1-9.

[作者简介]



王清 (1984-), 男, 博士, 国网山东省电力公司营销服务中心 (计量中心) 高级工程师, 主要研究方向为电能计量、通信与信息系统。



夏晓东 (1979-), 男, 国网山东省电力公司营销服务中心 (计量中心) 高级工程师, 主要研究方向为电能计量。



荆臻 (1981-), 女, 国网山东省电力公司营销服务中心 (计量中心) 高级工程师, 主要研究方向为电能计量。



代燕杰 (1978-), 女, 国网山东省电力公司营销服务中心 (计量中心) 正高级工程师, 主要研究方向为电能计量。



孙建德 (1978-), 男, 博士, 山东师范大学教授, 主要研究方向为多媒体信息处理、信息检索、信息安全、立体显示及人机交互。



冯传奋 (1980-), 男, 博士, 山东师范大学正高级工程师, 主要研究方向为移动通信网络规划设计、云-边-端协同等。