



# 计算机科学

COMPUTER SCIENCE

## 无线可充电传感器网络中异构感知的限时移动充电调度

李德强, 任新一, 徐佳

引用本文

李德强, 任新一, 徐佳. 无线可充电传感器网络中异构感知的限时移动充电调度[J]. 计算机科学, 2025, 52(6): 355-364.

LI Deqiang, REN Xinyi, XU Jia. [Time-constrained Mobile Charging Scheduling for Heterogeneous Sensing in Wireless Rechargeable Sensor Networks](#) [J]. Computer Science, 2025, 52(6): 355-364.

---

## 相似文章推荐 (请使用火狐或 IE 浏览器查看文章)

Similar articles recommended (Please use Firefox or IE to view the article)

### [电动出租车充电桩租借模型及其成本优化](#)

Electric Taxi Charging Pile Rental Model and Cost Optimization

计算机科学, 2025, 52(3): 366-376. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.240100121>

### [云计算环境下多截止期工作调度算法研究](#)

Scheduling Jobs with Multiple Deadlines in Cloud

计算机科学, 2024, 51(11A): 240100120-7. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.240100120>

### [多天线无线充电器的安全布置研究](#)

Safe Placement of Multi-antenna Wireless Chargers

计算机科学, 2024, 51(8): 345-353. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.240400156>

### [面向供应链风险评估的改进BP小波神经网络研究](#)

Study on Improved BP Wavelet Neural Network for Supply Chain Risk Assessment

计算机科学, 2022, 49(6A): 654-660. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.210800049>

### [基于随机森林的高性能互连网络阻塞故障检测](#)

Detecting Blocking Failure in High Performance Interconnection Networks Based on Random Forest

计算机科学, 2021, 48(6): 246-252. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.201200142>

# 无线可充电传感器网络中异构感知的限时移动充电调度

李德强 任新一 徐佳

南京邮电大学先进网络与经济实验室 南京 210023

(lideqiang@njupt.edu.cn)

**摘要** 无线传感器网络被广泛应用于军事监视、灾害预测、危险环境勘探等领域。然而,无线传感器的寿命有限,需要频繁更换电池才能维持正常工作,这带来了昂贵的维护成本和极大的不便。近年来,随着无线电力传输技术的发展,无线可充电传感器网络应运而生,为研究提供了新的思路。尽管如此,大多数相关工作仅考虑充电电量对调度的制约,未能体现现实情况下传感器质量不同与紧急任务中时间的重要性。将时间和电量同时作为约束,研究无线可充电传感器网络中异构感知的充电调度问题。首先,以最大化传感器的监控效用为目标,形式化了无线可充电传感器网络中针对异构感知的有限时间下的充电调度问题,并证明了该问题的 NP 困难性;然后,通过对充电时间离散化,将问题转化为子模最大化问题,并提出了针对转化后问题的近似算法;最后,通过大量的仿真实验验证了该算法的有效性。结果表明所提出的算法可以显著提高监控效用,且有理论支撑该效果与最优值之间的近似比,例如与传统 NJNP 算法相比,其将监控效用最多提高了 279.79%。

**关键词:** 无线可充电传感器网络;移动充电;充电时间离散化;子模函数;近似算法

**中图分类号** TP393

## Time-constrained Mobile Charging Scheduling for Heterogeneous Sensing in Wireless Rechargeable Sensor Networks

LI Deqiang, REN Xinyi and XU Jia

Advanced Network and Economic Lab, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210023, China

**Abstract** Wireless Sensor Networks (WSNs) are widely deployed in various applications, including military surveillance, disaster prediction, and hazardous environment exploration. However, the limited lifespan of wireless sensors necessitates frequent battery replacements, leading to high maintenance costs and significant inconvenience. In recent years, with the advent of wireless power transmission technology, wireless rechargeable sensor networks (WRSNs) have been developed to address these issues, providing new avenues for research. Nonetheless, existing studies typically prioritize charging capacities, underestimating the urgency and heterogeneity of sensors in emergency scheduling. Formally, this paper treats the scheduling task as a constrained optimization problem with the aim to maximizing the monitoring utility for heterogeneous sensors, which has been proven to be NP-hard. Therefore, it converts the problem to sub-modular maximization through the discretization of charging time. This naturally leads to develop approximate algorithms based on a greedy strategy, with theoretical backing for the approximation ratio to the optimal value. Extensive experiments demonstrate that the proposed algorithms can significantly enhance monitoring utility, with the highest improvement reaching 279.79% compared to the classical NJNP algorithm.

**Keywords** Wireless rechargeable sensor network, Mobile charging, Discretization of charging time, Submodular function, Approximation algorithm

### 1 引言

近年来,随着物联网(IoT)技术的飞速发展,集数据采集、信息处理、通信功能于一体的无线传感器网络(Wireless Sen-

sor Networks, WSNs)以其成本和功耗低、部署灵活、覆盖范围广、实时性高等特性,受到了国内外研究者的关注。其在军事监视、灾害预测、生物医学健康监测、危险环境勘探等领域得到了广泛应用<sup>[1]</sup>。大部分 WSN 依赖电池供电,其使用寿

到稿日期:2024-04-28 返修日期:2024-08-14

基金项目:国家自然科学基金(62372249,62272237,62302236,62171217,62272244,62372250);江苏省自然科学基金(BK20230350);南京邮电大学引进人才科研启动基金(NY222014)

This work was supported by the National Natural Science Foundation of China(62372249,62272237,62302236,62171217,62272244,62372250), Natural Science Foundation of Jiangsu Province(BK20230350) and Nanjing University of Posts and Telecommunication Introduced Talent Research Startup Fund(NY222014).

通信作者:徐佳(xujia@njupt.edu.cn)

命相对有限,需要定期更换电池才能维持网络的正常运行,从而引发了维护成本高昂的问题<sup>[2]</sup>。为了延长无线传感器网络的使用寿命,相关研究者提出收集来自环境的能量对 WSN 充电,如风能等<sup>[3-5]</sup>。

无线电力传输技术(Wireless Power Transfer, WPT)在无线传感器网络领域的应用日益广泛<sup>[6]</sup>,这得益于其可为可充电传感器提供连续可靠的电力供应,能确保传感器节点正常、可靠地运作<sup>[7]</sup>。这一技术不仅显著延长了传感器网络的寿命,更在动物信息采集、数据中心监测等多种应用场景中提升了传感器的监测性能<sup>[8]</sup>。随着无线电力传输技术的不断进步,无线可充电传感器网络(Wireless Rechargeable Sensor Networks, WRSNs)应运而生<sup>[9]</sup>,其有效解决了传统无线传感器网络的诸多痛点,并在工业机器人<sup>[10]</sup>、传感无人机<sup>[11]</sup>、无人驾驶汽车<sup>[12]</sup>、建筑结构监测<sup>[13]</sup>等领域得到广泛应用。

WRSNs 的研究热度持续高涨。依据充电类型的不同,可将当前研究分为完全充电方案<sup>[14-15]</sup>和部分充电方案<sup>[16-18]</sup>两大类。相较于部分充电方案,完全充电方案充电调度不灵活,充电覆盖率不高,效率较低。但部分充电会花费更多的能量在传感器之间的移动距离上,所以传感器获得的能量较完全充电少。

然而,目前关于部分充电的研究主要集中在如何延长网络寿命上,却鲜少考虑执行紧急任务时时间受限的充电场景。文献<sup>[19-21]</sup>仅仅从能量约束出发,未能充分体现紧急任务的紧迫性。文献<sup>[22-23]</sup>从传感器的失效时间出发,以此来减小传感器失效造成的损失,却未考虑紧急任务下时间对任务的约束。但在实际场景中,如临时布置传感器网络以应对突发事件时,整体的充电时间就是一个不可忽略的约束。因此,为了更贴近实际应用场景,本文综合考虑时间和电量的双重约束,以期在有限的时间内最大化传感器的监控效用。

本文考虑一个现实场景,例如在一个发生地震的区域需要紧急部署一套无线可充电传感器网络,用于监测地震的次生灾害和实时环境变化。这些传感器不仅需要检测火灾、地面微小震动或水位上升等情况,还需要监控场景情况。然而,传感器不仅由于类别不同会导致对于某些随机事件的监测有所差异,而且硬件差异也会导致传感器对数据的感知效果不尽相同,因此构成了传感器感知的异构性。如图 1(a)所示,假设一开始有多块需要观测的初始子区域,不同的初始子区域有不同的单位面积监控效用。如图 1(b)所示,初始子区域和传感器的圆形监控区域相结合,可以将这些区域细分为更小的最终子区域。总监控效用是传感器监控的最终子区域的监控效用之和,取决于监控质量和充电量。

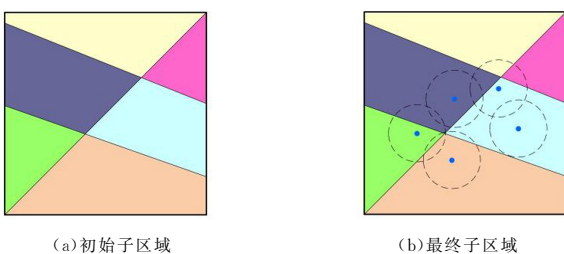


图 1 分区示意图

Fig. 1 Partition example diagram

本文聚焦时间约束下(Time-constrained)异构感知(Heterogeneous Sensing)的 WRSN 移动充电(Mobile Charging),简称 THMC 问题。如图 2 所示,移动充电器从基站出发并移动到传感器位置,对传感器范围内的所有可充电设备进行部分充电。传感器通过获得的电量来进行监控,并取得对应的监控效用。本文的目标是找到一个不超过移动充电器的能量容量且回到基站的时间小于时间约束的旅行环路,以最大限度地提高监控效用。

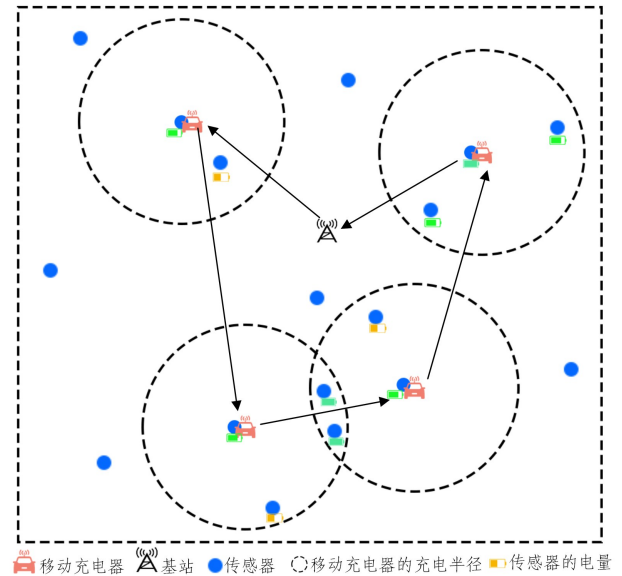


图 2 系统模型

Fig. 2 System model

THMC 问题非常具有挑战性。首先,当多个传感器重复监控同一最终子区域时,总监控效用并不是这些传感器监控效用的直接累积。因此,传感器之间的相互作用是不容忽视的。其次,本文综合考虑了时间和能量的双重约束,这大大增加了该优化问题的难度。再次,THMC 问题比预算最大化覆盖问题更困难,这是一个众所周知的 NP 困难问题。本文的主要贡献在于:

1)同时考虑系统时间约束和电量约束的移动充电问题,且考虑了不同传感器对不同于子区域感知之间的差异性。

2)建立了 THMC 问题的系统模型,形式化了 THMC 问题,证明了该问题的 NP 困难性,并给出了近似求解算法与近似比证明。

3)大量的仿真和实验结果表明,与基准算法相比,所提出的算法最多可以提高 279.79% 的总监控效用。

本文第 2 章简要回顾了相关工作;第 3 章提出了异构感知的 WRSN 移动充电系统模型;第 4 章详述了解决方案的细节;第 5 章进行实验对比,并分析了实验结果;最后总结全文。

## 2 相关工作

近年来,关于 WRSNs 的充电调度研究持续深化,现有的研究主要集中在静态充电和移动充电两大领域。本文特别关注与本研究紧密相关的移动充电器路径规划问题,这一问题根据不同的优化目标,可进一步细分为充电延迟优化、充电成本优化和充电效用优化三大方向。

在充电延迟优化方面,该类研究的目标一般是优化最后一个充电任务的完成时间。Xu等<sup>[24-25]</sup>研究了在WSRN中,通过部署多个移动充电器并采用一对多充电策略来允许一个移动充电器为多个传感器充电。最终,为每个移动充电器找到一个封闭的充电回路,来加快传感器的充电速度并缩短传感器的失效时间,从而最小化系统整体的充电延迟。文献[26]提出了LEACH-FC(Low-Energy Adaptive Clustering Hierarchy with Fuzzy Control)协议,并实现了基于模糊逻辑的簇头选择和簇形成,以最大化网络的寿命。在选择簇头和形成簇的过程中,作者采用了集中式方法而非分布式方法,并平衡了每个节点的能量负载。然而,他们没有考虑到不同异构感知质量传感器之间的差异。

充电成本优化则侧重于降低整个充电系统的总成本。Wu等<sup>[27]</sup>研究了移动可充电传感器设备的合作充电调度与空间占用问题,并且优化了整个充电系统的总成本。此外,文献[28-29]合理地优化MC(Mobile Charger)在异构网络环境下的充电路径,并满足每个传感器的不同充电需求,以最小化无线充电和MC移动产生的能量成本。此外,他们设计了一种近似比为 $O(\ln N)$ 的基于几何的选择算法,以平衡充电效率和移动成本之间的权重。然而,这些研究未将感知效用的影响纳入考虑范围。

在充电效用优化方面,研究者们关注如何在有限的充电资源下最大化充电效用。Sun等<sup>[30]</sup>通过建立了一个实用的随机事件监控模型来平衡充电和数据采集任务,并提出了充电排他性优化问题,在有限的充电车辆能量预算下,最大化充电效用。Yang等<sup>[31]</sup>研究了针对无线可充电传感器网络中的多节点充电调度问题,旨在满足充电截止时间约束的前提下,最大化整体有效充电效用并最小化移动充电车辆的行驶时间。此外,作者通过空间和时间离散化技术,提出了一种简单有效的1/2近似比的贪婪算法。Ren等<sup>[32]</sup>通过优化移动充电器的充电路径来提升智能城市中可充电网络的系统效用,综合考虑了传感节点收集数据的质量和数量,以及不同传感节点的质量差异对系统效用的影响。Ye等<sup>[33]</sup>研究了一种一对一充电方案下的充电效用最大化问题,通过考虑充电效用,来衡量充电器的充电质量,并为每个传感器设置一个生存时间窗,根据移动充电器的移动距离和待充电传感器的时间窗口来决定充电路径。他们虽然考虑了充电效用,但没有考虑传感器不同任务对效用的影响。文献[34-35]重点研究了无线可充电传感器网络中的移动充电问题,提出了一种新的优化方法,旨在通过引入面向充电的传感器放置和灵活的调度策略来有效提升对目标点数据的采集效果。通过将连续空间中的传感器放置问题离散化,然后利用区域划分和充电离散化方法,将复杂的最大化优化问题转化为最大化次模函数问题。

综上,已有研究大多没有考虑到现实中传感器之间的质量存在差异,低质量的传感器节点从环境中采集了大量的数据,因此系统的效用可能会受影响(如数据失真等问题);并且,在现实场景中,不同区域的监控的重要性可能不一样(如火灾监控和空气质量监控),此时传感器从较为重要的地区收集的数据效用也更高。对于具有时间敏感性的任务来说,需

要考虑截止日期对整体调度的影响。总体而言,目前虽然在充电调度方面已经有很多工作,但它们较少涉及到考虑系统时间和电量约束的移动充电。

### 3 异构感知系统模型

在探讨异构感知质量时,需要区分两个关键概念:硬件异构性和网络异构性。本文的研究重点在于硬件异构性,即由于传感器之间硬件差异所导致的异构感知质量差异。这种硬件层面的异构性主要体现在不同传感器的制造工艺、性能指标,以及它们对环境变化的响应能力上。相比之下,网络异构性则侧重于网络结构的多样性,包括网络中不同节点的功能、连接方式以及数据传输协议等。网络异构性关注的是网络层面的整合和协同工作,例如在无线通信系统中,不同接入技术或不同运营商的网络如何协同提供服务。

因此,本文针对传感器硬件差异所引发的异构感知效果对无线传感器网络中充电调度的影响来展开研究。具体而言,本研究的主要目的是,在有限时间内高效地安排调度任务,以实现传感器异构感知下监控效用的最大化。例如,在地震救灾中,需要在尽可能短的时间内让传感器感知地震诱发的次生灾害。传感器感知质量的异构性会影响调度结果,故合理安排调度任务可提高监控效用,例如感知的数量越多,则完整性越好。

#### 3.1 网络模型

设集合 $S = \{s_1, s_2, \dots, s_n\}$ 为布置在二维区域 $R$ 内的 $n$ 个传感器集合,传感器 $s_i \in S$ 监控半径为 $d_i$ 的圆形区域。正常情况下,传感器拥有 $E_i$ 的电池能量,设一开始传感器 $s_i \in S$ 的初始电量为空。区域 $R$ 中有 $m_0$ 块初始子区域,表示为集合 $\Gamma = \{\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_{m_0}\}$ 。在每一块初始子区域,都有不同的监控效用和不一样的监测事件。对于每一块子区域 $\varphi_i \in \Gamma$ ,它的单位面积监控效用为 $\omega_i$ 。如图1(b)所示,将初始子区域与所有传感器的监控区域结合,可以得到 $m$ 个无法再细分的最终子区域。令 $\Phi = \{\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_m\}$ 表示所有最终子区域的集合,其中对于 $1 \leq i, j \leq m$ ,满足 $\phi_i \neq \phi_j$ 。对于每一块最终子区域 $\phi_i \in \Phi$ ,其对应面积为 $a_i$ 。由于每一块最终子区域都属于某一初始子区域,因此根据初始子区域的单位面积监控效用,可以得出所有最终子区域的单位面积监控效用。使用 $\omega_i$ 来表示最终子区域 $\phi_i$ 的单位面积监控效用,最终子区域 $\phi_i$ 的总监控效用为 $a_i \omega_i$ ,用符号 $u_i$ 表示。

假设系统在某个时间开始工作,在系统开始工作前,移动充电车需要尽可能为传感器补充能量,使得系统在开始工作时的整体效用最大化。假设移动充电车拥有 $T$ 时间来为传感器补充能量,其中移动充电车从基站出发,前往传感器的位置,在传感器节点位置进行一对多无线充电。

按照文献[36-37],原则上可将传感器位置视为移动充电器的潜在停留位置,原因有两个:1)如果移动充电器可以在监控区域内的任何位置给传感器充电,那么它将引入无限个潜在停留位置,从而导致无限个问题空间;2)由于监控环境中可能有障碍物,如水、树木、石头等,而传感器通常部署在MC可以到达的位置,这个假设有助于防止MC选择障碍物作为潜在的充电位置。表1中列出了本文常用的符号。

表1 常用符号  
Table 1 Common symbols

Symbol	Description
$R, c$	二维空间区域, 二维空间区域的边长
$S, s_i, n$	传感器节点集合, 第 $i$ 个传感器节点, 传感器节点数量
BS	基站
$\Gamma, m_0$	初始子区域, 初始子区域数量
$\Phi, m$	最终子区域, 最终子区域数量
$a_i, w_i$	最终子区域 $\phi_i$ 的面积, 最终子区域 $\phi_i$ 的单位面积监控效用
$p$	移动充电器的传输功率
$E_c$	移动充电器的电池容量
$E_i$	传感器 $s_i$ 的能量需求
$\mu$	移动充电器的单位距离的移动能耗
$V$	移动充电器的行驶速度
$L, \mathcal{L}(L)$	充电传感器集合, 封闭环形充电路线
$O(L)$	充电路线中的停留位置的坐标集合
$Pr(s_i, o_j)$	传感器节点 $s_i$ 接收位于 $o_j$ 处移动充电车的充电损耗
$k_i, t_{\min}$	倍数, 离散化后的充电单位时间
$\delta_{i,l}$	传感器 $s_i$ 对最终子区域 $\phi_l$ 的感知质量
$G$	辅助图
$T$	系统开始工作前可以充电的时间
$\alpha, \beta$	固定的参数

### 3.2 能量消耗模型

本文使用传统 WISP-reader 模型定义充电能量消耗<sup>[18]</sup>。传感器节点  $s_i$  接收位于  $o_j$  处移动充电车的充电损耗可以表示为:

$$Pr(s_i, o_j) = \begin{cases} \frac{\alpha}{(d(s_i, o_j) + \beta)^2}, & d(s_i, o_j) \leq D \\ 0, & d(s_i, o_j) > D \end{cases} \quad (1)$$

其中,  $d(s_i, o_j)$  表示传感器节点  $s_i$  和位置  $o_j$  之间的欧氏距离,  $\alpha$  和  $\beta$  是由硬件决定的固定参数,  $D$  为移动充电器的充电距离。

假设移动充电器的初始电量为  $E_c$ , 移动速度为  $V$ , 并且单位移动能耗为  $\mu$ ,  $p$  为移动充电器的充电功率。此外, 由于完全充电或者不充电的策略不够灵活<sup>[35]</sup>, 失去了能量分配的自由度, 因此有必要将原本连续的充电时间离散化, 表示为  $t_{\min}$ 。值得注意的是, 虽然这样分割会影响一部分充电效用, 但是本文在定理 7 中说明了这种方法是具有近似比保障的。因此, 移动充电器的充电能耗为:

$$C^{\text{Charger}}(L) = \sum_{s_i \in L} k_i t_{\min} p \quad (2)$$

其中,  $L$  为移动充电车需要充电的传感器集合,  $k_i t_{\min}$  表示移动充电车为传感器节点  $s_i$  充电  $k_i$  段离散化后的充电时间  $t_{\min}$ 。

移动充电器的移动能耗为:

$$C^{\text{Travel}}(L) = \mu \mathcal{L}(L) = \mu \sum_{o_i, o_j \in O(L)} d(o_i, o_j) \quad (3)$$

其中,  $\mathcal{L}(L)$  表示开始和结束于基站 BS 的封闭充电路线,  $O(L)$  表示充电路线中的停留位置的坐标集合,  $d(o_i, o_j)$  表示充电位置  $o_i$  和  $o_j$  之间的路径长度。

移动充电器在封闭充电路线中的总能耗为:

$$C^{\text{Total}}(L) = \mu \mathcal{L}(L) + \sum_{s_i \in L} k_i t_{\min} p \quad (4)$$

### 3.3 充电效用函数

不同的初始子区域的随机事件可能有差异, 而电量不同的传感器由于某些因素 (如质量好坏, 是否擅长感知此区域的随机事件等) 会有不同的感知效果, 故定义对于某一最终子区域  $\phi_i \in \Phi$  的监控效用由监控此区域的所有传感器的监控效用累加, 则充电的传感器集合  $L$  的总监控效用定义为:

$$U(L) = \sum_{\phi_i \in \Phi} \min \left\{ \sum_{s_i \in H(\phi_i)} \frac{E_{p,i}}{E_i} \delta_{i,l} u_l, u_l \right\} \quad (5)$$

其中,  $H(\phi_i)$  表示监控最终子区域  $\phi_i$  的传感器集合。  $E_{p,i}$  为传感器  $s_i$  获得的能量, 定义为:

$$E_{p,i} = \min \left\{ \sum_{o_j \in L} k_j t_{\min} Pr(s_i, o_j) p, E_i \right\} \quad (6)$$

其中,  $\delta_{i,l}$  为传感器  $s_i \in S$  对于最终子区域  $\phi_l \in \Phi$  的感知质量, 定义为:

$$\delta_{i,l} = \begin{cases} (0, 1], & \phi_l \text{ 在传感器 } s_i \text{ 感知范围内} \\ 0, & \phi_l \text{ 在传感器 } s_i \text{ 感知范围外} \end{cases} \quad (7)$$

### 3.4 问题形式化

为移动充电器找到一条封闭环形充电路线, 使其在网络开始工作前尽可能为传感器充电以使网络的总监控效用最大。THMC 问题表示为:

$$\max U(L) \quad (8)$$

$$\text{s. t. } \sum_{s_i \in L} k_i t_{\min} p + \mu \sum_{o_i, o_j \in O(L)} d(o_i, o_j) \leq E_c \quad (8a)$$

$$\frac{\sum_{o_i, o_j \in O(L)} d(o_i, o_j)}{V} + \sum_{s_i \in L} t_{\min} k_i \leq T \quad (8b)$$

约束 (8a) 保证总能耗不超过移动充电器的能量容量。约束 (8b) 保证移动充电器能在系统开始工作前完成任务, 其中  $\frac{\sum_{s_i, s_j \in L} d(s_i, s_j)}{V}$  和  $\sum_{s_i \in L} t_{\min} k_i$  分别为行驶时间和充电时间。

## 4 解决方案

本文要解决的问题是路由约束下的一般最大化问题, 可证明其是 NP 困难的。

**定理 1** THMC 问题是 NP-hard 的。

**证明:** 考虑预算最大化覆盖问题: 给定一个项目集合  $V = \{v_1, v_2, \dots, v_n\}$ , 其中每一个  $v_i$  都有一个成本  $c_i$  和对应的覆盖范围  $o_i$ 。同时, 给定一个总预算  $B$ 。目标是找到一个子集  $S \subseteq V$ , 使得该子集的总成本不超过预算  $B$ , 并且子集的累积覆盖范围最大化。

首先, 考虑 THMC 的一个特殊情况, 假设当移动充电器的行驶能耗为零, 忽略移动时间和系统时间, 并且每次前往一个传感器所在位置, 对传感器进行一对一完全充电。显然, 简化后的 THMC 等价于预算最大化覆盖问题。如果 THMC 能在多项式时间内得到最优解, 则预算最大化覆盖问题也能在多项式时间内得到最优解。然而, 这与预算最大化覆盖问题是 NP-hard 的事实相矛盾。因此, THMC 是 NP-hard 的。

由于 THMC 是 NP-hard 的, 除非  $P = NP$ , 否则不可能在多项式时间内计算出最优解。因此, 本文尝试使用启发式算法来解决它。

#### 4.1 充电时间离散化

为了解决这个问题, 可采用一种充电时间离散化方法来分配能量和近似充电效用。由于传感器  $s_i \in S$  的电池容量为  $E_i$ , 将  $\max\{E_i\}$  均匀分成  $X$  块<sup>[34]</sup>, 设  $e_{\min} = \frac{\max\{E_i\}}{X}$ , 并得到传感器的最小充电时间  $t_{\min} = \frac{e_{\min}}{p}$ 。然后, 通过创建  $K_i$  个虚拟传感器  $\{s_{i,1}, s_{i,2}, \dots, s_{i,K_i}\}$  来表示传感器  $s_i$  的第  $h$  种充电方式 (用  $s_{i,h}$  表示)。因此, 在一个传感器位置处最多可以实现  $K_i$  个

虚拟传感器。每个虚拟传感器仅代表一种放置和部分充电策略,该策略定义了传感器部署的位置和充电的时间。注意, $s_{i,h}$ 只对应于一个策略,用于决定移动充电器在位置 $o_i$ 处补充 $ht_{\min}$ 时间的能量。故修改式(6)为:

$$E_{p,i} = \min\left\{ \sum_{s_{j,h} \in L} ht_{\min} Pr(s_i, o_j) p, E_i \right\} \quad (9)$$

因此,可将原来的 THMC 问题转换为问题 P2:

$$\max U(L) \quad (10)$$

$$\text{s. t. } \sum_{s_{j,h} \in L} ht_{\min} p + \mu \sum_{o_i, o_j \in O(L)} d(o_i, o_j) \leq E_c \quad (10a)$$

$$\frac{\sum_{o_i, o_j \in O(L)} d(o_i, o_j)}{V} + \sum_{s_{j,h} \in L} ht_{\min} \leq T \quad (10b)$$

## 4.2 HMC 问题及其求解

问题 P2 同时考虑了时间和能量约束,多目标优化过于复杂。首先考虑原问题的一个简化版本,称之为异构感知质量的 WRSN 移动充电问题。在这种情况下,系统并不需要执行过于紧急的任务,故移动充电器拥有足够的时间来进行充电任务。在这种情况下,为了最大化地提高效用,移动充电器移动到传感器所在位置并进行一对一充电,以减少充电时的能量损失。

此时,传感器 $s_i$ 获得的能量定义为:

$$E'_{p,i,h} = \min\{ht_{\min} \gamma p, E_i\} \quad (11)$$

异构感知的无线可充电传感器网络充电调度算法的伪代码如算法 1 所示。

**算法 1** 异构感知的无线可充电传感器网络充电调度算法

输入:  $\forall s_i \in S, BS, E_c, E_i, \mu, \gamma, p, \forall \phi_i \in \Phi, G$

输出:  $L, \mathcal{L}(L)$

1. 根据  $\max\{E_i\}$  确定最小充电单位时间  $t_{\min} = \frac{\max\{E_i\}}{Xp}$ , 然后将  $\sum_{s_i \in S} K_i$  个虚拟传感器表示为集合  $S'$ ;
2. 初始化:  $S^* = \emptyset, L = \emptyset$ ;
3. while  $S' \setminus S^* \neq \emptyset$  do
4.   foreach  $\forall s_{i,h} \in S' \setminus S^*$  do
5.     计算边际效用  $U'(L \cup \{s_{i,h}\}) - U'(L)$  和使用最近邻规则计算出来的边际成本  $C^{\text{Travel}}(L \cup \{s_{i,h}\}) - C^{\text{Travel}}(L)$ ;
6.   end
7.  $s^* = \operatorname{argmax}_{s_{i,h} \in S' \setminus S^*} \frac{U'(L \cup \{s_{i,h}\}) - U'(L)}{C^{\text{Travel}}(L \cup \{s_{i,h}\}) - C^{\text{Travel}}(L)}$ ;
8.   if  $C^{\text{Total}}(L \cup \{s^*\}) \leq E_c$  then
9.      $L = L \cup \{s^*\}$ ;
10.   end
11.    $S^* = S^* \cup \{s^*\}$ ;
12. end
13. 返回:  $L, \mathcal{L}(L)$

算法 1 中,  $\gamma$  为充电效率。充电的传感器集合  $L$  的总监控效用为:

$$U'(L) = \sum_{\phi_i \in \Phi} \min\left\{ \sum_{s_{i,h} \in H(\phi_i)} \frac{E'_{p,i,h}}{E_i} \delta_{v,i} u_i, u_i \right\} \quad (12)$$

因此,定义问题 P3 为:

$$\max U'(L) \quad (13)$$

$$\text{s. t. } \sum_{s_{j,h} \in L} ht_{\min} p + \mu \sum_{o_i, o_j \in O(L)} d(o_i, o_j) \leq E_c \quad (13a)$$

约束(13a)保证总能耗不超过移动充电器的能量。

算法 1 求解问题 P3。首先确定最小充电单位时间  $t_{\min}$ ,

并初始化虚拟传感器集合  $S'$  (第 1 行)。初始化集合  $S^*$  和  $L$  (第 2 行)。如果集合  $S' \setminus S^*$  中仍然有候选充电位置 (第 3 行), 则遍历集合  $S' \setminus S^*$ , 将其中每一个虚拟传感器  $s_{i,h}$  加入集合  $L$  中, 并根据最近邻规则构成临时充电集合  $L \cup \{s_{i,h}\}$  (第 4 行)。然后检索确定具有最大边际效用和边际成本比值的虚拟传感器 (第 7 行)。如果成本满足能量约束, 则更新集合  $L$  (第 8—10 行)。接着更新集合  $S^*$  (第 11 行), 直到集合  $S' \setminus S^*$  为空, 停止遍历。最后, 输出充电集合  $L$  和根据最近邻规则生成的路径  $\mathcal{L}(L)$ 。

**定义 1** (非负, 单调和子模<sup>[38]</sup>) 给定一个有限的集合  $\mathcal{U}$ , 一个定义为  $2^{\mathcal{U}} \rightarrow R$  的实值集合函数  $f$ 。  $f$  为非负单调、子模, 当且仅当:

1) 对于所有  $A \subseteq \mathcal{U}$  满足  $f(\emptyset) = 0$  和  $f(A) \geq 0$ 。

2) 对于所有  $A \subseteq B \subseteq \mathcal{U}$ , 满足  $f(A) \leq f(B)$ 。

3) 对于任意  $A, B \subseteq \mathcal{U}$  满足  $f(A) + f(B) \geq f(A \cup B) + f(A \cap B)$ , 或者对于  $A \subseteq B \subseteq \mathcal{U}$  且  $v \in \mathcal{U} \setminus B$  满足  $f(A \cup \{v\}) - f(A) \geq f(B \cup \{v\}) - f(B)$ 。

**定理 2** HMC 问题的目标函数是非负、单调子模函数。

证明: 由式(12)可知, 目标函数取得的效用是非负单调的, 所以定理 2 只需要证明目标函数是子模函数。对于任意  $A \subseteq B \subseteq V$  且  $v \in V \setminus B$  的情况, 下面的不等式恒成立:

$$U'(A \cup \{v\}) - U'(A) \geq U'(B \cup \{v\}) - U'(B) \quad (14)$$

为了方便表示, 设  $M(s_i)$  表示传感器  $s_i$  监控的区域,  $\Omega(S)$  表示集合  $S$  内的所有传感器监控的最终子区域集合, 并且使用  $U_A(v) = U'(A \cup \{v\}) - U'(A)$  和  $U_B(v) = U'(B \cup \{v\}) - U'(B)$  来简化表示。下面分 3 种情况来讨论。

情况 1 如果  $M(v) \cap \Omega(B) = \emptyset$ , 如图 3(a) 所示, 那么, 显然可以得到:

$$U_A(v) - U_B(v) = \sum_{\phi_i \in M(v)} \min\left\{ \frac{E'_{p,v,h}}{E_v} \delta_{v,i} u_i, u_i \right\} - \sum_{\phi_i \in M(v)} \min\left\{ \frac{E'_{p,v,h}}{E_v} \delta_{v,i} u_i, u_i \right\} = 0 \quad (15)$$

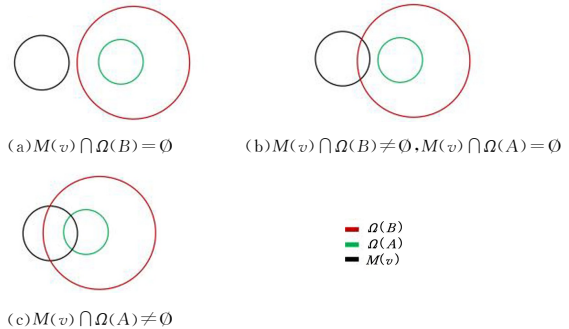


图 3 示意图

Fig. 3 Example diagram

情况 2 如果  $M(v) \cap \Omega(B) \neq \emptyset, M(v) \cap \Omega(A) = \emptyset$ , 如图 3(b) 所示, 显然可得:

$$U_A(v) - U_B(v) = \sum_{\phi_i \in M(v)} \min\left\{ \frac{E'_{p,v,h}}{E_v} \delta_{v,i} u_i, u_i \right\} - \left( \sum_{\phi_i \in M(v)} \min\left\{ \sum_{s_i \in B \cup \{v\}} \frac{E'_{p,i,h}}{E_i} \delta_{i,i} u_i, u_i \right\} - \sum_{\phi_i \in M(v)} \min\left\{ \sum_{s_i \in B} \frac{E'_{p,i,h}}{E_i} \delta_{i,i} u_i, u_i \right\} \right)$$

$$\begin{aligned}
&= \sum_{\phi_l \in M(v) \cap \Omega(B)} \min \left\{ \frac{E'_{p,v,h}}{E_v} \delta_{v,i} u_l, u_l \right\} - & \geq \frac{1}{4} \left( 1 - \frac{1}{e} \right) U(OPT^*) & (22) \\
&\left( \sum_{\phi_l \in M(v) \cap \Omega(B)} \min \left\{ \sum_{s_i \in BU(v)} \frac{E'_{p,i,h}}{E_i} \delta_{i,i} u_l, u_l \right\} - \right. \\
&\left. \sum_{\phi_l \in M(v) \cap \Omega(B)} \min \left\{ \sum_{s_i \in B} \frac{E'_{p,i,h}}{E_i} \delta_{i,i} u_l, u_l \right\} \right) \geq 0 & (16)
\end{aligned}$$

情况 3 如果  $M(v) \cap \Omega(A) \neq \emptyset$ , 如图 3(c) 所示, 该情况的证明与情况 2 类似, 这里简化证明。

$$\begin{aligned}
&U_A(v) - U_B(v) \\
&= \left( \sum_{\phi_l \in M(v)} \min \left\{ \sum_{s_i \in AU(v)} \frac{E'_{p,i,h}}{E_i} \delta_{i,i} u_l, u_l \right\} - \right. \\
&\quad \left. \sum_{\phi_l \in M(v)} \min \left\{ \sum_{s_i \in A} \frac{E'_{p,i,h}}{E_i} \delta_{i,i} u_l, u_l \right\} \right) - \\
&\left( \sum_{\phi_l \in M(v)} \min \left\{ \sum_{s_i \in BU(v)} \frac{E'_{p,i,h}}{E_i} \delta_{i,i} u_l, u_l \right\} - \right. \\
&\quad \left. \sum_{\phi_l \in M(v)} \min \left\{ \sum_{s_i \in B} \frac{E'_{p,i,h}}{E_i} \delta_{i,i} u_l, u_l \right\} \right) \\
&= \left( \sum_{\phi_l \in M(v) \cap \Omega(B)} \min \left\{ \sum_{s_i \in AU(v)} \frac{E'_{p,i,h}}{E_i} \delta_{i,i} u_l, u_l \right\} - \right. \\
&\quad \left. \sum_{\phi_l \in M(v) \cap \Omega(B)} \min \left\{ \sum_{s_i \in A} \frac{E'_{p,i,h}}{E_i} \delta_{i,i} u_l, u_l \right\} \right) - \\
&\left( \sum_{\phi_l \in M(v) \cap \Omega(B)} \min \left\{ \sum_{s_i \in BU(v)} \frac{E'_{p,i,h}}{E_i} \delta_{i,i} u_l, u_l \right\} - \right. \\
&\quad \left. \sum_{\phi_l \in M(v) \cap \Omega(B)} \min \left\{ \sum_{s_i \in B} \frac{E'_{p,i,h}}{E_i} \delta_{i,i} u_l, u_l \right\} \right) \geq 0 & (17)
\end{aligned}$$

通过式(15)一式(17)可以证明式(14)成立, 所以本问题的效用函数是非负、单调子模的。根据文献[35]可得定理 3。

**定理 3** 当移动充电车的电池能量  $E_c > 2\sqrt{2}n\mu c$  时, 离散化后的最优充电效用至少为最优连续充电效用的 1/2。

证明: 假设使用  $OPT^*$  来表示连续情况下的最优解。假设在  $OPT^*$  的情况下, 移动充电车对任意传感器  $s_i \in S$  补充了  $t_{e_i}$  时间的能量, 那么在本问题离散化的情况下, 可以通过补充  $\left\lfloor \frac{t_{e_i}}{t_{\min}} \right\rfloor t_{\min}$  时间的能量来获得离散情况下的解  $FS_r$ 。由于  $\left\lfloor \frac{t_{e_i}}{t_{\min}} \right\rfloor t_{\min} \leq t_{e_i}$ , 因此  $FS_r$  也是一个可行解。

由于移动充电车的电池能量  $E_c > 2\sqrt{2}n\mu c$ , 因此移动充电器有足够的能量为每一个传感器至少补充  $t_{\min}$  时间的能量。假设  $FS_r$  为移动充电器为所有传感器补充  $t_{\min}$  时间的能量的解, 则可得:

$$U(FS_r) + U(FS_r) \geq U(OPT^*) \quad (18)$$

最后, 设  $OPT^r$  是基于  $t_{\min}$  时间的离散情况下的最优解, 则:

$$U(FS_r) \leq U(OPT^r) \quad (19)$$

$$U(FS_r) \leq U(OPT^r) \quad (20)$$

结合式(18)一式(20), 可以得出式(21):

$$U(OPT^r) \geq \frac{1}{2} U(OPT^*) \quad (21)$$

其中,  $OPT^*$  和  $OPT^r$  分别表示连续情况下的最优解和基于  $t_{\min}$  时间的离散情况下的最优解。

**定理 4** 如果  $U(L)$  是非负的、单调的、次模的, 且最短旅行环路算法获得效用, 则可以获得  $\theta$ -近似比, 使得:

$$U(L) \geq \frac{1}{2} \left( 1 - \frac{1}{e} \right) U(OPT^*)$$

**定理 5** 算法 1 的时间复杂度为  $O(\chi^4)$ 。

证明: 由于 HMCA 的运行时间主要取决于对于所有未选择的虚拟传感器使用最近邻算法来寻找最短环路, 这一行为耗时  $O(\chi^3)$ , 加之最坏情况下需遍历所有虚拟传感器, 故时间复杂度为  $O(\chi^4)$ 。

### 4.3 THMC 问题的转换与求解

THMC 问题可以视为 HMC 的泛化版。考虑原问题 THMC, 由于充电时间远大于移动时间, 故可忽略移动时间, 从而得到问题 P4:

$$\max U(L) \quad (23)$$

$$\text{s. t. } \sum_{s_{i,h} \in L} ht_{\min} p + \mu \sum_{o_i, o_j \in OCL} d(o_i, o_j) \leq E_c \quad (23a)$$

$$\sum_{s_{i,h} \in L} ht_{\min} \leq T \quad (23b)$$

由于约束(23b)是充电时间, 同时将两边乘充电功率, 可以等价转化为充电能量约束:

$$\sum_{s_{i,h} \in L} ht_{\min} \leq Tp \quad (24)$$

为了解决问题 P4, 将其转化为问题 P5:

$$\max U(L) \quad (25)$$

$$\text{s. t. } \sum_{s_{i,h} \in L} ht_{\min} p + \mu \sum_{o_i, o_j \in OCL} d(o_i, o_j) \leq \min\{E_c, Tp\} \quad (25a)$$

显然, 满足约束(25a)一定满足约束(23a)和约束(23b), 所以问题 P5 的解一定是问题 P4 的可行解。注意, 当  $E_c > Tp$  时, 这种转化方式和原问题不完全等价, 但是在特殊情况下 (如  $E_c \leq Tp$ ) 可以得到原问题的整体近似比, 这个结论将在定理 8 和定理 9 中证明。

接下来, 提供一个简单但有效的算法来解决问题 P5, 具体算法如算法 2 所示。首先确定最小充电单位时间  $t_{\min}$ , 并初始化虚拟传感器集合  $S'$  (第 1 行)。初始化集合  $S^*$  和  $L$  (第 2 行)。如果集合  $S' \setminus S^*$  中仍然有候选充电位置 (第 3 行), 则遍历集合  $S' \setminus S^*$ , 将其中每一个虚拟传感器  $s_{i,h}$  加入集合  $L$  中, 并根据最近邻规则构成临时充电集合  $L \cup \{s_{i,h}\}$  (第 4 行)。然后检索确定具有最大边际效用和边际成本比值的虚拟传感器 (第 7 行)。如果总成本满足约束, 则更新集合  $L$  (第 8-10 行)。接着更新集合  $S^*$  (第 11 行), 直到集合  $S' \setminus S^*$  为空停止时遍历。最后, 输出充电集合  $L$  和根据最近邻规则生成的路径  $\mathcal{L}(L)$ 。

**定理 6** 问题 P5 的目标函数是非负、单调子模函数。

证明类似定理 2, 此处忽略。

**算法 2** 时间约束下异构感知质量的无线可充电传感器网络充电调度算法

输入:  $\forall s_i \in S, BS, E_c, E_i, \mu, \alpha, \beta, T, \forall \phi_l \in \Phi, G$

输出:  $L, \mathcal{L}(L)$

1. 根据  $\max\{E_i\}$  确定最小充电单位时间  $t_{\min} = \frac{\max\{E_i\}}{Xp}$ , 然后将  $\sum_{s_i \in S} K_i$  个虚拟传感器表示为集合  $S'$ ;
2. 初始化:  $S^* = \emptyset, L = \emptyset$ ;
3. while  $S' \setminus S^* \neq \emptyset$  do
4.   foreach  $\forall s_{i,h} \in S' \setminus S^*$  do
5.     计算边际效用  $U(L \cup \{s_{i,h}\}) - U(L)$  和使用最近邻规则计算出来的边际成本  $C^{\text{Travel}}(L \cup \{s_{i,h}\}) - C^{\text{Travel}}(L)$ 。

6. end
7.  $s^* = \operatorname{argmax}_{s_i, h \in S \setminus S^*} \frac{U(L \cup \{s_i, h\}) - U(L)}{C^{\text{Travel}}(L \cup \{s_i, h\}) - C^{\text{Travel}}(L)}$ ;
8. if  $C^{\text{Total}}(L \cup \{s^*\}) \leq \min\{E_c, T\rho\}$  then
9.  $L = L \cup \{s^*\}$ ;
10. end
11.  $S^* = S^* \cup \{s^*\}$ ;
12. end
13. 返回:  $L, \mathcal{L}(L)$

**定理 7** 时间离散化后的最优充电效用至少为最优连续充电效用的  $1/\left(1 + \left\lceil \frac{n}{n_0} \right\rceil\right)$ , 其中  $n_0 = \left\lfloor \frac{VT - \sqrt{2}c}{Vt_{\min} + \sqrt{2}c} \right\rfloor$ 。

证明: 假设使用  $OPT^*$  表示连续情况下的最优解, 并且在  $OPT^*$  的情况下, 移动充电车对任意传感器  $s_i \in S$  补充了  $t_{e_i}$  时间的能量, 则在本问题离散化情况下, 可以通过补充  $\left\lfloor \frac{t_{e_i}}{t_{\min}} \right\rfloor t_{\min}$  时间的能量来获得离散情况下的解  $FS_r$ 。由于  $\left\lfloor \frac{t_{e_i}}{t_{\min}} \right\rfloor t_{\min} \leq t_{e_i}$ , 因此  $FS_r$  也是一个可行解。

此外, 移动充电车最多移动  $\sqrt{2}c$  距离就可以给任意传感器充电。定义在  $T$  时间内一次最少可以充的传感器数目为  $n_0$ , 计算式如下:

$$n_0 t_{\min} + (n_0 + 1) \frac{\sqrt{2}}{V} c \leq T \quad (26)$$

$$n_0 = \left\lfloor \frac{VT - \sqrt{2}c}{Vt_{\min} + \sqrt{2}c} \right\rfloor \quad (27)$$

故给全部  $n$  个传感器补充一次电量至少需要  $\left\lceil \frac{n}{n_0} \right\rceil$  次, 记为  $FS_1, \dots, FS_{\left\lceil \frac{n}{n_0} \right\rceil}$ 。可得:

$$U(FS_r) + U(FS_1) + \dots + U(FS_{\left\lceil \frac{n}{n_0} \right\rceil}) \geq U(OPT^*) \quad (28)$$

最后, 设  $OPT^r$  是基于  $t_{\min}$  时间的离散情况下的最优解, 则可得:

$$U(FS_r) \leq U(OPT^r) \quad (29)$$

$$U(FS_i) \leq U(OPT^r), 1 \leq i \leq \left\lceil \frac{n}{n_0} \right\rceil \quad (30)$$

结合式(28)–式(30), 可以得出式(31):

$$U(OPT^r) \geq \frac{1}{1 + \left\lceil \frac{n}{n_0} \right\rceil} U(OPT^*) \quad (31)$$

**定理 8** 如果  $E_c \leq T\rho$ , 可以得到问题 P4 的整体近似比为  $\frac{1}{2\left(1 + \left\lceil \frac{n}{n_0} \right\rceil\right)} \left(1 - \frac{1}{e}\right)$ 。

证明: 显然, 如果  $E_c \leq T\rho$ , 那么问题 P4 和 P5 是完全等价的, 此时问题 P4 和 P5 已经转换为一般路由约束下的最大化子模问题。这一问题有对应的近似比证明, 参考文献[38], 结合定义 7, 最终可以得到如下证明:

$$\begin{aligned} U(L) &\geq \frac{1}{2} \left(1 - \frac{1}{e}\right) U(OPT^r) \\ &\geq \frac{1}{2\left(1 + \left\lceil \frac{n}{n_0} \right\rceil\right)} \left(1 - \frac{1}{e}\right) U(OPT^*) \end{aligned} \quad (32)$$

**定理 9** 如果  $E_c > T\rho$ , 可以得到问题 P5 的近似比为

$$\frac{1}{2\left(1 + \left\lceil \frac{n}{n_0} \right\rceil\right)} \left(1 - \frac{1}{e}\right)。$$

证明: 如果  $E_c > T\rho$ , 那么问题 P4 和 P5 是不完全等价的。此证明与定理 8 相似, 此处省略, 最终可得到问题 P5 的近似

$$\text{比为 } \frac{1}{2\left(1 + \left\lceil \frac{n}{n_0} \right\rceil\right)} \left(1 - \frac{1}{e}\right)。$$

**定理 10** 算法 2 的时间复杂度为  $O(\mathcal{X}^4)$ 。

证明类似定理 5, 此处忽略。

## 5 实验与仿真

### 5.1 仿真设置

在模拟中, 将传感器随机分布在二维平面上。根据文献[18]给出的参数默认值(如表 2 所列), 通过改变关键参数的值来探索其对算法的影响。所有的模拟都是在一台带有 Intel<sup>(R)</sup> Xeon<sup>(R)</sup> CPU i7-10750H 和 8 GB 内存的 Windows 机器上运行的。每次测量平均超过 100 个实例。

表 2 默认参数设置

Table 2 Default settings of parameters

Parameter	Default value
R	100 m * 100 m <sup>[19]</sup>
n	100 <sup>[19]</sup>
$m_0$	4
$a_i, w_i$	0.01, [5, 20]
$E_c$	125 kJ <sup>[39]</sup>
$E_i$	[10, 15] kJ <sup>[36]</sup>
$\mu$	50 J/m <sup>[18]</sup>
$t_{\min}$	200 s
$\delta_{i,l}$	(0, 1] <sup>[40]</sup>
V	5 m/s <sup>[18]</sup>
$\rho$	15 W <sup>[18]</sup>
$\alpha, \beta$	90, 10 <sup>[18]</sup>
T	7 000 s

本文考虑在一个 100 m \* 100 m 的正方形区域内随机分布 100 个传感器节点来进行实验仿真。传感器和移动充电器的部分参数在表 2 中已经给出。其中, 假设正方形区域一开始有等分的 4 块不同重要程度的子区域(如分别需要监控空气质量、火灾、余震等), 并为它们分别赋予了不同程度的权重。此外, 如文献[40]所述, 鉴于传感器之间的差异, 尝试使用(0, 1]的小数来表现传感器感知质量的异构性, 并通过仿真来评估算法性能。

为了评估本文算法的性能, 将其与以下 3 种算法进行比较。

1) UGreedy 算法: 在每次迭代中, UGreedy 遍历所有未被访问过的传感器节点, 移动充电器选择总监控效用最大的传感器节点。当所有传感器都被访问或者超过能量容量和系统时间时, 迭代终止。

2) NJNP 算法: 在每次迭代中, NJNP 遍历所有未被访问过的传感器节点, 移动充电器每次选择最近的传感器节点。当所有传感器都被访问或者超过能量容量和系统

时间时,迭代终止。

3)EDF 算法:在每次迭代中,EDF 将当前具有最小电池能量的传感器节点分配给移动充电器,并使得移动充电器的移动距离之和最小。当所有传感器都被访问或者超过能量容量和系统时间时,迭代终止。

## 5.2 仿真数据

为了测试传感器数量对总监控效用的影响,将传感器的数量从 25 个增加到 150 个。如图 4 所示,所有算法的总监控效用都随着传感器数量的增加而增加。此外,由于 NJNP 和 EDF 的主要优化目标不是效用,因此这两种算法的增长缓慢。其次,由于 UGreedy 仅仅考虑监控效用大的目标而非单位能量的监控效用,因此当可选目标增多时,效用和本文算法相比有一定差距。具体而言,与 UGreedy, NJNP 和 EDF 相比, THMCA 的总监控效用平均分别提高了 8.10%, 234.05% 和 147.97%。

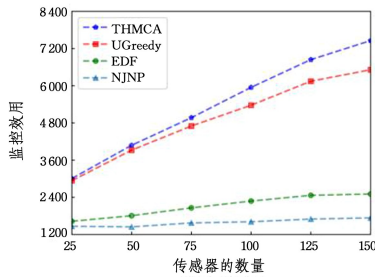


图 4 传感器的数量对监控效用的影响

Fig. 4 Impact of sensor quantity on monitoring utility

如图 5 所示,将传感器的能量需求从 [1, 5] kJ 增加到 [26, 30] kJ 时,所有算法的总监控效用随着传感器能量需求的增加而降低。这是由于传感器的能量需求不断增加,移动充电器只能给较少的传感器充电。由于此时系统时间并非主要限制约束,因此本文算法与 UGreedy 差距不大。平均而言,与 UGreedy, NJNP 和 EDF 相比, THMCA 的总监控效用平均分别提高了 16.30%, 279.79% 和 177.83%。

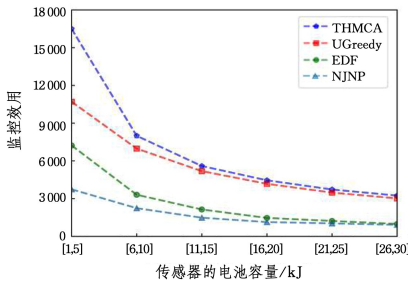


图 5 传感器的电池容量对监控效用的影响

Fig. 5 Impact of sensor battery capacity on monitoring utility

如图 6 所示,移动充电器的能量容量增加后,可为更多的传感器充电,各种算法的监控效用也随之提高。此时,前半段曲线是因为 MC 拥有充足的能量,所以同时考虑系统时间和电量的本文算法拥有更好的表现;但是当 MC 在系统时间内能够充电的传感器充满后,图像就会趋于平缓。与 UGreedy, NJNP 和 EDF 相比, THMCA 的总监控效用平均分别提高了 10.99%, 270.85% 和 178.92%。

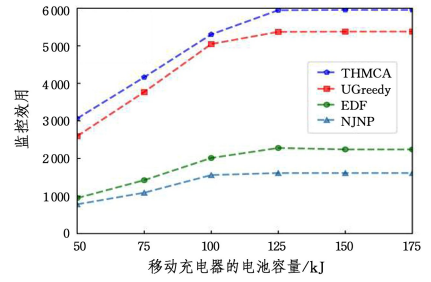


图 6 移动充电器的电池容量对监控效用的影响

Fig. 6 Impact of mobile charger battery capacity on monitoring utility

图 7 显示了传感器的监控半径对总监视效用的影响。所有算法的监控效用随着传感器监控半径的增大而增大,这是因为传感器可通过覆盖更大的区域来提高监控效用。但是,由于 THMCA 的选择目标为单位能量的监控效用最大的传感器,所以该算法相对于其他算法来说效果更优。平均而言,与 UGreedy, NJNP 和 EDF 相比, THMCA 的总监控效用分别提高了 9.28%, 279.43% 和 166.99%。

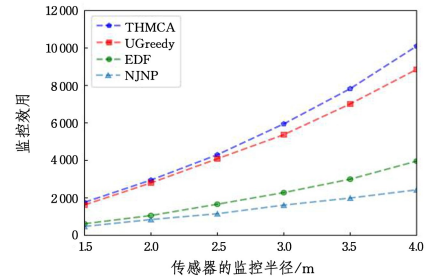


图 7 传感器的监控半径对监控效用的影响

Fig. 7 Impact of sensor monitoring radius on monitoring utility

图 8 显示了传感器数量对运行时间的影响。所有算法的运行时间随着传感器数量的增大而增大,这是因为传感器数量会影响算法的迭代次数。此外,算法 NJNA 和 EDF 的时间复杂度分别为  $O(n \log n)$  和  $O(n^2)$ , 而算法 UGreedy 和 THMCA 的运行时间都是  $O(n^4)$ , 所以前两者运行时间更快。

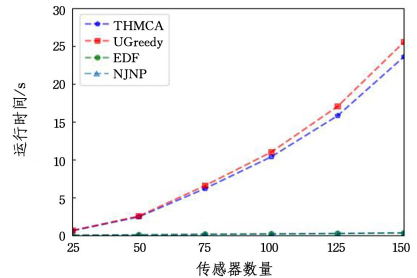


图 8 传感器的数量对运行时间的影响

Fig. 8 Impact of the number of sensors on runtime

图 9 显示了算法对系统时间的保证。首先介绍算法 HMMCA(异构感知质量的移动充电调度算法), THMCA 算法由于考虑了系统时间,所以采用部分充电机制;而对比算法 HMMCA 因为不保证系统时间,所以其为了提高能量利用率,考虑设置成完全充电。随着传感器数量的增大, THMCA 算法由于综合考虑了所有约束,因此表现出更好的性能。平

均而言,THMCA 的监控效用相比 HMMCA 提高了 5.39%。

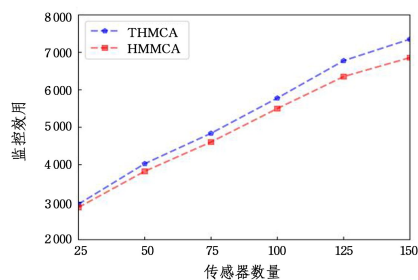


图9 THMCA 对于系统时间的保障

Fig.9 THMCA for system time assurance

如图9所示,本文主要的贡献为保障了紧急情况下的任务效果。图10对比了THMCA与基线算法和先进算法GOA<sup>[19]</sup>在时间有限的情况下对监控效用的影响。首先微调了文献[19]中的GOA的候选位置集合和效用计算函数,使其更加符合本文的模型,并进行了实验仿真。NJNA和EDF仅仅优化了部分内容(如NJNA只优化了系统时间,EDF只优化了移动充电器的电量),所以监控效用不高。而UGreedy和GOA则分别忽略了能量和时间的影响,所以最后的效果没有THMCA好。平均而言,THMCA的监控效用相比UGreedy,NJNP,EDF和GOA提高了7.03%,259.19%,148.58%和3.31%。

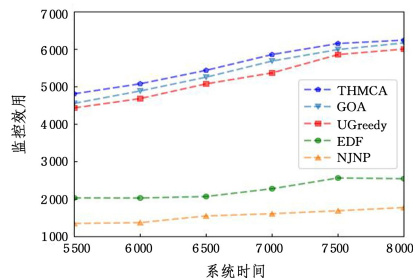


图10 系统截止时间对监控效用的影响

Fig.10 Impact of system dead line on monitoring utility

**结束语** 本文针对现实情况中紧急任务提出了一种联合考虑时间和能量约束的移动充电模型,并提出了针对时间约束下异构感知质量的无线可充电传感器网络移动充电调度算法。通过充电时间离散化以及合理的转化方式,将这个问题转化为子模最大化问题,并提供了一个具有近似比的贪心算法。结果表明,与NJNP算法相比,本文算法最多提高了279.79%的平均监控效用。然而,本文通过在时间约束和电量约束下来最大化监控效用,所以仅使用一辆MC来进行充电,这可能符合紧急任务的前期部署工作,但对于之后维持传感器网络稳定来说,一定程度上不太符合现实情况。因此,未来工作可考虑使用多辆MC为传感器网络补充电量,将本文的“一对多”充电方式拓展为“多对多”充电。

## 参考文献

[1] LU X, WANG P, NIYATO D, et al. Wireless Charging Technologies: Fundamentals, Standards, and Network Applications[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2015, 18(2): 1413-

1452.

- [2] SUN G, LIU Y, WANG A, et al. Sidelobe Control by Node Selection Algorithm Based on Virtual Linear Array for Collaborative Beamforming in WSNs[J]. Wireless Personal Communications, 2016, 90: 1443-1462.
- [3] ANASTASI G, CONTI M, DI FRANCESCO M, et al. Energy conservation in wireless sensor networks: A survey[J]. Ad hoc networks, 2009, 7(3): 537-568.
- [4] KANSAL A, HSU J, ZAHEDI S, et al. Power management in energy harvesting sensor networks[J]. ACM Transactions on Embedded Computing Systems (TECS), 2007, 6(4): 32.
- [5] REN X, LIANG W, XU W. Use of a Mobile Sink for Maximizing Data Collection in Energy Harvesting Sensor Networks [C]//2013 42nd International Conference on Parallel Processing. IEEE, 2013: 439-448.
- [6] AZIZ S A, WANG X, HAWBANI A, et al. Wireless Rechargeable Sensor Networks: Energy Provisioning Technologies, Charging Scheduling Schemes, and Challenges [J]. IEEE Transactions on Sustainable Computing, 2025(99): 1-20.
- [7] CHING T W, WONG Y S. Review of wireless charging technologies for electric vehicles [C]//2013 5th International Conference on Power Electronics Systems and Applications (PESA). IEEE, 2013: 1-4.
- [8] XU J, HU S, WU S, et al. Cooperative Charging as Service: Scheduling for Mobile Wireless Rechargeable Sensor Networks [C]//2021 IEEE 41st International Conference on Distributed Computing Systems (ICDCS). IEEE, 2021: 685-695.
- [9] HE S, CHEN J, JIANG F, et al. Energy provisioning in wireless rechargeable sensor networks [J]. IEEE transactions on mobile computing, 2012, 12(10): 1931-1942.
- [10] LIU H, HUANG X, TAN L, et al. Dynamic wireless charging for inspection robots based on decentralized energy pickup structure [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2017, 14(4): 1786-1797.
- [11] JIN Y, XU J, WU S, et al. Bus Network Assisted Drone Scheduling for Sustainable Charging of Wireless Rechargeable Sensor Network [J]. Journal of Systems Architecture, 2021, 116: 102059.
- [12] JIN Y, XU J, WU S, et al. Enabling the Wireless Charging via Bus Network: Route Scheduling for Electric Vehicles [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2020, 22(3): 1827-1839.
- [13] WU S, DAI H, XU L, et al. Comprehensive Cost Optimization for Charger Deployment in Multi-hop Wireless Charging [J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2022, 22(8): 4563-4577.
- [14] FU L, CHENG P, GU Y, et al. Optimal charging in wireless rechargeable sensor networks [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2015, 65(1): 278-291.
- [15] ZHANG S, WU J, LU S. Collaborative mobile charging [J]. IEEE Transactions on Computers, 2014, 64(3): 654-667.
- [16] LIANG W, XU Z, XU W, et al. Approximation algorithms for charging reward maximization in rechargeable sensor networks

- via a mobile charger[J]. *IEEE/ACM Transactions on Networking*, 2017, 25(5):3161-3174.
- [17] XU W, LIANG W, JIA X, et al. Maximizing sensor lifetime with the minimal service cost of a mobile charger in wireless sensor networks[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2018, 17(11):2564-2577.
- [18] XU W, LIANG W, JIA X, et al. An effective multi-node charging scheme for wireless rechargeable sensor networks[C]// *IEEE INFOCOM 2020-IEEE Conference on Computer Communications*. IEEE, 2020:2026-2035.
- [19] LIN C, HAO S, DAI H, et al. Maximizing charging efficiency with Fresnel zones[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2022, 23(1):612-629.
- [20] YANG W, LIN C, DAI H, et al. Robust wireless rechargeable sensor networks[J]. *IEEE/ACM Transactions on Networking*, 2022, 31(3):949-964.
- [21] LIU J, PENG J, XU W, et al. Maximizing sensor lifetime via multi-node partial-charging on sensors[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2023, 22(11):6571-6584.
- [22] HUANG S, SHA C, ZHU X, et al. Charging Scheduling Method for Wireless Rechargeable Sensor Networks Based on Energy Consumption Rate Prediction for Nodes[J]. *Sensors*, 2024, 24(18):5931.
- [23] CHEN J Y, YI C Y, WANG R, et al. Optimization of Data Collection and Charging in Industrial Wireless Rechargeable Sensor Networks[J]. *Journal of Chinese Computer Systems*. 2024, 45(7):1686-1694.
- [24] XU W, LIANG W, KAN H, et al. Minimizing the longest charge delay of multiple mobile chargers for wireless rechargeable sensor networks by charging multiple sensors simultaneously[C]// *2019 IEEE 39th International Conference on Distributed Computing Systems(ICDCS)*. IEEE, 2019:881-890.
- [25] XU W, LIANG W, JIA X, et al. Minimizing the maximum charging delay of multiple mobile chargers under the multi-node energy charging scheme[J]. *IEEE transactions on mobile computing*, 2020, 20(5):1846-1861.
- [26] LATA S, MEHFUZ S, UROOJ S, et al. Fuzzy clustering algorithm for enhancing reliability and network lifetime of wireless sensor networks[J]. *IEEE Access*, 2020, 8:66013-66024.
- [27] WU S, DAI H, LIU L, et al. Cooperative scheduling for directional wireless charging with spatial occupation[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2024, 23(1):286-301.
- [28] JIA R, WU J, LU J, et al. Energy saving in heterogeneous wireless rechargeable sensor networks[C]// *IEEE INFOCOM 2022-IEEE Conference on Computer Communications*. IEEE, 2022:1838-1847.
- [29] JIA R, WU J, WANG X, et al. Energy cost minimization in wireless rechargeable sensor networks[J]. *IEEE/ACM Transactions on Networking*, 2023, 31(5):2345-2360.
- [30] SUN Y, LIN C, DAI H, et al. Trading off charging and sensing for stochastic events monitoring in WRSNs[J]. *IEEE/ACM Transactions on Networking*, 2021, 30(2):557-571.
- [31] YANG P, WU T, DAI H, et al. MORE: Multi-node mobile charging scheduling for deadline constraints[J]. *ACM Transactions on Sensor Networks(TOSN)*, 2020, 17(1):1-21.
- [32] REN Y, LIU A, MAO X, et al. An intelligent charging scheme maximizing the utility for rechargeable network in smart city[J]. *Pervasive and Mobile Computing*, 2021, 77:101457.
- [33] YE X, LIANG W. Charging utility maximization in wireless rechargeable sensor networks[J]. *Wireless Networks*, 2017, 23:2069-2081.
- [34] WU T, YANG P, DAI H, et al. Charging Oriented Sensor Placement and Flexible Scheduling in Rechargeable WSNs[C]// *IEEE INFOCOM 2019-IEEE Conference on Computer Communications*. IEEE, 2019:73-81.
- [35] WU T, YANG P, DAI H, et al. Optimal Charging Oriented Sensor Placement and Flexible Scheduling in Rechargeable WSNs[J]. *ACM Transactions on Sensor Networks(TOSN)*, 2022, 18(3):1-27.
- [36] MA Y, LIANG W, XU W. Charging utility maximization in wireless rechargeable sensor networks by charging multiple sensors simultaneously[J]. *IEEE/ACM Transactions on Networking*, 2018, 26(4):1591-1604.
- [37] XU W, LIANG W, KAN H, et al. Minimizing the longest charge delay of multiple mobile chargers for wireless rechargeable sensor networks by charging multiple sensors simultaneously[C]// *2019 IEEE 39th International Conference on Distributed Computing Systems(ICDCS)*. IEEE, 2019:881-890.
- [38] ZHANG H, VOROBEYCHIK Y. Submodular optimization with routing constraints[C]// *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*. 2016:819-825.
- [39] LIN C, HAO S, DAI H, et al. Maximizing Charging Efficiency With Fresnel Zones[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2024, 23(1):612-629.
- [40] DANDE B, CHANG C Y, WU S J, et al. WLARS: Workload-Aware Recharge Scheduling Mechanism for Improving Surveillance Quality in Wireless Rechargeable Sensor Networks[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2023, 23(11):12237-12250.



**LI Deqiang**, born in 1990, Ph.D, lecturer, is a member of CCF(No. O0276M). His main research interests include wireless charging scheduling, optimization algorithm and data mining.



**XU Jia**, born in 1980, Ph.D, professor, Ph.D supervisor, is a senior member of CCF(No. 18435S). His main research interests include crowd intelligence sensing, wireless rechargeable network, edge computing and blockchain.