

无线可充电传感器异构感知下多移动充电器近似最优调度

李德强, 李欣阳, 任新一, 徐佳

(大数据安全与智能处理省高校重点实验室, 南京邮电大学, 南京 210023)

摘要: 无线传感网络在关键环境监测中起到重要作用, 但受制于其有限的传感器电池能量, 难以维护。无线电力传输技术的快速发展催生了无线可充电传感器网络, 其采用移动充电器对传感器进行无线充电。然而, 现有研究聚焦充电电量对单一移动充电器调度的约束, 忽略了紧急情况下可采用多个移动充电器进行补能。此外, 传感器的环境感知存在差异, 影响最终的监控效用。因此, 本文考虑无线可充电传感器异构感知场景下多移动充电器的调度问题, 其受电量容量与系统时间是双重约束。本文首先形式化该问题, 在有限电量和时间内调度多个移动充电器以最大化异构传感器的监控效用; 其次结合离散化充电区域和充电时间的策略将该问题转化为一个子模函数最大化问题, 进而设计双层贪心的近似算法, 有理论保证该算法结果与最优值之间的近似比。最后, 通过仿真实验与3个传统算法进行效果对比, 结果表明本文算法将监控效用最少提高10.76%、最多可提高1089.34%。

关键词: 无线可充电传感器网络; 多移动充电器; 区域离散化; 时间离散化; 子模函数

中图分类号: TN393

文献标志码: A

doi: 10.11959/j.issn.2096-3750.XXXX.

Near-Optimal Scheduling of Multiple Mobile Chargers under Sensing Heterogeneity in WRSNs

LI Deqiang, LI Xinyang, REN Xinyi, XU Jia

Key Laboratory of Big Data Security and Intelligent Processing, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210023, China

Abstract: The existing research has primarily focused on charging capability constraint for a single mobile charger, while neglecting practical emergency scenarios where multiple mobile chargers may be deployed simultaneously. Moreover, variations in environmental sensing capabilities among sensors affect the overall monitoring utility. To address these challenges, the problem of multiple mobile chargers in a heterogeneous sensing scenario for WRSNs is considered, with the energy capability constraint. First, the problem is formulated as: maximize the monitoring utility of heterogeneous sensors by scheduling multiple mobile chargers, under given energy and time budgets. Second, the charging region and time slot are discretized in a provable way, assisting to transfer the primal problem to be submodular. A two-layer greedy algorithm is proposed to solve the submodular problem approximately with theoretical guarantees. Finally, extensive simulations compare the approach with three baseline algorithms, demonstrating that the proposed method improves monitoring utility by at least 10.76% and up to 1089.34%.

Key words: Wireless rechargeable sensor network, Multiple mobile chargers, Discretization of charging area, Discretization of charging time, Submodular function

收稿日期: 2019-08-16; 修回日期: 2019-12-17

通信作者: 徐佳, xujia@njupt.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金(62372249, 62272237, 62302236, 62171217, 62372250); 江苏省自然科学基金(BK20230350); 江苏省前沿技术研发计划(BF2024071)

Foundation Items: National Natural Science Foundation of China (62372249, 62272237, 62302236, 62171217, 62372250); Natural Science Foundation of Jiangsu Province (BK20230350); Jiangsu Frontier Technology R&D Program (BF2024071).

0 引言

无线传感器网络 (Wireless Sensor Networks, WSNs) 被用于多种应用, 例如环境监测、智能交通、医疗保健和工业控制^[1-4]。传统意义上, 传感器通常采用电池供电, 因而电池容量限制了网络系统寿命, 需要不断地更换电池来维持 WSNs 工作。这一问题是推广 WSNs 应用的瓶颈之一。近年来, 无线能量传输技术 (Wireless Power Transfer, WPT) 的突破催生了无线可充电传感器网络 (Wireless Rechargeable Sensor Networks, WRSNs), WPT 技术延长了网络生命周期^[5], 突破了传统无线传感器网络中电池容量的局限。

为了给无线传感器网络中的传感器补充能量, 通常会派遣移动充电器 (Mobile Charger, MC) 周期性地访问传感器, 这可以显著延长网络的生命周期, 甚至维持网络的可持续运行。然而, MC 只能携带有限的能量且只能为其可充电范围内的传感器进行充电, 因此, MC 充电路径的规划尤为重要, 低效的充电路径会降低网络的性能, 例如充电延迟过高、能量成本增加以及最终传感器效用降低^[6-7]。因此, 优化 MC 的充电路径是维持 WRSNs 传感器高效工作的关键问题。

目前, 关于 WRSNs 中针对移动充电器路径规划的研究, 按优化目标的不同可以分为三类: 充电延迟优化、充电成本优化和充电效用优化。

充电延迟优化主要聚焦缩短充电任务的总体完成时间。Liu^[8]等人为了缩短电动汽车的充电延迟提出空闲的 MC 不应原地等待, 而应主动驶向潜在充电需求较大的区域, 引入充电需求力的概念来描述可充电设备的潜在充电需求, 然后提出闲置移动充电站布局策略 (Placement Strategy for Idle Mobile Charging Stations, PS-IMCS), 实验表明充电器的充电延迟可以显著缩短。Lin 等人^[9]研究了 WRSNs 中通过定向充电技术最小化充电延迟的问题, 解决如何通过考虑距离和角度两个因素, 优化移动充电器的充电策略, 以最小化充电延迟。Xu^[10]等人假设在网络中部署了多个充电器, 每个充电器沿着不同的封闭充电路径移动, 并在路径上的若干充电点为节点充电。研究的目的是为每个已部署的充电器规划一条封闭充电路径, 使得所有充电路径中最大的充电时延最小化。然而, 文中充电点只能部署于传感

器的位置, 这种假设是为了避免无限的搜索空间, 但这并不适合实际场景, 特别是当网络中的节点稀疏分布时, 考虑到多节点充电方案, 可能会错过一些更好的充电节点。然而, 这类研究均单一优化充电延迟, 并未同时考虑充电效用。

充电成本优化主要关注充电任务的总成本。Zhou^[11]等人通过允许部分传感器在短时间内耗尽能量、但仍维持网络的覆盖目标 k (k -coverage), 从而实现对移动充电器移动成本的最小化。Zhang^[12]等人利用预设的充电行程方案, 最小化了移动充电器的总能耗成本。Jia^[13]等人通过优化移动充电器的充电路径, 满足不同传感器的充电需求, 最小化移动充电器的充电成本和移动成本, 并提出一种基于计算几何的近似算法。然而, 这些研究均未考虑网络的时间敏感性以及传感器的异构感知性。

充电效用优化聚焦于在有限充电资源下最大化充电效用。Lin 等人^{[14][15]}提出了一种基于菲涅耳衍射模型的新型障碍物理理论充电模型, 利用障碍物在菲涅耳区的相对位置来确定能够增加充电效用的充电位置。Sun 等人^[16]重点关注随机事件监控中的收费排他性问题, 在有限的电量约束下最大化充电效用。Yang 等人^[17]研究了多节点充电的移动充电器调度问题, 考虑了截止时间约束, 目标是最大化整体有效充电效用, 同时最小化 MC 移动时间, 其不再局限于调度周期内仅充电一次, 而是引入了具有截止时间约束的多节点充电策略, 联合优化充电点和行程。Ma 等人^[18]研究了在移动充电器能量容量约束下, 同时为多个传感器充电的问题, 目标是通过制定一个新颖的充电效用最大化问题来最小化传感器能量耗尽时间, 同时最小化移动充电器的旅行距离。Wu 等人^[19]研究了通过充电导向的传感器部署与灵活调度策略协同优化充电效用的创新思路, 联合优化节点位置与充电资源分配, 构建了一个通用路由约束下的凸优化问题框架。在上述大多数关于充电效用最大化的工作中, 他们假设每个节点的充电效用取决于从 MC 收取的能量, 忽略了传感器的异构感知性, 此外, 当前研究主要聚焦于单个移动充电器在能量或时间约束下提高 WRSNs 的监控效用。然而, 面对现实紧急任务时, 通常可使用多个移动充电器同时去为传感器充电, 以快速高效完成任务。有必要同时考虑移动充电器的电量约束和充电时间约束, 研究多个移动充电器同时调度为传感

器进行补能，促使传感器获取的监控效用最大。

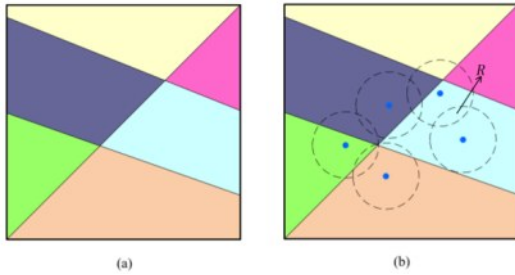


图1 区域划分示意图 (a) 初始区域划分 (b) 最终区域划分

为此，本文探讨了一种场景：在一个地震灾区，需要部署一套 WRSNs 用于监测次生灾害（如地面微震或水位变化）。该场景存在传感器的异构感知性。一方面不同监测对象（或事件）的重要性存在差异，使得传感器的监控效用层次不同；另一方面传感器之间的硬件差异会导致不同的环境检测能力。图1展示异构感知下传感器监测区域划分，如图1(a)所示，假设一开始有多块需要观测的初始区域，不同的初始区域的单位面积监控效用不同。图1(b)展示以传感器的圆形监控范围进一步分割区域，形成最终子区域，例如R是一个分割后的最终子区域示例。

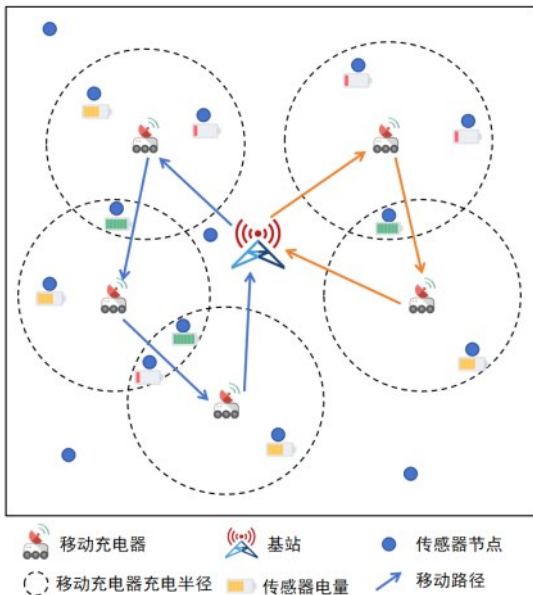


图2 网络模型

本文聚焦传感器在异构感知(Heterogeneous sensing)场景下多移动充电器(Multiple mobile chargers)的限时调度问题(Time-constrained charging Scheduling)，简称HMTS问题。网络模型如图2所

示。多个MC从基站出发，依次访问一些停止点，即充电位置，MC在每一个充电位置停留一段时间，同时基于全向充电技术^{[20][21]}对位于MC最大充电范围内的传感器进行充电。最后，MC必须在自身携带能量耗尽之前或者截止时间之前返回基站。通过MC获得电量的传感器对覆盖范围内的所有子区域进行监控，并获得对应的监控效用，总的监控效用为所有被传感器监控的最终子区域产生的效用之和。因此，本文目标是在系统时间约束和移动充电器能量约束下为多辆MC规划充电路径，来最大化传感器的感知效用。

具体而言，HMTS问题存在的两个主要挑战如下：

异构网络模型：首先，本文设置网络拓扑结构不受约束，即传感器在网络内的分布可以是任意的。其次，每个传感器具有不同的初始电量，带来充电需求不同的问题。此外，本文考虑了传感器监测不同的区域会产生不同的监控效用。异构网络模型符合实际需求，但也给充电路径的设计带来困难。

双重约束下的异构MC充电调度：每个移动充电器的发射功率、移动速度以及电池容量均是不同的。本文需要为多个异构MC找到满足能量约束与系统时间约束下的充电环路，实现WRSNs近似最优的监控效用。

为了应对上述挑战，本文观察到HMTS问题可被转换为具有路由约束的子模函数最大化问题（参见本文3.1章证明）。现有研究^[22]表明子模函数最大化问题是一种集合覆盖问题的复杂形式，是非确定性多项式(Non-deterministic Polynomial, NP)难的。另一方面，在面对路由约束时，计算最短哈密顿回路^[23]类似于求解旅行商问题，同样也是一个NP难问题^{[24][25]}。因此，本文将初始HMTS问题转化为一个带路由约束的子模函数最大化问题。将充电区域进行区域离散化，使得无限的解空间划分为有限可行充电点；将每个充电点的充电持续时间进行离散化，使得连续时间成为若干个固定时长的充电时隙。基于此，本文并设计基于贪心的近似算法，并理论保证该算法结果与最优值之间的近似比。总体而言，本文主要创新点如下：

1) 提出了传感器异构感知的场景下多个移动充电器在有限时间内的近似最优充电路径规划问

题，称为HTMC问题。本文建立系统模型，并形式化了HTMC问题。该问题最大化系统监控效用，并受移动充电器电池容量与系统充电时长限制。

2) 提出了HTMC问题的求解算法。本文等价转化HTMC为带路由约束的子模函数最大化问题，结合区域离散化与时间离散化提出基于贪心的近似算法。理论支撑该算法结果与最优解的近似比。

3) 实验评估本文算法性能。结果表明与3个传统算法相比，本文算法在监控效用方面最少提高10.76%、最多可提高1089.34%。

1 系统模型与问题描述

1.1 网络架构

设异构感知效用的充电区域用 Ω 表示，区域 Ω 初始被划分为 m_0 块子区域，用集合 $\Phi = \{\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_{m_0}\}$ 表示，每一个 $\varphi_z \in \Phi$ ，都表示一个不同的待监控事件，其单位面积监控效用为 u_z^0 。设集合 $S = \{s_1, s_2, \dots, s_n\}$ 为部署于二维区域 R 内的 n 个传感器。假设每个 $s_i (i = 1, 2, \dots, n)$ 的初始电量为0，具有不同的电池容量 E_i 。每个传感器具有相同的监控半径，监控圆形范围内的所有区域。在初始划分的 m_0 块子区域的基础上，以每一个传感器 s_i 的圆形监控范围进一步分割。设最终形成 m 个最终子区域，用集合 $\Gamma = \{R_1, R_2, \dots, R_m\}$ 表示。由于每一块最终子区域都属于某一块初始子区域，其面积设为 o_i 。假设 $R_i \in \varphi_z$ ，则 R_i 的单位面积监控效用就是 φ_z 的单位面积监控效用。 R_i 的单位面积监控效应用 u_i^0 表示，则可以计算出监控 R_i 能够产生的效用为 $u_i^0 o_i$ ，用 u_i 表示。

假设系统将在某一时刻需调度 k 辆移动充电器为传感器进行充电，提高系统获得的整体监控效用最大。设 $MC = \{mc_1, mc_2, \dots, mc_k\}$ 为移动充电器的集合，假设每一辆移动充电器 mc_z 具有不同的电池容量 E_z 、单位移动能耗 μ_z 和充电功率 p_z 。假设系统的整体时间限制为 T ， k 辆移动充电器都是从BS出发，前往合适的充电位置处进行一对多全向充电，且必须在截止时间之前返回BS。表1汇总了本文的常用符号和定义。

1.2 充电模型

本文基于文献[15]定义充电模型，传感器节点 s_i 接收位于位置 c_j 的移动充电器的接收功率为：

表1 符号和定义

符号	描述
Ω	异构感知效用的二维区域
c	二维区域的边长
s_i	第 i 个传感器节点
Φ	初始异构感知效用的子区域集合
Γ, R_l	最终子区域集合, 第 l 个最终子区域
u_i	最终子区域 R_l 的监控效用
p_z	第 z 个移动充电器的充电功率
E_z	第 z 个移动充电器的能量容量
E_i	传感器 s_i 的电池容量
μ_z	第 z 个移动充电器单位移动能耗
X_z	第 z 个移动充电器的候选充电位置集合
$\mathcal{L}(X_z)$	第 z 个移动充电器的充电路径
$Pr(s_i, c_j)$	传感器 s_i 接收位于 c_j 处移动充电器充电的接收功率
T	系统启动前能够进行充电任务的时间

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

其中 α, β 是由硬件参数和相应的周围环境配置的两个非负常数^[26]。本文将传感器 s_i 和充电位置 c_j 的欧式距离定义为 $d(s_i, c_j)$ 。 D 为移动充电器的最大有效覆盖距离。当传感器与充电位置的距离大于 D 时，传感器的接收功率将非常弱，可以忽略不计。因此，本文将这种情况下的充电功率定义为0。

假设对于任意的移动充电车 $mc_z (z \in \{1, 2, \dots, k\})$ 的初始携带电量为 E_z ，单位移动能耗为 μ_z, p_z 为移动充电器的充电功率。因此，移动充电器 mc_z 的充电能耗为：

$$C^{charging}(X_z) = \sum_{c_i \in X_z} t_{i,z} p_z \quad \#(2)$$

其中， X_z 为移动充电车 mc_z 充电位置集合， $t_{i,z}$ 表示 mc_z 在充电位置 c_i 的停留时间。移动充电器 mc_z 的移动能耗为：

$$C^{travelling}(X_z) = \mu_z L(X_z) = \mu_z \sum_{c_i, c_j \in X_z} d(c_i, c_j) \quad \#(3)$$

其中， $\mathcal{L}(X_z)$ 表示移动充电器 mc_z 的闭合充电路线， $d(c_i, c_j)$ 表示充电位置 c_i 和 c_j 之间的距离。 mc_z 的总能耗为：

$$C^{Total}(X_z) = C^{Traveling}(X_z) + C^{charging}(X_z) \\ = \mu_z L(X_z) + \sum_{c_i \in X_z} t_{i,z} p_z \quad \#(4)$$

假设 $E_{p_z, i}$ 为传感器 s_i 被 mc_z 充电所获得的能量，

定义为：

$$E_{p_z, i} = \min \left\{ \sum_{z=1}^k \sum_{c_i \in X_z} t_{i,z} \Pr(s_i, c_j) p_z, E_i \right\} \#(5)$$

此外，传感器自身硬件差异和电量的不同会导致不同的数据感知效果，故定义传感器 $s_i \in S$ 对于最终子区域 $R_i \in \Gamma$ 的感知系数 $\delta_{i,l}$ ^[27] 为：

$$\delta_{i,l} = \begin{cases} (0,1] & R_i \text{ 在传感器 } s_i \text{ 感知范围内} \\ 0 & R_i \text{ 在传感器 } s_i \text{ 感知范围外} \end{cases} \#(6)$$

对于某一最终子区域 $R_i \in \Gamma$ 的总的监控效用由所有监控该区域的传感器产生的监控效用累加而得。本文定义一辆移动充电器走完充电路径，为传感器充电所获得的效用为：

$$U(X_z) = \sum_{R_i \in \Gamma} \min \left\{ \sum_{s_i \in S(R_i)} \frac{E_{p_z, i}}{E_i} \delta_{i,l} u_i, u_i \right\} \#(7)$$

其中， $S(R_i)$ 表示所有监控 R_i 的传感器集合。该公式表示传感器 $s_i \in S$ 根据获得电量比例 $\frac{E_{p_z, i}}{E_i}$ 、感知效果 $\delta_{i,l}$ 和区域监控效用 u_i 来获得监控效用。

1.3 问题形式化

本文的目标是为每辆移动充电器找到一条封闭环形充电路线，在路线中的停止点为传感器充电，使得在系统启动前，网络获得的总监控效用最大。由于移动充电器充电时间远大于行驶时间，故在本问题中忽略移动时间对于系统时间的损耗。本文将所有移动充电器选择的充电点的集合定义为 X^{select} ，HMST 问题数学形式化为问题 P1：

$$\begin{aligned} & \max U(X^{select}) \#(8) \\ & \text{s.t.}, \mu_z \sum_{c_i, c_j \in X_z} d(c_i, c_j) + \sum_{c_i \in X_z} t_{i,z} p_z \leq E_z, \\ & 1 \leq z \leq k \#(8-1) \\ & \sum_{c_i \in X_z} t_{i,z} \leq T, 1 \leq z \leq k \#(8-2) \end{aligned}$$

其中 L 表示所有移动充电器充电路径的集合，约束 (8-1) 保证 mc_z 总能耗不超过其能量容量 E_z 。约束 (8-2) 保证所有 mc_z 能在系统启动之前完成任务，其中 $\sum_{c_i \in X_z} t_{i,z}$ 为每一辆移动充电器 mc_z 各自完成任务所需要的时间。

2 解决方案

首先，为了确定连续环境中的充电点，通过区域离散化方案将无限充电区域转化为有限集。然后，通过时间离散化方案来解决每个移动充电器在充电点的停留时间问题。最后，将该问题转化为一

个带路由约束的子模函数极大化问题，并提出了一个有性能保证的近似算法来解决它。

2.1 区域离散化

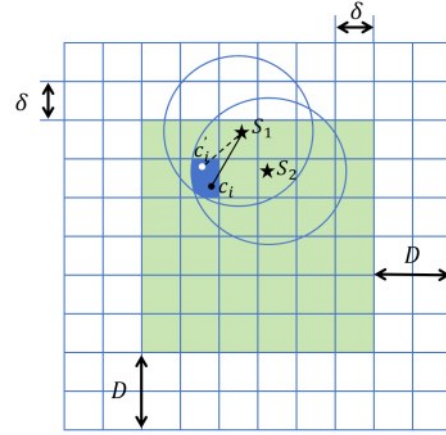


图3 区域离散化示意图^[28]

为了应对移动充电器充电位置存在的无限解空间，本文依据文献[28]将充电区域划分为若干小子区域，并在每个小子区域中指定一个点作为移动充电器的候选充电位置。假设传感器设备位于对应设备区域内，如图3中的绿色矩形区域所示。由于移动充电器最大充电半径为 D ，所以可以通过将水平和垂直方向将绿色矩形区域均匀拓展 D 后所获得的大区域中来选取 mc 的停留位置（准确的说 mc 可以停留的区域是一个圆角矩形，为了便于分析，本文将该区域近似为矩形），因为 mc 如果在该区域之外停留，则无法覆盖任何传感器设备，所以称此区域为与传感器区域关联的 mc 的可停留区域。

为了将充电区域进行离散化。首先，将充电区域离散成边长相等为 δ 的均匀网格，然后通过为每个传感器绘制半径为 D 的圆来进一步划分子区域。对同一离散子区域内各充电点到传感器的距离进行了近似计算。假设得到 χ 个离散子区域，表示为 $\tau_i (i = 1, 2, \dots, \chi)$ ，然后随机选择每个子区域中的一个点作为该子区域中所有充电位置的近似充电位置。最终在每个离散子区域中选择一个近似位置作为候选充电位置，并使用集合 $G = \{g_1, g_2, \dots, g_\chi\}$ 来表示。

此外，为了应对区域离散化带来的充电功率变化，本文采用文献[28]功率近似化法。具体来说，充电位置 c_i 到设备 s_1 的距离，即 $d(s_1, c_i)$ 可以近似为 $d(s_1, c'_i)$ 。因此， s_1 接收 c_i 处移动充电器充电的接收功率将被近似，即 $\Pr(s_1, c_i)$ 被近似为 $\Pr(s_1, c'_i)$ 。

本文将在下面展示这种近似的误差是有界的，它取决于网格粒度 δ 。

值得注意的是，原始距离及其近似距离要么都大于可充电半径 D ，要么都不大于 D 。否则，非零充电功率将因为超出移动充电器的充电范围而导致被近似为零功率，反之亦然，从而导致无界近似误差。这解释了考虑传感器覆盖的圆圈来进一步划分子区域。例如，图3中蓝色区域充电器 c_i 和 c_j 对设备 s_1 和 s_2 的充电功率均为非零，而同属同一小方格网中的其它三个子区域则不是这样。空间离散化可得以下两个定理：

定理一^[28]：区域离散化后得到的子区域数量为 $O\left(\frac{|\Omega|}{\delta^2} + \frac{nD}{\delta} + n^2\right)$ ，其中 $|\Omega|$ 为二维区域的面积。

定理二：设边长 $\delta = \frac{\sqrt{2}}{2} \beta \left(\frac{1}{\sqrt{1-\epsilon}} - 1 \right)$ ，其中 ϵ 为离散化误差，并且 $\epsilon \in (0,1)$ ，可得到 $\Pr(d(s_1, c'_i)) \leq \Pr(d(s_1, c_i)) \leq (1-\epsilon)\Pr(d(s_1, c'_i))$ 。

证明：依据区域离散化可得 $|d(s_1, c'_i) - d(s_1, c_i)| \leq \sqrt{2} \delta$ 。因此，可推出如下等式：

$$\begin{aligned} \frac{\Pr(d(s_1, c'_i)) p_z}{\Pr(d(s_1, c_i)) p_z} &\geq \frac{\Pr(d(s_1, c'_i) + \sqrt{2} \delta)}{\Pr(d(s_1, c_i))} \\ &= \frac{1}{\left(1 + \frac{\sqrt{2} \delta}{d(s_1, c_i) + \beta}\right)^2} \geq \frac{1}{\left(1 + \frac{\sqrt{2} \delta}{\beta}\right)^2} = 1 - \epsilon \#(9) \\ \frac{\Pr(d(s_1, c'_i)) p_z}{\Pr(d(s_1, c_i)) p_z} &\leq \frac{\Pr(d(s_1, c'_i) - \sqrt{2} \delta)}{\Pr(d(s_1, c_i))} \\ &= \frac{1}{\left(1 - \frac{\sqrt{2} \delta}{d(s_1, c_i) + \beta}\right)^2} \leq \frac{1}{\left(1 - \frac{\sqrt{2} \delta}{\beta}\right)^2} \\ &= \frac{1}{\left(2 - \frac{1}{\sqrt{1-\epsilon}}\right)^2} \leq 1 \#(10) \end{aligned}$$

根据公式 (9) (10)，可以得到 $(1-\epsilon)\Pr(d(s_1, c_i)) \leq \Pr(d(s_1, c'_i)) \leq \Pr(d(s_1, c_i))$ 。

2.2 时间离散化

传感器的充电能量难以提前计算，导致移动充电器的充电时间难以确定。本文考虑移动充电器在某一个充电位置的充电时间划分为多个相等时隙。由于每一个传感器具有不同的电池容量 E_i ，本文根

据文献[29]将 $\max_{s_i \in S} \{E_i\}$ 均匀分成 Q 块，设 $e_{min} = \frac{\max_{s_i \in S} \{E_i\}}{Q}$ ，并得到每个移动充电器给传感器充

电的最小充电时间 $t_{min}^z = \frac{e_{min}}{p_z}$ 。对于每一个区域离散

化后的充电点 c_i ，将其替换为 Q 个虚拟充电点 $\{c_{i,1}, c_{i,2}, \dots, c_{i,Q}\}$ ，每一个都具有最小充电时间 t_{min}^z 。在区域离散化和时间离散化后，无线充电点被离散化为 $O\left(\frac{|\Omega|}{\delta^2} + \frac{nD}{\delta} + n^2\right) \cdot Q$ 个虚拟充电点，其构成的解空间设为 X ， X_z 表示 mc_z 选择的虚拟充电点的集合 ($X_z \in X$)，对于任意的离散化后充电点 $x \in X_z$ ，本文修改公式 (2) 为：

$$C^{charging}(X_z) = \sum_{x \in X_z} t_{min}^z p_z \#(11)$$

$$E_{p_z, i} = \min \left\{ \sum_{z=1}^k \sum_{x \in X_z} t_{min}^z \Pr(s_i, x) p_z, E_i \right\} \#(12)$$

故可将原来的 HMTS 问题的数学形式化转换为问题 P2：

$$\begin{aligned} &\max U(L) \#(13) \\ &\text{s.t. } \mu_z \sum_{g_i, g_j \in G} d(g_i, g_j) + \sum_{x \in X_z} t_{min}^z p_z \leq E_z \\ &1 \leq z \leq k \#(13-1) \\ &\sum_{x \in X_z} t_{min}^z \leq T, 1 \leq z \leq k \#(13-2) \end{aligned}$$

其中， g_i, g_j 是区域离散化以后每一个子区域的候选充电位置， G 为候选充电位置的集合。时间离散化可得定理：

定理三^[29]：时间离散化后的最优充电效用至少为连续时间的最优充电效用的 $1/\left(1 + \left\lceil \frac{n}{n_0} \right\rceil\right)$ ，其中

$$n_0 = \arg \min_{mc_z \in MC} \left(\left\lceil \frac{V_z T - \sqrt{2} c}{V_z t_{min}^z + \sqrt{2} c} \right\rceil \right) \quad (V_z \text{ 为移动充电}$$

器的移动速度， c 为二维区域的边长)。

HMTS 问题被转化为具有路由约束的子模函数最大化问题（参见本文在第4.1节中的证明）。子模函数最大化是集合覆盖问题的一种复杂形式，属于 NP 难的问题。此外在面对路由约束时需要计算最短哈密顿圈，类似于解决旅行商问题，其也是 NP 难的。因此，本文考虑的问题无法在多项式时间内获得最优解。尽管如此，本文接下来提出一个近似算法来处理 HMTS 问题，理论保证其与最优解之间的差距。

2.3 异构感知的限时多移动充电器调度问题的

求解

对于本文提出的传感器异构感知的多移动充电器限时调度问题(HMTS)，需要同时满足能量和时间的双重约束。

对于公式(13-2)描述的时间约束，在不等式两边同乘移动充电器传输功率 p_z ，可以将时间约束的数值空间转换至能量约束空间：

$$\sum_{x \in X_z} t_{min}^z p_z \leq T p_z \#(14)$$

因此，可以将问题P2进一步转化为问题P3：

$$\begin{aligned} & \max U(L) \#(15) \\ \text{s.t.}, & \sum_{x \in X_z} t_{min}^z p_z + \mu_z \sum_{g_i, g_j \in G} d(g_i, g_j) \\ & \leq \min \{E_z, T p_z\}, 1 \leq z \leq k \#(15-1) \end{aligned}$$

首先考虑为单个移动充电器选取虚拟充电点集合，然后求解过个移动充电器的拟充电点集合。针对单个 mc_z 选取虚拟充电点集合 X_z 的情况，具体算法步骤如算法1所示。

首先进行区域离散化将充电区域划分为边长为 δ 的均匀网格，在每一个离散子区域创建近似候选充电位置（第1行）；进行时间离散化，在每一个充电候选位置进行时间离散化创建 Q 个虚拟充电点，形成解空间 X （第2行）。根据最大传感器充电量需求 $\max \{E_i\}$ 确定每个虚拟充电点的充电时间 $t_{min}^z = \frac{\max \{E_i\}}{Q \cdot p_z}$ （即最小单位时间）（第3行）。然后，初始化 mc_z 的虚拟充电点集合 X_z （第4行），开始计算充电位置。令集合 B 存储 X 中的单点最优解（第5行），通过遍历每一个虚拟充电点计算每一个充电点的边际效用 $U(X_z \cup \{x\}) - U(X_z)$ ，并使用最近邻规则计算出边际成本 $C^{Travel}(X_z \cup \{x\}) - C^{Travel}(X_z)$ （第7-9行）。选择具有最大的边际效用和边际成本比值的虚拟充电点作为 x^* （第10行）。如果总成本满足约束，则将 x^* 加入 X_z ，并更新 X （第11-13行）。直到总成本不满足约束或者 $X = \emptyset$ 时停止循环。最后，将 X_z 与单点最优解 B 比较（第15行）。输出 mc_z 的最优虚拟充电点集合 X_z ，并构造最短路哈密顿圈来获得充电路径 $\mathcal{L}(X_z)$ 。

在算法1的基础上，考虑联合调度 k 辆异构移动充电器。本文依然基于贪心策略，解决方案是在满足能量和时间的约束前提下，持续按照贪心算法为 $mc_z(z = 1, 2 \dots k)$ 选择虚拟充电点集合 X_z ，直到所有的移动充电器分配到虚拟充电集合。具体算法

如算法2所示。

算法1: 异构感知的限时单移动充电器调度算法(HTSA)

输入: $\forall s_i \in S, mc_z, p_z, E_z, E_i, \mu, \alpha, \beta, T, \forall \phi_i \in \Phi$

输出: mc_z 的虚拟充电点的集合 X_z 和充电路径 $\mathcal{L}(X_z)$

1: 将充电区域划分为边长为 δ 的均匀网格，区域离散化创建近似候选充电位置；

2: 在每一个候选充电位置进行时间离散化，创建 Q 个虚拟充电点，形成解空间 X ；

3: 确定最小充电单位时间 $t_{min}^z = \frac{\max \{E_i\}}{Q \cdot p_z}$ ；

4: 初始化 $X_z = \emptyset$ ；

5: 令 $B = \operatorname{argmax} \{U(x) | x \in X, C^{Total}(x) \leq \min \{E_z, T p_z\}\}$

6: **while** $X \neq \emptyset$ ；

7: **foreach** $x \in X$ **do**

8: 计算边际效用 $U(X_z \cup \{x\}) - U(X_z)$ 和使用最近邻规则计^[30]算出来的边际成本 $C^{Travelling}(X_z \cup \{x\}) - C^{Travelling}(X_z)$ ；

9: **end for**

10: $x^* = \operatorname{argmax}_{x \in X} \frac{U(X_z \cup \{x\}) - U(X_z)}{C^{Travelling}(X_z \cup \{x\}) - C^{Travelling}(X_z)}$ ；

11: **if** $C^{Total}(X_z \cup \{x^*\}) \leq \min \{E_z, T p_z\}$ **then**

12: $X_z = X_z \cup \{x^*\}, X = X/x^*$ ；

13: **else break**

14: **end while**

15: $X_z = \operatorname{argmax}_{X_z \in \{B, X_z\}} U(X_z)$ ；

16: **end**

17: 返回: $X_z, \mathcal{L}(X_z)$

MC^* 为已经分配虚拟充电点的移动充电器集合， X^{select} 为已经选出的所有虚拟充电点的集合。首先进行区域离散化和时间离散化获得解空间 X （第2-3行）。然后依据贪心策略遍历未分配虚拟充电点的移动充电器，当为第 i 辆移动充电器分配虚拟充电点时，需要遍历所有未分配虚拟充电点的移动充电器（第5行），其中调用算法1为每一个还没有分配充电点的移动充电器寻找虚拟充电点集合 X_z （第7行）。检索上一步中具有最大效用的 X_z （第9行），作为第 i 辆移动充电器的充电位置集合（第10行）。最后，更新 MC^* ， X^{select} ， i 和 X （第11-12行），输出每一辆 mc_z 的充电位置集合 X_z 以及充电路径 $\mathcal{L}(X_z)$ 。

3 理论分析

3.1 子模性证明

定理四：移动充电器 mc_z 的效用函数是非负、

算法 2: 异构感知的限时多移动充电器调度算法(HMTSA)

输入: $\forall s_i \in S, \forall mc_z \in MC (z = 1, 2, \dots, k), p_z, E_z, E_i, \mu,$

$\alpha, \beta, T, \forall \phi_i \in \Phi$

输出: 每一辆 mc_z 的虚拟充电点的集合 X_z 和充电路径 $\mathcal{L}(X_z)$

1: 初始化: $MC^* = \emptyset, X^{select} = \emptyset, i = 1;$

2: 将充电区域划分为边长为 δ 的均匀网格, 区域离散化创建近似候选充电位置;

3: 在每一个候选充电位置进行时间离散化, 创个虚拟充电点, 形成解空间 X ;

4: while $i \leq k$

5: foreach $mc_z \in MC / MC^*$ do

6: $X' = X$;

7: $(X_z) \leftarrow$ 算法 1HTSA(X', mc_z, G);

8: end for

9: $X^* = \arg \max_{mc_z \in MC / MC^*} u(X^{select} \cup X_z);$

10: X^* 作为当前迭代的第 i 辆 mc_i 的虚拟充电位置集合;

11: $X^{select} = X^{select} \cup X^*,$

$MC^* = MC^* \cup mc_i, i = i + 1;$

12: $X = X / X^*;$

13: end while

14: 返回: $X_z, \mathcal{L}(X_z)$

单调的子模函数。

证明: 子模函数定义较为常见, 具体可参考文献[14]。由公式(7)可知, mc_z 的效用函数取得的效用是非负单调的, 所以只要证明函数是子模函数。

设虚拟充电点集合 $A \subseteq B \subseteq X$, 新增一个虚拟充电点用 v 表示, $v \in A \cap B$, 证明子模性需满足如下不等式:

$$U(A \cup \{v\}) - U(A) \geq U(B \cup \{v\}) - U(B) \quad (23)$$

为了方便表示, 假设当移动充电器在充电位置 v 处充电, 其充电范围内所有传感器的集合用 $S(v)$ 表示, $S(v)$ 监控的所有区域用 $\Omega(v)$ 表示。 $S(A)$ 表示在充电位置集合 A 充电所覆盖的所有传感器的集合, $S(A)$ 监控的所有区域用 $\Omega(A)$ 表示。

此外, 证明中用 $U_A(v)$ 和 $U_B(v)$ 来简化表示 $U(A \cup \{v\}) - U(A)$ 和 $U(B \cup \{v\}) - U(B)$ 。

下面分三种情况来讨论:

情况一: 若 $\Omega(v) \cap \Omega(B) = \emptyset$, 如图 5(a) 所示, 可得:

$$\begin{aligned} & U_A(v) - U_B(v) \\ &= \sum_{R_i \in \Omega(v)} \min \left\{ \sum_{s_i \in S(v)} \frac{E_{p_z,i}}{E_i} \delta_{i,l} u_l, u_l \right\} \end{aligned}$$

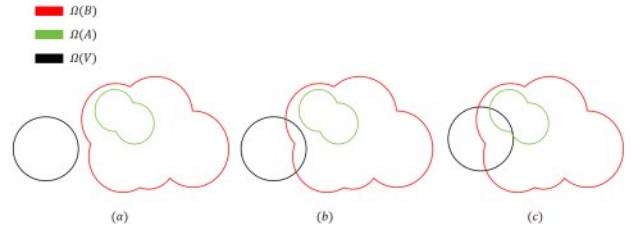


图 4 示意图 (a) $\Omega(v) \cap \Omega(B) = \emptyset$. (b) $\Omega(v) \cap \Omega(B) \neq \emptyset, \Omega(v) \cap \Omega(A) = \emptyset$. (c) $\Omega(v) \cap \Omega(A) \neq \emptyset$.

$$-\sum_{R_i \in \Omega(v)} \min \left\{ \sum_{s_i \in S(v)} \frac{E_{p_z,i}}{E_i} \delta_{i,l} u_l, u_l \right\} = 0 \#$$

情况二: 若 $\Omega(v) \cap \Omega(B) \neq \emptyset, \Omega(v) \cap \Omega(A) = \emptyset$ 。如图 5(b) 所示, 可得:

$$\begin{aligned} & U_A(v) - U_B(v) \\ &= \sum_{R_i \in \Omega(v)} \min \left\{ \sum_{s_i \in S(v)} \frac{E_{p_z,i}}{E_i} \delta_{i,l} u_l, u_l \right\} \\ & - \left(\sum_{R_i \in \Omega(v)} \min \left\{ \sum_{s_i \in S(B) \cup S(v)} \frac{E_{p_z,i}}{E_i} \delta_{i,l} u_l, u_l \right\} \right. \\ & \quad \left. - \sum_{R_i \in \Omega(v)} \min \left\{ \sum_{s_i \in S(B)} \frac{E_{p_z,i}}{E_i} \delta_{i,l} u_l, u_l \right\} \right) \\ &= \sum_{R_i \in \Omega(v) \cap \Omega(B)} \min \left\{ \sum_{s_i \in S(v)} \frac{E_{p_z,i}}{E_i} \delta_{i,l} u_l, u_l \right\} \\ & - \left(\sum_{R_i \in \Omega(v) \cap \Omega(B)} \min \left\{ \sum_{s_i \in S(B) \cup S(v)} \frac{E_{p_z,i}}{E_i} \delta_{i,l} u_l, u_l \right\} \right. \\ & \quad \left. - \sum_{R_i \in \Omega(v) \cap \Omega(B)} \min \left\{ \sum_{s_i \in S(B)} \frac{E_{p_z,i}}{E_i} \delta_{i,l} u_l, u_l \right\} \right) \\ & \geq 0 \end{aligned}$$

情况三: 如果 $\Omega(v) \cap \Omega(A) \neq \emptyset$ 。如图 5(c) 所示, 该情况的证明和情况二类似:

$$\begin{aligned} & U_A(v) - U_B(v) \\ &= \left(\sum_{R_i \in \Omega(v)} \min \left\{ \sum_{s_i \in S(A) \cup S(v)} \frac{E_{p_z,i}}{E_i} \delta_{i,l} u_l, u_l \right\} \right. \\ & \quad \left. - \sum_{R_i \in \Omega(v)} \min \left\{ \sum_{s_i \in S(A)} \frac{E_{p_z,i}}{E_i} \delta_{i,l} u_l, u_l \right\} \right) \\ & - \left(\sum_{R_i \in \Omega(v)} \min \left\{ \sum_{s_i \in S(B) \cup S(v)} \frac{E_{p_z,i}}{E_i} \delta_{i,l} u_l, u_l \right\} \right. \\ & \quad \left. - \sum_{R_i \in \Omega(v)} \min \left\{ \sum_{s_i \in S(B)} \frac{E_{p_z,i}}{E_i} \delta_{i,l} u_l, u_l \right\} \right) \\ &= \left(\sum_{R_i \in \Omega(v) \cap \Omega(B)} \min \left\{ \sum_{s_i \in S(A) \cup S(v)} \frac{E_{p_z,i}}{E_i} \delta_{i,l} u_l, u_l \right\} \right. \\ & \quad \left. - \sum_{R_i \in \Omega(v) \cap \Omega(B)} \min \left\{ \sum_{s_i \in S(A)} \frac{E_{p_z,i}}{E_i} \delta_{i,l} u_l, u_l \right\} \right) \\ & - \left(\sum_{R_i \in \Omega(v) \cap \Omega(B)} \min \left\{ \sum_{s_i \in S(B) \cup S(v)} \frac{E_{p_z,i}}{E_i} \delta_{i,l} u_l, u_l \right\} \right. \\ & \quad \left. - \sum_{R_i \in \Omega(v) \cap \Omega(B)} \min \left\{ \sum_{s_i \in S(B)} \frac{E_{p_z,i}}{E_i} \delta_{i,l} u_l, u_l \right\} \right) \end{aligned}$$

$$\geq 0$$

通过以上三种情况的证明, 都可以得出 $U(A \cup \{v\}) - U(A) \geq U(B \cup \{v\}) - U(B)$, 则证明了移动充电器 mc_z 的效用函数是子模的。

3.2 算法的近似比和时间复杂度

定理五: 已知算法1 (HTSA) 找到的单个移动充电器的路径, 其充电效用与最优路径充电效用的近似比为 c , $0 < c < 1$, 则求解 HMTS 问题的算法2 (HMTSA) 与最优解之间近似比为 $(1 - \frac{1}{e^c})$ 。

证明: 在此证明中可能存在符号重复, 仅在此处使用。假设 HMTS 问题的最优解为 $P_1^*, P_2^*, \dots, P_z^*$, 令这 z 条最优路径的集合为 \mathcal{P}^* , 即 $\mathcal{P}^* = \{P_1^*, P_2^*, \dots, P_z^*\}$, 并且令 $\mathcal{P}_x^* = \{P_1^*, P_2^*, \dots, P_x^*\}$, $0 \leq x \leq z$ 。HMTSA 输出 z 条路径集合为 $\mathcal{P} = \{P_{q_1}, P_{q_2}, \dots, P_{q_z}\}$, 其中前 x 条路径的集合为 \mathcal{P}_x , 即 $\mathcal{P}_x = \{P_{q_1}, P_{q_2}, \dots, P_{q_x}\}$, $0 \leq x \leq z$ 。假设算法当前已经得到了 \mathcal{P}_x , 对于任意 $x, 0 \leq x \leq z-1$ 用 \bar{P}_{x+1} 示当前边际充电效用最大的路径, 即 $\bar{P}_{x+1} = \arg \max_p \{u(\mathcal{P}_x \cup \{P\}) - u(\mathcal{P}_x)\}$, 由于算法1的近似比为 c , 则 $u(P_{q_{x+1}}) \geq cu(\bar{P}_{x+1})$, 由此可以得:

$$\begin{aligned} & u(\mathcal{P}_{x+1}) - u(\mathcal{P}_x) \\ &= u(P_{q_{x+1}}) \geq cu(\bar{P}_{x+1}) = c(u(\mathcal{P}_x \cup \{\bar{P}_{x+1}\}) - u(\mathcal{P}_x)) \end{aligned} \quad (23)$$

对于任意的 x 和 y , 对于 $0 \leq x \leq z-1, 0 \leq y \leq z$ 存在有:

$$\begin{aligned} & u(\mathcal{P}_x \cup \mathcal{P}_y^*) = u(\mathcal{P}_x \cup \mathcal{P}_{y-1}^* \cup \{P_y^*\}) \\ & \leq u(\mathcal{P}_x) + u(\mathcal{P}_{y-1}^* \cup \mathcal{P}_x) - u(\mathcal{P}_x) + u(\mathcal{P}_x \cup \{P_y^*\}) - u(\mathcal{P}_x) \\ & = u(\mathcal{P}_{y-1}^* \cup \mathcal{P}_x) - u(\mathcal{P}_x) + u(\mathcal{P}_x \cup \{P_y^*\}) \\ & \leq u(\mathcal{P}_{y-1}^* \cup \mathcal{P}_x) - u(\mathcal{P}_x) + u(\mathcal{P}_x \cup \{\bar{P}_{x+1}\}) \\ & \leq u(\mathcal{P}_{y-1}^* \cup \mathcal{P}_x) + \frac{1}{c}(u(\mathcal{P}_{x+1}) - u(\mathcal{P}_x)) \end{aligned}$$

其中, 第一个不等式由非负单调子模函数的性质得到, 第二个不等式由 \bar{P}_{x+1} 的定义得到, 第三个不等式由公式(23)得到。则可以推导出:

$$\begin{aligned} & u(\mathcal{P}^*) = u(\mathcal{P}_z^*) \\ & \leq u(\mathcal{P}_x \cup \mathcal{P}_z^*) \leq u(\mathcal{P}_x \cup \mathcal{P}_{z-1}^*) + \frac{1}{c}(u(\mathcal{P}_{x+1}) - u(\mathcal{P}_x)) \\ & \leq u(\mathcal{P}_x \cup \mathcal{P}_{z-2}^*) + \frac{2}{c}(u(\mathcal{P}_{x+1}) - u(\mathcal{P}_x)) \end{aligned}$$

...

$$\begin{aligned} & \leq u(\mathcal{P}_x \cup \mathcal{P}_{z-z}^*) + \frac{z}{c}(u(\mathcal{P}_{x+1}) - u(\mathcal{P}_x)) \\ & = u(\mathcal{P}_x) + \frac{z}{c}(u(\mathcal{P}_{x+1}) - u(\mathcal{P}_x)) \\ & = (1 - \frac{z}{c})u(\mathcal{P}_x) + \frac{z}{c}u(\mathcal{P}_{x+1}) \end{aligned}$$

整理得:

$$u(\mathcal{P}_{x+1}) \geq \frac{c}{z}u(\mathcal{P}^*) - (\frac{c}{z} - 1)u(\mathcal{P}_x)$$

综上, 算法2(HMTSA) 所得解 $\mathcal{P} = \{P_{q_1}, P_{q_2}, \dots, P_{q_z}\}$ 的充电效用如下:

$$\begin{aligned} & u(\mathcal{P}) = u(\mathcal{P}_z) \geq \frac{c}{z}u(\mathcal{P}^*) - (\frac{c}{z} - 1)u(\mathcal{P}_{z-1}) \\ & \geq \frac{c}{z}u(\mathcal{P}^*) - \frac{c}{z}u(\mathcal{P}^*)(\frac{c}{z} - 1) + (\frac{c}{z} - 1)^2u(\mathcal{P}_{z-2}) \\ & \dots \\ & \geq \frac{c}{z}u(\mathcal{P}^*) \sum_{x=0}^{z-1} (1 - \frac{c}{z})^x + (1 - \frac{c}{z})^z u(\mathcal{P}_{z-z}) \\ & = \frac{c}{z}u(\mathcal{P}^*) \sum_{x=0}^{z-1} (1 - \frac{c}{z})^x \\ & = \frac{c}{z}u(\mathcal{P}^*) \frac{1 - (1 - \frac{c}{z})^z}{1 - (1 - \frac{c}{z})} \\ & = u(\mathcal{P}^*) (1 - (1 - \frac{c}{z})^z) \\ & = u(\mathcal{P}^*) (1 - ((1 - \frac{c}{z})^{\frac{z}{c}})^c) \\ & \geq u(\mathcal{P}^*) (1 - \frac{1}{e^c}) \end{aligned}$$

其中对于最后一步的不等式使用了数学不等式 $(1 - \frac{1}{a})^a \leq \frac{1}{e}$, 最终定理得证。

定理六: 本文提出的算法 HMTSA 的结果与 HMTS 问题的最优解的近似比为 $1 - \frac{1}{e^{\frac{1}{2(1 + \lceil \frac{n}{n_0} \rceil)}(1 - \frac{1}{e})}}$ 。

证明: 由于定理四已经证明了移动充电器 mc_z 的效用函数是子模的。依据文献[31], 子模最大化问题贪心算法具有 $\frac{1}{2}(1 - \frac{1}{e})$ 的近似比, 结合定理二和定理三, 区域离散化和时间离散化分别会带来 $1 - \epsilon$ 和 $1 / (1 + \lceil \frac{n}{n_0} \rceil)$ 的近似比。因此对于算法1 所得的单个移动充电器的充电路径产生的效用与最优

充电路径产生的效用的近似比为：
$$\frac{1}{2 \left(1 + \left\lceil \frac{n}{n_0} \right\rceil \right)} \left(1 - \frac{1}{e} \right)$$
。其中， $n_0 = \arg \min_{mc_i \in MC} \left(\frac{V_z T - \sqrt{2} c}{V_z t_{min}^z + \sqrt{2} c} \right)$ 。

因此，根据定理五可得算法2（HMTSA）对HMTS近似比为 $1 - \frac{1}{\frac{1}{2 \left(1 + \left\lceil \frac{n}{n_0} \right\rceil \right)} \left(1 - \frac{1}{e} \right)}$ 的算法。

定理七： 本文提出的算法HMTSA的时间复杂度为 $O(k\chi^4)$ 。其中 χ 为虚拟传感器数量。

证明： 由于算法1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，故算法1的时间复杂度为 $O(\chi^4)$ ，而算法2整体由while循环主导，此循环时间复杂度为 $O(k)$ (k 为移动充电器数量)，因此本文提出的算法HMTSA算法的时间复杂度为 $O(k\chi^4)$ 。

4 实验与仿真

4.1 实验设置

在实验仿真中，本文考虑一个100*100m的环境异构的正方形二维区域，在其中随机部署100个传感器来监测环境。假设正方形区域初始被分为4个异构的子区域，每个子区域设置不同的权重。默认实验参数依据文献[31]，如表2所示。所有仿真均在搭载 Intel(R) Xeon(R) CPU i7-10750H 处理器及8GB内存的 Windows 系统计算机上完成，每项实验结果均为100次独立运行的平均值。

将HMTSA与以下三个基线算法作比较：

效用最大化的贪婪(Utility-Greedy, Ugreedy)算法： 该算法最大化监控效用，在每次迭代中，算法评估所有尚未分配路径的移动充电器。对于每个充电器，算法每次选择能够产生最高监控效用的充电位置。为充电器构建路径，当满足以下任一条件时路径完成：所有充电位置均已被考虑、充电器的能量容量达到上限或超出系统时间限制超出。然后，算法选择具有最大监控效用的路径的移动充电器，将该路径加入解集，继续评估剩余移动充电器。当所有移动充电器均分配到路径后，算法终止。

最近任务优先(Nearest Job Next with Preemp-

表2 默认参数

参数	描述	默认值
Ω	二维平面区域	100m * 100m
n	传感器数量	100
m_0	初始子区域数量	4
u_i^0	R_i 的单位面积监控效用	[5,20]
E_z	移动充电器 mc_z 的电池容量	[100,150]KJ
E_i	传感器 s_i 的能量容量	[10,15]KJ
μ_z	移动充电器 mc_z 单位移动能耗	[30,70]J/m
k	移动充电器数量	5
$\delta_{i,l}$	传感器 s_i 对区域 R_l 的感知质量	(0,1]
V_z	移动充电器 mc_z 的移动速度	5m/s
p_z	移动充电器 mc_z 的充电功率	[12,17]W
α, β	充电器硬件参数	90,10
T	系统截止时间	5500s

tion, NJNP)算法： 在每次迭代中，NJNP遍历所有还没有分配路径的移动充电器，并为移动充电器选择最近的候选充电位置，当所有充电位置都被遍历过后或者超过移动充电器能量容量和系统时间时，输出路径。然后选择具有最大监控效用路径的移动充电器，更新路径集合，直到所有移动充电器都分配到路径迭代终止。

最早截止优先(Earliest Deadline First, EDF)算法： 根据候选充电位置的能量消耗需求按升序排序。将这些位置划分为多个组，每组包含最多 k 个候选充电位置，最后一组可能少于 k 个位置。在每个组内， k 个充电位置被分配给 k 个移动充电器，分配方式使充电器从当前位置到各自分配的充电位置的总移动距离最小化。

4.2 仿真数据

本文按照 WRSNs 系统的组成部分从7个关键参数分析算法的性能：移动充电器数量、移动充电器电池容量、移动充电器传输功率、传感器数量、传感器电池容量、传感器感知范围和系统时间。

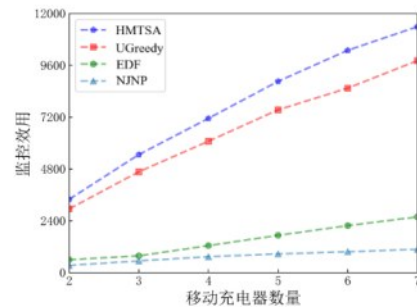


图5 移动充电器数量对监控效用的影响

图5展示了监控效用与移动充电器数量 k 之间的关系。随着移动充电器数量的增加，4个算法的监控效用都增大。与UGreedy, NJNP和EDF相比, HMTSA的监控效用平均分别提高了17.25%, 921.63%, 444.86%。由于随着移动充电器数量的增多, 更多的传感器可以被充电, 增大了监控效用。由于NJNP和EDF的优化目标不是监控效用, 因此提升不明显, 与本文算法差距较大。算法UGreedy由于仅考虑充电效用最大的位置, 而忽略了充电能耗, 所以性能低于本文算法。

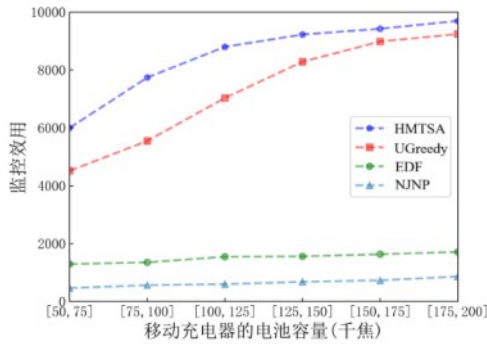


图6 移动充电器的电池容量对监控效用的影响

图6展示了监控效用与移动充电器的能量容量 E_c 之间的关系。随着移动充电器的能量从[50,75]KJ增加到[175,200]KJ, 算法输出的路径为移动充电车选择更多的传感器充电, 促进了监控效用的增长。与UGreedy, NJNP和EDF相比, HMTSA的监控效用平均分别提高了19.77%, 1215.88%, 456.33%。曲线前半段监控效用明显增长, 因为当每辆移动充电器拥有充足的能量时, 可为更多传感器充电; 当MC在系统时间内能够充电的传感器充满后, 系统时间则是更加重要的约束, 由于系统时间会导致算法更快达到上限, 所以图像就会趋于平缓。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, 而UGreed由于仅考虑充电效用最大, 而没考虑能耗影响, 所以性能略低于本文算法, NJNP、EDF由于主要优化目标不是监控效用, 所以与本文算法差距较大。

图7示了监控效用与移动充电器的传输功率 p_c 之间的关系。随着移动充电器的传输功率 p_c 从[1,5]W增加到[26,30]W。所有算法的监控效用都增大。平均意义上, 与UGreedy, NJNP和EDF相比, HMTSA的总监控效用平均分别提高了36.25%,

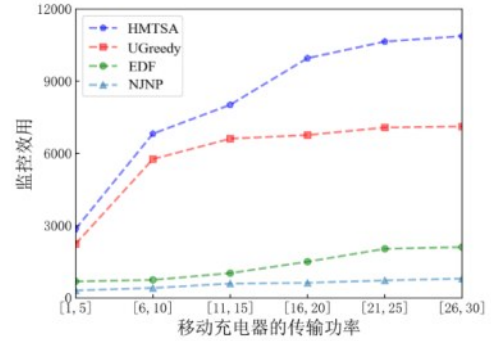


图7 移动充电器传输功率对监控效用的影响

1288.78%, 534.5%。由于随着充电功率的增大, 移动充电器在某一特定充电位置的充电效率会提高, 缩短了停留时间, 移动充电器有更多的时间为更多的传感器充电, 因此4个算法的监控效用都增大。而图像后端趋于平缓是由于移动充电器电池容量的限制。由于NJNP和EDF的主要优化目标为充电距离和充电消耗, 所以监控效用提升并不明显。UGreedy由于仅考虑充电效用最大的位置, 而不考虑充电能耗, 所以也不如本文算法。

图8展示了4个算法的监控效用与传感器数量 n 之间的关系。随着传感器数量的增加, HMTSA算法的监控效用明显优于其余三个算法。平均意义上, 与UGreedy, NJNP和EDF相比, HMTSA的总监控效用平均分别提高了16.96%, 1068.54%, 408.47%。NJNP每次迭代搜索与移动充电车最近的候选充电位置, 即降低了充电器的总体移动能耗。EDF每次迭代针对最低传感器电量选择候选充电位置, 有利于降低移动充电器的充电能耗, 由于这两种算法的优化目标并不是监控效用, 因此其监控效用增加缓慢。由于UGreedy仅仅考虑监控效用最大的目标, 忽略了能耗影响, 所以当传感器数量增多, 区域中充电位置会更多, 监控效用和本文算法相比会有所差距。最后, 由于系统时间和移动充电器容量限制, 当传感器数目超过一定数目后, 整体监控效用的提升减缓, 致使图5中曲线后端平缓。

图9展示了监控效用与传感器的电池容量 E_s 之间的关系。随着传感器的电池容量从[1,5]KJ增加到[26,30]KJ, 4个算法的监控效用都降低。平均意义上, 与UGreedy, NJNP和EDF相比, HMTSA的总监控效用平均分别提高了10.76%, 1089.34%, 426.13%。整体而言, 随着传感器的能量需求不断增加, 每辆移动充电器在候选充电位置消耗更多的

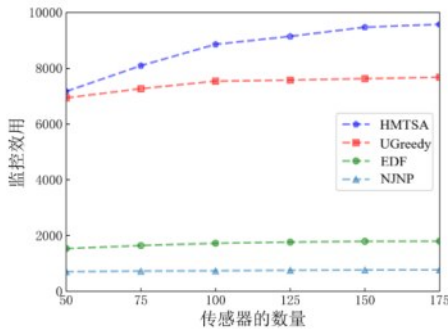


图8 传感器数量对监控效用的影响

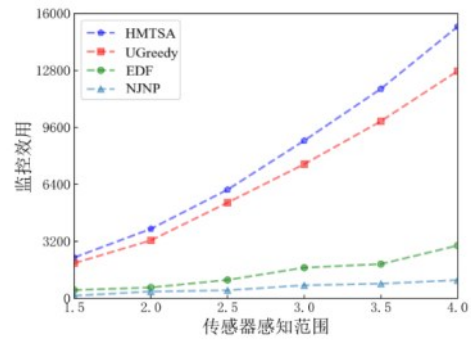


图10 传感器感知范围对监控效用的影响

电量，导致每辆移动充电器只能给较少的传感器充电后就需要返回基站。显然，每辆移动充电器的电池容量成为 WRSNs 的成为主要限制，故本文算法和 UGreedy 获取的监控效用相比差距不大。而 NJNP 每次遍历寻找最近的位置加入候选充电位置，EDF 每次遍历寻找充电电量最低的位置加入候选充电位置，这两种算法性能会更加差。

EDF 平均提高了 19.28%，898.61%，448.16%。

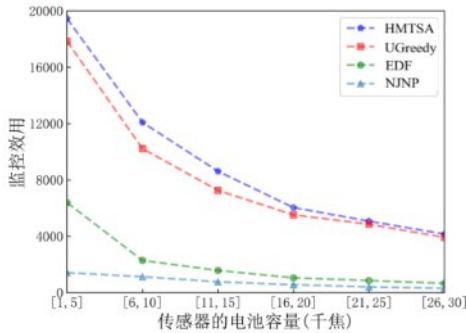


图9 传感器的电池容量对监控效用的影响

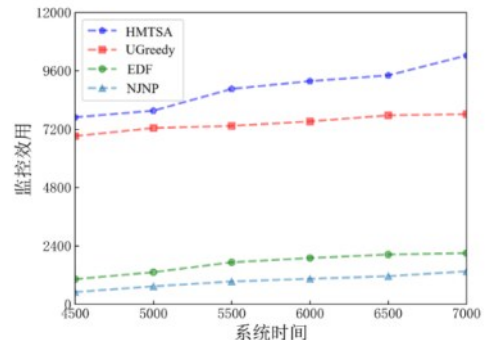


图11 系统时间对监控效用的影响

图 10 展示了监控效用与传感器感知范围之间的关系。可以看出随着传感器感知范围的增大，4 个算法的监控效用都提升。因为随着传感器的感知范围增大，传感器覆盖更大面积可获得更多的监控效用。与 UGreedy，NJNP 和 EDF 相比，HMTSA 的监控效用平均分别提高了 17.45%，1225.39%，458.55%。

本文还比较了四种算法在不同传感器数量下的网络感知覆盖率和运行时间。

图 12 展示了四种算法在不同传感器数量下的网络感知覆盖率比较。由于区域的监测价值存在区别，算法会倾向于覆盖部分高价值区域，因此四种算法的整体网络感知覆盖率不高，但总体来说，HMTSA 的网络感知覆盖率比 UGreedy，NJNP 和 EDF 平均提高了 16.93%，448.16%，87.81%。

图 11 展示了算法的监控效用随着系统时间增大的变化情况。可以看出本文算法效果最好，因为 UGreedy 每次选择充电效用最大的位置，所以会更倾向于选择能耗更大与监控效用更大的位置，因此监控效用不及 HMTSA 且图像比较平缓。平均而言，HMTSA 的监控效用相比 UGreedy，NJNP 和

EDF 平均提高了 16.93%，448.16%，87.81%。

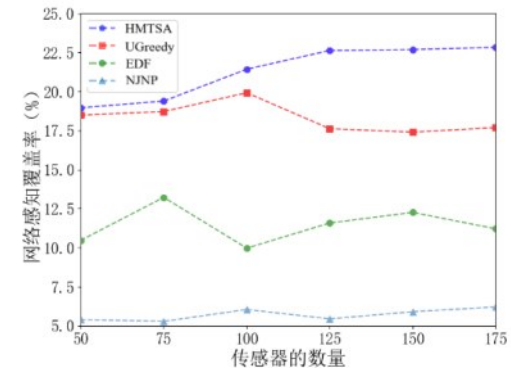


图12 传感器数量对网络感知覆盖率的影响

行时间的比较。由于HMTSA需要在离散化后的较大候选集进行多轮边际效用评估，因此时间复杂度较高，运行时间随着传感器数量的增加先上升，之后由于MC电量消耗更快，算法更早停止运行，运行时间略有降低。UGreedy仅按效用增量做全局扫描相对于HMTSA单次评价较轻，运行时间较快。基于最邻近拓展的NJNP和排序分组匹配的EDF常数项小，且在时间与能量双重约束下易触发早停，因此算法运行时间很快。

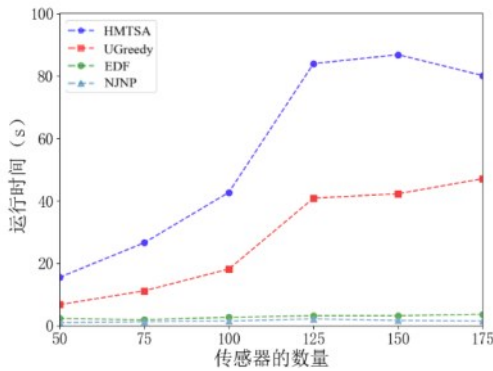


图13 传感器数量对算法运行时间的影响

本文还绘制了移动充电车数量为3时HMTSA与Greedy算法的移动充电器路线对比，如图12、13所示。HMTSA每次选择监控效用和单位能量比值最大的位置，迭代的为每一辆移动充电器选择路径，能够得到近似最优的解。图12中实线表示 mc_1 的充电路径，虚线表示 mc_2 的充电路径，点划线表示 mc_3 的充电路径。

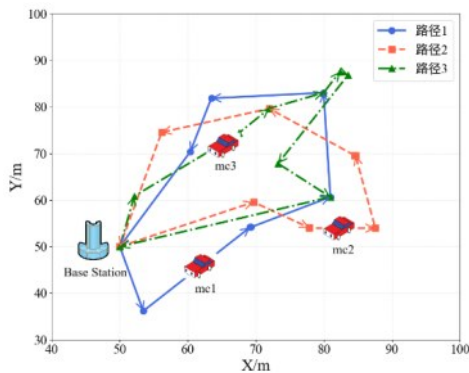


图14 HMTSA的充电路径示意图

UGreedy算法由于仅考虑充电效用最大的位置而不考虑充电能耗，因此移动充电车优先前往能产生最大效用的充电点，并在该点停留较长的时间，因此， mc 能量消耗的也越多，同时这些充电点距

离基站的距离也可能更远，因此， mc 只能前往较少的充电点进行充电就返回基站。图13中实线表示 mc_1 的充电路径，虚线表示 mc_2 的充电路径，点划线表示 mc_3 的充电路径。

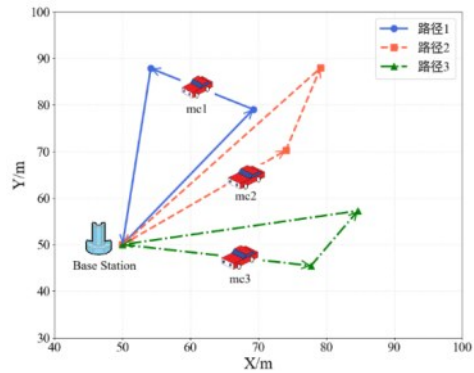


图15 Greedy的充电路径示意图

5 结束语

本文呈现了无线传感器网络中传感器异构感知效用的限时多移动充电器调度问题。首先形式化了异构感知的无线传感器网络，并分别提出了限时情景下的效用函数和约束条件。然后采用区域离散化和充电时间离散化策略将该问题转化为一个子模函数最大化问题，提出基于贪心的异构感知效用的限时多移动充电器调度算法，通过理论证明本文提出的算法具有良好的近似度。最后，本文进行大量实验评估所提算法的性能，通过实验证明比现有对比算法至少提高了10.76%的监控效用，表明本方案在异构感知的无线传感器网络中面对时间和能量双重约束仍然具有良好的性能。

在此对本文的局限及未来工作展望进行分析。本问在问题形式化中假定充电时间远大于行驶时间，故忽略移动时间对系统时间的损耗。这种处理对稀疏网络或低速充电车并不稳健：当候选点较远、或多车需跨区补能时，路程时间会改变最佳点的排序与可行解空间。此外，本文优化目标仅考虑全局效用最大化，容易把资源集中于高价值区域，监测低权重区域的传感器长时间无法得到补能，导致网络感知覆盖率较低，未来可为为每个传感器增加一个补偿权重，长时间未得到补能的传感器增加权重，来增强网络的公平性以及网络感知覆盖率。

参考文献:

- [1] Andersen M P, Kim H S, Culler D E. Hamilton: a cost-effective, low power networked sensor for indoor environment monitoring [C]//Proceedings of the 4th ACM International Conference on Systems for Energy-Efficient Built Environments. 2017: 1-2.
- [2] Cheng X, Sha M. Autonomous traffic-aware scheduling for industrial wireless sensor-actuator networks[J]. *ACM Transactions on Sensor Networks*, 2023, 19(2): 1-25.
- [3] Misra S, Samanta A. Traffic-aware efficient mapping of wireless body area networks to health cloud service providers in critical emergency situations[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2018, 17(12): 2968-2981.
- [4] Yang L, Yang S X, Li Y, et al. Generative adversarial learning for trusted and secure clustering in industrial wireless sensor networks [J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2022, 70(8): 8377-8387.
- [5] Sikeridis D, Tsiropoulou E E, Devetsikiotis M, et al. Energy-efficient orchestration in wireless powered internet of things infrastructures[J]. *IEEE Transactions on Green Communications and Networking*, 2018, 3(2): 317-328.
- [6] 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.
- [7] Wang C, Li J, Ye F, et al. A mobile data gathering framework for wireless rechargeable sensor networks with vehicle movement costs and capacity constraints[J]. *IEEE Transactions on Computers*, 2015, 65(8): 2411-2427.
- [8] Liu L, Liu S, Wu J, et al. A placement strategy for idle mobile charging stations in IoEV: From the view of charging demand force[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2023, 25(5): 3870-3884.
- [9] Lin C, Yang Z, Dai H, et al. Minimizing charging delay for directional charging[J]. *IEEE/ACM Transactions on Networking*, 2021, 29(6): 2478-2493.
- [10] 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.
- [11] Zhou P, Wang C, Yang Y. Leveraging target k-coverage in wireless rechargeable sensor networks[C]//2017 IEEE 37th International Conference on Distributed Computing Systems (ICDCS). IEEE, 2017: 1291-1300.
- [12] Zhang S, Qian Z, Wu J, et al. Optimizing itinerary selection and charging association for mobile chargers[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2016, 16(10): 2833-2846.
- [13] 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.
- [14] Lin C, Yang W, Dai H, et al. Maximizing charging utility with fresnel diffraction model[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2024, 23(12): 11685-11699.
- [15] 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.
- [16] 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.
- [17] 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.
- [18] 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.
- [19] 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.
- [20] Lin C, Gao F, Dai H, et al. Maximizing charging utility with obstacles through fresnel diffraction model[C]//IEEE INFOCOM 2020-IEEE Conference on Computer Communications. IEEE, 2020: 2046-2055.
- [21] Yu N, Dai H, Chen L, et al. Fault-Tolerant Wireless Charger Placement[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2024: 3903 - 3917.
- [22] Zhang S, Qian Z, Wu J, et al. Wireless charger placement and power allocation for maximizing charging quality[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2017, 17(6): 1483-1496.
- [23] Zhang H, Vorobeychik Y. Submodular optimization with routing constraints[C]//Proceedings of the AAAI conference on artificial intelligence. 2016, 30(1):819-825.
- [24] 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.
- [25] Feillet D, Dejax P, Gendreau M. Traveling salesman problems with profits[J]. *Transportation science*, 2005, 39(2): 188-205.
- [26] Liu T, Wu B, Zhang S, 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.
- [27] 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.
- [28] Dai H, Liu Y, Yu N, et al. Radiation constrained wireless charger placement[J]. *IEEE/ACM Transactions on Networking*, 2020, 29(1): 48-64.
- [29] 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.
- [30] Rosenkrantz D J, Stearns R E, Lewis, II P M. An analysis of several heuristics for the traveling salesman problem[J]. SIAM journal on computing, 1977, 6(3): 563-581.
- [31] Liu T, Wu B, Zhang S, 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.