

面向空间与预算受限传感网的充电效用优化

达明翔, 徐力杰

(南京邮电大学 江苏省大数据安全与智能处理重点实验室, 江苏 南京 210023)

摘要: 针对无线可充电传感器网络中充电位置数量与充电服务费用预算限制条件下的充电效用最大化问题, 提出基于设备发起的移动合作充电服务模型。首先, 证明目标问题的NP困难性, 同时证明多充电站情形下的目标问题本质上等价于单充电站情形下的目标问题; 其次, 通过证明目标函数的子模特性将目标问题转化为一个子模多背包问题, 并设计一个基于贪心策略的多项式时间充电分配调度算法求解该问题, 证明该算法具有 $1-1/e$ 的近似比性能; 最后, 进行仿真实验, 发现所提算法产生的充电效用与3个比较算法相比分别平均提高了112.00%、55.04%和28.55%, 具有一定的性能优越性。

关键词: 无线可充电传感网; 无线能量传输技术; 充电服务模型; 充电效用最大化; 近似算法

DOI: 10.11907/rjdk.241325

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



中图分类号: TP393

文献标识码: A

文章编号: 1672-7800(2025)007-0082-07

Charging Utility Optimization for Sensor Networks with Space and Budget Limitation

DA Mingxiang, XU Lijie

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

Abstract: A device initiated mobile cooperative charging service model is proposed to address the issue of maximizing charging utility in wireless rechargeable sensor networks under the constraints of the number of charging locations and charging service budget. Firstly, prove the NP hardness of the objective problem, and at the same time, prove that the objective problem in the case of multiple charging stations is essentially equivalent to the objective problem in the case of a single charging station; Secondly, by proving the submodularity of the objective function, the objective problem is transformed into a submodular multi knapsack problem, and a greedy strategy based polynomial time charging allocation scheduling algorithm is designed to solve the problem, proving that the algorithm has an approximate performance ratio of $1-1/e$; Finally, simulation experiments were conducted, and it was found that the charging utility generated by the proposed algorithm increased by an average of 112.00%, 55.04%, and 28.55% compared to the three comparison algorithms, respectively, demonstrating certain performance superiority.

Key Words: wireless rechargeable sensor networks; wireless power transfer technology; charging service model; charging utility maximization; approximation algorithm

0 引言

在过去几十年中,无线传感器网络(Wireless Sensor Networks, WSNs)已经得到十分广泛的研究。然而,在需

要长期运行的传统传感器网络中,由于传感器节点携带的电池有容量限制,大量传感器节点需要被频繁替换,为传感器网络的运转带来高昂的额外成本,降低了网络服务质量(Quality of Service, QoS)。近年来,无线能量传输技术(Wireless Power Transfer, WPT)的发展为无线可充电传感

收稿日期: 2024-03-31

扫描二维码阅读全文:



基金项目: 国家自然科学基金项目(62072254, 62372249)

作者简介: 达明翔(1998-),男,南京邮电大学江苏省大数据安全与智能处理重点实验室硕士研究生,研究方向为物联网/传感网、边缘计算;徐力杰(1983-),男,博士,CCF会员,南京邮电大学江苏省大数据安全与智能处理重点实验室副教授,研究方向为物联网/传感网、边缘计算、移动与分布式计算等。本文通讯作者: 徐力杰。

器网络(Wireless Rechargeable Sensor Networks, WRSNs)的实现提供了基础。在WRSNs中,传感器节点由静止部署的充电器或可移动的充电器无线充电,充电器可以为传感器提供长距离且持续的电量供给。因此,如何设计高效的充电调度策略求解WRSNs中的电量供应问题得到越来越多研究者的关注。

1 相关研究

目前,大部分基于传统网络充电模型的研究工作主要关注静态充电站部署优化问题和移动充电器路径规划问题,其中传感器节点和充电器均由用户进行部署与维护,充电策略主要由充电器发起^[1-6]。

1.1 静态充电站部署优化问题

文献[7]提出一种配备一部无人机及多个无线充电板的充电系统模型,设计了4种可行的充电板部署方案,无人机在能量不足时可以降落到充电板上充电,从而克服其电量限制。文献[8]为提高充电效用,同时优化节点位置部署和充电分配,在一般路径约束下构造了一个凸优化问题,利用区域划分和充电离散化方法重新构造了一个子模函数最大化问题,然后设计了一个常数近似比的算法用于构造接近最优的充电回路。文献[9]研究了满足网络区域内任意点上电磁辐射强度不超过特定阈值的约束下,多静态充电器支持的WRSNs充电效用最大化问题。首先,通过区域离散化将原问题转化为多维0/1背包问题;其次,提出一个近似算法求解该问题;最后,通过两次区域划分的方法进一步提升前述算法的时间效率。文献[10]基于贪心策略以及传感器节点之间的位置关系提出一种新的算法以规划充电基站的部署位置。该算法充分利用贪心策略的局部搜索能力,避免了充电基站数量呈指数增长的情况,有效提升了充电基站位置部署的灵活性,降低了部署成本。

1.2 移动充电器路径规划问题

文献[11]提出一种高维多目标动态充电路径模型,通过最小化路径距离、死亡节点数量、通信延迟以及最大化无线充电车(Wireless Charging Vehicle, WCV)剩余能量延长WRSNs的生命周期。同时,为求解该动态模型,同时适应路径编码方式和响应环境变化,该研究将改进的进化策略和环境响应机制引入到强帕累托进化算法2(The Strength Pareto Evolutionary Algorithm 2, SPEA2)中。文献[12]提出一种在线能量补充策略,该策略基于互感模型和连续平面上的重心法选址问题,根据线圈之间的距离找出移动充电器的最优驻点,使多个节点能量接收达到均衡,从而减少总充电时长,最大化充电效率。文献[13]研究如何在二次衰减充电模型中寻找能量最小的移动充电器最优移动轨迹。该研究在充电效率与充电器移动轨迹长度之间权衡:如果充电器不断接近传感器可以提高充电效

率,但会延长充电器移动距离,反之亦然。为此,该研究提出充电组的概念,充电器基于充电组优化移动轨迹,从而将问题拆分为最优充电组生成问题和组轨迹优化问题。首先,设计一个基于贪心策略的具有 $\ln n$ 近似比的组生成算法;其次,设计一种基于TSP(Traveling Salesman Problem)的算法以生成最优充电路径,从而求解原问题。文献[14]研究了在给定可一对多同时充电的移动充电器的情况下,如何调度移动充电器以最大化能量利用效率的问题。该研究提出一种重叠移动充电模式OMC(Overlapped Mobile Charging),首先采用k-means方法将传感器划分为若干无重叠的子集,然后将每个子集中的传感器进一步划分为有重叠的传感器组,将移动充电器移动至不同位置,通过停留不同时间来为每个传感器组充电。文献[15]研究如何在异构的WRSNs中通过优化移动充电车充电路径来联合最小化充电能量消耗和充电车移动能量消耗。该研究首先提出一种基于计算几何的算法,生成多个充电位置,充电车停留在这些充电位置上为附近的传感器充电,算法具有 $\ln N$ 近似比,其中 N 为传感器个数;其次通过计算经过网络中所有充电位置的最短哈密顿环来构造充电路径,从而求解原问题。文献[16]研究如何调度移动充电器以联合优化多节点充电场景中的失效传感器数量和能量利用效率。该研究基于部分充电机制提出多节点时空部分充电算法,实现了失效传感器数量最小化与能量利用效率最大化之间的权衡。文献[17]研究如何调度携带充电器的无人机为传感器网络中的传感器节点充电以最大化充电量。首先,提出空间离散化的方法来产生一个有限的无人机停靠位置集合;其次,利用时间离散化方法确定无人机在每个停靠位置的停留时间,在此基础上进一步将问题转化为路径约束的子模函数最大化问题,并提出一种近似算法求解该问题。

文献[18]提出一种新颖的由设备发起的充电服务模式,该模型将无线充电作为一种服务,充电站均由一个充电服务提供商(Charging Service Provider, CSP)负责运营。具体来说,用户可以要求基站定期获取各传感器节点的剩余能量,根据特定的充电优化目标,在基站制定设备发起的充电调度策略,然后广播到所有传感器节点。根据接收到的来自基站的由设备发起的充电调度策略,每个传感器均会移动至各自的目标充电站。与此同时,用户可以向CSP发送一个充电服务请求来通知相应的充电站为被指派到该充电站的传感器节点提供充电服务。充电完成以后,所有传感器节点都会返回各自原先的部署位置继续执行监测任务,用户会根据充电服务时间为CSP所提供的充电服务付费。文献[19]考虑了传感器设备充电时的空间占用,基于有向充电模型研究了充电成本最小化问题。通过部署充电站设施,设备发起的充电服务模式为按需的无线充电服务提供了一个灵活的商业框架。然而,许多研究关注了基于上述充电服务模型的充电调度优化问题,但忽

略了预算限制和充电位置数量限制这两个在实际应用中非常重要的制约因素^[20]。

本文基于上述研究成果,假设传感器网络中每个充电站拥有的充电位置数量是有限的,同时用户为充电服务付的费用受到一个有限的预算限制,目的是设计一个设备发起的充电调度策略以最大化网络的总充电效用,使研究内容更加贴近实际应用场景。本文主要贡献为:①形式化地定义了空间与预算约束下的充电效用最大化(Space and Budget constrained Charging Utility Maximization, SBCUM)问题,并证明了该问题是NP(Non-deterministic Polynomial)难的,其中充电效用不仅包括充电量效用,而且包括传感器覆盖效用;②证明了SBCUM问题本质上等价于单充电站情形下的目标问题,并设计了一个高效的基于贪心策略的多项式时间近似算法求解该问题,证明了其可以取得 $1-1/e$ 的近似比;③仿真结果表明,与传统算法相比,所提算法具有更优越的性能。

2 系统模型与问题形式化

2.1 网络模型与假设

本文考虑一个WRSNs应用场景,该网络包含 n 个可移动、可充电的传感器节点,传感器集合 $U=\{u_1, \dots, u_n\}$ 。这些传感器被部署到场地中以监测 k 个兴趣点,兴趣点集合 $\mathcal{P}=\{p_1, \dots, p_k\}$ 。同时假设有 m 个充电站被部署到场地,充电站均由一个CSP负责运营,充电站集合 $S=\{s_1, \dots, s_m\}$,每个充电站均配备一个全向充电器。为保证充电效率,每个传感器节点都必须从初始设置的部署位置移动到指定的充电站充电位置才能进行充电,充电完成后传感器将返回初始部署位置继续执行监测任务。通过这样设备发起的充电模式,CSP可以为用户的任何充电需求提供付费的短距离全向充电服务。

在本文模型中,充电服务费用与充电服务时间成正比。设任意充电站的单位充电服务时间所需的充电服务费用为 $\bar{c}$,基于全向无线充电技术的特点,任意充电站 s_j 可以一个相同的固定充电功率为多个抵达指定充电位置的传感器节点同时充电,这意味着数个在相同时间段内抵达 s_j 的传感器节点可以分摊 s_j 的充电费用。此处假设每个充电站都有一定数量的充电位置,每个充电位置任意时刻只能同时容纳至多一个传感器节点。本文还假设停留在同一充电站任意不同充电位置的传感器节点的充电接收功率近似相等。具体来说,采用 P_r 表示任意充电站的任意充电位置提供的充电接收功率, L_j 表示充电站 s_j 拥有的充电位置数量, p_j^i 表示充电站 s_j 的第 i 个充电位置,其中 $i \in \{1, \dots, L_j\}$ 。采用 $T_m(u_i, s_j)$ 表示传感器节点 u_i 单程移动到 s_j 花费的移动时间,并且假设移动时间是对称的,即 u_i 从初始部署位置移动到充电站的时间与 u_i 从充电站返回初始部署位置的时间相同。本文主要面向适度规模的传感器网

络,由于传感器每次充电时的需求接近电池容量,在适度规模的网络下,传感器到任意充电站的单次往返移动所消耗的电量相对于电池容量而言是比较小的,任意传感器到每个充电站的距离差异通常也是较小的。与传感器充电需求相比,任意传感器节点到充电站的单次往返移动能耗可以忽略不计。每个传感器节点都负责监测环境中的一个兴趣点子集,采用 $\mathcal{P}(u_i) \subseteq \mathcal{P}$ 表示传感器 u_i 监测的兴趣点集合。采用 $\omega(u_i)$ 表示传感器 u_i 的权重,表示传感器在网络中的重要程度。

应用前文提及的设备发起的充电服务模型,利用网络内历史流量信息动态预测传感器节点的剩余能量,基站通过基于低功耗广域网(Low Power Wide Area Net, LPWAN)技术的单跳广播周期性地发起充电命令,获取每个传感器节点的剩余能量,为所有传感器节点提供了时间同步。由于充电位置有限, $\sum_{j=1}^m L_j < n$,多个传感器节点可能会被派往同一个充电位置,这意味着一些传感器在接收到来自基站的充电调度策略以后不会立即前往充电站,而是会等待一段合适的时间使得任意充电位置任意时刻至多只停留一个传感器。如果任意传感器 u_i 前往充电站 s_j 充电, u_i 的总充电调度时间包括传感器等待时间 $\text{delay}(u_i)$ 、传感器往返移动时间 $2T_m(u_i, s_j)$ 和传感器充电时间 $T_c(u_i, s_j) = (E_{\text{exp}}(u_i) - E_r(u_i)) / P_r$,其中 $\text{delay}(u_i)$ 为传感器 u_i 在初始部署位置等待的时间; $E_{\text{exp}}(u_i)$ 和 $E_r(u_i)$ 分别为 u_i 的预期电量和当前剩余电量,预期电量指充完电后期望的传感器带电量,预期电量不会超过传感器电池最大容量。

2.2 问题形式化

对于任意的传感器子集 $U' \subseteq U$,本文定义总充电效用 $\mathcal{F}_t(U')$ 为电量效用 $\mathcal{F}_e(U')$ 与覆盖效用 $\mathcal{F}_c(U')$ 的加权和。计算公式为:

$$\mathcal{F}_t(U') = \alpha \mathcal{F}_e(U') + \beta \mathcal{F}_c(U') \quad (1)$$

式中: $\mathcal{F}_e(U') = \sum_{u \in U'} \omega(u) \cdot (E_{\text{exp}}(u) - E_r(u))$,且 $\mathcal{F}_c(U') = |\bigcup_{u \in U'} \mathcal{P}(u)|$; α 和 β 表示两个非负的系统系数,可以根据目标需求进行调整。

SBCUM问题可描述为:给定一个由 k 个兴趣点、 n 个传感器和 m 个充电站组成的传感器网络,其中任意充电站 s_j ($j \in \{1, \dots, m\}$)拥有 L_j 个充电位置,如何为传感器节点设计一个充电调度策略,在总充电费用不超过给定预算 B 的条件下使得总充电效用最大化。

设 $M = \{1, \dots, m\}$, $L = \{1, \dots, L_j\}$,采用 U_j^i 表示被分配到充电站 s_j 的第 i 个充电位置的传感器集合。采用 $CS(\hat{U}, \mathcal{T})$ 表示一个充电调度策略,其中 $\hat{U} = \{U_j^i | j \in M \& i \in L\}$,表示传感器的指派调度策略; $\mathcal{T} = \{\text{delay}(u) | u \in \bigcup_{j \in U'} U_j^i\}$,表示传感器的等待时间调度策略。为方便计算,定义 $\mathcal{F}_t(\hat{U}) = \mathcal{F}_t(\bigcup_{j=1}^m \bigcup_{i=1}^{L_j} U_j^i)$ 。如果 $CS(\hat{U}, \mathcal{T})$ 是一个可行的策略,那么它一定满足排他性条件,即一定满足任意时间每个充电位置至多只能容纳一个传感器。对于任何可行的策略CS

($\hat{U}, \mathcal{T}$), 充电站 s_j 的相应充电服务时间计算公式为:

$$\mathcal{D}(\hat{U}, \mathcal{T}, s_j) = \max_{u \in \bigcup_{i \in L^j} U_i^j} f_e(u, s_j) - \min_{u \in \bigcup_{i \in L^j} U_i^j} f_s(u, s_j) \quad (2)$$

式中: $f_e(u, s_j) = \text{delay}(u) + T_m(u, s_j) + T_c(u, s_j)$, 且 $f_s(u, s_j) = \text{delay}(u) + T_m(u, s_j)$ 。因此, 总充电服务费用 $\delta(\hat{U}, \mathcal{T}) = \sum_{j=1}^m (\bar{c} \cdot \mathcal{D}(\hat{U}, \mathcal{T}, s_j))$ 。

为优化充电服务效率, 需要为每个传感器设置合适的等待时间, 即满足以下两个条件: ①无缝独占性条件。每个充电位置在时间上连续无缝隙地被指派到该位置的若干传感器占用, 任意时刻充电位置都被至多一个传感器独占; ②并发性条件。同一充电站的数个不同充电位置同时开始提供充电服务, 即 $\max_{i \in L^j \& U_i^j \neq \emptyset} \min_{u \in U_i^j} f_s(u, s_j) = \min_{i \in L^j \& U_i^j \neq \emptyset} \min_{u \in U_i^j} f_s(u, s_j)$, 其中 $j \in M$ 。

引理 1 给定一个传感器指派调度策略 $\hat{U}$, 一定存在一个可行的传感器等待时间调度策略 $\mathcal{T}^*$ 使得能够取得最优总充电服务费用 $\delta(\hat{U}, \mathcal{T}^*) = \sum_{j=1}^m (\bar{c} \cdot \mathcal{D}(\hat{U}, \mathcal{T}^*, s_j))$, 其中 $\mathcal{D}(\hat{U}, \mathcal{T}^*, s_j) = \max_{i \in L^j \& U_i^j \neq \emptyset} \sum_{u \in U_i^j} T_c(u, s_j)$ 。

对于一个给定的 $\hat{U}$, 可以在多项式时间内通过以下基本思想取得 $\mathcal{T}^*$: 首先迭代确定每个充电位置上每个传感器节点的等待时间, 从而满足无缝独占性条件; 其次更新不同充电位置传感器节点的等待时间以满足并发性条件。根据引理 1, 本文定义的 SBCUM 问题可以建模为:

$$(SBCUM): \max \mathcal{F}_t(\hat{U}) \quad \text{s.t.} \begin{cases} \delta(\hat{U}, \mathcal{T}^*) \leq B \\ U' \cap U'' = \emptyset, \forall U' \in \hat{U}, U'' \in \hat{U} \& U' \neq U'' \\ U' \subseteq U, \forall U' \in \hat{U} \end{cases} \quad (3)$$

式中: $\mathcal{F}_t(\hat{U}) = \mathcal{F}_t(\bigcup_{U' \in \hat{U}} U')$ 。

在 SBCUM 问题中, 第一个约束表示总充电服务费用不超过给定预算 B , 第二个约束和第三个约束表示每个传感器节点最多只会被分配到一个充电站的一个充电位置。SBCUM 问题的主要目标是找到最优分配策略 $\hat{U} = \{U_j^i | j \in M \& i \in L^j\}$ 。

定理 1 SBCUM 问题是 NP-困难的。

证明: 考虑一个 SBCUM 问题的特例, 即传感器网络中只有一个充电站, 这个充电站只有一个充电位置, 即 $m=1$, $L_1=1$, 系数 $\beta=0$ 。可以很容易地证明上述特例与以下 0-1 背包问题等价: 给定一个由 n 个物品组成的集合 $\Omega = \{o_1, \dots, o_n\}$, 每个物品 o_i 都有一个固定的大小 $W(o_i) = \bar{c}T_c(u_i, s_1)$ 和一个固定的价值 $V(o_i) = \alpha \cdot \omega(u_i) \cdot (E_{\text{exp}}(u_i) - E_r(u_i))$, 其中 $i \in \{1, \dots, n\}$, 如何找到一个子集 $\Phi \subseteq \Omega$, 在满足约束 $\sum_{\phi \in \Phi} W(\phi) \leq B$ 的情况下使 $\sum_{\phi \in \Phi} V(\phi)$ 最大化。因为经典的 0-1 背包问题是 NP-困难的, 所以 SBCUM 问题一定是 NP-困难的。证明完成。

3 算法设计与分析

为求解目标问题, 本文首先考虑单充电站情形下的 SBCUM 问题 (Single-charging-station based SBCUM, S-SBCUM): 给定一个由 k 个兴趣点、 n 个传感器、1 个充电站 s 组成的传感器网络, 充电站 s 拥有 L_s 个充电位置, 如何设计一个合适的分配调度策略 $\hat{U} = \{U_s^1, \dots, U_s^{L_s}\}$, 使得在满足总充电服务费用不超过给定预算 B 的约束下最大化总充电效用。S-SBCUM 问题的形式化定义为:

$$(S-SBCUM): \max \mathcal{F}_t(\hat{U}) \quad \text{s.t.} \begin{cases} \sum_{u \in U_i^s} T_c(u, s) \leq B/\bar{c}, \forall i \in L^s \& U_i^s \neq \emptyset \\ U_s^i \cap U_s^j = \emptyset, \forall i, j \in L^s \& i \neq j \\ U_s^i \subseteq U, \forall i \in L^s \end{cases} \quad (4)$$

式中: $\mathcal{F}_t(\hat{U}) = \mathcal{F}_t(\bigcup_{i=1}^{L_s} U_s^i)$ 且 $L^s = \{1, \dots, L_s\}$ 。

与定理 1 类似, 可以利用 0-1 背包问题很容易地证明 S-SBCUM 问题是 NP-困难的。前文提到, 与长期任务监控的电量消耗相比, 任意传感器节点的移动电量消耗相对较小, 可以忽略不计, 这意味着任意传感器 u 前往任意充电站 s 充电需要的充电时间 $T_c(u, s)$ 是相等的。

引理 2 针对 SBCUM 问题给出任意一个可行解 $\hat{U} = \{U_j^i | j \in M \& i \in L^j\}$, 那么一定存在一个可行解 $\hat{U}' = \{\bar{U}_k^1, \dots, \bar{U}_k^{L_k}\}$, 使得 $\mathcal{F}_t(\hat{U}') = \mathcal{F}_t(\hat{U})$, 其中 $k = \arg\max_{j \in M} L_j$ 。

证明: 为了便于描述, 本文将每个传感器 $u \in U$ 的充电时间表示为 $T_c(u) = T_c(u, s_1) = T_c(u, s_2) = \dots = T_c(u, s_m)$ 。如果 $\hat{U} = \{U_j^i | j \in M \& i \in L^j\}$ 是 SBCUM 的一个可行解, 那么一定有 $\sum_{j \in M} \max_{i \in L^j} \sum_{u \in U_j^i} T_c(u) = \max_{i \in L^1} \sum_{u \in U_i^1} T_c(u) + \max_{i \in L^2} \sum_{u \in U_i^2} T_c(u) + \dots + \max_{i \in L^m} \sum_{u \in U_i^m} T_c(u) \leq B/\bar{c}$, 其中 $\sum_{u \in U_j^i} T_c(u) \leq \max_{i \in L^j} \sum_{u \in U_j^i} T_c(u)$, $j \in M, i \in L^j, T_c(\emptyset) = 0$ 。

基于 $\hat{U}$, 可以通过 $k = \arg\max_{j \in M} L_j$ 且 $\bar{U}_k^i = \bigcup_{j \in J_i} U_j^i (i \in L^k, J_i = \{j | j \in M \& L_j \geq i\})$ 构建一个可行解 $\hat{U}' = \{\bar{U}_k^1, \dots, \bar{U}_k^{L_k}\}$ 。显然 $\sum_{u \in \bar{U}_k^i} T_c(u) = \sum_{j \in J_i} \sum_{u \in U_j^i} T_c(u) \leq \sum_{j \in J_i} \max_{i \in L^j} \sum_{u \in U_j^i} T_c(u) \leq \sum_{j \in M} \max_{i \in L^j} \sum_{u \in U_j^i} T_c(u) \leq B/\bar{c}$, 即 $\max_{i \in L^k} \sum_{u \in \bar{U}_k^i} T_c(u) \leq B/\bar{c}$, 表明 $\hat{U}' = \{\bar{U}_k^1, \dots, \bar{U}_k^{L_k}\}$ 一定是 SBCUM 的一个可行解。因为 $\bigcup_{j \in M} \bigcup_{i=1}^{L_j} U_j^i = \bigcup_{i=1}^{L_k} \bar{U}_k^i$, 所以 $\mathcal{F}_t(\hat{U}') = \mathcal{F}_t(\bigcup_{i=1}^{L_k} \bar{U}_k^i) = \mathcal{F}_t(\bigcup_{j \in M} \bigcup_{i=1}^{L_j} U_j^i) = \mathcal{F}_t(\hat{U})$ 。证明完成。

定理 2 SBCUM 问题与 S-SBCUM 问题等价。

证明: 根据引理 2, 可以为 SBCUM 问题的每个可行解 $\hat{U}$ 找到一个等价的可行解 $\hat{U}' = \{\bar{U}_k^1, \dots, \bar{U}_k^{L_k}\}$, $\hat{U}'$ 这个可行解表示所有传感器都被分配到充电站 s_k , 其中 $k = \arg\max_{j \in M} L_j$ 。SBCUM 问题中网络有 m 个充电站, 每个充电站 $s_j (j \in M)$ 都有 L_j 个充电位置, 因此该问题一定与有一个充电站、充电站有 K 个充电位置 ($K = \max_{j \in M} L_j$) 的 S-SBCUM

问题等价。证明完成。

基于定理2的结论,如果能够找到求解S-SBCUM问题的算法,那么这个算法亦能求解SBCUM问题。本文将SBCUM问题转化成等价的S-SBCUM问题,以下证明问题目标函数 $\mathcal{F}_i(\cdot)$ 的子模性。

定理3 $\mathcal{F}_i(\cdot)$ 为一个非负且单调非递减的子模函数。

证明:根据式(1)可以很容易地证明 $\mathcal{F}_i(\cdot)$ 的非负性和单调性。对于任意的 $U' \subseteq U'' \subseteq U$ 和任意的 $u' \in U \setminus U''$,一定有 $\mathcal{F}_e(U' \cup \{u'\}) - \mathcal{F}_e(U') = \omega(u') \cdot (E_{\text{exp}}(u') - E_r(u')) = \mathcal{F}_e(U'' \cup \{u'\}) - \mathcal{F}_e(U'')$ 。因为 $\bigcup_{u \in U'} \mathcal{P}(u) \subseteq \bigcup_{u \in U''} \mathcal{P}(u)$,所以 $\mathcal{P}(u') \setminus \bigcup_{u \in U'} \mathcal{P}(u) \subseteq \mathcal{P}(u') \setminus \bigcup_{u \in U''} \mathcal{P}(u)$,表明 $\mathcal{F}_e(U' \cup \{u'\}) - \mathcal{F}_e(U') = |\bigcup_{u \in U'} \mathcal{P}(u)| + |\mathcal{P}(u') \setminus \bigcup_{u \in U'} \mathcal{P}(u)| - |\bigcup_{u \in U''} \mathcal{P}(u)| = |\mathcal{P}(u') \setminus \bigcup_{u \in U''} \mathcal{P}(u)| \geq |\mathcal{P}(u') \setminus \bigcup_{u \in U''} \mathcal{P}(u)| = \mathcal{F}_e(U'' \cup \{u'\}) - \mathcal{F}_e(U'')$ 。因为 $\mathcal{F}_i(\cdot)$ 为 $\mathcal{F}_e(\cdot)$ 与 $\mathcal{F}_c(\cdot)$ 的和,且为线性函数,可以很容易地得到 $\mathcal{F}_i(U' \cup \{u'\}) - \mathcal{F}_i(U') \geq \mathcal{F}_i(U'' \cup \{u'\}) - \mathcal{F}_i(U'')$,所以 $\mathcal{F}_i(\cdot)$ 为子模函数且 $\mathcal{F}_i(\emptyset) = 0$ 。证明完成。

基于上述引理和定理,本文提出充电分配调度(Charging Assignment Scheduling, CAS)算法求解SBCUM问题和S-SBCUM问题。该算法的伪代码为:

算法1 充电分配调度算法(CAS)

输入: $U, \mathcal{P}, L_s, \mathcal{F}_i(\cdot), B, \bar{c}$ 和 $T_c(u, s)$ 。

输出: 最优分配调度 $\hat{U}^*$ 。

1. 枚举所有满足 $|\bigcup_{i=1}^{L_s} U_s^i| \leq \lceil eL_s \rceil$ 的可行分配调度策略 $\hat{U} = \{U_s^1, \dots, U_s^{L_s}\}$,将枚举结果添加到集合 U_Δ ;

2. FOR each $\hat{U} = \{U_s^1, \dots, U_s^{L_s}\}$ in U_Δ DO

3. $U' = \bigcup_{i=1}^{L_s} U_s^i$;

4. $G = \{u \in U \setminus U' \mid \mathcal{F}_i(U' \cup u) - \mathcal{F}_i(U') > \frac{1}{eL_s} \mathcal{F}_i(U')\}$;

5. $U_c = U \setminus (U' \cup G)$;

6. $\bar{U}' = \bar{U}_s^1 = \dots = \bar{U}_s^{L_s} = \emptyset$; $R_s^1 = \dots = R_s^{L_s} = \emptyset$;

7. WHILE $U_c \setminus \bar{U}' \neq \emptyset$ 且存在任意 $j \in M$ 使得 $\sum_{u \in U' \cup \bar{U}_j'} T_c(u, s) < B/\bar{c}$ DO

8. $u^* = \operatorname{argmax}_{u \in U_c \setminus \bar{U}'} \frac{\mathcal{F}_i(\bar{U}' \cup u) - \mathcal{F}_i(\bar{U}')}{T_c(u, s)}$;

9. $\bar{U}' = \bar{U}' \cup \{u^*\}$; $\bar{U}_s^j = \bar{U}_s^j \cup \{u^*\}$;

10. IF $\sum_{u \in U' \cup \bar{U}_j'} T_c(u, s) > B/\bar{c}$ THEN

11. $R_s^j = \{u^*\}$;

12. END IF

13. END WHILE

14. FOR $i=1$ to L_s DO

15. $U_s^i = U_s^i \cup (\bar{U}_s^i \setminus R_s^i)$;

16. END FOR

17. 将 $\hat{U}$ 添加到候选分配调度策略集合 C ;

18. END FOR

19. $\hat{U}^* = \operatorname{argmax}_{\hat{U} \in C} \mathcal{F}_i(\hat{U})$;

20. RETURN $\hat{U}^*$;

关于CAS算法的性能,本文有以下定理。

定理4 对于S-SBCUM问题,CAS算法可以取得 $1-1/e$ 的近似比,时间复杂度为 $O((L_s n)^{\lceil eL_s \rceil + 3})$,其中 L_s 在实际应用场景中通常是一个常量;对于SBCUM问题,CAS算法同样可取得 $1-1/e$ 的近似比,时间复杂度为 $O((Kn)^{\lceil eK \rceil + 3})$,其中 $k = \max_{j \in M} L_j$ 。

证明:以求解S-SBCUM问题对应的算法性能证明为例给出大致证明,求解SBCUM问题对应的算法性能证明过程类似,此处省略。根据定理3,S-SBCUM问题与以下子模多背包问题等价:给定一个由 n 个物品组成的集合 $U = \{u_1, \dots, u_n\}$,每个物品的大小为 $W(u_i) = \bar{c} \cdot T_c(u_i, s)$ ($i \in \{1, \dots, n\}$);给定一个由 L_s 个背包组成的集合,每个背包的容量均为 B ;给定一个单调子模函数 $\mathcal{F}_i(\cdot): 2^U \rightarrow \mathbb{R}$,如何找出一个物品集合子集 $U^* \subseteq U$,在保证物品装入各个背包且不超过背包容量的条件下使得 $\mathcal{F}_i(U^*)$ 最大化。文献[21]已经证明CAS算法的贪心思路可以取得 $1-1/e$ 的近似比。在CAS算法中枚举出来的可行解集合 U_Δ 中解的个数 $|U_\Delta|$ 最多为 $C_n^0(L_s)^0 + C_n^1(L_s)^1 + \dots + C_n^{\lceil eL_s \rceil}(L_s)^{\lceil eL_s \rceil} = O((L_s n)^{\lceil eL_s \rceil + 1})$ 。对于 U_Δ 中的每个 $\hat{U}$,算法的主要运行时间由迭代贪心过程产生(算法第7~13行),相应算法运行时间为 $O(n^2)$ 。综上所述,CAS算法的运行时间为 $O((L_s n)^{\lceil eL_s \rceil + 1}) \cdot O(n^2) = O((L_s n)^{\lceil eL_s \rceil + 3})$,在实际场景中 L_s 通常为常量,因此上述运行时间为 n 的多项式。证明完成。

4 实验方法与结果分析

4.1 实验方法与参数设置

仿真实验基于C++编码实现,开发环境为visual studio 2019。所有实验结果均为取50次计算结果的平均值。

设置SBCUM问题中的 $m=10, L_1=\dots=L_m=\text{rand}(1, 3), B=2\,700$,其中 $\text{rand}(x, y)$ 表示在 $x \sim y$ 之间取随机值。假设网络中的传感器和兴趣点分布在一片 $1\,000\text{ m} \times 1\,000\text{ m}$ 的平面区域内。除非另行调整,本文设置默认情况下传感器个数为100个,兴趣点个数设置为400个,传感器电池容量为 $1.5\text{ V} \times 2\text{ A} \times 3\,600\text{ sec} = 10\,800\text{ J}$ 。对于每个传感器 u ,其剩余电量 $E_r(u) = \text{rand}(1\,000\text{ J}, 2\,000\text{ J})$, u 的预期电量 $E_{\text{exp}}(u) = \text{rand}(8\,500\text{ J}, 9\,500\text{ J})$,传感器权重 $\omega(u) = \text{rand}(1, 5)$ 。设充电站充电功率 $P_c = 5\text{ W}, \bar{c} = 1$ 。由于覆盖效用 $\mathcal{F}_c(U')$ 在数量级上比电量效用 $\mathcal{F}_e(U')$ 低很多,本文设置 $\alpha=1, \beta=100$ 以平衡两者的关系。

比较实验中依次将充电位置个数、传感器个数、兴趣点个数和总充电费用预算中的一个作为自变量,其余保持不变以生成比较曲线或柱状图。充电位置个数作为自变量时值从1增加至4,不作自变量时值保持为3;传感器个数作为自变量时值从25增加至300,不作自变量时值保持为100;兴趣点个数作为自变量时值从100增加至1\,000,不作自变量时值保持为400;总充电费用预算作为自变量

时值从1 000增加至10 000,不作自变量时值保持为2 700。

4.2 比较算法

由于现有相关工作中考虑充电位置空间限制的很少,未考虑充电位置空间限制的研究所提出的方法不能用于求解本文的目标问题。一些考虑了空间占用的研究工作,如文献[20],其解决的问题和问题约束也与本文有明显区别,亦不能用于求解本文问题。为验证所提CAS算法的性能,本文设计以下3个比较算法:随机分配调度(Random Assignment Scheduling, RAS)算法、最短充电时间优先(Shortest Charging Time First, SCTF)算法和最大边际值优先(Maximum Marginal Value First, MMVF)算法。RAS算法会随机选取一个传感器放到随机一个充电站的充电位置;SCTF算法会优先选取所需充电时间最短的传感器,将其派往当前总充电时间最短的充电站的充电位置;MMVF算法会根据目标函数计算选中每个传感器产生的边际值,将传感器按边际值递减排序,优先选择边际值最大的传感器随机分配到一个充电站的充电位置。

4.3 实验结果分析

根据定理2, SBCUM问题等价于S-SBCUM问题,即从 m 个充电站中找到充电位置最多的一个或多个充电站,将所有传感器均分配给充电位置个数最多的充电站 $s_k, k = \operatorname{argmax}_{j \in M} L_j$,此时SBCUM问题可以等价转化为S-SBCUM问题。因此,当应用CAS算法求解SBCUM问题时,充电站个数并不会对总充电效用产生实际影响,而最大充电位置个数会对总充电效用产生影响。因此,以下首先考虑充电站充电位置个数对总充电效用的影响。设 $L_1 = \dots = L_m = \operatorname{rand}(1, 3)$,为了更准确地展示算法性能,此处暂时将 L_m 扩大到4,后续实验仍然是 $L_1 = \dots = L_m = \operatorname{rand}(1, 3)$ 。图1为充电位置个数对总充电效用的影响。可以看出,随着充电位置个数的增加,各算法总充电效用随之增加,主要原因是有更多空间容纳更多传感器。其中,CAS算法产生的总充电效用比RAS算法平均高1.12倍,比SCTF算法平均高57.69%,比MMVF算法平均高27.28%。

图2为传感器个数对总充电效用的影响。可以看出,

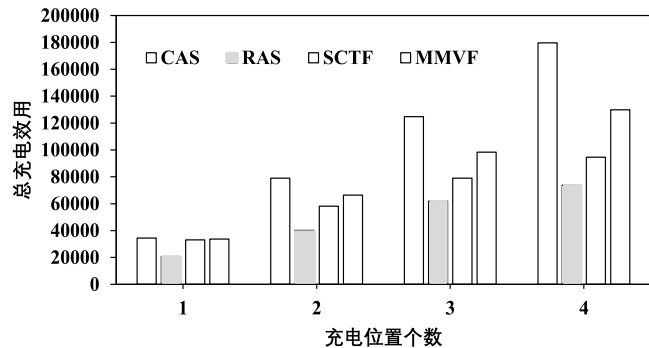


Fig. 1 Influence of the number of charging positions on the total charging utility

图1 充电位置个数对总充电效用的影响

随着传感器个数的增加,各算法充电效用略微上升。其中,CAS算法产生的总充电效用比RAS算法平均高1.15倍,比SCTF算法平均高49.09%,比MMVF算法平均高31.59%。

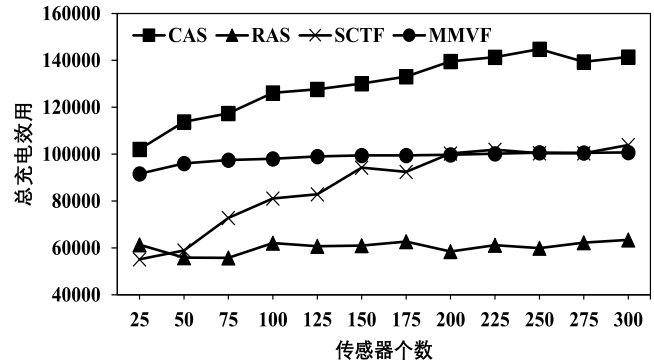


Fig. 2 Influence of the number of sensors on the total charging utility

图2 传感器个数对总充电效用的影响

图3为兴趣点个数对总充电效用的影响。可以看出,随着兴趣点个数的增加,各算法曲线无明显变化趋势,但CAS算法产生的总充电效用比RAS算法平均高1.10倍,比SCTF算法平均高54.75%,比MMVF算法平均高27.16%。

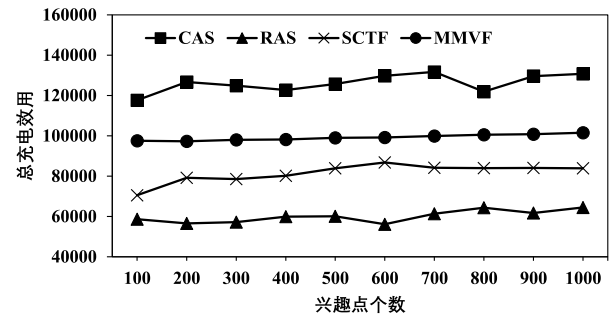


Fig. 3 Influence of the number of POIs on the total charging utility

图3 兴趣点个数对总充电效用的影响

图4为总充电服务费用预算 B 对总充电效用的影响。可以看出,随着总充电服务费用预算的增加,各算法曲线无明显变化趋势,但CAS算法产生的总充电效用比RAS算法平均高1.10倍,比SCTF算法平均高58.62%,比MMVF算法平均高28.16%。

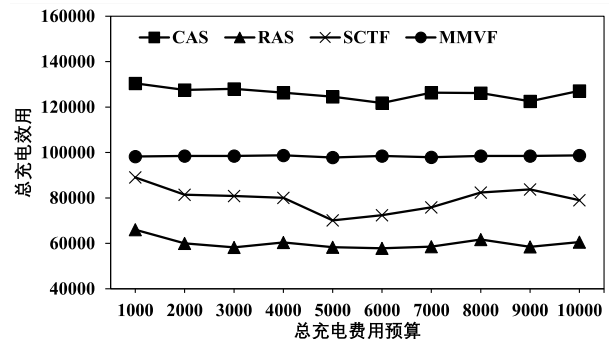


Fig. 4 Influence of total charging service fee budget B on the total charging utility

图4 总充电费用预算 B 对总充电效用的影响

以上实验结果表明,相较于其他比较算法,CAS算法总能够得到更高的总充电效用。图1中,由于充电位置个数增加,同等费用预算下可容纳更多的传感器,因此总充电效用呈上升趋势;图2中,传感器个数的增加强化了对兴趣点的覆盖效用,因此总充电效用也呈上升趋势。RAS算法会随机选取一个传感器放到随机一个充电站的充电位置,完全随机的特性导致其性能较差,该算法的曲线在图1-图4中也是相对最差的。SCTF算法只考虑充电时间的贪心,MMVF算法则过于偏重边际值对目标函数值的影响,未能如本文所提CAS算法一样对充电时间和边际值进行综合优化,因此SCTF算法和MMVF算法的性能整体差于CAS算法。综合考虑多种自变量因素,CAS算法结果比RAS算法平均高1.12倍,比SCTF算法平均高55.04%,比MMVF算法平均高28.55%。由此可见,CAS算法整体性能优于其他比较算法。

5 结语

本文基于WRSNs中的设备发起的充电服务模型研究了SBCUM问题,首先证明了该问题是NP-困难的,并通过证明SBCUM问题与S-SBCUM问题的等价性,极大地简化了原问题;其次证明SBCUM(S-SBCUM)问题的目标函数具有非负单调非递减子模特性,并设计一种基于贪心策略的CAS算法,证明了其具有 $1-1/e$ 的近似比;最后通过严格的仿真实验验证了所提算法相较比较算法拥有更优的性能。研究结果弥补了现有工作的不足,充分考虑了充电位置空间约束,具有一定的实际应用价值,然而仍存在一些不足之处需要改进,例如未能考虑移动能耗对系统的影响、采用的充电计费模型比较简单等。后续计划构造更加合理的传感器移动系统模型和充电计费模型,在此基础上研究更具挑战性的问题。

参考文献:

- [1] YU N, DAI H, CHEN G, et al. Connectivity-constrained placement of wireless chargers[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2021, 20(3): 909-927.
- [2] DAI H, WANG X, LIN X, et al. Placing wireless chargers with limited mobility[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2023, 22(6): 3589-3603.
- [3] XU J, ZHOU K, WU S, et al. Robust fault-tolerant placement of wireless chargers for directional charging[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2023(1): 1-15.
- [4] LIN C, ZHOU Y, DAI H, et al. MPF: prolonging network lifetime of wireless rechargeable sensor networks by mixing partial charge and full charge[C]//2018 15th Annual IEEE International Conference on Sensing, Communication, and Networking, 2018: 1-9.
- [5] SHANG C, CHANG C Y, LIAO W H, et al. RLR: joint reinforcement learning and attraction reward for mobile charger in wireless rechargeable sensor networks[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2023, 10(18): 16107-16120.
- [6] WANG N, WU J, DAI H. Bundle charging: wireless charging energy minimization in dense wireless sensor networks[C]//2019 IEEE 39th International Conference on Distributed Computing Systems, 2019: 810-820.
- [7] CHEN J J, RAO Q L, ZHANG Z Z, et al. A study of optimal wireless charging pad deployment in WRSNs[J]. Journal of Longyan University, 2023, 41(2): 47-54.
陈晶晶, 饶琴铃, 张铮铮. WRSN中无线充电板布板最佳化问题[J]. 龙岩学院学报, 2023, 41(2): 47-54.
- [8] 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, 2019: 73-81.
- [9] DAI H, LIU Y, YU N, et al. Radiation constrained wireless charger placement[J]. IEEE/ACM Transactions on Networking, 2020, 29(1): 48-64.
- [10] WAN P, CHENG Y, WU B, et al. An algorithm to optimize deployment of charging base stations for WRSN[J]. EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking, 2019, 1: 1-9.
- [11] ZENG Y Q, WANG Q, ZHANG J B, et al. Many-objective dynamic scheme in wireless rechargeable sensor networks[J]. Journal of Chinese Computer System, 2023, 44(6): 1162-1169.
曾佑仟, 王茜, 张景波, 等. 无线可充电传感器网络下的高维多目标动态充电规划[J]. 小型微型计算机系统, 2023, 44(6): 1162-1169.
- [12] PAN Q, FENG Y, DAI W. An effective strategy of mobile charger stagnation point for WRSNs based on one-to-many resonant charging mode[J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2020, 33(10): 1502-1508.
潘琪, 冯勇, 戴伟. 一对多充电方式下WRSN移动充电器驻点选择策略[J]. 传感技术学报, 2020, 33(10): 1502-1508.
- [13] WANG N, WU J, DAI H. Bundle charging: wireless charging energy minimization in dense wireless sensor networks[C]//2019 IEEE 39th International Conference on Distributed Computing Systems, 2019: 810-820.
- [14] ZHANG S, LIANG Y, QIAN Z, et al. Overlapped mobile charging for sensor networks[C]//2020 IEEE 40th International Conference on Distributed Computing Systems, 2020: 1213-1214.
- [15] 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, 2022: 1838-1847.
- [16] 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, 2020: 2026-2035.
- [17] LIN C, GUO C, DAI H, et al. Near optimal charging scheduling for 3-D wireless rechargeable sensor networks with energy constraints[C]//2019 IEEE 39th International Conference on Distributed Computing Systems, 2019: 624-633.
- [18] 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, 2021: 685-695.
- [19] 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.
- [20] XU L, SHA H, DA M, et al. Spatio-temporal mobile cooperative charging for low-power wireless rechargeable devices[C]//2022 IEEE 19th International Conference on Mobile Ad Hoc and Smart Systems, 2022: 40-48.
- [21] SUN X, ZHANG J, ZHANG Z. A tight deterministic algorithm for the submodular multiple knapsack problem[DB/OL]. <https://arxiv.org/abs/2003.11450v4>.

(责任编辑:尹晨茹)