

移动无线可充电传感器网络中的充电路径优化

牛权龙, 贾日恒, 李明禄

(浙江师范大学计算机科学与技术学院, 浙江 金华 321004)

摘要: 无线能量传输技术能够有效缓解无线传感器网络中传感器节点的能量供给瓶颈问题, 延长网络寿命甚至实现网络的永久可持续性运转。已有工作大多针对静态无线传感器网络(传感器节点位置固定)研究静态充电器的部署问题或是移动充电器的充电路径优化问题, 而忽略了传感器节点移动的场景。因此, 针对动态无线传感器网络(传感器节点可以移动), 设计并优化了移动充电器在网络中的充电路径, 使得在有限的时间内最大化移动充电器的充电效用, 即充电器在有限的时间内遇到尽可能多的传感器节点并为它们充电。注意, 移动充电器在移动的过程中可以选择停下来, 为其当前位置充电范围内所遇到的多个节点同时进行无线充电。首先证明该问题是一个 APX-hard 问题。其次, 基于离散化构造的有向无环图, 提出一种基于回溯思想的分层剪枝算法, 该算法以贪婪算法的解作为基准, 逐层剪枝, 从而得到固定时隙划分下的最优充电路径。仿真结果表明, 所提算法能够有效地提升充电效用。

关键词: 移动无线网络; 移动充电器调度; 分层剪枝算法

中图分类号: TP393

文献标志码: A

doi: 10.11959/j.issn.2096-3750.2023.00364

Charging path optimization in mobile wireless rechargeable sensor networks

NIU Quanlong, JIA Riheng, LI Minglu

School of Computer Science and Technology, Zhejiang Normal University, Jinhua 321004, China

Abstract: The wireless power transfer technique is promising in solving the energy bottleneck of sensor nodes in wireless sensor networks, which can thus prolong the network lifetime or even maintain sustainable network operations. Most existing works focused on optimizing the static chargers' deployment or mobile chargers' charging path for static sensor nodes with fixed sensor node positions, ignoring the scenario with mobile sensor nodes. Thus, design and optimize the charging path of a mobile charger was studied for dynamic wireless sensor networks with mobile sensor nodes, to maximize the charging utility within a finite time horizon, that is, the charger can encounter as more sensor nodes as possible in a limited time and charge them. Notice that the mobile charger may stop to simultaneously charge multiple nodes within its charging range during its charging tour. The proposed charging path optimization problem was proven to be an APX-hard problem. Then, based on the constructed directed acyclic graph using discretization method, a layer-wise pruning algorithm based on the backtracking method was proposed. The proposed algorithm took the solution generated by the greedy algorithm as the benchmark and searched the optimal charging path under a fixed time division by layer-wise pruning. Simulation results show that the proposed algorithm can effectively improve the charging utility.

Key words: mobile wireless network, mobile charger scheduling, layer-wise pruning algorithm

收稿日期: 2023-05-18 ; 修回日期: 2023-07-21

通信作者: 贾日恒, rihengjia@zjnu.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No.62272417)

Foundation Item: The National Natural Science Foundation of China (No.62272417)

0 引言

无线能量传输 (WPT, wireless power transfer) 自基于谐振耦合的无线能量传输技术开创以来, 在学术界和工业界都得到了广泛的认可^[1]。现有的 WPT 技术主要包括电感耦合、磁谐振耦合和电磁辐射等, 用于为无线传感器、手机、笔记本电脑、植入式医疗设备和电动汽车等设备充电^[2]。目前有大量文献^[3-4]研究如何使用 WPT 技术帮助解决无线传感器网络 (WSN, wireless sensor network) 中的节点能量供给瓶颈问题, 这催生了一个新的研究领域, 称为无线可充电传感器网络^[5] (WRSN, wireless rechargeable sensor network)。为了给 WRSN 中的传感器节点补充能量, 通常会派遣移动充电器 (MC, mobile charger) 周期性地访问传感器节点并进行充电, 这种方式可以显著延长网络寿命, 甚至维持长期可持续的网络运营。由于 MC 只能携带有限的能量, 并且只能给位于 MC 有限充电范围内的传感器节点充电^[6], 因此低效的充电路径设计可能会降低网络性能, 如导致充电时延增加和能源成本升高^[7]。因此, 优化 MC 的充电路径是维持 WRSN 中传感器节点正常工作的重要前提。

本文研究了移动 WRSN 中的充电路径设计问题, 网络模型如图 1 所示。每个传感器节点 (以下简称节点, 图 1 中黑色实心小圆) 在执行指定的任务时, 以恒定的速度沿着各自固定的轨迹 (图 1 中黑色实线) 独立移动。特别地, 为了使模型具有通用性, 假设节点的移动轨迹可以是任何形式的曲线, 并且网络内所有轨迹的分布是任意的。

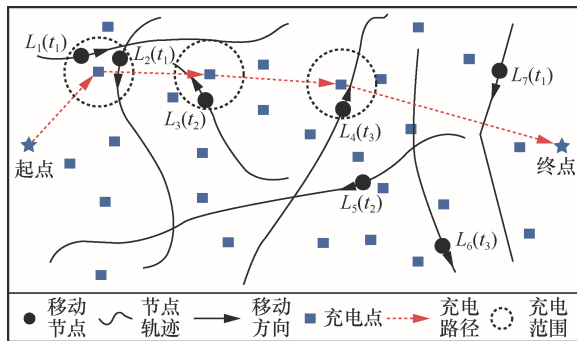


图 1 网络模型

由于每个节点所携带的能量有限, 且大部分能量消耗在了移动过程中, 因此调度一个移动充电器在网络中穿梭, 为遇到的节点充电, 这样可以使节点有更

多的能量用于执行任务, 从而使任务效用最大化。具体来说, 移动充电器从起点出发, 然后访问一些固定的充电点 (图 1 中蓝色小方块), 最后在有限的时间范围内返回终点 (如图 1 中红色虚线)。在每个充电点, 移动充电器为其传输范围内的一个或多个节点充电 (如果能够遇到的话)。目标是通过合理地设计移动充电器从起点到终点的移动路径, 在有限的时间范围内最大化被充电的节点数量, 为了使尽可能多的节点被充电, 假设每个节点在移动过程中仅被充电一次。解决这个问题所面临的挑战如下。

1) 证明该问题可以由经典的定向问题 (OP, orienteering problem) 归约得到, OP 问题已被证明是 APX-hard 问题, 因此, 本文研究的问题也是 APX-hard 问题。

2) 移动充电器的路径本质上是一条从起点出发, 依次连接多个充电点, 最后结束于终点的连线, 其中多个充电点的依次选择属于一个序贯决策过程, 并且所有决策之间相互耦合。

3) 每个选定的充电点可能会被移动充电器重复访问, 因为多个节点可能在不同时间经过同一个充电点 (受轨迹的局部分布和每个轨迹长度影响), 因此移动充电器可能会返回它曾经访问过的充电点, 再次给其他经过的节点充电, 移动充电器先后访问同一充电点两次如图 2 所示。

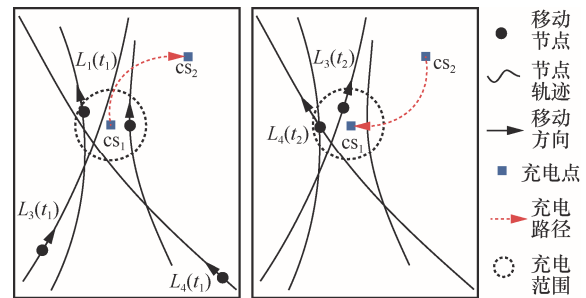


图 2 移动充电器先后访问同一充电点两次

为了应对上述挑战, 首先基于节点移动轨迹、充电点位置分布以及节点移动速度联合考虑, 在时间维度上针对每个充电点设置多个不同的时间窗, 移动充电器在任意一个时间窗内到达该充电点都可以为至少一个节点充电, 为了避免构图时出现环路以及方便确定充电器访问某个充电点的时刻, 将这些连续的时间区间进一步划分为离散时隙, 从而构造出一个有向无环图。在这个有向无环图中, 首先通过粗略剪枝去除一些不可行路径, 其次设计一

个分层剪枝算法，以贪婪算法寻找的充电路径作为剪枝的初始基准，逐层剪枝，即逐渐增加剪枝基准，在递归搜索的过程中不断检验充电路径的可行性，对当前不可行路径进行标记并停止搜索，最后进行统一剪枝，直至找到最优充电路径。本文工作的主要贡献总结如下。

1) 基于尽可能广泛的文献调研结果，本文研究了基于全向充电模型的移动无线可充电传感器网络充电路径优化问题。同时，证明了该问题属于经典定向问题的一个新型变种问题并且是 APX-hard 问题。该问题较已有定向问题更为复杂。

2) 首先将复杂动态的网络拓扑转化为一个基于离散化方法构造的有向无环图，在此基础上设计了一种基于回溯思想的分层剪枝算法，该算法使得移动充电器能够在任意固定时隙划分下找到最优的充电路径。

3) 设计了相应的实验仿真平台，仿真结果表明了所提算法的有效性，同时对比了不同参数对于算法结果的影响。

1 相关工作

经过广泛的文献调研，现将已有的相关工作总结如下。

1.1 静态充电器位置部署

当部署静态充电器为节点充电时，优化每个充电器在网络中的部署位置以满足多种性能优化指标是非常重要的问题。例如，文献[6,8]研究了如何在网络中适当地部署静态充电器，以确保每个传感器节点能够接收到足够的能量，以维持长久可持续运行。Zhang 等^[9]联合考虑了充电器的位置部署和充电功率控制，以最大限度地提高充电质量。此外，Wang 等^[10]和 Dai 等^[11-15]将充电器部署问题扩展到定向 WPT 的情况。此外，Dai 等^[16-17]引入了联合优化充电器位置部署和充电功率控制的安全充电问题，在最大化充电效用的同时，确保网络中任何位置的电磁辐射功率总和不超过给定阈值。Guo 等^[18]通过合理调度每个 MC 的活跃时间最小化所有传感器节点充满电的时间开销。

1.2 移动充电器的路径规划

已有大量的工作针对无线传感器网络中移动充电器的路径规划进行了研究，优化指标包括充电效用^[19-34]、充电时延^[35-37]、运行成本^[38-42]、网络寿命^[43-45]等。具体来说，大部分关于充电效用最大化

的研究工作被建模为子模优化问题，并通过设计一些基于贪婪思想的算法求解，同时给出有保障的近似解。文献[35-37]通过设计相关的近似算法或者启发式算法最小化 WRSN 内移动充电器针对所有传感器节点的总充电时延。Zhou 等^[38]通过允许一些传感器节点暂时耗尽能量，同时仍保持网络中目标 k -覆盖，使 MC 的移动成本最小化。Zhang 等^[39]通过使用一些预先设定的固定充电路线最小化 MC 的总能耗成本。从另一个角度来看，文献[40-41]最大限度地降低了网络部署（包括 MC 和多源能量收集传感器节点的部署）的成本，以维持可持续的网络运行。综上所述，大部分已有的关于移动充电器的路径规划问题均假设网络中的传感器节点是静态分布的，相关研究成果无法用来解决本文所提出的问题。Chen 等^[28]研究了一类关于移动充电器调度和充电路径规划问题，将问题建模成一个经典的定向问题并在此基础上设计了一种递归求解算法。本文在文献[28]的基础上进一步考虑了移动充电器能够同时为多个节点进行无线充电的情形，所提模型具有更广泛的通用性以及相应更高的求解难度和复杂度。

1.3 定向问题

Tsiligirides 引入了标准定向问题^[46]，定向问题是 APX-hard 问题可以通过有界度量上的旅行推销员问题进行归约证明^[47]。近些年，许多工作针对 OP 问题的各种变种进行了研究^[48]。Xu 等^[49]研究了一个广义的团队定向问题，即在网络中寻找多个同质车辆的服务路径，根据每个车辆的成本预算，使路径上所服务节点的效用总和最大化。Khodadadian 等^[50]研究了具有时间窗、时间依赖性以及服务时间相关效用的定向问题。与上述定向问题相关的工作为本文的问题研究奠定了良好的基础，然而本文所要研究的充电路径优化问题是一个新型的更为复杂的 OP 变种问题（其复杂性具体可以参考引言中关于解决问题所面临挑战的描述），因此需要设计新的解决方案。

2 系统模型与问题建模

2.1 系统模型

考虑一个由 N 个移动传感器节点（简称节点）组成的移动无线可充电传感器网络，在二维欧几里得平面内移动。每个节点 i 沿各自的固定轨迹 \mathcal{T}_i 独立运动，其中 $i = 1, 2, \dots, N$ 。特别地，为了使模型具

有广泛的适用性，假设每个节点的轨迹可以是任何形式的曲线，并且网络内所有轨迹的分布可以是任意的。每个节点都由可充电电池供电，并且可以通过移动充电器（简称充电器）进行无线充电，假设每个节点的初始电池电量恰好等于其执行任务的总能耗，包括移动和完成任务（如传感和通信）所需的最低能耗。

为了提升任务质量（例如，高像素摄影可以带来更高质量的图像数据，但是同时也会增加能耗）并且增加系统冗余，调度一个移动充电器通过网络，对尽可能多的节点进行充电，从而使充电效用最大化，因为得到能量补给的节点将拥有额外的能量用于提升任务质量。具体来说，充电器从起点 S 出发，然后有选择性地访问一些充电点，最后在有限的时间 T 内抵达终点 E 。充电点是二维平面上一些离散的位置，充电器可以选择在这些位置上停留，并为恰好经过的节点充电。假设充电器不能在充电点以外的位置上为节点充电，这个假设一方面是为了将连续的二维空间进行离散化处理，便于分析求解。另一方面是因为在实际网络环境中，并非任意位置都可以允许充电器停留并为节点充电。同时可以注意到，即使在离散的情况下，仍然可以通过改变离散度模拟充电点的分布密度。假设共有 M 个充电点，每个充电点表示为 j ，其中 $j = 1, 2, \dots, M$ ，为了便于处理，将 S 和 E 分别记为第 0 号和第 $(M+1)$ 号充电点，充电器采用全向充电技术对节点进行无线充电，即只要在充电器的充电范围内，多个节点也可以同时被充电。

接下来说明该系统是如何运行的。一开始，每个节点 i 在各自轨迹 \mathcal{T}_i 的起点保持静止，充电器在其起点 S 保持静止。当系统开始运行时，各节点 i 以恒定的移动速度 v_i 向 \mathcal{T}_i 的终点移动，充电器以恒定的移动速度 v_c 开始通过网络。随着时间的推移，充电器依次访问一些充电点，而所有节点均朝着各自轨迹的终点匀速行进。

如果充电器在访问某个充电点时恰好有节点经过并且位于充电范围之内，则这些充电范围内的节点将停止移动并充电一段时间。为了简化分析，假设充电器在任意一个充电点的充电时间相等（如果有充电机会的话）。在访问了一些充电点后，充电器必须在截止时间 T 之前抵达终点 E 。图 1 展示了一个典型的例子。

在图 1 中，有 7 个节点沿着各自的轨迹移动，

充电器沿着红色虚线路径移动，在 t_1 时刻对节点 1 和节点 2 同时进行充电，在 t_2 和 t_3 时刻分别对节点 3 和节点 4 进行充电。

2.2 问题建模

定义一条路径，从 S 出发，经过一些充电点 $\{cs_1, cs_2, \dots, cs_k\}$ ，最终止于终点 E 。将其定义为一条可行的充电路径 P ，当且仅当充电器沿着该路径从 S 行进至 E 的总时间不大于 T 。用 \mathcal{P} 表示包含所有可行充电路径的集合，目标是找到最优的充电路径 P^* ，最大化在时间预算 T 内被充过电的节点数量，其定义为

$$P^* = \arg \max_{P \in \mathcal{P}, \Psi(P) \leq T} |A(P)| \quad (1)$$

其中， $\Psi(P)$ 表示充电器在路径 P 上的总消耗时间，具体包括充电器在充电点之间的移动时间、对传感器节点进行无线充电的时间以及在充电点的等待时间（等待时间可以为零，这取决于路径设计和充电调度）， $A(P)$ 为充电器在路径 P 上能够充电的传感器节点集合。要解决上述难题，需要回答以下 3 个子问题。

- 应该从所有给定的候选充电点中选择哪些充电点作为充电器需要访问的充电点。
- 针对被选中的所有充电点的访问顺序是什么以及具体什么时刻去访问这些充电点。
- 充电器在每个选定的充电点的等待时间分别是多少。

以上 3 个子问题是相互耦合的，不能单独处理。要解决所提出的充电路径优化（CPO, charging path optimization）问题，具体存在以下几个方面的挑战。

- APX-hard: 证明 CPO 问题是一个 APX-hard 问题，在具体证明之前首先给出以下已经被证明是 APX-hard 问题的定向问题的定义。
- OP: 给定一个带权图 $G = (V(G), E(G))$ （有向图或无向图），两个节点 $s, t \in V(G)$ 和路径长度的上界 B ，定向问题旨在寻找一条从 s 开始到 t 结束，总长度不超过 B 的路径，以最大化该路径所经过的节点数目。
- CPO 问题是 APX-hard 问题证明: 证明所提出的 CPO 问题可以由定向问题归约得到。基于一个给定的定向问题的决策版本的实例，按照如下方法构造一个 CPO 问题的实例。在二维欧几里得平面上随机部署一组静态传感器节点 $\{s_1, s_2, \dots, s_N\}$ ，其中 N 是静态节点的数量。然后，在同一个平面上

再次随机部署一组静态充电点 $\{cs_1, cs_2, \dots, cs_M\}$ ，其中 M 是充电点的数量。根据给定的 M 个充电点，构造一个带权图 $G' = (V(G'), E(G'))$ (有向图或无向图)，其中 $V(G') = \{cs_1, cs_2, \dots, cs_M\}$ 。从 $V(G')$ 中随机选择两个充电点，分别记为 cs_s 和 cs_t 。对于每个充电点 $cs_j \in V(G')$ ，其中 $j \neq s, t$ ，以 cs_j 为圆心、充电器最大充电距离为半径作圆 C_j ，将 C_j 覆盖的传感器节点数记为 x_j 。由此可以获得一个以下决策版本 CPO 的特例：给定一个带权图 $G' = (V(G'), E(G'))$ (有向图或无向图)，两个节点 $cs_s, cs_t \in V(G')$ 和时间预算 T ，寻找一条从 cs_s 开始到 cs_t 结束且总长度最大的最优路径 $v_c T$ ，以最大化被覆盖的传感器节点数量，即

$$\sum_{j \neq s, t} x_j \quad (2)$$

不难看出，该构造可以在多项式时间内完成。

因此，可以将解决 APX-hard 问题的定向问题归约为解决 CPO 问题的一个特例，这意味着 CPO 问题是一个 APX-hard 问题。

- 充电点的可重复访问特点：由于多个节点可能在不同时间经过同一个充电点，所以充电器可能会重复访问同一个充电点，以寻求新的给节点充电的机会。如图 2 所示，在 t_1 时刻，充电器到达 cs_1 ，节点 1 和节点 2 刚好经过并处于充电范围内，因此可以同时被充电器充电。同时，节点 3 和节点 4 距离 cs_1 仍较远。完成对节点 1 和节点 2 的充电之后，充电器前往 cs_2 ，并对可能经过的节点充电。接下来，充电器在 t_2 时刻回到 cs_1 ，此时节点 3 和节点 4 正好经过 cs_1 且处于充电范围内，因此可以同时被充电器充电。考虑图 2 的情况，充电路径可能存在环路，这使得充电路径设计相比于已有相关工作更加复杂。
- 充电时间窗：节点一旦进入充电器的充电范围就可以进行充电，因此每个节点经过特定的充电点附近时都会存在一个充电时间窗。充电时间窗示例如图 3 所示，节点 1 从 A 移动到 B 时，处于 cs_1 的充电器的充电范围内。用 $t_{AB} = [t_A, t_B]$ 表示节点 1 经过 cs_1 时的充电时间窗，其中 t_A 和 t_B 分别表示节点 1 到达 A

和 B 的时间。只要充电器在时间窗 $[t_A, t_B]$ 内到达 cs_1 ，节点 1 就可以被充电器充电。同样，节点 2 经过 cs_1 时的充电时间窗为 $t_{DC} = [t_D, t_C]$ 。因此，对于每个节点 i 和充电点 cs_j ，该节点 i 经过充电点 cs_j ，可以定义一个相应的时间窗 t_{ij} 。不同的时间窗可能部分或完全重叠，稍后将会详细解释，因此，充电器很难决策到达特定充电点的确切时间。

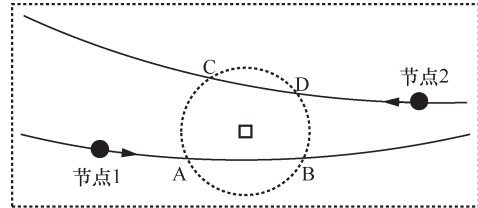


图 3 充电时间窗示例

3 构图

3.1 时间窗设置

定义连接任意两个充电点 cs_i 和 cs_j 的线段长度为它们之间的移动距离，记为 d_{ij} 。 cs_i 和 cs_j 之间相应的旅行时间为

$$t_{ij} = \frac{d_{ij}}{v_c} \quad (3)$$

如果充电器决定访问某个充电点 cs_j ，那么充电器必须在时间 t_j^D 之前到达 cs_j 。

$$t_j^D = T - t_{je} \quad (4)$$

其中， t_{je} 表示充电点 cs_j 到终点 E 之间的旅行时间。定义 t_j^D 为充电器访问 cs_j 的截止时间。对于每个传感器 s_i ，将 A_i 定义为 s_i 沿其轨迹 \mathcal{T}_i 移动时可以经过的所有充电点组成的集合，其中

$$A_i = \{cs_1^i, cs_2^i, \dots, cs_K^i\}, K_i = |A_i| \quad (5)$$

定义 C_j^i 为以 $cs_j^i \in A_i$ 为圆心的圆，其半径为充电器的传输范围。每条轨迹 \mathcal{T}_i 与 C_j^i 相交于两点 X_{ij} 和 Y_{ij} (如果 \mathcal{T}_i 与 C_j^i 相切，则 $X_{ij} = Y_{ij}$)。将 e_{ij} 和 f_{ij} 分别定义为节点 s_i 到达 X_{ij} 和 Y_{ij} 的时间。然后，如果充电器在时间窗 $z_{ij} = [e_{ij}, f_{ij}]$ (假设 $e_{ij} \leq f_{ij}$) 内到达充电点 cs_j ，节点 i 在经过 cs_j 时可以被充电。

对于每个充电点 cs_j ，将 T_j 定义为所有在沿着 \mathcal{T}_i 移动时可能会经过 cs_j 的节点组成的集合，则

$$\Gamma_j = \{s_1^j, s_2^j, \dots, s_{H_j}^j\}, H_j = |\Gamma_j| \quad (6)$$

由式(3)~式(6), 对于每个充电点 cs_j , 可以得到以下信息。

- Γ_j 以及相应的时间窗 $z_{hj} = [e_{hj}, f_{hj}]$, $h = 1, 2, \dots, H_j$;
- 充电器访问 cs_j 的截止时间 t_j^D 。

时间 T 内充电点 cs_1 的不同时间窗如图4所示, 有4个节点(如节点1~节点4), 它们可以以不同的时间窗经过充电点 cs_1 。

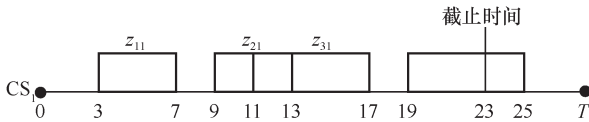


图4 时间 T 内充电点 cs_1 的不同时间窗

具体来说, 如果充电器在时间3~时间7到达 cs_1 , 则可以为节点1充电。此外, 如果充电器在时间11~时间13到达 cs_1 , 则节点2和节点3可以同时充电。需要注意的是, 如果充电器到达 cs_1 的时间晚于时间23, 那么它最终无法在时间 T 内返回到终点E, 从而导致任务失败。根据图4, 可以得到5个有效的时隙, 分别是[3, 7]、[9, 11]、[11, 13]、[13, 17]和[19, 23]。只要充电器在这5个时间窗中的任意一个到达 cs_1 , 则至少有一个路过的节点可以被充电, 且充电器可以在时间 T 内返回E。

对于每个充电点 cs_j 和对应的集合 Γ_j ($\Gamma_j \neq \emptyset$), 可以构造一定数量的时间窗, 其中每个时间窗 B_q 包含以下信息。

- 1) 时间窗的索引 q , 其中 $q = 0, 1, 2, \dots, Q, Q+1$, B_0 和 B_{Q+1} 分别代表起点S和终点E对应的时隙。
- 2) 充电点的索引 j , 其中 $j = 0, 1, 2, \dots, M, M+1$ 。
- 3) B_q 的开始时间和结束时间, 分别记为 st 和 et 。
- 4) 充电器在 $[st, et]$ 内经过 cs_j 时充电的节点集合, 定义为 C 。
- 5) 由时间窗 B_q 可生成的时隙集合(第3.2节介绍), 记为 $group$ 。结合以上, 定义时间窗 $B_q = \{q, j, [st, et], C, group\}$ 。在图4中, 可以构建以下5个初始时间窗。

- $B_1 = \{1, 1, [3, 7], \{node_1\}, \emptyset\}$
- $B_2 = \{2, 1, [9, 11], \{node_2\}, \emptyset\}$
- $B_3 = \{3, 1, [11, 13], \{node_2, node_3\}, \emptyset\}$
- $B_4 = \{4, 1, [13, 17], \{node_3\}, \emptyset\}$

- $B_5 = \{5, 1, [19, 23], \{node_4\}, \emptyset\}$

同样将起点S和终点E转化为两个基本时间窗处理, 对应时间窗结构初始化如下。

- $B_0 = \{0, 0, [0, 0], \emptyset, \emptyset\}$
 - $B_{Q+1} = \{Q+1, M+1, [T, T], \emptyset, \emptyset\}$
- 用集合 \mathfrak{B} 表示生成时间窗的全集。

3.2 时间窗离散化

为了找到访问每个 cs_j 的最佳时刻点, 对上述生成的时间窗进行离散化操作, 将每个时间窗 B_q 划分为 R_q 个大小为 Δt 的时隙, 包括

$$B_q \cdot group = \left\{ st, st + \Delta t, st + 2\Delta t, \dots, st + \left\lfloor \frac{et - st}{\Delta t} \right\rfloor \Delta t, et \right\} \quad (7)$$

其中,

$$R_q = \left\lfloor \frac{et - st}{\Delta t} \right\rfloor + 1 \quad (8)$$

每个时隙 S_r 包括以下信息。

- 1) 时隙的索引 $r = 0, 1, 2, \dots, R, R+1$, S_0 和 S_{R+1} 分别代表起点S和终点E对应的时隙。
- 2) 时间窗的索引 q 。
- 3) 充电点 cs_j 的索引 j 。
- 4) 时隙所对应的时刻点 ts 。
- 5) 充电器在 ts 时到达充电点 cs_j 所能充电的传感器节点集合, 记为 C 。
- 6) 对于 $\forall i, j = 0, 1, 2, \dots, R, R+1$, 充电器在 S_i, ts 时从 S_i 对应的充电点出发, 若能够在 S_j, ts 之前到达时隙 S_j 对应的充电点, 即 $S_j, ts - S_i, ts \geq t_{ij}$, 那么将时隙 S_j 的索引 j 保存在时隙 S_i 的出度集合中, 用 V_{out} 表示, 将时隙 S_i 的索引 i 保存在时隙 S_j 的入度集合中, 用 V_{in} 表示。
- 7) 时隙 S_r 的未来可充电传感器集合, 稍后将会对其进行定义, 记为 CS , 初始化赋值为 $B_q \cdot C$; 定义 $S_r = \{r, q, j, ts, C, V_{in}, V_{out}, CS\}$, 以 $B_1, \Delta t = 1$ 为例, 得到的5个初始时隙结构如下。

- $S_1 = \{1, 1, 1, 3, \{node_1\}, \emptyset, \emptyset, \{node_1\}\}$
- $S_2 = \{2, 1, 1, 4, \{node_1\}, \emptyset, \emptyset, \{node_1\}\}$
- $S_3 = \{3, 1, 1, 5, \{node_1\}, \emptyset, \emptyset, \{node_1\}\}$
- $S_4 = \{4, 1, 1, 6, \{node_1\}, \emptyset, \emptyset, \{node_1\}\}$
- $S_5 = \{5, 1, 1, 7, \{node_1\}, \emptyset, \emptyset, \{node_1\}\}$

同样将起点S和终点E转化为两个基本时隙处理, 对应时隙结构初始化如下。

- $S_0 = \{0, 0, 0, 0, \emptyset, \emptyset, \emptyset, \emptyset\}$
- $S_{R+1} = \{R+1, Q+1, M+1, T, \emptyset, \emptyset, \emptyset, \emptyset\}$

结合所有时间窗生成的时隙，定义 $S = \{S_0, S_1, S_2, \dots, S_{R+1}\}$ 。由此创建了一个有向无环图 $G_d = (V, E)$ ，其中 $V(G_d)$ 即上述生成的所有时隙，而 $E(G_d)$ 的构造如下。对于 $\forall i, j = 0, 1, 2, \dots, R, R+1$ ，如果以下 3 个条件成立，那么 $G_d(i, j) = 1$ 。

1) $S_j.ts - S_i.ts \geq t(S_i.cs, S_j.cs) + ct$ ，其中 $t(S_i.cs, S_j.cs)$ 表示两个充电点之间的旅行时间， ct 表示在 $S_i.cs$ 的充电时间。

2) 时隙 S_i 和 S_j 不来自同一个时间窗，即 $S_i.q \neq S_j.q$ 。

3) 时隙 S_j 的充电传感器集合中包括时隙 S_i 的充电传感器集合中不存在的元素（除 $j = R+1$ 外），即 $S_j.C - S_i.C \neq \emptyset$ 。

同时将索引 j 保存在时隙 S_i 的出度集合 V_{out} 中，将索引 i 保存在时隙 S_j 的入度集合 V_{in} 中，否则 $G_d(i, j) = 0$ 。显然，满足以上条件可以避免图中无效弧的连接，减少算法的运行时间。

可行充电路径：在图 G_d 中，可行充电路径是一条从 S_0 出发，经过一系列可行弧，最终到达 S_{R+1} 的路径，如 $S_0 \rightarrow S_{i_1} \rightarrow S_{i_2} \rightarrow \dots \rightarrow S_{i_k} \rightarrow S_{i_{k+1}} \rightarrow \dots \rightarrow S_{R+1}$ ，记为 $P_i, i = 1, 2, 3, \dots$ ，其中任意两个连续顶点 S_{i_k} 和 $S_{i_{k+1}}$ 之间的弧为可行弧，即 $G_d(i_k, i_{k+1}) = 1$ ，其中能使得最多传感器节点被充电的可行充电路径为最优充电路径，记为 P^* 。

已充电传感器集合：在路径 P_i 中，当充电器移动到 S_{i_k} 所对应的充电点时，已经被充电的传感器集合定义为已充电传感器集合，记为 $\mathcal{F}_k(P_i)$ ，表示为

$$\mathcal{F}_k(P_i) = \bigcup_{j=0}^{i_k-1} S_j.C \quad (9)$$

未来可充电传感器集合：当充电器移动到时隙 S_r 所对应的充电点时，它沿着所有可行充电路径到达终点 S_{R+1} 的过程中，可以被充电的传感器集合定义为时隙 S_r 的未来可充电传感器集合，记为 $S_r.CS$ 。

4 算法设计

4.1 算法框架

通过上述建模，寻找最优充电路径的问题已经转化为了在有向无环图 G_d 中，寻找一条从 S_0 到 S_{R+1}

的路径，使得充电器从起点 S 出发，在各个时隙对应的时刻到达对应充电点，最后返回终点 E ，在此过程中，使得尽可能多的传感器被充电。分层剪枝最优充电路径算法 (OCP-LPA, optimal charging path by layer-wise pruning algorithm) 见算法 1。

算法 1 OCP-LPA 算法

输入 有向图 G_d 、时隙集合 S 、时间窗集合 \mathcal{B} 、起点 S 、终点 E

输出 P^*

粗略剪枝去除 G_d 中冗余弧；
通过贪婪算法计算可行充电路径 P_f ；
将路径 P_f 充电节点集合大小记为 $base$ ；
计算 S 中每个时隙的未来可充电传感器集

合 CS ；

while true

 初始化已充传感器节点集合 $charged$
 Sensors 为 \emptyset ；//式(9)中定义

 将 G_d, S 保存在 G_d', S' 中；

 执行 LPA($S, base+1, E, chargedSensors$)；//标记

 更新 G_d, S ；//剪枝

 if 不存在从 S 到 E 的路径

 Break

 end if

 将基准数 $base$ 加 1，进入下一层剪枝

过程；

end while

if 算法最优值不优于贪婪算法

 将 P_f 赋值给最优路径 P^*

else

 将 G_d', S' 重新赋值给 G_d, S

 通过回溯搜索算法寻找最优充电路

径 P^* ；

end if

return P^*

算法主要包括以下 5 个步骤。

步骤 1 预处理，粗略剪枝，去除图中无效弧，保留有效弧。

步骤 2 计算贪婪算法找到的充电路径所充电的传感器节点个数，记为 $base$ 。

步骤 3 计算各个时隙的未来可充电集合 CS 。

步骤 4 通过分层剪枝算法逐层剪枝，去除图中无效路径。

步骤 5 在最终保留的图 G_d 中，通过回溯搜索算法找到最优路径。

4.2 预处理

算法的预处理过程通过下面 3 个步骤去除图 G_d 中的冗余弧连接，缩小问题解空间，使得算法能够更快地搜索在固定时隙下的最优充电路径。

步骤 1 从起点 S 开始做广度优先搜索，标记所有访问的顶点，在图 G_d 中仅保留由被访问顶点作为弧尾的弧，由第 3 节构图过程可知，所有的顶点都能够在时间 T 前返回终点 E ，因此经过本轮处理后，将去除图中所有不从起点 S 出发的路径。

步骤 2 对于 $\forall i, j = 0, 1, 2, \dots, R, R+1$ ，除 $S_i \rightarrow S_j$ 的直达路径外，还存在其他可达路径，即 $S_i.V_{out} \cap S_j.V_{in} \neq \emptyset$ ，则令 $G_d(i, j) = 0$ 。

步骤 3 对于 $\forall m, n = 0, 1, 2, \dots, Q, Q+1$ ，由时间窗 B_m 和 B_n 生成的时隙分别为 $B_m.group$ 和 $B_n.group$ ，如果对于顶点 $i \in B_m.group, j \in B_n.group$ ， $G_d(i, j) = 1$ ，那么断开顶点 i 到 $B_n.group$ 中顶点 j 之后所有顶点的连接，即令

$$G_d(i, k) = 0, k = j+1, \dots, |B_n.group| \quad (10)$$

这并不会影响接下来寻找最优充电路径，因为顶点 k 所能到达的顶点，顶点 j 也能到达。

最后再次对经过上述处理的图 G_d 执行步骤 1，去除步骤 2 和步骤 3 断开连接导致残余的无效弧连接。经过上述处理，尽可能地去除了图 G_d 中的无效弧，且不影响算法寻找最优充电路径。

4.3 贪婪算法

本节基于第 3.1 节构造的时间窗设计贪婪算法，作为第 4.5 节设计分层剪枝算法的基准。在贪婪算法中，设计可行充电路径 P_f 的方法如下：从起点 S 出发，每次前往性价比最高的充电点，迭代地执行此过程，直到返回终点 E ，即可得到一条可行的充电路径

$$B_0 \rightarrow B_{i_1} \rightarrow B_{i_2} \rightarrow \dots \rightarrow B_{i_k} \rightarrow B_{i_{k+1}} \rightarrow \dots \rightarrow B_{Q+1}$$

性价比的计算方式为

$$ce(B_{i_k}, B_{i_{k+1}}) = \frac{|B_{i_{k+1}}.C - C_k|}{\text{Totaltime}(B_{i_k}, B_{i_{k+1}})} \quad (11)$$

从而

$$B_{i_{k+1}} = \arg \max_{v \in \mathcal{A}} ce(B_{i_k}, v) \quad (12)$$

式(11)中

$$C_k = \bigcup_{q=0}^k B_q.C \quad (13)$$

即充电器从 S 出发，到达 B_{i_k} 对应充电点时所充电的传感器集合， $C_{Q+1} = \mathcal{A}(P_f)$ ，因此 $|B_{i_{k+1}}.C - C_k|$ 则代表下一节点选择 $B_{i_{k+1}}$ 时能够有效充电的传感器个数（不包括已经充电的传感器）， $\text{Totaltime}(B_{i_k}, B_{i_{k+1}})$ 包括从 B_{i_k} 对应充电点到达 $B_{i_{k+1}}$ 对应充电点的移动时间，充电时间以及在 B_{i_k} 对应充电点可能的等待时间之和（保证充电器到达 $B_{i_{k+1}}$ 对应充电点时，相应正在执行任务的移动节点能够进入充电范围内）。式(12)中 \mathcal{A} 表示当充电器从到达 B_{i_k} 对应充电点的时刻出发，能够到达的下一节点的集合，即

$$\mathcal{A} = \{B \in \mathfrak{B} : B.et - \text{Arr}(B_{i_k}) \geq t(B_{i_k}.cs, B.cs) + ct\} \quad (14)$$

通过贪婪算法，可以得到一条可行充电路径 P_f ，将该路径充电传感器个数 $\mathcal{A}(P_f)$ 作为分层剪枝算法的基准，记作 base 。

4.4 构造未来可充电传感器集合

对于每个时隙，计算它的未来可充电传感器集合，用于第 4.5 节分层剪枝算法中的标记过程，主要包括以下 3 个步骤。

步骤 1 将图 G_d 中的所有弧反转，得到一个从起点 E 出发，到终点 S 结束的有向图，记作 G_d^r ，通过拓扑算法得到图 G_d^r 的拓扑序列 Toplist 。

步骤 2 从左到右依次遍历拓扑序列 Toplist ，通过动态规划算法，计算从起点 S 出发到其他所有可达顶点的最长路径（图中弧的长度为 1），动态规划转移计算式为

$$\text{dist}(v) = \max\{\text{dist}(v), \text{dist}(u) + 1\} \quad (15)$$

其中， dist 数组为距离数组，初始化为 -1，起点 S 初始化为 0， $u = \text{Toplist}(1), \text{Toplist}(2), \dots$ ， $v \in u.V_{out}$ ，算法执行结束后， dist 数组中保存了从 S 到其他所有可达顶点的最长路径，其中从 S 到 E 的最长路径长度为 $\max = \text{dist}(1)$ 。

步骤 3 从低到高逐级计算可充电传感器集合，即

$$S_r^l.CS = S_r^l.CS \bigcup_{S \in S_r.V_{out}} S.CS, l = 1, 2, \dots, \max \quad (16)$$

其中， S_r^l 表示 $\text{dist} = l$ 的那些时隙。

经过以上3个步骤的处理,即可得到每个可达时隙到达终点E的过程中所有可能被充电的传感器集合。

4.5 分层剪枝算法

分层剪枝算法的主要思路是以第4.3节中贪婪算法得到的可行充电路径的解作为基准值base,基于回溯思想设计,即在对图 G_d 进行递归搜索的过程中,对弧进行标记,避免在不可行的子路径上继续搜索,在一轮搜索过程结束后,根据弧的标记进行剪枝,剪枝后通过深度优先搜索判断是否存在从起点S到终点E的可行充电路径,若存在,则令 $base = base + 1$,重复以上过程,否则终止迭代过程,返回最优值。若最优值不优于贪婪算法的返回值,则返回贪婪算法所找到的可行充电路径,否则在base的值未迭代为base+1(未执行最后一次剪枝操作)的图 G_d 中通过回溯搜索算法(第4.6节中介绍)搜索最优充电路径。

LPA算法见算法2。

算法2 LPA算法

输入 当前顶点索引 start, 本轮基准 base, 终点索引 stop, 已充电传感器集合 chargedSensors
 if 到达终点 E, 即 start 等于 stop
 return
 end if
 根据当前顶点索引 start 得到顶点信息 \mathcal{S} (start), 记为 preTS;
 将 preTS 的出度集合记为 V_{out} ;
 for $i := 1$ to length(V_{out})
 得到下一可达顶点信息 $\mathcal{S}(V_{out}(i))$, 记为 nextTS;
 基于式(17)计算在 preTS 能够充电的节点集合 newSensors;
 基于式(18)计算仍需要充电的传感器个数 remainBase;
 if 该路径已能满足本轮迭代基准, 即 remainBase ≤ 0
 continue
 end if
 基于式(19)更新已充电传感器集合 thisChargedSensors;
 基于式(20)计算剩余可充电传感器 remainSensors;
 // 仍需要充电的传感器个数大于剩余可充电

传感器个数

```

if remainBase > length(remainSensors)
  if 弧  $G_d(\text{start}, V_{out}(i))$  的标记为 1
    标记  $G_d(\text{start}, V_{out}(i))$  为 2;
    continue
  else
    continue
  end if
else
  标记  $G_d(\text{start}, V_{out}(i))$  为 3;
  递归执行 LPA ( $V_{out}(i)$ , remain-
  Base, stop, thisChargedSensors);
end if
end for

```

标记 假设算法在递归过程中沿某一路径 P_i 到达了某一顶点 S_u , $S_v \in S_u.V_{out}$, 那么充电器从起点S到 S_u 所充电的传感器集合为 $\mathcal{F}_u(P_i)$, 那么在顶点 S_u 能够进行充电的传感器集合为

$$\text{newSensors} = S_u.C - \mathcal{F}_u(P_i) \quad (17)$$

到达此顶点时为了使总充电传感器个数至少达到本轮迭代的目标 base, 从顶点 S_u 到达终点 E 所需要充电的传感器个数至少为 base', 去除在顶点 S_u 新充电的传感器后, 仍需要充电的传感器个数为

$$\text{remainBase} = \text{base}' - \text{length}(\text{newSensors}) \quad (18)$$

而访问完顶点 S_u 后, 已充电传感器集合为

$$\text{thisChargedSensors} = \mathcal{F}_u(P_i) \cup \text{newSensors} \quad (19)$$

从顶点 S_v 到达终点 E 的剩余可充电传感器为

$$\text{remainSensors} = S_v.CS - \text{thisChargedSensors} \quad (20)$$

若 remainBase ≤ 0 , 说明此路径能够满足此轮迭代基准值 base, 终止此条路径的构造; 否则判断 remainBase 与 length(remainSensors) 的大小。若 remainBase \leq length(remainSensors), 说明可能存在路径 $P_i = S \rightarrow \dots \rightarrow S_u \rightarrow S_v \rightarrow \dots \rightarrow E$ (其中 $S \rightarrow \dots \rightarrow S_u$ 为递归过程中已构造的路径) 使得路径上能够充电的总节点数大于或等于此轮迭代基准值 base, 那么标记 $G_d(S_u, S_v)$ 为 3, 之后从顶点 S_v 继续进行递归搜索到达终点 E 的路径; 否则当 remainBase > length(remainSensors) 时, 意味着经过路径 $S \rightarrow \dots \rightarrow S_u \rightarrow S_v$ 后不可能构造出路径 $S_v \rightarrow \dots \rightarrow E$, 从而使得路径 $P_i = S \rightarrow \dots \rightarrow S_u \rightarrow S_v \rightarrow \dots \rightarrow E$ 上能够充电的总节

点数大于或等于此轮迭代基准值 $base$, 因此执行 Continue 操作结束尝试通过 $S \rightarrow \dots \rightarrow S_u \rightarrow S_v$ 构造路径 P_i , 之后迭代测试下一个 $S_v \in S_u.V_{out}$ 。此外, 若 $G_d(S_u, S_v)$ 为 1, 即在之前递归过程中构造的路径从未尝试经过 $S_u \rightarrow S_v$, 则标记 $G_d(S_u, S_v)$ 为 2, 表示 $S_u \rightarrow S_v$ 在本次构造的路径 P_i 上不可行。当递归算法结束, 此轮标记结束。其中, 标记 2 和 3 的含义在下述剪枝过程中介绍。

剪枝 以上标记过程结束后对图 G_d 进行剪枝, 即对 $\forall i, j = 0, 1, 2, \dots, R, R+1$, 若 $G_d(i, j)$ 为 2, 说明从顶点 i 到 j 不可能构造满足此轮迭代基准值的路径, 则剪去顶点 i 到顶点 j 之间的弧, 令 $G_d(i, j) = 0$; 若 $G_d(i, j)$ 为 3, 说明从顶点 i 到 j 可能构造满足此轮迭代基准值的路径, 则保留顶点 i 到顶点 j 之间的弧, 令 $G_d(i, j) = 1$ 。

4.6 回溯搜索算法

在通过分层剪枝算法得到最优值后, 以最优值为基准, 在经过剪枝得到的图 G_d 中同样基于回溯思想进行搜索, 同时使用 $visited$ 数组记录每一个可达顶点的前一顶点, 如 $S_u \rightarrow S_v$ 可行, 则令 $visited(S_v) = S_u$, 那么充电器到达终点 E 时即可结束搜索算法, 并通过 $visited$ 数组反推得到一条从起点 S 到终点 E 的可行充电路径, 该路径即为在时隙 Δt 下算法可以找到的最优充电路径 P^* 。

5 仿真测试

本节通过仿真实验来评估算法的性能, 主要包括对比本文算法、贪婪算法和随机算法, 随机算法同样基于第 3.1 节构造的时间窗, 从起点 S 出发, 每次随机选择可达节点, 最终返回终点 E ; 评估算法中不同参数对于算法效用的影响。

具体来说, 本文搭建了一个 $400 \text{ m} \times 400 \text{ m}$ 的二维欧几里得平面 \mathcal{P} , 起点 S 和终点 E 分别位于 $(-200, 0)$ 和 $(200, 0)$, 传感器节点数量 N 分别为 10、15、20、25 和 30, 出发点均匀分布在 \mathcal{P} 的 4 条边上, 在不影响算法通用性的情况下, 假设移动节点的轨迹为直线, 充电时间为 0, 充电点的充电半径 r 为 10~40 m, 均匀分布在平面 \mathcal{P} 中, 充电器的移动速度 v_c 为 10 m/s, 移动节点的速度 v_s 在 $[2, 5]$ m/s 中随机生成, 时间 T 为 50~400 s, 时隙大小 Δt (单位: s) 分别为 1、2、3、5、10。每次生成 10 副不同的轨迹模型, 通过算法在每个模型中找到的最优充电路径能够充电传感器个数的平均

值来评估算法的充电效用 (CU, charging utility), 其计算式为

$$CU = \frac{1}{10} \sum_{i=1}^{10} |A(P_i^*)| \quad (21)$$

其中, $|A(P_i^*)|$ 代表在生成的第 i 个模型中, 算法找到的最优充电路径能够充电的传感器个数。

当 $N = 20$ 、 $T = 100$ 、 $r = 20$ 、 $\Delta t = 1$ 时, 充电效用对比如图 5 所示, 表明本文算法在不同传感器节点个数下均优于贪婪算法和随机算法。随着移动节点数量的增加, 算法相对效用也在逐渐增大, 因为分层剪枝算法能够找到在固定时隙下的最优解, 能够有效避免陷入局部最优。

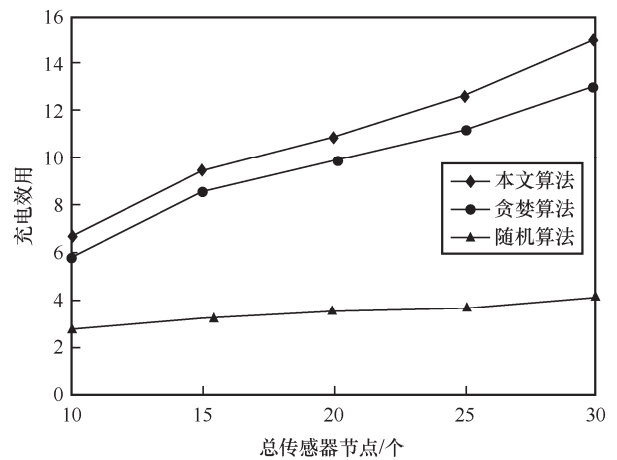
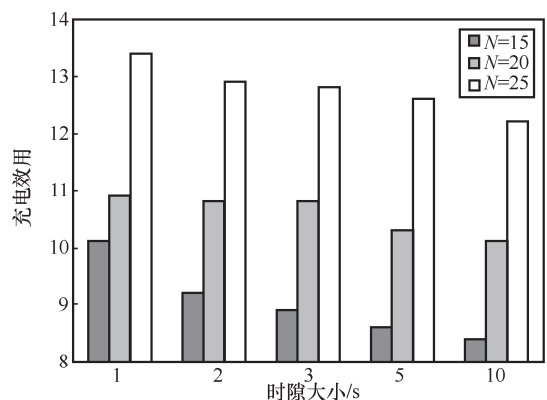
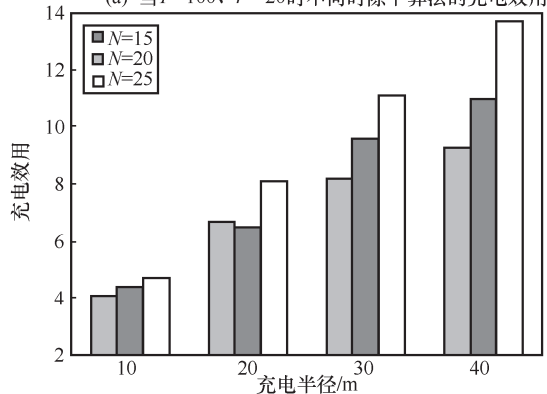


图5 充电效用对比

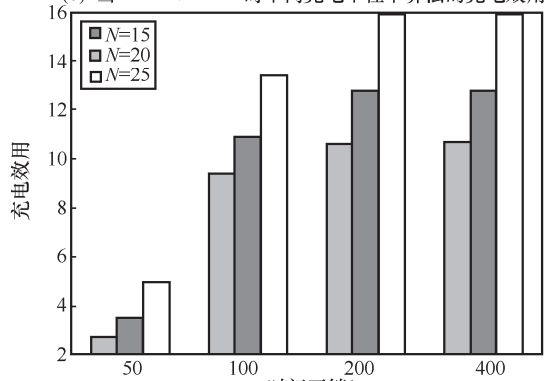
当传感器节点 N 分别为 15、20 和 25 时, 不同参数对算法效用的影响如图 6 所示。由图 6(a) 可以看出随着时隙 Δt 逐渐增大, 算法的效用逐渐降低, 这是因为离散出来的时隙个数变少, 使得原本能到达的充电点可能无法到达, 从而导致原本可行的充电路径变得不可行, 因此能够充电的传感器节点数量降低。图 6(b) 表明固定一些充电位置的情况下, 减小充电半径 r 会降低算法效用, 因为减小充电半径会导致原本能够充电的移动节点不在充电范围内, 无法被充电。图 6(c) 表明随着时间 T 的增大, 算法效用渐增大, 但是当 T 增大到 200 以后, 所能充电的移动节点个数基本不再发生变化, 这是充电器和节点的移动速度导致的, 当充电器对一定数量的传感器进行充电后, 就无法再找到可以充电的节点, 只能返回终点, 因此算法效用不再增加。



(a) 当 $T=100$ 、 $r=20$ 时不同时间隙下算法的充电效用



(b) 当 $T=100$ 、 $\Delta t=1$ 时不同充电半径下算法的充电效用



(c) 当 $r=20$ 、 $\Delta t=1$ 时不同时间开销下算法的充电效用

图6 当传感器节点 N 分别为 15、20 和 25 时，不同参数对算法效用的影响

6 结束语

本文针对动态无线传感器网络，通过合理地设计移动充电器从起点到终点的路径，在有限的时间内最大化移动充电器的充电效用，即充电器能够在有限的时间内遇到尽可能多的传感器节点并为它们充电。证明了所提问题是经典定向问题的一个新型变种并且是 APX-hard 问题。本文设计了一个基于回溯思想的分层剪枝算法，以贪婪算法寻找的最优充电路径作为初始基准，逐层进行剪枝，直到找到最优充电路径，并通过仿真实验证明了算法的有效性。

然而，本文所设计的算法是基于时隙划分后构造的有向无环图，致力于寻找问题的最优解，因此当问题规模较大时，算法执行时间较长。未来可以尝试设计近似算法，在可接受范围内损失一定的精度来换取算法执行速度。此外，还可以考虑在不同传感器节点具有不同充电需求时如何求解该问题。

参考文献:

- [1] KURS A, KARALIS A, MOFFATT R, et al. Wireless power transfer via strongly coupled magnetic resonances[J]. Science, 2007, 317(5834): 83-86.
- [2] SHINOHARA N. Trends in wireless power transfer: WPT technology for energy harvesting, millimeter-wave/THz rectennas, MIMO-WPT, and advances in near-field WPT applications[J]. IEEE Microwave Magazine, 2021, 22(1): 46-59.
- [3] XIE L G, SHI Y, HOU Y T, et al. Wireless power transfer and applications to sensor networks[J]. IEEE Wireless Communications, 2013, 20(4): 140-145.
- [4] HUANG J, ZHOU Y D, NING Z L, et al. Wireless power transfer and energy harvesting: current status and future prospects[J]. IEEE Wireless Communications, 2019, 26(4): 163-169.
- [5] YANG Y Y, WANG C. Wireless rechargeable sensor networks[M]. Cham: Springer International Publishing, 2015.
- [6] HE S B, CHEN J M, JIANG F C, et al. Energy provisioning in wireless rechargeable sensor networks[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2013, 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, 2016, 65(8): 2411-2427.
- [8] 孙鸿广. 可充电传感器网络中充电节点的部署规划研究[D]. 南京: 南京邮电大学, 2021.
- [9] SUN H G. Research on the deployment planning of charging nodes in rechargeable sensor networks[D]. Nanjing: Nanjing University of Posts and Telecommunications, 2021.
- [10] ZHANG S, QIAN Z Z, KONG F Y, et al. P3: Joint optimization of charger placement and power allocation for wireless power transfer[C]//Proceedings of 2015 IEEE Conference on Computer Communications (INFOCOM). Piscataway: IEEE Press, 2015: 2344-2352.
- [11] WANG Z, DUAN L J, ZHANG R. Adaptively directional wireless power transfer for large-scale sensor networks[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2016, 34(5): 1785-1800.
- [12] DAI H P, WANG X Y, LIU A X, et al. Wireless charger placement for directional charging[J]. IEEE/ACM Transactions on Networking, 2018, 26(4): 1865-1878.
- [13] DAI H P, SUN K, LIU A X, et al. Charging task scheduling for direc-

- tional wireless charger networks[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2021, 20(11): 3163-3180.
- [13] YU N, DAI H P, CHEN G H, et al. Connectivity-constrained placement of wireless chargers[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2021, 20(3): 909-927.
- [14] DAI H P, WU C F, WANG X Y, et al. Placing wireless chargers with limited mobility[C]//*Proceedings of IEEE INFOCOM 2020 - IEEE Conference on Computer Communications*. Piscataway: IEEE Press, 2020: 2056-2065.
- [15] WANG X Y, DAI H P, WANG W J, et al. Practical heterogeneous wireless charger placement with obstacles[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2020, 19(8): 1910-1927.
- [16] DAI H P, LIU Y H, CHEN G H, et al. Safe charging for wireless power transfer[C]//*Proceedings of IEEE INFOCOM 2014 - IEEE Conference on Computer Communications*. Piscataway: IEEE Press, 2014: 1105-1113.
- [17] DAI H P, LIU Y H, YU N, et al. Radiation constrained wireless charger placement[J]. *IEEE/ACM Transactions on Networking*, 2021, 29(1): 48-64.
- [18] GUO P, LIU X F, TANG S J, et al. Concurrently wireless charging sensor networks with efficient scheduling[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2017, 16(9): 2450-2463.
- [19] SUN Y, LIN C, DAI H P, et al. Recycling wasted energy for mobile charging[C]//*Proceedings of 2021 IEEE 29th International Conference on Network Protocols (ICNP)*. Piscataway: IEEE Press, 2021: 1-11.
- [20] LIN C, HAO S B, DAI H P, et al. Maximizing charging efficiency with Fresnel zones[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2022, PP(99): 1-17.
- [21] YANG W, LIN C, DAI H P, et al. Robust wireless rechargeable sensor networks[J]. *IEEE/ACM Transactions on Networking*, 2023, 31(3): 949-964.
- [22] SUN Y, LIN C, DAI H P, et al. Trading off charging and sensing for stochastic events monitoring in WRSNs[J]. *IEEE/ACM Transactions on Networking*, 2022, 30(2): 557-571.
- [23] LIN C, GUO C Y, DAI H P, et al. Near optimal charging scheduling for 3-D wireless rechargeable sensor networks with energy constraints[C]//*Proceedings of 2019 IEEE 39th International Conference on Distributed Computing Systems (ICDCS)*. Piscataway: IEEE Press, 2019: 624-633.
- [24] YANG P L, WU T, DAI H P, et al. MORE: multi-node mobile charging scheduling for deadline constraints[J]. *ACM Transactions on Sensor Networks*, 2020, 17(1): 1-21.
- [25] WU T, YANG P L, DAI H P, et al. Joint sensor selection and energy allocation for tasks-driven mobile charging in wireless rechargeable sensor networks[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2020, 7(12): 11505-11523.
- [26] SHI Y, XIE L G, HOU Y T, et al. On renewable sensor networks with wireless energy transfer[C]//*2011 Proceedings IEEE INFOCOM*. Piscataway: IEEE Press, 2011: 1350-1358.
- [27] HE L, KONG L H, GU Y, et al. Evaluating the on-demand mobile charging in wireless sensor networks[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2015, 14(9): 1861-1875.
- [28] CHEN L, LIN S, HUANG H. Charge me if you can: charging path optimization and scheduling in mobile networks[C]//*Proceedings of the 17th ACM International Symposium on Mobile Ad Hoc Networking and Computing*. New York: ACM Press, 2016: 101-110.
- [29] LIANG W F, XU Z C, XU W Z, 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.
- [30] WU T, YANG P L, DAI H P, et al. Collaborated tasks-driven mobile charging and scheduling: a near optimal result[C]//*Proceedings of IEEE INFOCOM 2019 - IEEE Conference on Computer Communications*. Piscataway: IEEE Press, 2019: 1810-1818.
- [31] DAI H P, MA Q F, WU X B, et al. CHASE: Charging and scheduling scheme for stochastic event capture in wireless rechargeable sensor networks[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2020, 19(1): 44-59.
- [32] MA Y, LIANG W F, XU W Z. Charging utility maximization in wireless rechargeable sensor networks by charging multiple sensors simultaneously[J]. *IEEE/ACM Transactions on Networking*, 2018, 26(4): 1591-1604.
- [33] LIU J X, PENG J, XU W Z, et al. Maximizing sensor lifetime via multi-node partial-charging on sensors[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2022, PP(99): 1-14.
- [34] LIN C, GAO F, DAI H P, et al. Maximizing charging utility with obstacles through Fresnel diffraction model[C]//*Proceedings of IEEE INFOCOM 2020 - IEEE Conference on Computer Communications*. Piscataway: IEEE Press, 2020: 2046-2055.
- [35] FU L K, CHENG P, GU Y, et al. Minimizing charging delay in wireless rechargeable sensor networks[C]//*2013 Proceedings IEEE INFOCOM*. Piscataway: IEEE Press, 2013: 2922-2930.
- [36] FU L K, CHENG P, GU Y, et al. Optimal charging in wireless rechargeable sensor networks[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2016, 65(1): 278-291.
- [37] LIN C, ZHOU Y H, MA F L, et al. Minimizing charging delay for directional charging in wireless rechargeable sensor networks[C]//*Proceedings of IEEE INFOCOM 2019 - IEEE Conference on Computer Communications*. Piscataway: IEEE Press, 2019: 1819-1827.
- [38] ZHOU P Z, WANG C, YANG Y Y. Leveraging target k-coverage in wireless rechargeable sensor networks[C]//*Proceedings of 2017 IEEE 37th International Conference on Distributed Computing Systems (ICDCS)*. Piscataway: IEEE Press, 2017: 1291-1300.
- [39] ZHANG S, QIAN Z Z, WU J, et al. Optimizing itinerary selection and

- charging association for mobile chargers[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2017, 16(10): 2833-2846.
- [40] WANG C, LI J, YANG Y Y, et al. Combining solar energy harvesting with wireless charging for hybrid wireless sensor networks[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2018, 17(3): 560-576.
- [41] ZHOU P Z, WANG C, YANG Y Y. Self-sustainable sensor networks with multi-source energy harvesting and wireless charging[C]//Proceedings of IEEE INFOCOM 2019 - IEEE Conference on Computer Communications. Piscataway: IEEE Press, 2019: 1828-1836.
- [42] 陈肖依. 可充电传感网中基于成本最小化的能量空洞缓解移动充电策略[D]. 南京: 南京邮电大学, 2022.
CHEN X Y. A mobile charging strategy based on cost minimization for energy hole mitigation in wireless rechargeable sensor networks[D]. Nanjing: Nanjing University of Posts and Telecommunications, 2022.
- [43] SHU Y C, YOUSEFI H, CHENG P, et al. Near-optimal velocity control for mobile charging in wireless rechargeable sensor networks[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2016, 15(7): 1699-1713.
- [44] LIU T, WU B J, ZHANG S H, et al. An effective multi-node charging scheme for wireless rechargeable sensor networks[C]//Proceedings of IEEE INFOCOM 2020 - IEEE Conference on Computer Communications. New York: ACM Press, 2020: 2026-2035.
- [45] 陈波. 大型土木结构中无线传感器网络充电节点路径优化策略研究[D]. 武汉: 湖北工业大学, 2016.
CHEN B. Research on path optimization strategy of charging nodes in wireless sensor networks in large civil structures[D]. Wuhan: Hubei University of Technology, 2016.
- [46] TSILIGIRIDES T. Heuristic methods applied to orienteering[J]. Journal of the Operational Research Society, 1984, 35(9): 797-809.
- [47] BLUM A, CHAWLA S, KARGER D R, et al. Approximation algorithms for orienteering and discounted-reward TSP[J]. SIAM Journal on Computing, 2007, 37(2): 653-670.
- [48] GUNAWAN A, LAU H C, VANSTEENWEGEN P. Orienteering problem: a survey of recent variants, solution approaches and applications[J]. European Journal of Operational Research, 2016, 255(2): 315-332.
- [49] XU W Z, LIANG W F, XU Z C, et al. Approximation algorithms for the generalized team orienteering problem and its applications[J]. IEEE/ACM Transactions on Networking, 2021, 29(1): 176-189.
- [50] KHODADADIAN M, DIVSALAR A, VERBEECK C, et al. Time dependent orienteering problem with time windows and service time dependent profits[J]. Computers & Operations Research, 2022(143): 105794.

[作者简介]



牛权龙（2000—），男，浙江师范大学计算机科学与技术学院硕士生，主要研究方向为无线传感器网络、网络优化以及近似算法等。



贾日恒（1989—），男，博士，浙江师范大学副教授，主要研究方向为物联网、无线可充电传感器网络、无人机网络以及强化学习等。



李明禄（1965—），男，博士，浙江师范大学杰出教授，主要研究方向为物联网、无线传感器网络、并行计算等。