

带时间窗的无线可充电传感器网络多目标 路径规划算法

魏振春^{1,2,3}, 傅 宇¹, 马仲军¹, 吕增威^{1,2,3}, 石 雷^{1,2,3}, 张本宏^{1,2,3}

(1. 合肥工业大学计算机与信息学院, 安徽合肥 230009; 2. 安全关键工业测控技术教育部工程研究中心, 安徽合肥 230009;
3. 工业安全与应急技术安徽省重点实验室, 安徽合肥 230009)

摘 要: 现阶段无线可充电传感器网络的研究中, 充电规划问题往往只考虑单一目标, 没有考虑能量空洞问题对无线充电设备(Wireless Charging Equipment, WCE)路径规划以及网络整体性能的影响. 基于充电时间窗和惩罚函数, 以最大化网络中 WCE 的能量利用率和最小化节点惩罚值为目标, 提出了带时间窗的多目标路径规划模型, 优化 WCE 对节点的充电时间并提高 WCE 的能量利用率. 为求解多目标优化问题, 在多目标连续烟花算法的基础上, 提出了一种多目标离散烟花算法, 通过烟花爆炸操作加快收敛速度并防止陷入局部最优. 仿真结果表明, 相较于传统算法, 本文提出的算法所求得的 Pareto 最优解的分布均匀性提升 22.5% 以上, 分布范围性能提升 14.5% 以上.

关键词: 无线可充电传感器网络; 时间窗; 移动充电规划; 多目标优化; 离散烟花算法

中图分类号: TP393

文献标识码: A

文章编号: 0372-2112(2022)08-1819-11

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.12263/DZXB.20211319

Multi-Objective Path Planning Algorithm for WRSN with Time Window

WEI Zhen-chun^{1,2,3}, FU Yu¹, MA Zhong-jun¹, LYU Zeng-wei^{1,2,3}, SHI Lei^{1,2,3}, ZHANG Ben-hong^{1,2,3}

(1. School of Computer and Information, Hefei University of Technology, Hefei, Anhui 230009, China;

2. Engineering Research Center of Safety Critical Industrial Measurement and Control Technology,
Ministry of Education, Hefei, Anhui 230009, China;

3. Anhui Province Key Laboratory of Industry Safety and Emergency Technology, Hefei, Anhui 230009, China)

Abstract: In the current research of wireless rechargeable sensor networks, the charging planning problem often considers a single goal only, without considering the impact of the energy hole problem on the path planning of the wireless charging equipment(WCE) and the performance of the entire network. Based on the charging time window and penalty function, to maximize the energy utilization of WCE in the network and minimize the node penalty value, a multi-objective path planning model with time window is proposed to optimize the charging time of WCE to nodes and improve the energy utilization of WCE. To solve the multi-objective optimization problem, based on the multi-objective continuous firework algorithm, a multi-objective discrete firework algorithm is proposed, which speeds up the convergence speed and avoids falling into the local optimum through the firework explosion operation. The simulation results show that compared with the traditional algorithm, the Pareto optimal solution obtained by the algorithm proposed in this paper has at least 22.5% improvement in the distribution uniformity and 14.5% improvement in the performance of distribution range.

Key words: wireless rechargeable sensor network; time window; mobile charging planning; multi-objective optimization; discrete firework algorithm

1 引言

无线传感器网络(Wireless Sensor Networks, WSNs)在军事、环境监测、医疗监管、智能家居等领域都有广

泛应用. 目前的无线传感器网络普遍采用多跳拓扑^[1], 该拓扑很容易导致网络中的传感器节点死亡, 从而造成能量空洞问题^[2].

收稿日期: 2021-09-26; 修回日期: 2021-12-29; 责任编辑: 崔兴华

基金项目: 国家自然科学基金(No.62002097); 安徽省科技重大专项(No.201903a05020049); 安徽省自然科学基金(No.2108085MF202)

为了解决能量空洞问题,前人做了大量的相关工作.主要研究方向包括:(1)环境能量收集;(2)传感器节点节能控制;(3)无线设备能源补充.环境能量收集这种方法极度依赖环境,稳定性要求较高,并且能量转换率不高.传感器节点节能控制主要是通过改造节点的硬件构造和优化能源分配^[3]来延长节点寿命,但这仍然是一种较为被动的方案,还是无法从根本上解决节点能量不足的问题.随着 Kurs 等人^[4]提出强耦合磁共振充电技术,越来越多的人开始研究无线可充电传感器网络(Wireless Rechargeable Sensor Networks, WRSNs).与传统能量收集方案相比,WRSNs 可以很好地保持节点活跃性,并且更加灵活地控制节点的能量补充过程,极大地提高网络寿命^[5].

目前针对 WRSN 的研究大都是采用周期性充电方案.周期性充电是让无线充电设备(Wireless Charging Equipment, WCE)在每个充电调度内按照固定的充电顺序、充电时间对节点进行充电.周期性充电方案效率较低,加重了 WCE 的工作负担.按需充电是依据节点的充电需求对节点进行充电,有利于提高充电效率,降低 WCE 的负担.但按需充电可能导致部分节点充电有较大的等待时延.另外,现有的 WRSN 充电规划方案往往只考虑单一的优化目标,没有考虑网络的整体性能.针对以上问题,本文基于时间窗模型,提出了一种多目标充电路径规划方案,主要贡献包括以下几方面:

(1)引入时间窗模型,通过惩罚函数尽可能保证在合适时间对节点进行充电,避免按需充电的方式使部分节点充电等待时间过长;

(2)设计最大化 WCE 能量利用率和最小化惩罚函数数值的多目标路径规划方案,提高网络的整体性能;

(3)基于多目标连续烟花算法,提出多目标离散烟花算法求解多目标路径规划问题.

2 相关工作

WRSN 出现以前,学者们对传感器节点能量补充的研究也做出了重大努力. Jiang 等人^[6]提出利用光伏电力系统对网络中的超低功率无线传感器节点进行充电,来确保网络的可持续运行. Kansal 等人^[7]则在前者的基础上增加了能源管理策略,进一步提高了网络的稳定性. Han 等人^[8]研究了随机环境下冗余部署的无线可充电传感器网络,提出了一种运行状态调度算法,但是这种算法极度依赖环境.随着传感器网络的发展,节点耗电量逐渐增加,传统的能量补充方式已经很难适用于不断发展的能量需求.

Lin 等人^[9]指出传感器节点接收能量还与节点和充电器的定向角度相关,并提出基于磁共振耦合的周期性充电规划,该充电规划可以无限延长传感器网络周

期寿命.文献[10]通过六边形网格划分区域,提出一种基于节点分层的均衡式路由策略,设计了一种移动无线射频小车充电时间分配的高效算法. Fu 等人^[11]则将充电区域进行圆形区域划分,引入元启发式算法规划充电路径,并通过动态调整充电功率,最小化充电总延迟,最后证明了该方案比传统充电方案具有更低的搜索复杂度.然而周期性充电方案并不适合划分区域的动态变化网络.还有一些周期性充电方案在充电的同时进行数据收集. Sha 等人^[12]在网络模型中考虑了移动充电车辆和移动数据收集车辆两种移动设备,设计了一种分布式的周期性充电方案,将最大化充电收益作为优化目标,并提出了 PDESM 算法求解问题. Wu 等人^[13]在设计移动设备给传感器网络无线充电的同时,考虑了多个传感器节点进行协作数据收集任务时的充电低效情况,提出了一种近似算法,以最大化整个网络的任务执行效用.随着人工智能算法的兴起,文献[14, 15]将强化学习算法引入无线周期性充电路径规划领域来解决路径优化问题.

按需充电不同于传统周期性充电规划,WCE 会根据网络中的节点能量情况以及数据收集需求进行动态调整规划线路,以最大化网络效用. Lin 等人^[16]设计了一种基于时间和距离优先级混合聚类充电算法(HCCA),通过构建基于最小连通支配集的骨干网络,利用 k -means 聚类算法将节点分簇,证明可以有效减少充电时延,提高网络性能. Lin 等人^[17]考虑充电请求过程中时间约束和空间约束的不平衡问题,设置双重警告阈值,通过调整不同节点的充电优先级且支持抢先调度的方法最小化平均等待时间. Dai 等人^[18]设计了联合充电和调度方案,以最大限度地提高随机事件的监控质量,并将充电规划问题描述为 CHASE-R 问题,利用近似算法得到了较好的效果.文献[19]提出了一种基于多节点充电模型的按需顺带充电方案,该方案在对请求节点充电时考虑对非请求节点顺带充电,最后仿真结果证明该按需充电的方案可以提高充电能效.但以上按需充电方案考虑的都是单目标优化,忽略了网络的整体性能.

3 系统模型

3.1 问题描述

WCE 在网络游走过程中一方面进行能量补充,另一方面负责通讯,因此需要综合考虑以下两点.

(1)WCE 在同一个充电回路内仅访问网络内任何一个传感器节点一次,而且 WCE 携带的行驶能量足以完成一个 Hamilton 回路的行驶. WCE 行驶完一个 Hamilton 回路后,返回服务站进行能量补充和数据上传.

(2)WCE 在对传感器节点进行能量补充时,并非当

节点能量低于节点充电容量最大值时就立刻对节点进行充电,而是依据充电能量上限和充电能量下限给出充电时间窗,只有在时间窗内充电时才不会产生惩罚值.

针对以上两点,本文研究传感器网络中采用无线能量补充的充电路径规划问题,确定 WCE 的充电路径以及在每个传感器节点处的充电时间,使得网络获得的整体性能最佳.

3.2 网络模型

如图 1 所示,无线可充电传感器网络随机部署在二维区域内,其中包含: n 个无线传感器节点、1 个固定 Sink 基站 B 、1 个固定的充电服务站 S 、1 个移动充电设备 WCE. WCE 在网络中移动,对传感器节点进行能量补充. 传感器节点的集合记为 $\Pi = \{s_1, s_2, \dots, s_i, \dots, s_n, i \in \mathbb{Z}\}$,其中 s_i 为第 i 个传感器节点,每个传感器节点既能进行数据收发,也能接收无线充电设备的能量补充,并且每个传感器节点的电池最大容量均为 E_{\max} . 假设网络初始时刻所有传感器节点的电量均为最大值,当传感器节点的电量低于 E_{\min} 时不能够正常工作. 本网络模型中,WCE 从服务站 S 出发,平均以速度 v 在网络中移动,途经部分传感器节点并对节点进行充电,充电的功率为 U ,最后回到服务站补充能量并等待下一个充电任务开始. 需要说明的是,WCE 携带的能量分为两部分,一部分为行驶能量,另一部分为用于为节点充电的能量,移动能量和充电能量的最大容量分别为 E_M 和 E_C .

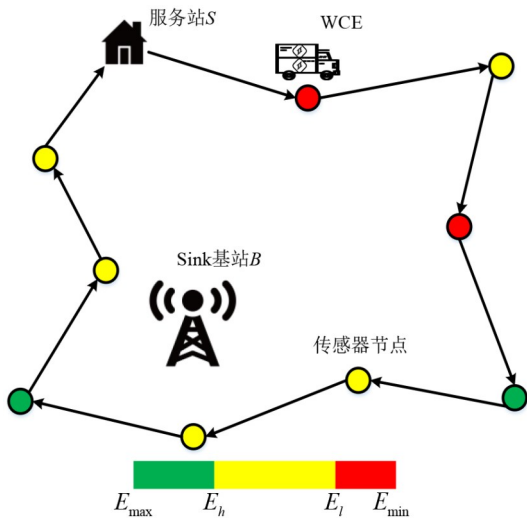


图1 网络模型示意图

本文所用到的相关符号见表1.

表1 本文的符号及含义

符号	定义	符号	定义
WCE	无线充电设备	E_l	节点充电能量下限
S	固定充电服务站	U	WCE的充电功率
E_{\max}	节点充电容量最大值	v	WCE的平均移动速度
E_{\min}	节点充电容量最小值	E_M	WCE携带的最大移动能量
E_h	节点充电能量上限	E_C	WCE携带的最大充电能量

4 充电模型与充电规划

4.1 WCE的能量模型及充电模型

系统充电流程时间组成如图2所示.

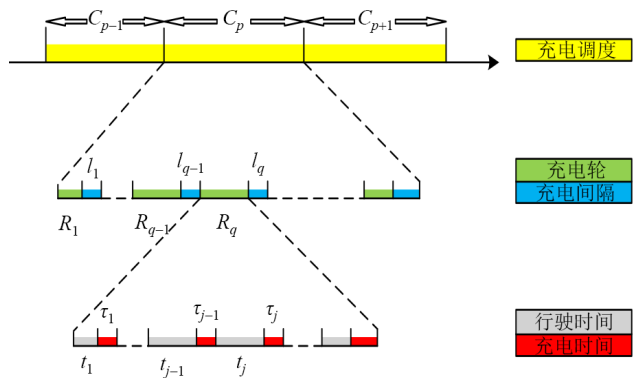


图2 系统充电流程时间组成示意图

定义1 充电轮. 若在一段时间内,WCE从服务站 S 出发经过部分传感器节点并为这些节点补充电量后回到服务站,且这段时间内任意时刻 WCE 所经过的传感器节点剩余能量均大于 E_{\min} ,称这段时间为一个充电轮,记为 $R_q (q \in \mathbb{Z})$.

定义2 充电间隔. WCE 完成一个充电轮之后,返回到服务站 S ,在服务站 S 停留的时间即为充电间隔,也就是驻站时间,记为 $l_q (q \in \mathbb{Z})$.

定义3 充电调度. 若在一段时间内,网络中所有的传感器节点均被充电至少一次,称这段时间为充电调度,记为 $C_p (p \in \mathbb{Z})$.

WCE 在一个充电轮内的行驶路径为 $Q = (\pi_0, \pi_1, \pi_2, \dots, \pi_j, \dots, \pi_m, \pi_0), j, m \in \mathbb{Z}, m \leq n$,其中 π_0 表示服务站, π_j 代表充电设备第 j 个访问的传感器节点. 定义 $D_{\pi_j, \pi_{j+1}}$ 为充电路径中相邻两个节点的距离, D_{π_0, π_1} 或 D_{π_m, π_0} 表示服务站和节点之间的距离,且 WCE 行驶时的功率为 P_M ,可以得到 WCE 在路径 Q 上消耗的行驶能量为

$$E_{\text{move}} = P_M \left(\sum_{j=0}^{m-1} \frac{D_{\pi_j, \pi_{j+1}}}{v} + \frac{D_{\pi_m, \pi_0}}{v} \right) \quad (1)$$

WCE 在一个充电轮内遍历部分所需充电的传感器

节点且每个节点仅遍历一次,此时 WCE 的行驶路径为一条以服务节点 S 为起点的 Hamilton 回路。

对于充电能量来说, WCE 以发射功率 U' 为传感器节点进行无线充电. 传感器节点 s_i 满足

$$U_i = U' \cdot \eta(d) = U' \cdot \frac{\alpha}{(d + \beta)^2} \quad (2)$$

其中, $\eta(d)$ 表示充电效率, U_i 表示第 i 个传感器节点的充电接收功率, α 和 β 为常数。

本文假设所有节点的充电接收功率相同,即 $U_i = U_j = U, i \neq j, i, j \in \mathbb{Z}$. 令 WCE 在传感器节点 π_j 处的充电时间为 τ_j , WCE 从服务站出发经过若干传感器节点后回到服务站所经过的路径为 $Q = (\pi_0, \pi_1, \pi_2, \dots, \pi_j, \dots, \pi_m, \pi_0)$, 该路径下节点充电的总时长为 τ_c , WCE 在该路径上消耗的充电能量可以计算为

$$E_{\text{char}} = U \cdot \tau_c = \sum_{j=1}^m U \tau_j \quad (3)$$

在一个充电调度中, WCE 的行驶总时间 τ_{isp} 为

$$\tau_{\text{isp}} = \sum_{u=1}^l \tau_{\text{isp}}^u = \sum_{u=1}^l \left(\sum_{j=0}^{m_u-1} \frac{D_{\pi_j, \pi_{j+1}}}{v} + \frac{D_{\pi_m, \pi_0}}{v} \right) \quad (4)$$

其中, τ_{isp}^u 表示一个充电调度中第 u ($u \in \mathbb{Z}$) 个充电轮的行驶时间, m_u ($m_u \in \mathbb{Z}$) 表示在第 u 个充电轮中遍历的传感器节点的数量, l ($l \in \mathbb{Z}$) 表示在一个充电调度中充电轮的数量。

对于充电状态, WCE 在第 u 个充电轮为节点 π_k^u 充电的时间记为 τ_k^u , 第 u 个充电轮充电时长记为 τ_c^u , 则 WCE 在一个充电调度中的充电总时长 τ_c 为

$$\tau_c = \sum_{u=1}^l \tau_c^u = \sum_{u=1}^l \sum_{k=1}^{m_u} \tau_k^u \quad (5)$$

对于驻站状态, 第 u 个充电轮后 WCE 在服务站 S 处的驻站时间记为 τ_{vac}^u , 则 WCE 总驻站时间为

$$\tau_{\text{vac}} = \sum_{u=1}^l \tau_{\text{vac}}^u \quad (6)$$

综上, 一个充电调度的总时间为

$$T = \tau_{\text{isp}} + \tau_{\text{vac}} + \tau_c \quad (7)$$

4.2 充电时间窗与惩罚函数

节点的充电时间窗为 WCE 给该节点充电的最佳时间段, 节点 s_i 的充电时间窗表示为 $[h_i, l_i]$. 节点的充电时间窗与节点的充电能量上限和充电能量下限有关, 设传感器节点 s_i 的充电能量上限和下限分别为 E_h^i, E_l^i , 且有 $E_{\min} < E_l^i < E_h^i < E_{\max}$, 那么传感器节点 s_i 的充电时间窗为 $\left[\frac{(E_{\max} - E_h^i)}{p_i}, \frac{(E_{\max} - E_l^i)}{p_i} \right]$.

节点的充电能量下限和充电能量上限则与节点的能耗功率相关, 如果节点的能耗功率较大, 则该节点的充电能量上限 E_h^i 需要愈发小于 E_{\max} , 下限 E_l^i 应该愈发

大于 E_{\min} . 因此将充电能量上下限定义为

$$E_h^i = (1 - \lambda_i) E_{\max}, \quad E_l^i = (1 + \lambda_i) E_{\min} \quad (8)$$

其中, 采用 S 型函数将 λ 的取值范围映射到 $(0, 1)$ 区间, $\lambda_i = \gamma / (1 + e^{-x_i})$, γ 是常量且由式 (9) 求得。

$$(1 - \gamma) E_{\max} = (1 + \gamma) E_{\min} \quad (9)$$

$\gamma = (E_{\max} - E_{\min}) / (E_{\max} + E_{\min})$, $x_i = (p_i - \bar{p}_i) / (p_i^{\max} - \bar{p}_i)$, p_i^{\max} 表示网络中所有传感器节点能耗功率的最大值, \bar{p}_i 表示网络中所有传感器节点能耗功率的平均值。

图 3 展示了违反充电时间窗的惩罚函数示意图, WCE 除了在时间窗 $[h_i, l_i]$ 内到达节点无惩罚, 在 $[h_i', h_i]$ 时间段和 $[l_i, l_i']$ 时间段都会受到惩罚, 惩罚函数表示为

$$u(t) = \begin{cases} \infty & , t_i < h_i' \\ u_1(t_i) & , h_i' < t_i < h_i \\ 0 & , h_i < t_i < l_i \\ u_2(t_i) & , l_i < t_i < l_i' \\ \infty & , t_i > l_i' \end{cases} \quad (10)$$

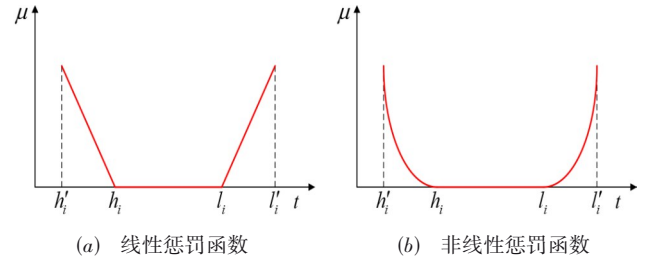


图 3 违反充电时间窗的惩罚函数

在某一充电调度内, 采用带时间窗充电方式的行驶总时间、充电总时间分别记为 $\tau_{\text{isp}}^{\text{win}}$ 和 τ_c^{win} , 相应地不带时间窗充电方式的行驶总时间、充电总时间分别记为 $\tau_{\text{isp}}^{\text{tra}}$ 和 τ_c^{tra} . 假设两种方式的充电轮数、各个充电轮中的充电路径相同, 则 $\tau_{\text{isp}}^{\text{win}} = \tau_{\text{isp}}^{\text{tra}}$. 带时间窗的充电方式下当 WCE 到达传感器节点 s_i 时, 该节点的当前剩余能量 E_i^{win} 一般满足 $E_l^i \leq E_i^{\text{win}} \leq E_h^i$, 不带时间窗充电方式下节点剩余能量 E_i^{tra} 满足 $E_h^i \leq E_i^{\text{tra}} \leq E_{\max}$, 因此有 $\tau_i^{\text{win}} \geq \tau_i^{\text{tra}}$. 当网络中大部分节点满足上述假设条件时, 可以得到一个充电调度下两种方式的充电总时长满足 $\tau_c^{\text{win}} \geq \tau_c^{\text{tra}}$. 定义单位行驶能量的充电能量利用率 $\zeta = E_{\text{char}} / (E_{\text{move}} + E_{\text{char}})$, 由于 $E_{\text{char}}^{\text{win}} > E_{\text{char}}^{\text{tra}}$, 可得 $\zeta_{\text{win}} > \zeta_{\text{tra}}$. 此时带时间窗充电方式下的充电能量利用率更高。

不带时间窗充电方式下 WCE 到达传感器节点时, 大部分节点的剩余能量可能满足 $E_{\min} \leq E_i^{\text{tra}} \leq E_h^i$, 那么有 $\tau_c^{\text{win}} \leq \tau_c^{\text{tra}}$, 此时不带时间窗充电方式下的充电能量利用率更高. 然而, 当网络中大部分节点的剩余能量满足 $E_{\min} \leq E_i^{\text{tra}} \leq E_h^i$ 时, 更多的节点会存在因电量较低而死亡

的风险. 综合考虑,带时间窗充电方式能够保证网络稳定且有较高的充电能量利用率,不带时间窗的充电方式存在充电能量利用率较低的情况且网络不够稳定.

4.3 WCE 的充电规划

WCE 的充电规划包括 WCE 在携带能量约束下的路径规划和充电时间规划,主要解决 3 个问题:携带能量是否充足,按照什么路径来遍历传感器节点,以及在每个传感器节点处停留多长时间来为节点补充能量.

如图 4 所示, WCE 从服务站 S 出发经过路径 $Q = (\pi_0, \pi_1, \pi_2, \dots, \pi_j, \dots, \pi_0)$ 到达节点 $\pi_j (\pi_j \in \Pi)$ 的时间为 t_j , 在该节点处停留充电的时间为 τ_j .

假设 WCE 以最短回路遍历所有的传感器节点所需的最小行驶时间为 τ_{tsp}^{\min} , 所需的最小行驶能量 E'_M 为

$$E'_M = P_M \cdot \tau_{\text{tsp}}^{\min} \quad (11)$$

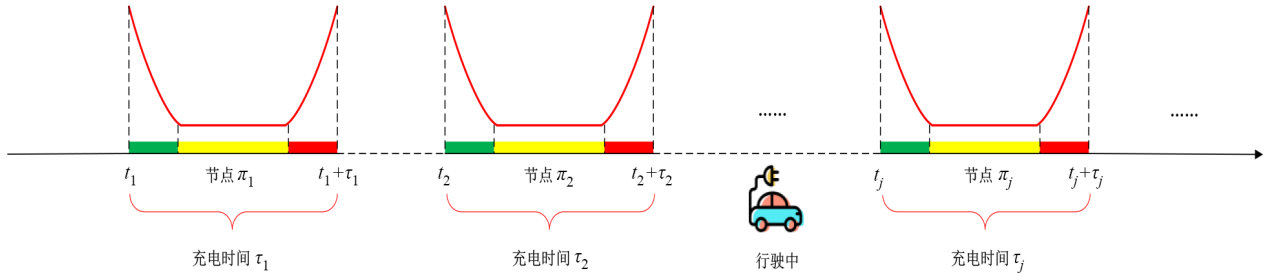


图 4 WCE 带时间窗的充电规划示意图

(2) 当 $E_M < E'_M, E_C > E'_C$ 时, WCE 携带的行驶能量不足, 充电能量充足, 如图 5(b) 所示. 此时 WCE 无法一次访问所有的传感器节点, 需要多次往返充电服务站补充行驶能量, 一次充电调度包含多个充电轮. WCE 携带的充电能量充足, 可以将节点从当前能量补充至 E_{max} .

(3) 当 $E_M > E'_M, E_C < E'_C$ 时, WCE 携带的行驶能量充足, 充电能量不足, 如图 5(c) 所示. 此时 WCE 有足够的行驶能量通过 Hamilton 回路遍历所有传感器节点, 充电能量不足则不能简单地采用将节点从当前能量补充至 E_{max} . 这种情况下需要将有限的充电能量均衡地分配给各节点.

(4) 当 $E_M < E'_M, E_C < E'_C$ 时, WCE 携带的行驶能量和充电能量均不足, 如图 5(d). 这种情况最为复杂, WCE 既没有充足的能量通过一次 Hamilton 回路遍历所有传感器节点, 又不能到达传感器节点的时候直接将所有节点的能量补充至 E_{max} , 充电能量需要均衡分配给各节点.

对于 4 种情况下充电时间的计算可以分为两种: 充电能量充足时直接补充节点能量至 E_{max} 和充电能量不足时的均衡分配. 假设在 t_i 时刻 WCE 到达节点 s_i 时节点的剩余能量为 $E_i(t_i)$, 补充至 E_{max} 所需的时间 τ_i 满足

由式 (12) 可以得出节点从 E_{min} 充满至 E_{max} 所需充电时间 τ_i^{max} , 由式 (13) 可以得出 WCE 需要携带的充电能量 E'_C .

$$\tau_i^{\text{max}} = \max \frac{E_{\text{max}} - E_{\text{min}}}{U - p_i} \quad (12)$$

$$E'_C = \sum_{i=1}^n U \tau_i^{\text{max}} \quad (13)$$

已知 WCE 携带的行驶能量和充电能量分别为 E_M 和 E_C , 根据判定方法, 可以得到 4 种情况下的充电规划示意图, 如图 5 所示.

(1) 当 $E_M > E'_M, E_C > E'_C$ 时, WCE 携带的行驶能量和充电能量均充足, 如图 5(a) 所示. 此时 WCE 可以从服务站出发经过 Hamilton 回路遍历所有传感器节点并返回服务站, 而所携带的充电能量可以将每个节点从当前能量补充至 E_{max} .

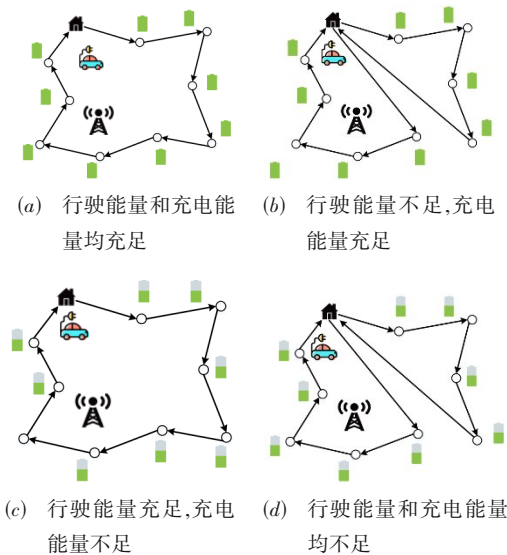


图 5 4 种情况下的充电规划

$$\tau_i = \frac{E_{\text{max}} - E_i(t_i)}{U - p_i} \quad (14)$$

当 WCE 携带的充电能量不足时, 依据传感器节点 i 的能耗功率大小调整传感器节点充电能量上限 $E_{\text{max}}^i = E_i + p_i (E_{\text{max}} / p_{\text{max}})$, 并满足

$$\sum_{i=1}^n E_{\max}^i \leq E_C \quad (15)$$

4.4 优化目标

本文要解决的问题是在给定的无线传感器网络的规模、节点位置、节点能耗功率、服务站位置、WCE携带行驶能量和充电能量的上限、节点的充电时间窗等前提下,求得WCE的充电规划方案.该规划方案既要得到WCE的行驶路径,又要得到在每个节点处的充电时间,使得网络获得的整体性能最佳.

WCE离开服务站时携带一定的行驶能量和充电能量,当WCE经过若干传感器节点并为这些节点充电后返回服务站时,会剩余部分能量.本文通过一个充电调度内WCE的能量利用率 ϕ 来衡量WCE的充电效能, ϕ 计算为

$$\phi = \frac{P \sum_{u=1}^L \tau_{\text{isp}}^u + U \sum_{u=1}^L \tau_c^u}{L(E_M + E_C)} \quad (16)$$

其中, L 为在一个充电调度中包含的充电轮的数量.

按照模糊时间窗的定义,一个充电调度内WCE违反充电时间窗的惩罚总和 Ω 满足

$$\Omega = \sum_{i=1}^n \mu^i(t_i) = \sum_{i=1, h_i^l \leq t_i < h_i} \mu_1^i(t_i) + \sum_{i=1, l_i < t_i \leq l_i'} \mu_2^i(t_i) \quad (17)$$

本文的优化目标为最大化WCE的能量利用率 ϕ ,最小化WCE的惩罚总和 Ω ,可以表示为

$$\text{Obj arg max}_{\phi, \tau_i} F = \left\{ \phi, \frac{1}{\Omega} \right\}$$

s.t. Eqs.(8)~(15)

该优化问题的优化变量为WCE的充电规划路径以及WCE在传感器节点 s_i 时的充能时间 $\tau_i (i \in \mathbb{Z}, i \leq n)$,已知传感器节点的数量 n 及功率 p_i ,WCE的充电功率 U 及平均行驶速度 v ,携带的行驶能量 E_M 及行驶功率 P_M ,传感器节点充电能量最大值 E_{\max} 和充电能量最小值 E_{\min} ,以及每个传感器节点的充电时间窗上下限.

5 算法设计

本文所求解的问题是一个多目标优化问题,也是一个NP-hard问题.为此基于多目标连续烟花算法提出一种多目标离散烟花算法(Multi-Objective Discrete Fireworks Algorithm, MODFA).

5.1 烟花算法

烟花算法是一种受烟花爆炸产生火花,并继续分裂爆炸这一过程启发而得出的算法.在该算法中烟花代表最优问题解空间中的一个可行解,烟花爆炸产生一定数量火花的过程就是从一个可行解探索更多可行解的过程.烟花算法一般包括以下步骤:

(1)随机产生一定数量的烟花,每个烟花代表一个

可行解;

(2)依据优化目标函数计算每个烟花的适应度值,适应度值反映烟花的好坏,从而在不同范围内产生不同数量的火花;

(3)判断是否满足终止条件,如果满足则结束,否则在产生的火花中选择部分作为下一代的烟花继续迭代.

本文所求的解是一个充电路径,所有满足约束条件的充电路径都是一个可行解,由此构成的解空间比较大.在较大的解空间中探索出最优解存在着收敛速度慢和局部收敛的问题,而烟花算法在每一轮迭代中通过烟花的爆炸操作能够搜索比其他算法更多的可行解,进而加快收敛速度.另外烟花算法可以通过较小适应度值的烟花进行全局搜索,从而在一定程度上避免了局部收敛的问题.因此本文基于烟花算法的这两个优势提出了多目标离散烟花算法求解本文的问题.

5.2 烟花个体的适应度计算

首先,种群中受 x_i 支配的烟花数目定义为 $S(x_i)$,表示为

$$S(x_i) = \left| \left\{ x_j \in P \mid x_i \succ x_j \right\} \right| \quad (18)$$

其中, \succ 表示Pareto支配关系, P 表示烟花种群.在烟花个体适应度函数的设计上,本文采用SPEA-II里的适应度计算方法.每个烟花个体的适应度函数 $F(x_i)$ 计算为

$$F(x_i) = R(x_i) + D(x_i) \quad (19)$$

其中, $R(x_i)$ 表示原始适应度函数,计算为

$$R(x_i) = \sum_{(x_j \in P) \wedge (x_j \succ x_i)} S(x_j) \quad (20)$$

原始适应度函数的非支配排序无法区分两个相同原始适应度值烟花个体的优劣.因此,在采用非支配排序的基础上,需要引用密度函数 $D(x_i)$ 以区分具有相同原始适应度值的烟花个体,密度函数计算为

$$D(x_i) = \frac{1}{\sigma_k(x_j) + 2} \quad (21)$$

其中, $\sigma_k(x_j)$ 表示烟花个体与第 k 个邻近个体的距离, $k = \text{Int}(\sqrt{N})$ ($\text{Int}(\cdot)$ 表示取整函数), N 为烟花种群规模大小.

5.3 烟花爆炸数目的计算

为了防止算法陷入局部最优解,本算法通过爆炸操作对算子进行变异操作,爆炸数目由个体的适应度确定,其计算为

$$s_i = s_m \cdot \frac{F_{\max} - F(x_i) + \varepsilon}{\sum_{i=1}^p (F_{\max} - F(x_i)) + \varepsilon} \quad (22)$$

其中, s_m 表示总爆炸数目, F_{\max} 为种群中适应度的最大值, 为了防止分母为零的情况, 分别在分子以及分母上增加了 ε .

为防止在爆炸过程中, 某些烟花个体的爆炸数目过大或者过小, 需要对每个烟花个体的爆炸数目进行上限和下限的约束, 具体约束为

$$s_i = \begin{cases} s_{\min}, & s_i < s_{\min} \\ s_{\max}, & s_i > s_{\max} \\ s_i, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (23)$$

充电规划算法的主要步骤如算法 1 所示.

算法 1 基于多目标离散烟花的充电路径规划算法(MODFA)

输入: 烟花种群包含的烟花数 N , 裁剪阈值大小 NA , 最小爆炸数目 s_{\min} , 最大爆炸数目 s_{\max} , 最大迭代次数 T_{\max} .

输出: Pareto 解集合及其解值.

初始化具有 N 个烟花的烟花种群;

1. **while** $t < T_{\max}$ **do**
2. 依据式(18)~(21)得到每个烟花的适应度值;
3. 遍历每个烟花得到最大的适应度值 F_{\max} , 将 F_{\max} 带入式(22)得到每个烟花的爆炸数;
4. 随机采用 2-opt 局部搜索或 3-opt 全局搜索操作得到相应数量的火花;
5. 对每个烟花进行 2h-opt 变异操作;
6. 统计所有烟花、火花以及变异烟花中的 Pareto 解, 其总数记为 $|PN|$;
7. **if** $|PN| > NA$
8. 基于自适应网络的 Archive 集裁剪方法进行解集的裁剪;
9. **else if** $|PN| < NA$
10. 将 Pareto 解放入 Archive 集中, 并选择 $(NA - |PN|)$ 个最优的 Pareto 解放入 Archive 集中;
11. **end if**
12. 从 Archive 集中随机选择 N 个烟花, 作为下一次迭代的烟花种群;
13. $t = t + 1$
14. **end while**

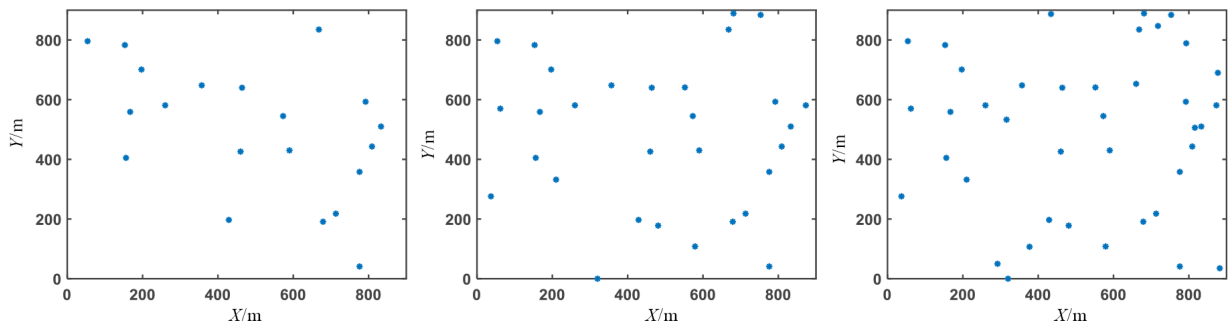
6 仿真实验

随机在 $1000\text{ m} \times 1000\text{ m}$ 的监测区域部署不同类型网络实例(Net- $i, i=1, 2, \dots, 12$), 以此来验证算法的性能, 其中 Net-1 至 Net-4 的传感器节点数为 20, Net-5 至 Net-8 的节点数为 30, Net-9 至 Net-12 节点数为 40. 服务站均位于坐标 $(0, 0)$ 处, 不同规模网络的节点分布如图 6 所示. 仿真实验采用的软件工具是 MATLAB R2017a. 仿真设定节点充电容量最大值为 $E_{\max} = 10.8\text{ KJ}$, 节点充电容量最小值为 $E_{\min} = 540\text{ J}$, WCE 的行驶速度 v 和充电功率 U 分别为 5 m/s 和 10 W . 传感器节点的初始能量为 $5\sim 10.8$ 之间的随机值, 单位为 KJ . 传感器节点的能耗功率为 $0.01\sim 0.2$ 之间的随机值, 单位为 W .

将本文提出的算法 MODFA 分别与 MOEA/D, NSGA-2 以及 SPEA-2 这 3 个解决多目标优化问题最优的算法进行对比. 其中 MOEA/D 将多目标优化问题转化为一系列单目标优化问题, 再利用进化算法对这些子问题同时进行优化. NSGA-2 是多目标遗传算法之一, 它能以较低的时间复杂度处理复杂的多目标优化问题, 克服 NSGA 的不足. SPEA-2 是 SPEA 的增强版, 相对于 SPEA, 它能进行更加精准的搜索. 图 7 至图 10 展示了不同网络实例下 4 种算法的 Pareto 前沿图.

12 种网络实例中, 本文 MODFA 算法的 Pareto 前沿均优于其他基准算法. MODFA 算法在爆炸操作上采用 2-opt 和 3-opt 的局部优化策略, 这种策略可以优化算法的搜索能力, 有利于提高算法的性能.

同时在 3 种不同规模的网络实例情况下, 针对 MODFA 算法、MOEA/D 算法、NSGA-2 算法和 SPEA-2 算法分别做了 50 组性能指标对比实验. 如表 2 所示, 指标 PN 表示 Pareto 最优解的个数; 指标 SP 代表 Pareto 最优解在解空间中的分布范围, 其值越小表示 Pareto 最优解的分布越均匀; 指标 M_3^* 表示 Pareto 最优解在其前沿的分布范围, 其值越大表示算法效果越好. 指标 SP 计算为



(a) 节点规模为 20 的节点分布图

(b) 节点规模为 30 的节点分布图

(c) 节点规模为 40 的节点分布图

图 6 3 种规模网络的节点分布

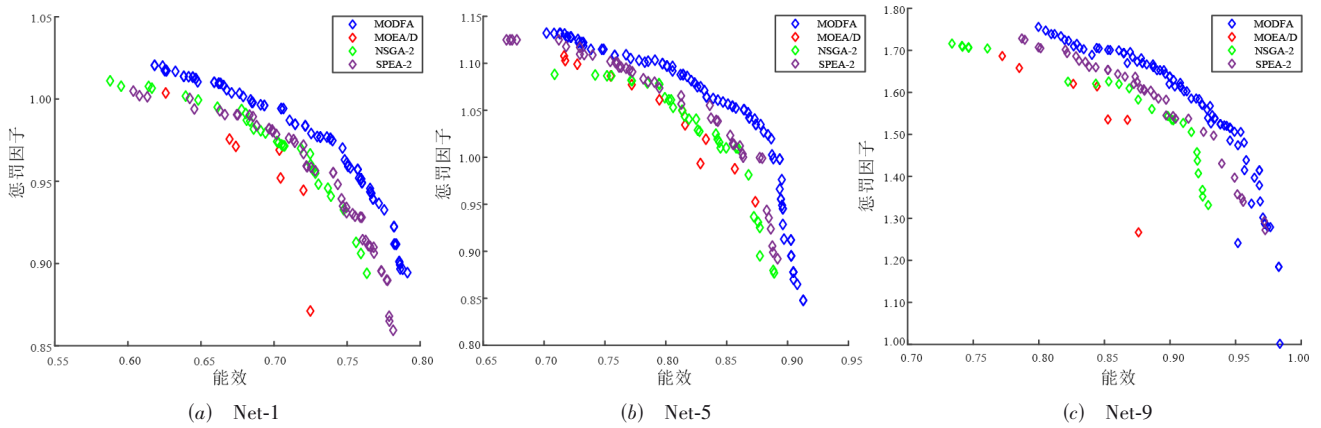


图7 行驶能量与充电能量均充足情况下的 Pareto 前沿图

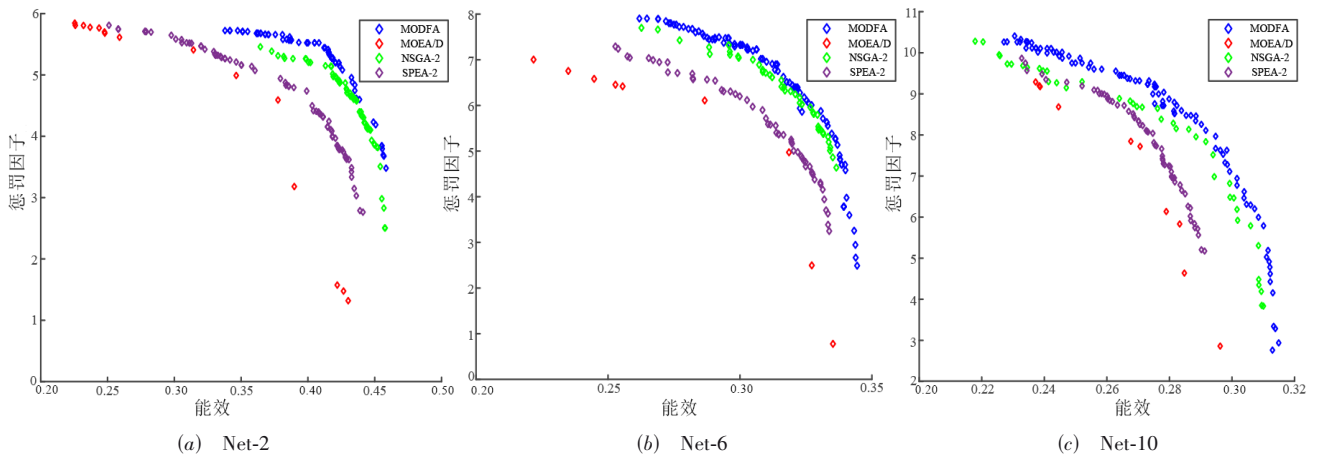


图8 充电能量不足,行驶能量充足情况下的 Pareto 前沿图

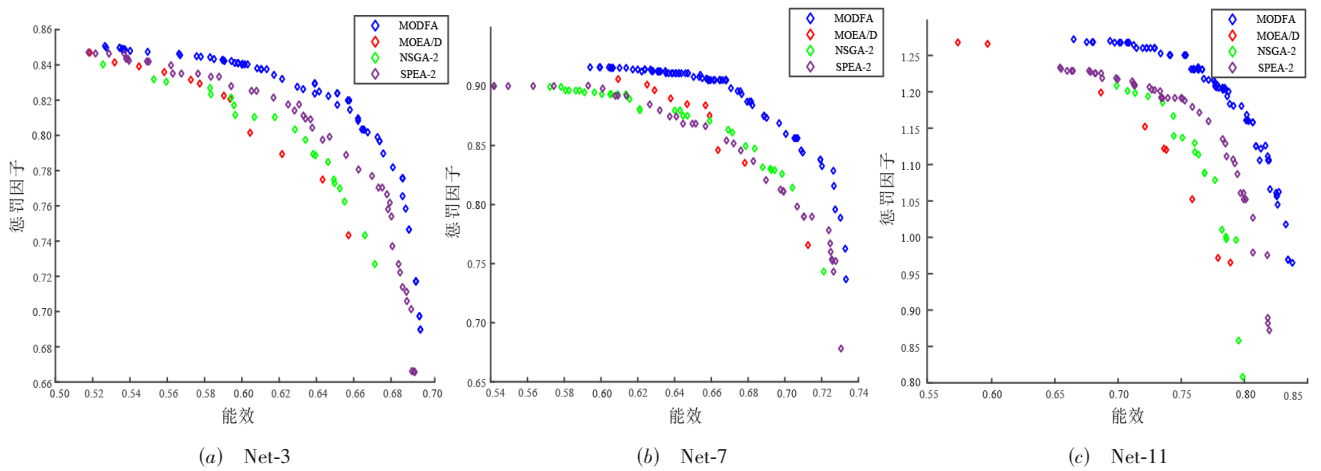


图9 行驶能量不足,充电能量充足情况下的 Pareto 前沿图

$$SP = \sqrt{\frac{1}{(PN-1)} \cdot \sum_{i=1}^{PN} (\bar{d} - d_i)^2} \quad (24)$$

其中 $d_i = \min_j (|f_1(x^i) - f_1(x^j)| + |f_2(x^i) - f_2(x^j)|)$, 且 $i, j = 1, 2, \dots, PN$, \bar{d} 为所有 d_i 的平均值, f_1 和 f_2 代表两个目

标函数, 在本文中分别代表 WCE 能量利用率 ϕ 和惩罚总和 Ω . M_3^* 计算方式为

$$M_3^* = \sqrt{\sum_{i=1}^n \max \left\{ \|F_i - F_j\|, F_i, F_j \in PS \right\}} \quad (25)$$

其中, PS 多目标离散烟花算法所求得 Pareto 最优解集.

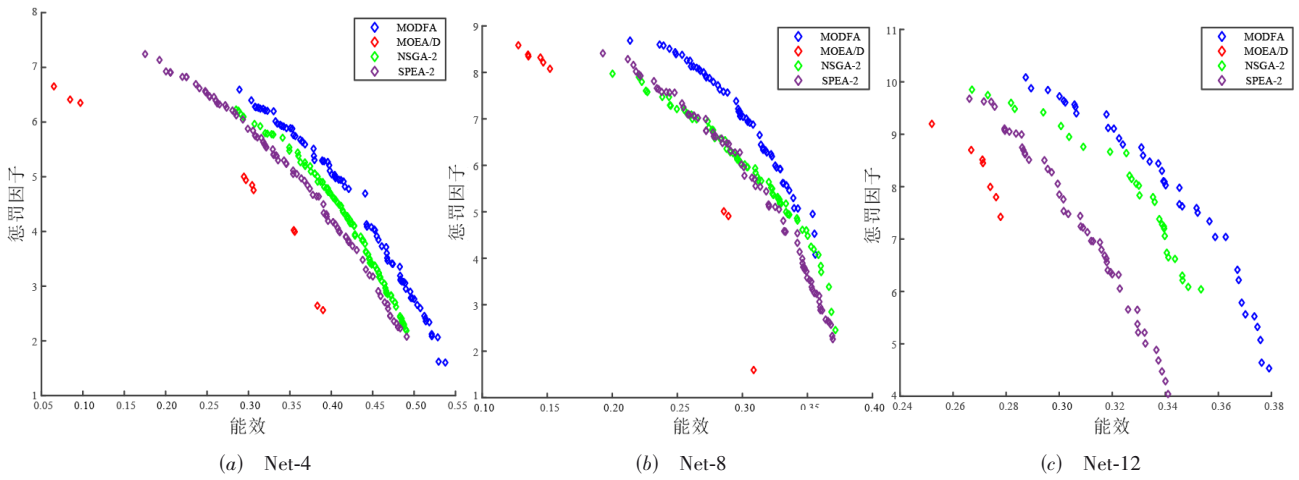


图10 行驶能量与充电能量均不足情况下的Pareto前沿图

分析 50 组对比实验的结果,MODFA 算法得到的 Pareto 最优解明显优于其他 3 种算法. 图 11 通过箱型图展示了 4 种算法在 50 组实验中的性能指标,本文的

MODFA 算法性能指标的离群点统计以及数据的离散程度均优于其他 3 种算法.

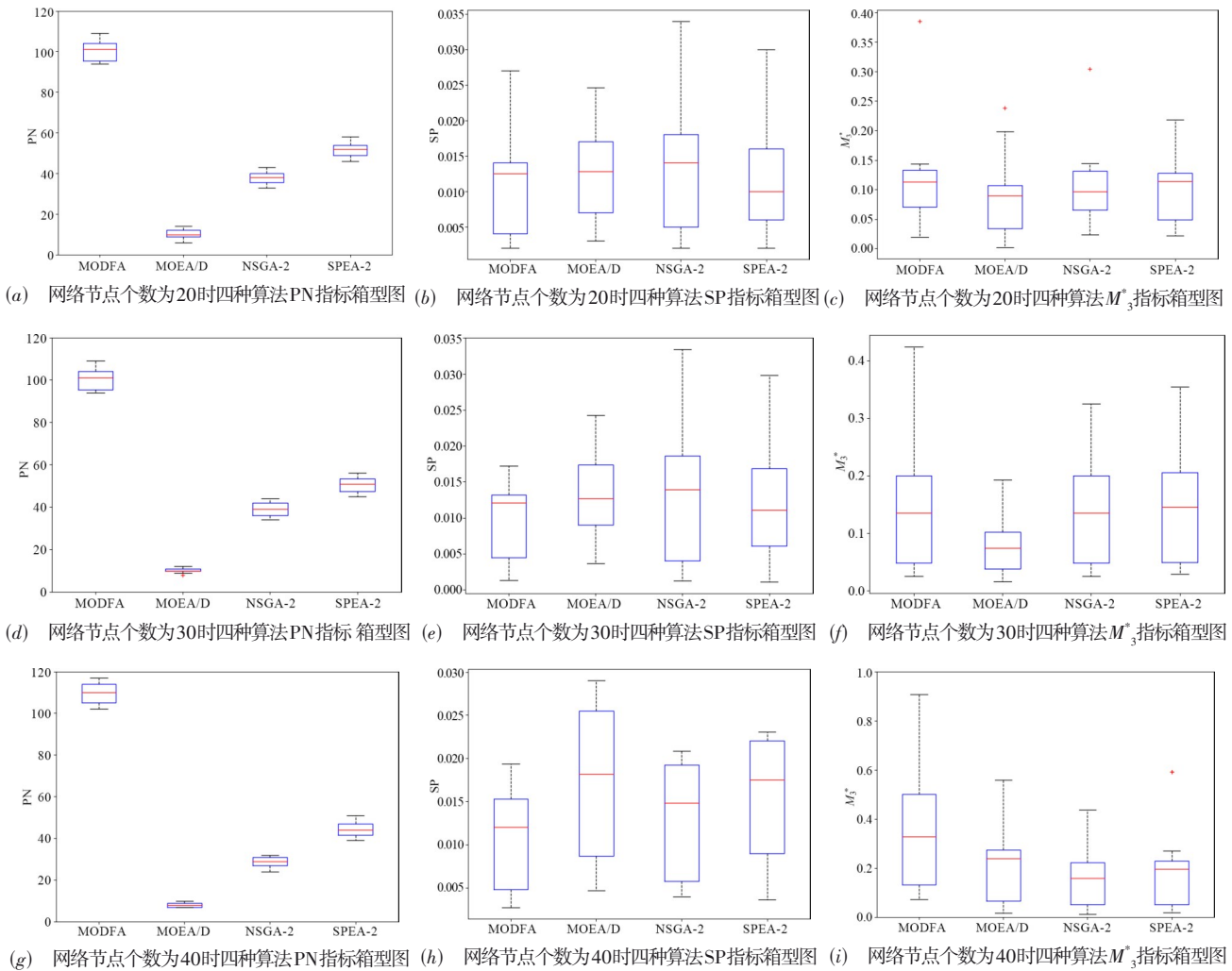


图11 四种算法性能指标箱型图

表 2 四种算法各性能指标的比较结果

节点数	算法	PN			SP			M_3^*		
		最差值	最好值	平均值	最差值	最好值	平均值	最差值	最好值	平均值
20	MODFA	103	122	114	0.026 7	0.001 4	0.008 6	0.191 0	0.385 3	0.113 8
	MOEA/D	7	14	10.2	0.016 3	0.004 3	0.011 1	0.002 0	0.238 2	0.087 9
	NSGA-2	31	41	36.9	0.052 2	0.001 9	0.012 6	0.023 8	0.304 0	0.104 2
	SPEA-2	50	67	59.3	0.048 0	0.001 4	0.012 7	0.021 9	0.248 1	0.099 1
30	MODFA	94	109	100.7	0.026 8	0.001 3	0.010 9	0.024 5	0.424 8	0.158 2
	MOEA/D	8	12	10.4	0.024 3	0.003 7	0.012 8	0.015 4	0.192 1	0.074 8
	NSGA-2	34	44	39.1	0.033 4	0.001 3	0.012 7	0.025 3	0.333 3	0.120 9
	SPEA-2	45	56	50.8	0.029 8	0.001 1	0.012 1	0.030 9	0.348 0	0.138 1
40	MODFA	102	107	109.5	0.050 0	0.002 5	0.013 4	0.072 5	0.905 7	0.373 9
	MOEA/D	7	10	8.3	0.052 5	0.002 0	0.019 6	0.016 7	0.558 1	0.221 7
	NSGA-2	24	32	28.9	0.035 3	0.001 3	0.014 5	0.013 1	0.436 8	0.170 2
	SPEA-2	39	51	44	0.038 0	0.001 4	0.016 0	0.017 7	0.591 1	0.208 6

7 总结

本文针对无线可充电传感器网络中WCE行驶和充电能量均充足、仅行驶能量不足、仅充电能量不足以及行驶和充电能量均不足4种情况,在传统的充电模型中引入时间窗模型,将单目标问题转化为多目标问题,提出MODFA算法对问题进行求解,求得了该多目标问题的Pareto最优解.此外对MODFA算法、MOEA/D算法、NSGA-2算法和SPEA-2算法进行对比实验,实验结果表明,MODFA算法所求得的Pareto最优解在分布均匀性和分布范围等性能上均有较大提升,提高了网络的整体性能.

参考文献

- [1] QIU T, QIAO R X, HAN M, et al. A lifetime-enhanced data collecting scheme for the internet of things[J]. IEEE Communications Magazine, 2017, 55(11): 132-137.
- [2] XU W Z, LIANG W F, JIA X H, et al. Minimizing the maximum charging delay of multiple mobile chargers under the multi-node energy charging scheme[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2021, 20(5): 1846-1861.
- [3] LIU T, WU B J, ZHANG S H, et al. An effective multi-node charging scheme for wireless rechargeable sensor networks[C]//IEEE INFOCOM 2020-IEEE Conference on Computer Communications. Toronto: IEEE, 2020: 2026-2035.
- [4] KURS A, KARALIS A, MOFFATT R, et al. Wireless power transfer via strongly coupled magnetic resonances[J]. Science, 2007, 317(5834): 83-86.
- [5] JIA R H, LU J F, WU J H, et al. Geometric analysis of energy saving for directional charging in WRSNs[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2021, 8(6): 4697-4710.
- [6] JIANG X, POLASTRE J, CULLER D. Perpetual environmentally powered sensor networks[C]//IPSN 2005. Fourth International Symposium on Information Processing in Sensor Networks. Los Angeles: IEEE, 2005: 463-468.
- [7] KANSAL A, HSU J, ZAHEDI S, et al. Power management in energy harvesting sensor networks[J]. ACM Transactions on Embedded Computing Systems, 2007, 6(4): 32-es.
- [8] HAN G J, YANG X, LIU L, et al. A joint energy replenishment and data collection algorithm in wireless rechargeable sensor networks[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2018, 5(4): 2596-2604.
- [9] LIN C, ZHOU Y H, MA F L, et al. Minimizing charging delay for directional charging in wireless rechargeable sensor networks[C]//IEEE INFOCOM 2019-IEEE Conference on Computer Communications. Paris: IEEE, 2019: 1819-1827.
- [10] 田贤忠, 祝驿楠, 何佳存, 等. 一种射频能量捕获网络移动能量源均衡化充电策略[J]. 电子学报, 2018, 46(12): 2985-2992.
TIAN X Z, ZHU Y N, HE J C, et al. A balanced charging scheme for mobile energy transmitter in RF energy harvesting network[J]. Acta Electronica Sinica, 2018, 46(12): 2985-2992. (in Chinese)
- [11] 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.
- [12] SHA C, SONG D, MEALEKIAN R. A periodic and distributed energy supplement method based on maximum recharging benefit in sensor networks[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2021, 8(4): 2649-2669.

- [13] WU T, YANG P, DAI H, 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.
- [14] YANG M Y, LIU N B, ZUO L, et al. Dynamic charging scheme problem with actor-critic reinforcement learning [J]. IEEE Internet of Things Journal, 2021, 8(1): 370-380.
- [15] ASLAM N, XIA K W, HADI M U. Optimal wireless charging inclusive of intellectual routing based on SARSA learning in renewable wireless sensor networks[J]. IEEE Sensors Journal, 2019, 19(18): 8340-8351.
- [16] LIN C, ZHOU Y H, SONG H B, et al. OPPC: An optimal path planning charging scheme based on schedule ability evaluation for WRSNs[J]. ACM Transactions on Embedded Computing Systems, 2017, 17(1).
- [17] LIN C, WANG Z, DENG J, et al. mTS: Temporal-and spatial-collaborative charging for wireless rechargeable sensor networks with multiple vehicles[C]//IEEE INFOCOM 2018-IEEE Conference on Computer Communications. Honolulu: IEEE, 2018: 99-107.
- [18] DAI H P, MA Q, 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.
- [19] 水九生, 徐向华. 一种基于多节点充电模型的按需顺带充电方案[J]. 电子学报, 2021, 49(2): 346-353.
SHUI J S, XU X H. An on-demand passer-by charging scheme based on multi-node charging model[J]. Acta Electronica Sinica, 2021, 49(2): 346-353. (in Chinese)



马仲军 男, 1997年生, 安徽合肥人. 合肥工业大学硕士研究生. 主要研究方向为物联网、边缘计算.

E-mail: 1242089794@qq.com



吕增威(通讯作者) 男, 1989年生, 山东烟台人. 合肥工业大学讲师. 主要研究方向为物联网、智能计算、机器学习.

E-mail: lzw@hfut.edu.cn



石雷 男, 1980年生, 安徽合肥人. 合肥工业大学副教授、研究生导师. 主要研究方向为边缘智能、物联网、无线网络.

E-mail: thunder10@163.com



张本宏 男, 1972年生, 安徽无为. 合肥工业大学副教授、研究生导师. 主要研究方向为车联网、边缘计算.

E-mail: zhangbh@hfut.edu.cn

作者简介



魏振春 男, 1978年生, 宁夏青铜峡人. 合肥工业大学副教授、研究生导师. 主要研究方向为物联网、边缘计算、分布智能.

E-mail: weicz@hfut.edu.cn



傅宇 男, 1997年生, 安徽安庆人. 合肥工业大学硕士研究生. 主要研究方向为物联网、边缘计算.

E-mail: 1036824760@qq.com