

## 联合充电和数据收集的 WCE 多目标路径规划算法

魏振春<sup>1,2,3</sup>, 孙仁浩<sup>1</sup>, 吕增威<sup>1</sup>, 韩江洪<sup>1,2,3</sup>, 石雷<sup>1,2,3</sup>, 徐俊逸<sup>1</sup>

(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:** 在无线可充电传感器网络中的可移动的无线充电设备 (WCE, wireless charging equipment) 自身携带的能量有限的情况下, 设计了 WCE 的充电策略和数据收集策略, 并在此基础上以最大化 WCE 总能量的利用率和最小化网络中节点数据传输的平均时延为目标建立了联合充电和数据收集的 WCE 多目标路径规划模型, 提出了一种基于精英策略的多目标蚁群优化算法, 改进了蚂蚁状态转移策略和信息素更新策略, 求得了该多目标问题的 Pareto 最优解集。以 20 个传感器节点为例, 通过仿真实验分析了蚁群系统参数对 ES-MOAC 算法的影响, 50 组对比实验表明 ES-MOAC 算法在求解该问题上得到的能量利用率的平均值比 NSGA-II 算法增加了 4.53%, 网络中所有节点数据传输的平均时延的平均值比 NSGA-II 算法缩短了 5.12%。

**关键词:** 无线可充电传感器网络; 联合充电和数据收集; 路径规划; 多目标蚁群优化算法

**中图分类号:** TP393

**文献标识码:** A

**doi:** 10.11959/j.issn.1000-436x.2018216

## Path planning algorithm for WCE with joint energy replenishment and data collection based on multi-objective optimization

WEI Zhenchun<sup>1,2,3</sup>, SUN Renhao<sup>1</sup>, LYU Zengwei<sup>1</sup>, HAN Jianghong<sup>1,2,3</sup>, SHI Lei<sup>1,2,3</sup>, XU Junyi<sup>1</sup>

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

2. Engineering Research Center of Safety-Critical Industry Measure and Control Technology of Ministry of Education, Hefei 230009, China

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

**Abstract:** Considering limited energy of the wireless charging equipment (WCE) in wireless rechargeable sensor network, an energy replenishment strategy and a data collection strategy are designed. On the basis of these, a path planning model for WCE with functions of joint energy replenishment and data collection based on multi-objective optimization is constructed with two optimization objectives, maximizing the total energy utility of WCE and minimizing the average delay of data transmission of all the sensor nodes in the network. To deal with it, a multi-objective ant colony optimization algorithm based on elitist strategy was proposed, where the state transition strategy and the pheromone updating strategy were improved. Then, the Pareto set was obtained in terms of this multi-objective optimization problem. The parameter setting of ant colony algorithm's effects on the proposed algorithm were analyzed under 20 sensor nodes. 50 groups of contrastive experiments show that the average number of energy utilization obtained by ES-MOAC algorithm is 4.53% higher than that of NSGA-II algorithm. The average number of average delay of all node data transmission obtained by ES-MOAC algorithm is 5.12% lower than that of NSGA-II algorithm.

**Key words:** wireless rechargeable sensor network, joint energy replenishment and data collection, path planning, multi-objective ant colony optimization algorithm

收稿日期: 2017-11-06; 修回日期: 2018-08-22

通信作者: 石雷, thunder10@163.com

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No.61502142, No.61501161, No.61370088)

**Foundation Item:** The National Natural Science Foundation of China (No.61502142, No.61501161, No.61370088)

## 1 引言

数据收集是无线传感器网络 (WSN, wireless sensor network) 的核心任务, 而能量问题是该领域研究的热点问题之一。传统的 WSN 中传感器节点数据传输以多跳的方式会造成“能量空洞”问题<sup>[1-2]</sup>, 距离固定基站较近的传感器节点承担更多的数据转发任务, 具有更大的通信负载, 以至于这些节点因能耗过大而过早死亡, “能量空洞”问题一直是无线传感器网络研究领域中的关键问题。目前, 解决该方法主要有 3 种: 1) 采用节流的思想, 即引入移动 sink 节点节省传感器节点的能量消耗; 2) 采用开源的思想, 即利用可移动的充电设备为传感器节点补充能量; 3) 则是结合节流和开源的思想, 利用可移动的无线充电设备为节点补充能量, 同时可以收集节点数据。

从节流的角度来考虑, 引入移动 sink 节点在 WSN 中游走, 移动收集传感器节点的数据, 降低了节点数据传输过程中的通信负载, 可以有效避免“能量空洞”问题, 延长了网络的寿命。文献[3]提出了一种基于移动 sink 节点的 WSN 数据采集方案, 利用量子遗传算法求解出遍历所有采集点的最短回路, 均衡了网络中传感器节点的负载, 延长了网络的寿命。文献[4]设计了一种时延受限的移动 sink 节点数据收集算法, 在有限的时间内利用 sink 节点的移动性来提升 WSN 的数据收集性能, 提高了网络数据的采集量, 降低了部分节点的能耗, 延长了网络生命周期。文献[5]提出了一种基于树的节能策略, 以减少带有移动 sink 节点的无线传感器网络的能耗, 利用移动 sink 节点收集传感器节点的数据, 平衡了网络负载, 降低了传感器节点的能量消耗, 延长了网络的寿命。文献[6]针对野外环境下大规模的无线传感器网络, 提出了一种用于移动 sink 节点的数据收集策略以避免靠近固定 sink 的传感器节点比其他节点能量消耗的更快, 有效地解决了“能量空洞”问题, 延长了网络的寿命。

从开源角度来考虑, 无线充电技术<sup>[7]</sup>的引入利用可移动的 WCE 在 WSN 中游走, 通过无线充电的方式为网络中的传感器节点补充能量, 这种网络称为无线可充电传感器网络 (WRSN, wireless rechargeable sensor network)<sup>[8]</sup>, 利用 WCE 保证网络中的节点不会因能耗问题而死亡, 避免了 WSN 中的“能量空洞”问题, 延长了网络的寿命。文献[9]

认为 WCE 自身携带的能量是有限的, 证明了 WCE 采用最短哈密顿回路的方式为网络中的传感器节点充电可使网络生命周期无限延长, 同时能够获得最大的驻站比。文献[10-11]假设 WCE 自身携带的能量是有限的, 采用按需充电方式为传感器节点补充能量, 选择以“最近工作优先”为模型, 用排队论方法求解该充电路径规划问题, 保证网络不会因为节点能量不足而停止工作。文献[12]在 WCE 自身携带能量有限的情况下, 提出了一种网络中传感器节点剩余生命时间均衡化的充电策略, 研究 WCE 的行驶路径以及为传感器节点充电的时间, 以最小化 WCE 总能耗的开销为目标, 尽量延长网络的寿命。文献[13]在文献[12]的基础上, 设计了一种 WCE 能量受限的 WRSN 周期性充电规划策略, 在最大化充电周期的同时最小化 WCE 总能量的消耗, 以保证网络永久性地工作下去, 利用混沌粒子群算法求解优化问题得到 WCE 充电路径以及在节点处的充电时间。

结合节流和开源两个角度考虑, 目前学者在这方面的研究还比较少, 主要是利用 WCE 在网络中游走为节点补充能量和收集节点数据, 延长网络的寿命, 提高网络数据传输的性能。文献[14]利用 WCE 为节点补充能量以及收集节点数据, 以最大化设备驻站时间比为目标, 保证了网络永久运作, 提高了网络数据传输的性能。文献[15]提出了一种联合移动充电和数据收集的框架, 研究 WCE 在网络中游走的路径以及充电和数据收集的策略, 在保证网络寿命的前提下, 提高网络的性能。文献[16]采用一个可移动的无线充电设备、多个数据收集装置为节点充电以及收集数据, 提出了基于充电补给和数据收集的设备调度策略, 以平衡网络节点的能量消耗, 降低网络数据传输的延时。文献[17]将可移动的 WCE 既作为移动充电设备, 又作为移动 sink, 在为节点充电的同时收集数据, 由移动设备收集数据带回到基站附近再上传, 以最大化传感器网络效用值为目标, 提出了一种分布式算法, 在保证网络数据正常传输的前提下尽量延长网络的寿命。文献[18]提出了 WCE 可为节点充电以及收集数据, 在保证数据正常传输的同时, 避免固定基站带来的节点剩余能量不均衡问题, 延长了网络的寿命。在上述的研究中学者只考虑单目标的情况, 有些是考虑如何在保证网络永久运作的前提下提高网络数据传输的性能, 有些是考虑如何在保证网络数据传输性能的

约束下延长网络寿命, 并没有将两者综合考虑。

在前人研究的基础上, 本文研究在联合移动充电和数据收集策略下的 WCE 多目标路径规划问题, WCE 在其携带行驶能量和充电能量均有限的情况下, 既为传感器节点补充能量又收集节点数据, 因此, WCE 行驶路径的选择以及在节点处充电时间的多少不仅影响网络的寿命, 同时还影响网络中节点数据传输的性能, 这是一个多目标问题。针对该问题, 本文建立了多目标 WCE 路径规划模型, 提出了基于精英策略的多目标蚁群优化算法 (ES-MOAC, multi-objective ant colony optimization algorithm based on elitist strategy), 最终求得该问题的 Pareto 最优解集。本文的贡献如下。

1) 首次建立了联合移动充电和数据收集策略下的以最大化 WCE 总能量的利用率和最小化网络中节点数据传输的平均时延为目标的 WCE 路径规划模型, 分析了 WCE 行驶路径的选择以及在节点处的充电时间对上述 2 个目标的影响。

2) 首次通过多目标优化算法解决 WCE 路径规划问题, 提出了一种基于精英策略的多目标蚁群优化算法, 设计了蚂蚁状态转移策略和信息素更新策略。

## 2 网络结构和问题描述

### 2.1 WRSN 的结构

在一个被监测区域  $D$  内部署有无线可充电传感器网络, 该网络具有如下性质。

1) 网络中含有  $N$  个位置固定且已知的传感器节点、一个可移动的无线充电设备 WCE 以及一个服务站  $S$ 。

2) 每个传感器节点都装备有型号相同的可无线充电电池, 可无线充电电池的最大容量为  $E_{\max}$ , 为了保证传感器节点能够正常工作, 节点电池的能量不能低于  $E_{\min}$ , 所有传感器节点电池的初始能量均为  $E_{\max}$ , 所有传感器节点具有相同的计算和通信能力, 每个传感器节点采集到的数据通过单跳的方式传给 WCE。

3) 网络中有一个可移动的无线充电设备 WCE, 该设备从服务站  $S$  出发, 行驶到传感器节点处, 以一对一的方式为传感器节点补充能量并收集节点的数据, WCE 携带的能量分为行驶能量和充电能量, WCE 的初始行驶能量为  $E_{\max}^{\text{tra}}$  和初始充电能量  $E_{\max}^{\text{ch}}$ , 当 WCE 行驶能量或充电能量不足时, 将返回服务站  $S$  补充能量。

4) 网络中有一个服务站  $S$ , 该服务站  $S$  是 WCE 在执行完充电和数据收集任务后, 为其提供能量补给和停留的场所。

具有上述性质的无线可充电传感器网络模型如图 1 所示。

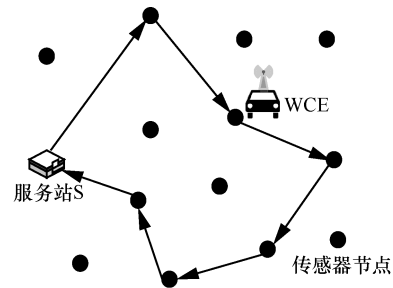


图 1 带有移动 WCE 的无线可充电传感器网络示意

### 2.2 问题的描述

本文研究的问题是联合充电和数据收集下的 WCE 多目标路径规划问题, 其中, WCE 的初始行驶能量和充电能量是分开且有限的, 因此在设计 WCE 的路径规划时需要考虑以下几点。

1) 由于 WCE 的行驶能量是有限的, 而且网络的传感器节点分布是稀疏的, WCE 不一定能在一个哈密顿回路中遍历网络中所有节点, 如何设计和规划 WCE 的行驶路径使其遍历网络中所有节点是本文研究的问题之一。

2) 由于 WCE 的充电能量是有限的, WCE 不能保证网络永久运作, 设计什么样的充电策略以延长网络的寿命是十分重要的。

3) 考虑到 WCE 不仅为节点充电, 还对节点进行数据收集, 因此, WCE 的行驶路径的选择以及 WCE 在节点处充电时间的多少既影响网络的寿命, 又影响网络中数据传输的性能, 这是一个多目标问题。

在建立和分析 WCE 多目标路径规划模型之前, 先给出以下 2 个定义。

**定义 1** 工作轮: WCE 从服务站  $S$  出发, 遍历网络中的若干个不重复的传感器节点, 为这些节点补充能量和收集节点数据, 再返回服务站  $S$  进行能量补充, 这段时间为 WCE 的一个工作轮, 记作  $\tau_i^c$ 。

**定义 2** 工作周期: 如图 2 所示, WCE 从服务站  $S$  出发, 经过若干个工作轮后, 返回服务站  $S$ , 在这段时间内 WCE 遍历网络中的所有传感器节点仅一次, 为每个节点补充能量和收集节点数据, 这段时间为 WCE 的一个工作周期, 记作  $T$ 。

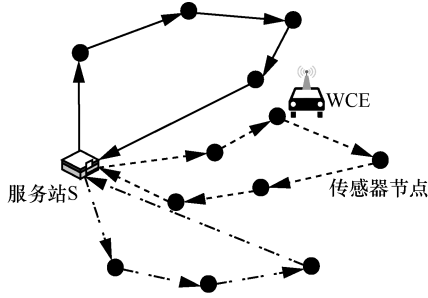


图 2 WCE 在一个工作周期内经过多个工作轮的行驶路径示意

由于 WCE 在服务站 S 中的能量补给是通过更换电池实现的，可以瞬时完成，故 WCE 在服务站 S 进行能量补给的时间可以忽略不计。因此，一个工作周期仅由若干个工作轮组成。

工作周期之间存在 WCE 的驻站时间，记为  $\tau_{\text{vac}}$ 。假设 WCE 的驻站时间是固定的且相对于 WCE 的工作周期是较长的。

### 3 模型的建立

#### 3.1 WCE 的行驶路径和工作周期

WCE 从服务站出发，为网络中若干个传感器节点补充能量和收集节点数据后必须回到服务站 S 处进行能量补给后再出发，经过  $R(R \in \mathbb{Z})$  个工作轮，完成对网络中所有节点补充能量和收集数据一次，WCE 在一个工作周期  $T$  内行驶的路径记为  $Q$ 。根据定义 1 可知，WCE 从服务站 S 出发遍历  $m(m \leq N)$  个传感器节点返回到服务站的过程为一个工作轮。因此每个工作轮 WCE 遍历节点的路径记为

$$Q_i = (\pi_0, \pi_1, \dots, \pi_m, \pi_0) \quad (1)$$

其中， $\pi_0$  代表服务站 S， $\pi_i (1 \leq i \leq m)$  代表了遍历路径上 WCE 服务的第  $i$  个传感器节点。一个工作轮中 WCE 行驶的路程  $D_Q^r$  的计算式为

$$D_Q^r = \sum_{i=0}^{m-1} d_{\pi_i, \pi_{i+1}} + d_{\pi_m, \pi_0} \quad (2)$$

其中， $d_{\pi_r, \pi_j}$  (单位：m) 表示在一个工作轮内 WCE 遍历传感器节点的路径上相邻节点之间或节点与服务站 S 之间的距离。WCE 遍历网络中所有节点的路径  $Q$  是由  $R$  个工作轮的路径  $Q_r$  组成的，所以一个工作周期 WCE 行驶的路程  $D_Q$  满足

$$D_Q = \sum_{r=1}^R D_Q^r \quad (3)$$

WCE 从服务站 S 出发，以速度  $V$  (单位：m/s)

在路径  $Q$  上移动，行驶能量的消耗功率为  $p_{\text{tra}}$  (单位：W)，当到达传感器节点  $i$  时，对该节点的充电时间记为  $\tau_i$  (单位：s)。由于节点  $i$  向 WCE 进行数据传输的方式是单跳的，本文认为数据传输的过程是瞬时的，时间可以忽略不计，所以 WCE 在节点  $i$  处的停留时间就是在该节点处的充电时间。因此，WCE 的一个工作轮的时间  $\tau_r^c$  满足

$$\tau_r^c = \frac{D_Q^r}{V} + \sum_{i=1}^m \tau_i = \sum_{i=0}^{m-1} \tau_{\pi_i, \pi_{i+1}} + \tau_{\pi_m, \pi_0} + \sum_{i=1}^m \tau_i \quad (4)$$

其中， $\tau_{\pi_r, \pi_j}$  (单位：s) 表示在 WCE 遍历节点的路径上相邻节点之间或节点与服务站 S 之间的行驶时间。根据定义 2 可知，WCE 的一个工作周期  $T$  满足

$$T = \sum_{r=1}^R \tau_r^c \quad (5)$$

此外，WCE 的一个工作周期的时间还等于 WCE 行驶的总时间与 WCE 在所有节点的充电时间之和。在一个工作周期内 WCE 行驶的总时间为  $\frac{D_Q}{V}$ ，WCE 在所有节点的充电时间为  $\sum_{i=1}^N \tau_i$ ，所以 WCE 的一个工作周期  $T$  满足

$$T = \frac{D_Q}{V} + \sum_{i=1}^N \tau_i \quad (6)$$

#### 3.2 WCE 的充电模型

针对传感器节点分布稀疏的无线可充电传感器网络，传感器节点之间不存在采集数据的传输。假设每一个传感器节点  $i (i \in \{1, 2, \dots, N\})$  以  $R_i$  (单位：bit/s) 的恒定速率产生数据，在 WCE 的工作周期内，本文认为节点  $i$  向 WCE 传输数据的时间是瞬时的，时间可以忽略不计，其对节点  $i$  的能量消耗的影响也忽略不计，所以节点  $i$  的能量消耗功率是恒定的，记为  $p_i$  (单位：W)。

因此，在任意时刻  $t$  无线可充电传感器网络中的传感器节点  $i$  的剩余能量  $e_i(t)$  (单位：J) 应满足

$$0 < \frac{e_i(t) - E_{\min}}{p_i} < \frac{E_{\max} - E_{\min}}{p_i} \quad (7)$$

在时刻  $t$  传感器节点  $i$  的剩余生命时间应满足

$$T_{\text{life}}^i(t) = \frac{e_i(t) - E_{\min}}{p_i} \quad (8)$$

已知 WCE 的充电功率记为  $U$  (单位：W)，在节点  $i$  处的充电时间记为  $\tau_i$ ，因此网络中传感器节点  $i$  的剩余生命时间为

$$T_{\text{life}}^i(t_i + \tau_i) = \frac{U\tau_i + e_i(t_i) - p_i\tau_i - E_{\min}}{p_i} \quad (9)$$

此时，其他传感器节点  $j(j \in N, j \neq i)$  的剩余生命时间为

$$T_{\text{life}}^j(t_i + \tau_i) = \frac{e_j(t_i) - p_j\tau_i - E_{\min}}{p_j} \quad (10)$$

WCE 行驶到传感器节点  $i$  的时刻记为  $t_i$ ，如果利用 WCE 将节点  $i$  的能量补充到  $E_{\max}$ ，此时 WCE 在节点  $i$  处的充电时间为

$$\tau_i = \frac{E_{\max} - e_i(t_i)}{U - p_i} \quad (11)$$

### 3.3 WCE 的充电策略

为了尽量延长网络的寿命，本文设计了一种能量均衡化的充电策略。该策略利用 WCE 选择合适的节点进行充电，均衡网络内所有节点的剩余生命时间，使节点的剩余生命时间不为 0 且方差最小，方差最小意味着节点的剩余生命时间趋于某个值，平均剩余生命时间均衡化。

由式(9)和式(10)可得到网络中所有的传感器节点剩余生命时间的平均数  $\overline{T_{\text{life}}^N(t_i + \tau_i)}$  为

$$\overline{T_{\text{life}}^N(t_i + \tau_i)} = \frac{T_{\text{life}}^i(t_i + \tau_i) + \sum_{j \in N, j \neq i} T_{\text{life}}^j(t_i + \tau_i)}{N} \quad (12)$$

因此，所有的传感器节点剩余生命时间的方差  $S_{\text{life}}^2(t_i + \tau_i)$  为

$$S_{\text{life}}^2(t_i + \tau_i) = \frac{1}{N} \left\{ \left[ T_{\text{life}}^i(t_i + \tau_i) - \overline{T_{\text{life}}^N(t_i + \tau_i)} \right]^2 + \sum_{j \in N, j \neq i} \left[ T_{\text{life}}^j(t_i + \tau_i) - \overline{T_{\text{life}}^N(t_i + \tau_i)} \right]^2 \right\} \quad (13)$$

由于方差只能反映所有的传感器节点剩余生命时间的波动情况，并不能反映所有节点平均剩余生命时间的大小，可能会出现虽然方差的数值很小但是网络中传感器节点的平均剩余生命时间在持续减少的情况，所以 WCE 在为节点  $i$  充电前和充电后的网络中所有节点的平均剩余生命时间还需要满足

$$\overline{T_{\text{life}}^N(t_i + \tau_i)} - \overline{T_{\text{life}}^N(t_i)} \geq 0 \quad (14)$$

根据式(13)可知，方差  $S_{\text{life}}^2(t_i + \tau_i)$  是一个一元二次函数，只有一个自变量  $\tau_i$ ，所以最小化方差，可求得在节点  $i$  处的充电时间  $\tau_i$ 。另外，引入式(14)

可调整网络的剩余生命时间使其不至于陷入“越充越少”的情况。

WCE 的初始行驶能量  $E_{\max}^{\text{tra}}$  和充电能量  $E_{\max}^{\text{ch}}$  是分开且有限的，本文希望 WCE 实现网络中所有节点剩余生命时间的均衡化，保证延长网络的寿命的同时，最大化 WCE 总能量的利用率。本文把 WCE 总能量的利用率记为  $\Phi$ ，它是 WCE 一个工作周期内消耗的能量与总能量的比值。每个工作轮 WCE 回到服务站 S 消耗的能量记为  $E_{\text{con}}^r$ ，包括 WCE 行驶消耗的能量和 WCE 为节点充电消耗的能量，其分别为  $p_{\text{tra}} \left( \sum_{i=0}^{m-1} \tau_{\pi_i \pi_{i+1}} + \tau_{\pi_m \pi_0} \right)$ 、 $U \sum_{i=1}^m \tau_i$ ，所以 WCE 在一个工作轮中满足如下能量约束

$$E_{\text{con}}^r = p_{\text{tra}} \left( \sum_{i=0}^{m-1} \tau_{\pi_i \pi_{i+1}} + \tau_{\pi_m \pi_0} \right) + U \sum_{i=1}^m \tau_i \quad (15)$$

因此，WCE 总能量的利用率  $\Phi$  为

$$\Phi = \frac{\sum_{r=1}^R E_{\text{con}}^r}{R(E_{\max}^{\text{tra}} + E_{\max}^{\text{ch}})} \quad (16)$$

### 3.4 WCE 的数据收集策略

WCE 在网络中不仅为传感器节点补充能量，还可以收集节点数据，所以在 WCE 的路径规划的过程中还要考虑网络中节点数据传输的时延，尽量降低其时延，保证网络中节点数据传输的性能。

WCE 在服务站 S 时存在足够长的驻站时间，使 WCE 可以在从服务站 S 出发之前知道网络中所有传感器节点发送数据的上传请求。 $N$  个传感器节点数据上传请求的时刻记为  $\{t_q^1, t_q^2, \dots, t_q^i, \dots, t_q^N\}$ ，其中， $t_q^i$  为节点  $i$  向 WCE 发送数据上传请求的时刻。本文的网络是容忍延时的网络，利用 WCE 收集网络中所有节点产生的数据。由于传感器节点  $i$  向 WCE 发送数据的传输方式采用数据分组单跳传输的方式，可以认为 WCE 行驶到节点  $i$  的时刻  $t_i$  即为 WCE 接收到该节点数据的时刻，相比于充电时间认为数据传输的过程是瞬时完成的，时间忽略不计，因此

$$\Delta\tau_i = t_i - t_q^i \quad (17)$$

其中， $\Delta\tau_i$  为传感器节点  $i$  向 WCE 进行数据传输产生的时延，也等于网络中传感器节点  $i$  发送数据请求到 WCE 接收到该节点数据的时间段，该时间段的确定与 WCE 到达节点  $i$  时的行驶路径和访问节

点  $i$  之前的节点处的充电时间有关。

根据式(17)可以计算得到在网络中所有的传感器节点数据传输产生的平均时延  $\overline{\Delta\tau}$  应满足

$$\overline{\Delta\tau} = \frac{1}{N} \left[ \sum_{i=1}^N (t_i - t_q^i) \right] \quad (18)$$

### 3.5 多目标优化问题模型

根据上面的描述可知 WCE 工作的时间轴如图 3 所示，其中，包括 WCE 的驻站时间和工作周期。

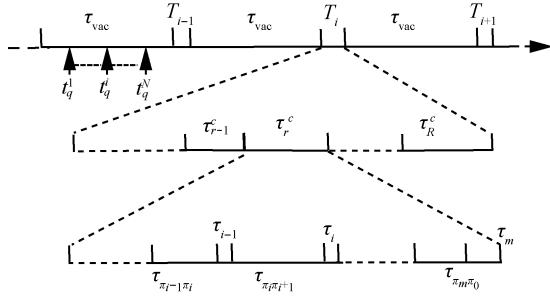


图 3 WCE 为 WRSN 服务的时间轴的示意

WCE 遍历在网络中的所有传感器节点为其补充能量和收集数据，因此，WCE 行驶路径的规划以及在节点处的充电时间不仅影响网络中节点的能量，还影响网络中节点数据传输的性能。在能量方面，考虑在保证网络中节点剩余生命时间均衡化的基础上，尽量延长网络的寿命，同时最大化 WCE 总能量的利用率；在数据传输的性能方面，考虑通过降低传感器节点向 WCE 发送数据产生的平均时延，提高网络中节点数据传输的性能。如何设计 WCE 的行驶路径以及在节点处的充电时间，使 WCE 总能量的利用率最大化，同时降低网络中所有节点数据传输的平均时延，这是一个多目标优化问题。其中，最大化 WCE 总能量的利用率  $\min \frac{1}{\Phi}$  和最小化网络中所有节点数据传输的平均时延  $\min \overline{\Delta\tau}$  均与 WCE 的行驶路径和在节点处的充电时间有关，所以有

$$\text{Obj:} \quad \arg \min_{Q, \tau_i} F = \left\{ \frac{1}{\Phi}, \overline{\Delta\tau} \right\}$$

s.t. 式(2), 式(4), 式(6)~式(8), 式(13)~式(16), 式(18)

## 4 基于精英策略的多目标蚁群优化算法

在 WCE 充电策略和数据收集策略的条件下，本文提出的多目标优化问题模型实际上是求解 WCE 的路径规划，即 WCE 的行驶路径以及 WCE

在节点处的充电时间，这是一个 NP-hard 问题。根据文献[12]可知，蚁群算法模拟了自然界中蚂蚁的觅食行为，是寻找最优路径的一种元启发式优化算法，相比于粒子群算法、遗传算法等优化算法，蚁群算法更适合解决路径规划问题。因此，本文采用蚁群优化算法进行求解，提出了一种基于精英策略的多目标蚁群优化算法 ES-MOAC。

在 ES-MOAC 算法的设计中需要对蚂蚁状态转移策略和信息素更新策略进行设计。在蚂蚁状态转移策略的设计中，当符合判断条件时，算法采用考虑信息素浓度、节点之间的距离以及节点的剩余生命时间等因素影响下确定蚂蚁状态转移策略；否则采用随机性蚂蚁状态转移策略随机选择一个未被访问的传感器节点，避免了 ES-MOAC 算法陷入局部最优。在信息素更新策略设计中，采用全局信息素挥发之后残留的信息素和计算多目标优化问题求得的 Pareto 解集对应的精英蚂蚁在路径上产生新的信息素进行更改的，该策略是一种改进的精英策略，对于求得本问题的 Pareto 最优解集以及 WCE 行驶路径的选择具有引导作用。

### 4.1 蚂蚁状态转移策略

本文的 ES-MOAC 算法将蚂蚁看作是 WCE，蚂蚁的总数量为  $A$ 。初始时刻，蚂蚁  $k(k=1,2,\dots,A)$  从服务站出发访问不同的初始节点进行路径选择，蚂蚁  $k$  在访问完节点  $i$  之后选择下一节点  $j$  时，在满足自身剩余可行驶能量和可充电能量约束的条件下需要考虑以下因素。

- 1) 蚂蚁  $k$  从节点  $i$  到下一节点  $j$  的路径上的信息素浓度，信息素浓度越大，蚂蚁选择该路径的概率就越大。
- 2) 节点  $i$  与蚂蚁  $k$  遍历的下一节点  $j$  之间的距离，距离越短，蚂蚁选择该路径的概率就越大。
- 3) 蚂蚁  $k$  遍历的下一节点  $j$  的剩余生命时间，剩余生命时间越短，蚂蚁选择该路径的概率就越大。

综合以上因素，本文设计了蚂蚁  $k$  从节点  $i$  转移到下一节点  $j$  的状态转移策略，具体如下所示。

$$j = \begin{cases} \arg \max_{j \in ad_k} \left\{ [\sigma_{ij}(t)]^\alpha [\eta_{ij}(t)]^\beta [\varphi_{ij}(t)]^\gamma \right\}, q \leq q_0 \\ \text{其他} \end{cases} \quad (19)$$

$$rs_j(ad_k),$$

其中， $\alpha, \beta, \gamma$  为权重系数，选择因子  $q_0$  为常数， $q_0 \in (0,1)$ ， $q$  为随机数， $q \in (0,1)$ 。 $ad_k$  表示蚂蚁  $k$

没有访问过的传感器节点的集合,  $rs_j(ad_k)$  表示蚂蚁  $k$  在  $ad_k$  集合中随机选择一个传感器节点  $j$  进行访问;  $\sigma_{ij}(t)$  是蚂蚁  $k$  从节点  $i$  到下一节点  $j$  的路径

上的信息素浓度;  $\eta_{ij}(t) = \frac{1}{d_{ij}}$ ,  $d_{ij}$  为节点  $i$  与节点  $j$

之间的欧式距离;  $\varphi_{ij}(t) = \frac{1}{\tau_{life}^{ij}(t)}$ ,  $\tau_{life}^{ij}(t)$  表示访问完节点  $i$  以后到达节点  $j$  时节点  $j$  的剩余生命时间,

具体表达式为  $\tau_{life}^{ij}(t) = \frac{e_j(t_i + \tau_i) - p_j \frac{d_{ij}^j}{V} - E_{min}}{p_j}$ 。

#### 4.2 信息素更新策略

为了避免残留信息素过多引起残留信息淹没启示信息, 在第  $t$  轮每只蚂蚁完成对所有  $N$  个节点的遍历后, 要对路径上残留信息素进行更新处理。由此, 第  $t+1$  轮在节点  $i$  到节点  $j$  路径上的信息素浓度的具体更新策略如下

$$\sigma_{ij}(t+1) = (1 - \rho)\sigma_{ij}(t) + \sum_{k \in U_{BP}} \Delta\sigma_{ij}^k(t) \quad (20)$$

其中,  $\rho$  为信息素的挥发系数, 且  $\rho$  的取值范围为  $\rho \in (0, 1)$ 。BP 表示比较所有蚂蚁遍历完  $N$  个节点后计算得到的总能量利用率和网络中所有节点数据传输的平均时延的大小而得到的 Pareto 解集。  $U_{BP}$  为 Pareto 解集 BP 对应的精英蚂蚁的集合。

本文采用全局信息素更新策略, 利用 Pareto 解集对应的精英蚂蚁更新其路径上的信息素浓度, 第  $t+1$  轮在节点  $i$  到节点  $j$  路径上的信息素浓度不仅与第  $t$  轮的信息素浓度有关, 还需要考虑以下因素。

1) 精英蚂蚁  $k$  遍历所有节点后, 计算得到的 2 个目标值对信息素更新的影响, 总能量利用率  $\Phi_k$  越大, 信息素浓度越大; 网络中所有节点数据传输的平均时延  $\Delta\tau_k$  越小, 信息素浓度越大。

2) 精英蚂蚁  $k$  在一个工作周期内回到服务站 S 的次数  $R_k$ , 回到服务站 S 的次数越少, 信息素浓度越大。

3) 精英蚂蚁  $k$  在一个工作周期内行驶路径的长度  $D_Q^k$ , 行驶路径的长度越小, 信息素浓度越大。

综合上述因素, 本文中精英蚂蚁  $k$  在路径  $(i, j)$  上产生的信息素浓度的具体形式如式(21)所示。

$$\Delta\sigma_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{\xi \Phi_k}{\Delta\tau_k R_k D_Q^k}, & \text{蚂蚁 } k \text{ 经过路径 } (i, j) \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (21)$$

其中,  $\xi$  为调节因子。

#### 4.3 算法描述

基于上述改进的蚂蚁状态转移策略和信息素更新策略, 在一个工作周期内, 利用基于精英策略的多目标蚁群优化算法可以求得本文多目标路径规划问题的 Pareto 最优解集和每个解对应的 WCE 的行驶路径以及 WCE 在节点处的充电时间, ES-MOAC 算法的具体步骤如下。

##### 算法 1 ES-MOAC 算法

**输入** 网络基本参数, 充电系统和蚂蚁系统相关参数。

**输出** Pareto 最优解集和每个解对应 WCE 的行驶路径以及 WCE 在传感器节点处的充电时间。

1) 初始化: Pareto 解集 BP 为空, 设置算法的最大迭代次数  $M$  和蚂蚁的总个数  $A$ , 令迭代次数的变量  $t=1$ , 初始的信息素表  $\sigma_{ij}(0) = 0$  以及其他相关参数。

2) while  $t \leq M$  do

3) for  $k \leftarrow 1$  to  $A$  do

4) 根据蚂蚁状态转移策略对应的式 (19) 计算得到蚂蚁  $k$  遍历所有传感器节点的行驶路径。

5) 计算并得到蚂蚁  $k$  经过服务站 S 和所有传感器节点的行驶路径: 根据步骤 4) 得到的蚂蚁  $k$  的行驶路径, 从行驶路径上的第一个节点开始, 判断蚂蚁  $k$  在节点  $i$  的位置到下一节点  $j$  之前是否满足条件  $E_{max}^{tra} \geq (D_{ij} + D_{js})p_{tra}$  和  $E_{max}^{ch} > \tau_j U$ , 如果满足, 继续判断下一个节点, 直至最后一个节点; 否则, 在节点  $i$  和节点  $j$  之间加入一个服务站 S, 继续判断下一个节点, 直至最后一个节点。

6) 计算蚂蚁  $k$  对应的 2 个目标函数值。

7) 更新 Pareto 解集 BP: 将步骤 6) 蚂蚁  $k$  对应的 2 个目标值与之前 Pareto 解集 BP 的 2 个目标值进行比较, 如果蚂蚁  $k$  对应的解是非劣的, 则将其加入到 Pareto 解集 BP 中, 删除 BP 被其支配的解; 否则, 执行下一步。

8) 更新蚂蚁的行驶路径  $Q$  和在节点处的充电时间  $\tau_i$ : 根据上述更新的 Pareto 解集, 更新每个解对应的 WCE 的行驶路径和 WCE 在节点处的充电时间。

9) end

10) 根据信息素更新策略对应的式(20)和式(21)对信息素浓度进行更新。

11) 迭代次数  $t$  加 1, 即  $t = t + 1$ 。

12) end

13) 最终, 得到 Pareto 最优解集  $BP$  和每个解对应的 WCE 的行驶路径  $Q$  以及 WCE 在节点处的充电时间  $\tau_i$ 。

### 5 仿真实验

在  $1\ 000\text{ m} \times 1\ 000\text{ m}$  的正方形区域内随机布置若干传感器节点, 服务站位于坐标  $(0, 0)$  处。仿真实验采用的软件工具是 Matlab R2016a。仿真实验时选取的参数为  $E_{\max} = 10.8\text{ kJ}$ ,  $E_{\min} = 540\text{ J}$ ,  $E_{\max}^{\text{tra}} = 20\text{ kJ}$ ,  $E_{\max}^{\text{ch}} = 20\text{ kJ}$ ,  $V = 8\text{ m/s}$ ,  $U = 10\text{ W}$ ,  $p_{\text{tra}} = 100\text{ W}$ , 节点的能量消耗功率  $p_i$  为  $[0.1, 1]$  之间的随机数, 单位为  $\text{W}$ , 其中, 不存在能量消耗功率较大的瓶颈节点。

根据上述网络参数, 分别做 20 组实验分析算法的迭代次数、蚂蚁个数  $A$ 、蚂蚁状态转移策略中选择因子  $q_0$  以及信息素更新策略中信息素的挥发系数  $\rho$  对本文 ES-MOAC 算法的影响; 在 20 组传感器节点固定的情况下, 通过仿真实验分析 ES-MOAC 算法对本问题的影响; 分别在 20 和 50 组传感器节点的情况下, 通过 50 组对比实验将 ES-MOAC 与 NSGA-II 算法<sup>[19]</sup>进行比较和分析。

#### 5.1 蚂蚁系统参数对 ES-MOAC 算法的影响

如图 4 所示, 在部分蚂蚁系统参数一定的情况下, 其中,  $\alpha = 1$ ,  $\beta = 5$ ,  $\gamma = 4$ , 设置最大迭代次数  $M$  为 150, 分别对 10 只蚂蚁、15 只蚂蚁、20 只蚂蚁、25 只蚂蚁做 20 组实验, 可以得出不同蚂蚁个数下 20 组实验得到 Pareto 最优解的个数的平均值随迭代次数的变化情况。

实验结果表明, 算法至少执行 120 次之后, Pareto 最优解的个数的平均值才趋于某一个定值, 曲线开始收敛。蚂蚁个数大于或等于 15 时, 蚂蚁个数对本算法的结果影响很小。

根据上述实验可知, 设置最大迭代次数  $M$  为 150, 蚂蚁个数  $A$  为 20 只, 其余蚂蚁系统参数不变, 针对蚂蚁状态转移策略中选择因子  $q_0$  在  $[0, 1]$  之间的不同取值分别做 20 组实验, 实验结果如图 5 所示, 可以看到随着  $q_0$  的取值变化, 20 组实验得到 Pareto 最优解的个数的平均值的变化曲线。从图中

可以看出, 当  $q_0$  的取值在  $[0.6, 0.9]$  之间时, 算法的结果较好。

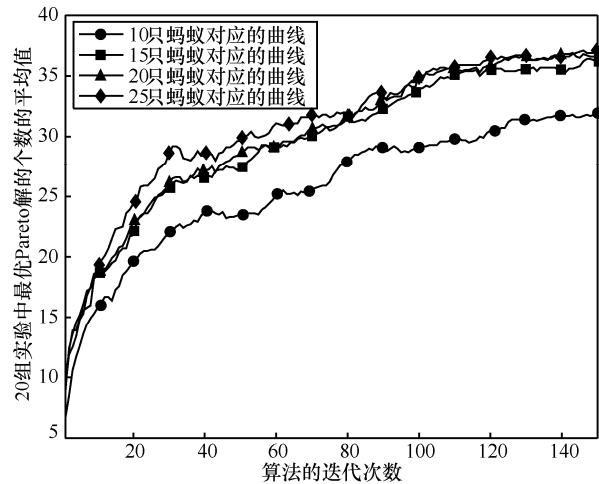


图 4 不同蚂蚁个数下本文算法 Pareto 最优解的个数随迭代次数的影响

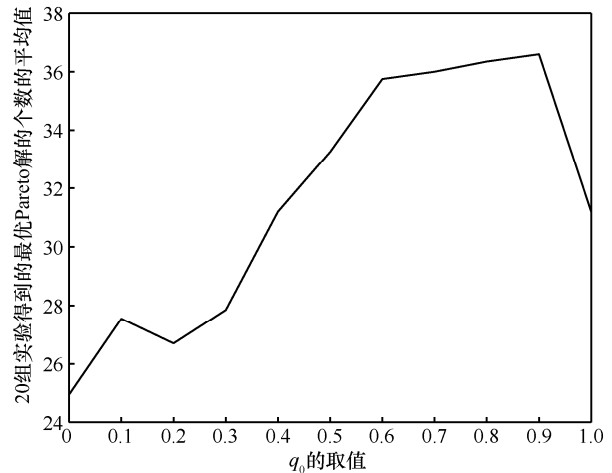


图 5 蚂蚁状态转移策略中选择因子  $q_0$  的取值对本算法的影响

同样地, 设置最大迭代次数  $M$  为 150, 蚂蚁个数  $A$  为 20 只, 蚂蚁状态转移策略中选择因子  $q_0$  为 0.8, 其余蚂蚁系统参数不变, 针对信息素更新策略中信息素的挥发系数在  $[0, 1]$  之间的不同取值分别做 20 组实验, 实验结果如图 6 所示, 可以看到随着  $\rho$  的取值变化, 20 组实验得到 Pareto 最优解的个数的平均值的变化曲线。从图 6 中可以看出, 当  $\rho$  的取值在  $[0.2, 0.5]$  之间时, 算法的结果较好。

#### 5.2 ES-MOAC 算法求解本问题的结果与分析

根据上述实验结果, ES-MOAC 算法相关参数设定如下: 最大迭代次数  $M$  为 150, 蚂蚁个数  $A$  为 20 只, 蚂蚁状态转移策略中选择因子  $q_0 = 0.8$ , 信息素更新策略中信息素的挥发系数  $\rho = 0.4$ 。在仿真实验时, 网络中 20 个传感器节点的具体位置坐标如

表 1 所示，其余的网络参数均与之前的实验设置一致。通过仿真实验得到 ES-MOAC 算法求解本问题在不同迭代次数下的 Pareto 解集，如图 7 所示，从图 7 中可以看出算法迭代 120 次之后得到的 Pareto 解集的变化不大，同时可以得到满足不同条件下的 WCE 总能量的利用率和网络中节点数据传输的平均时延。

表 1 20 个传感器节点的位置坐标

节点序号	坐标/m	节点序号	坐标/m
1	(342,112)	11	(609,579)
2	(198,192)	12	(827,504)
3	(758,119)	13	(757,734)
4	(921,320)	14	(287,643)
5	(946,742)	15	(253,922)
6	(854,847)	16	(103,777)
7	(680,979)	17	(559,490)
8	(656,769)	18	(277,396)
9	(128,490)	19	(54,489)
10	(486,813)	20	(465,280)

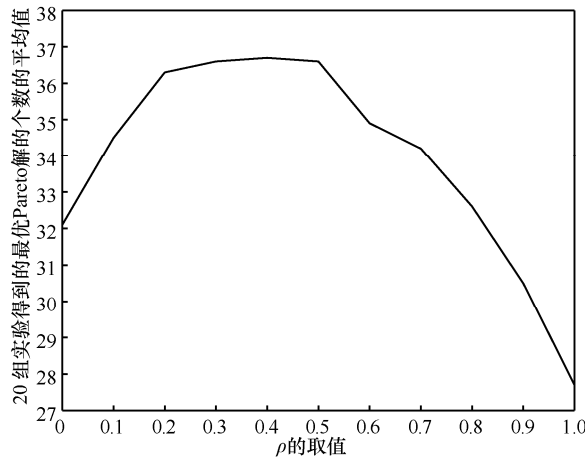


图 6 信息素更新策略中信息素挥发系数  $\rho$  的取值对本算法的影响

从图 7 中可以看出，ES-MOAC 算法求解本问题能很好地逼近 Pareto 前沿，当算法迭代 150 次时，能够得到本问题的 Pareto 前沿。其中，WCE 总能量的利用率最高和网络中数据传输的平均时延最低这 2 个解对应的 WCE 在一个工作周期的多轮能量开销如表 2 和表 3 所示，0 代表的是服务站 S。对比表 2 和表 3 可知，在一个周期内网络中数据传输的平均时延最低的解对应的工作轮数小于 WCE 总能量的利用率最高的解的工作轮数，这意味着 WCE 在路上的行驶时间较少，网络中数据传输的平均时延较低。WCE 总能量的利用率最高的解的

工作轮数虽然较高，能量的开销大，一个工作周期花费的时间长，但为了均衡化网络中节点的能量，充电能量的开销较多，总能量的利用率高。

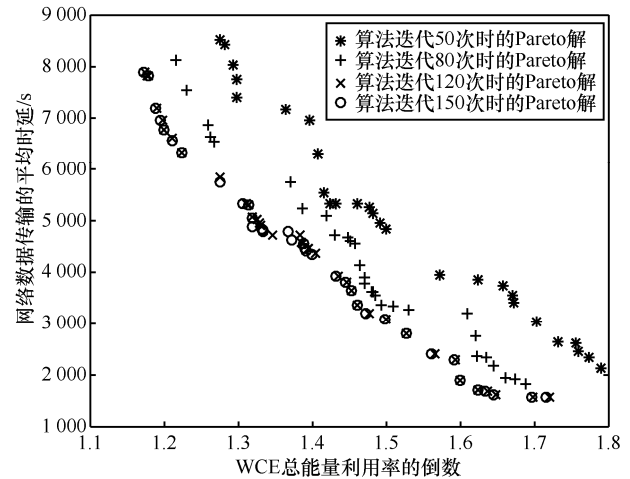


图 7 ES-MOAC 算法求解本问题在不同迭代次数下的 Pareto 前沿

表 2 WCE 完成一个工作周期的多轮能量开销 (WCE 总能量的利用率最高的解)

单轮行驶路径	WCE 行驶能量开销/J	WCE 充电能量开销/J
0-1-13-4-12-0	18 098.38	13 574.76
0-2-20-17-11-8-0	18 469.46	15 462.04
0-18-16-10-7-0	18 783.94	16 601.46
0-3-6-5-0	17 503.66	16 945.39
0-19-9-14-15-0	17 462.01	17 492.82

表 3 WCE 完成一个工作周期的多轮能量开销 (数据传输的平均时延最低的解)

单轮行驶路径	WCE 行驶能量开销/J	WCE 充电能量开销/J
0-19-9-16-15-10-14-18-2-0	19 982.67	5 487.37
0-1-20-17-11-8-7-0	19 540.78	5 647.44
0-3-4-12-5-6-13-0	19 734.08	5 782.05

### 5.3 ES-MOAC 算法与 NSGA-II 算法的比较

根据上述实验可知算法的最大迭代次数  $M=150$ ，蚂蚁个数  $A=20$ ，蚂蚁状态转移策略中选择因子  $q_0=0.8$ ，信息素更新策略中信息素的挥发系数  $\rho=0.4$ 。在同等情况下，针对本文的算法和 NSGA-II 算法分别做了 50 组对比实验。其中，将 ES-MOAC 算法得到的最好 Pareto 前沿与 NSGA-II 算法得到的最好 Pareto 前沿对比，如图 8 所示，本文算法的 Pareto 前沿明显优于 NSGA-II 算法。

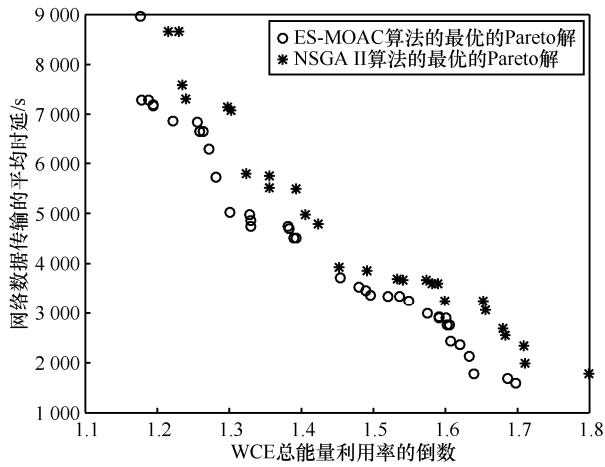


图 8 ES-MOAC 算法和 NSGA-II 算法的 Pareto 前沿对比

在多目标优化分析中，除了分析算法的收敛性，还需要对算法的多样性进行分析，算法多样性的分析主要考虑以下几个指标。

1) 目标值：WCE 总能量的利用率  $\phi$  越高，算法性能越好；网络中数据传输的平均时延  $\overline{\Delta\tau}$  越低，算法性能越好。

2) Pareto 最优解的个数  $ER$ ：Pareto 最优解的个数  $ER$  越多，算法性能越好。

3) Pareto 最优解的均匀性  $SP$ ：描述 Pareto 解在目标空间中的分布范围， $SP$  的值越小，解的分布越均匀，算法性能越好。

4) Pareto 最优解在均匀性上的分布范围  $M_3^*$ ：衡量 Pareto 前沿的分布范围， $M_3^*$  的值越大，算法性能越好。

统计上述 50 组对比实验的数据如表 4 和图 9 所示，ES-MOAC 算法得到的 WCE 总能量的利用率  $\phi$  的最高值达到了 86.19%，高于 NSGA-II 算法，ES-MOAC 算法求解本问题得到的能量利用率  $\phi$  的平均值比 NSGA-II 算法增加了 4.53%。比较 2 种算

表 4 20 个节点下 ES-MOAC 算法和 NSGA-II 算法计算结果比较

指标	算法	最优值	最差值	平均值	中间值
$\phi$	ES-MOAC	86.19%	56.02%	71.28%	71.43%
	NSGA-II	85.42%	52.21%	68.19%	67.28%
$\overline{\Delta\tau} / s$	ES-MOAC	1 380.42	8 971.85	4 404.85	4 411.43
	NSGA-II	1 541.12	9 341.52	4 642.56	4 566.49
$ER$	ES-MOAC	49	25	36	35
	NSGA-II	34	15	26	26
$SP$	ES-MOAC	2 416.57	25.41	765.86	487.96
	NSGA-II	2 845.11	60.43	1 025.25	833.30
$M_3^*$	ES-MOAC	5 655.37	8.98	512.88	121.83
	NSGA-II	6 520.66	9.82	539.42	129.01

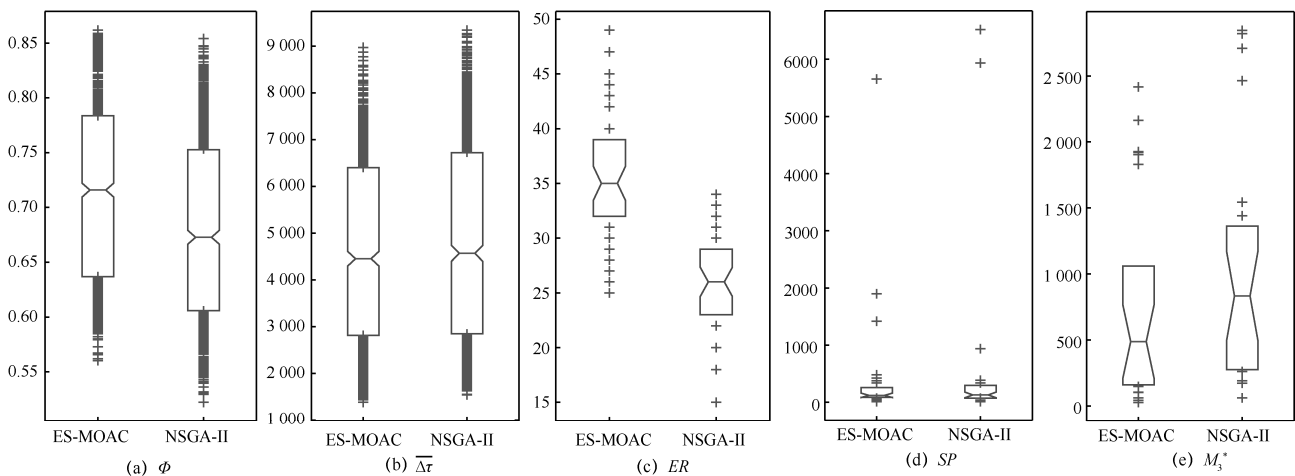


图 9 ES-MOAC 算法和 NSGA-II 算法关于指标统计值的盒状图

表 5 50 个节点下 ES-MOAC 算法和 NSGA-II 算法计算结果比较

指标	算法	最优值	最差值	平均值	中间值
$\Phi$	ES-MOAC	94.02%	75.83%	84.56%	84.76%
	NSGA-II	92.56%	73.60%	82.61%	83.58%
$\overline{\Delta\tau}$ /s	ES-MOAC	3 631.86	9 962.58	6 021.37	6 268.39
	NSGA-II	3 858.73	9 968.41	6 356.45	6 243.50
$ER$	ES-MOAC	43	28	37	41
	NSGA-II	29	15	20	21
$SP$	ES-MOAC	40.31	765.63	367.54	540.51
	NSGA-II	43.06	876.50	502.47	685.70
$M_3^*$	ES-MOAC	348.59	11.72	138.63	159.40
	NSGA-II	356.08	12.45	142.45	163.84

法得到的网络中所有节点数据传输的平均时延  $\overline{\Delta\tau}$  的平均值, ES-MOAC 算法得到的平均时延  $\overline{\Delta\tau}$  的平均值比 NSGA-II 算法缩短了 5.12%。ES-MOAC 算法求得本问题的 Pareto 最优解的个数  $ER$  的平均值比 NSGA-II 算法增加了 27.78%, Pareto 最优解的均匀性  $SP$  的平均值比 NSGA-II 算法减少了 25.30%, 本文算法与 NSGA-II 算法在 Pareto 最优解在均匀性上的分布范围  $M_3^*$  的平均值相似且分布范围均较广。因此, 实验结果表明本文提出的 ES-MOAC 算法在能量利用率、平均时延以及 Pareto 最优解等方面的性能优于 NSGA-II 算法。

当传感器节点的数量为 50 时, 分别对 ES-MOAC 算法和 NSGA-II 算法做了 50 组对比实验, 统计实验结果数据如表 5 所示, 从各个指标的对比数据可以看到, 除了 Pareto 最优解在均匀性上的分布范围  $M_3^*$  的指标外, 本文提出的 ES-MOAC 算法在能量利用率、平均时延以及 Pareto 最优解等方面的性能均优于 NSGA-II 算法。

## 6 结束语

在 WCE 的行驶能量和充电能量分开且有限的非理想情况下, 本文首次提出了联合充电和数据收集的多目标路径规划模型, 在保证网络中能量均衡化以及尽量延长网络寿命的前提下, 本文给出了 WCE 充电路径的构造规则, 以最大化 WCE 总能量的利用率为目标, 同时, WCE 可以收集节点数据, 将网络中所有节点的平均数据传输时延作为另一个优化目标, 提高网络中数据传输的性能。本文提出了一种基于精英策略的多目标蚁群算法 ES-MOAC, 设

计了算法的蚂蚁状态转移策略和信息素更新策略, 求得了该问题的 Pareto 最优解集。通过实验分析了蚂蚁系统中最大迭代次数、蚂蚁个数、蚂蚁状态转移策略中选择因子和信息素更新策略中信息素挥发系数等参数对本算法的影响。进行实验仿真, 针对 ES-MOAC 算法求解本问题的结果进行分析, 验证了模型的正确性。在同等条件下, 本文针对 ES-MOAC 算法与 NSGA-II 算法做了对比实验, 实验结果表明了本文算法的优越性。

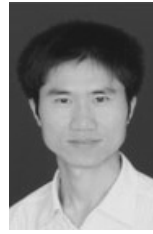
本文研究的无线可充电传感器网络覆盖范围内只存在单个可移动的 WCE。然而, 在某些特殊环境下, 单个 WCE 无法完成任务时, 如何安排和调度多个 WCE 协同工作还有待进一步研究。另外, 该网络中可能存在瓶颈节点, 瓶颈节点的存在并不利于网络的稳定工作, 能否通过提高 WCE 对这种节点进行能量补充的频率从而消除瓶颈节点对网络的影响, 也亟待研究。

## 参考文献:

- [1] LIAN J, NAIK K, AGNEW G B. Data capacity improvement of wireless sensor networks using non-uniform sensor distribution[J]. International Journal of Distributed Sensor Networks, 2006, 2(2): 121-145.
- [2] OLARIU S, STOJMENOVIC I. Design guidelines for maximizing lifetime and avoiding energy holes in sensor networks with uniform distribution and uniform reporting[C]//IEEE International Conference on Computer Communications. 2006: 2505-2516.
- [3] 郭剑, 孙力娟, 许文君, 等. 基于移动 sink 的无线传感器网络数据采集方案[J]. 通信学报, 2012, 33(9): 176-184.  
GUO J, SUN L J, XU W J, et al. Mobile sink-based data collection scheme for wireless sensor networks[J]. Journal on Communications, 2012, 33(9): 176-184.

- [4] 卢先领, 王莹莹. 时延受限的移动 sink 数据收集算法[J]. 通信学报, 2014, 35(10): 107-116.  
LU X L, WANG Y Y. Data collection algorithm for mobile sink in delay-constrained network[J]. Journal on Communications, 2014, 35(10): 107-116.
- [5] CHANG J Y, SHEN T H. An efficient tree-based power saving scheme for wireless sensor networks with mobile sink[J]. IEEE Sensors Journal, 2016, 16(20): 7545-7557.
- [6] IWATA M, TANG S H, OBANA S. Sink-based centralized transmission scheduling by using asymmetric communication and wake-up radio[C]/IEEE Wireless Communications and Networking Conference. 2017: 1-6.
- [7] XIE L G, SHI Y, HOU Y T, et al. Wireless power transfer and applications to sensor networks[J]. Wireless Communications, 2013, 20(4): 140-145.
- [8] YANG Y Y, WANG C. Wireless rechargeable sensor networks[M]. Heidelberg: Springer-Verlag, 2015.
- [9] SHI Y, XIE L G, HOU Y T, et al. On renewable sensor networks with wireless energy transfer[C]/IEEE International Conference on Computer Communications. 2012: 1350-1358.
- [10] HE L, GU Y, PAN J P, et al. On-demand charging in wireless sensor networks: theories and applications[C]/International Conference on Mobile Ad-Hoc and Sensor Systems. 2013: 28-36.
- [11] 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.
- [12] XU J Y, YUAN X H, WEI Z C, et al. A wireless sensor network recharging strategy by balancing lifespan of sensor nodes[C]/IEEE Wireless Communications and Networking Conference. 2017: 1-6.
- [13] 陈花, 魏振春, 韩江洪, 等. 无线充电设备能量受限的 WRSNs 周期性充电规划[J]. 电子测量与仪器学报, 2017, 31(7): 1031-1039.  
CHENG H, WEI Z C, HAN J H, et al. Periodic charging strategy of energy-constrained wireless charging equipment in WRSNs[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2017, 31(7): 1031-1039.
- [14] 丁煦, 韩江洪, 石雷, 等. 可充电无线传感器网络动态拓扑问题研究[J]. 通信学报, 2015, 36(1): 133-145.  
DING X, HAN J H, SHI L, et al. Problem of the dynamic topology architecture of rechargeable wireless sensor networks[J]. Journal on Communications, 2015, 36(1): 133-145.
- [15] XIE L, SHI Y, HOU Y T, et al. A mobile platform for wireless charging and data collection in sensor networks[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2015, 33(8): 1521-1533.
- [16] 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.
- [17] GUO S T, WANG C, YANG Y Y. Mobile data gathering with wireless energy replenishment in rechargeable sensor networks[C]/IEEE International Conference on Computer Communications. 2013: 1932-1940.
- [18] ZHAO M, LI J, YANG Y Y. A framework of joint mobile energy replenishment and data gathering in wireless rechargeable sensor networks[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2014, 13(12): 2689-2705.
- [19] DEB K, PRATAP A, AGARWAL S, et al. A fast and elitist multi-objective genetic algorithm: NSGA-II[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2002, 6(2): 182-197.

## [作者简介]



魏振春 (1978-), 男, 宁夏青铜峡人, 博士, 合肥工业大学副教授、硕士生导师, 主要研究方向为物联网、无线传感器网络、智能计算。



孙仁浩 (1992-), 男, 吉林扶余人, 合肥工业大学硕士生, 主要研究方向为无线传感器网络、智能优化算法。



吕增威 (1989-), 男, 山东烟台人, 合肥工业大学博士生, 主要研究方向为物联网、智能计算、机器学习。



韩江洪 (1954-), 男, 江苏南京人, 合肥工业大学教授、博士生导师, 主要研究方向为计算机控制、物联网、无线网络。



石雷 (1980-), 男, 安徽合肥人, 博士, 合肥工业大学副教授、硕士生导师, 主要研究方向为无线网络、干扰管理。



徐俊逸 (1990-), 男, 江苏常州人, 合肥工业大学博士生, 主要研究方向为物联网、软件定义网络、网络功能虚拟化。