

12-13-2019

Path Planning for Mobile Sink Based on Enhanced Ant Colony Optimization Algorithm in Wireless Sensor Networks

Shanshan Ji

Department of Computer Engineering, Dongguan Polytechnic, Dongguan 523808, China;

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the Artificial Intelligence and Robotics Commons, Computer Engineering Commons, Numerical Analysis and Scientific Computing Commons, Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons, and the Systems Science Commons

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

Path Planning for Mobile Sink Based on Enhanced Ant Colony Optimization Algorithm in Wireless Sensor Networks

Abstract

Abstract: To reduce the energy consumption and sink mobile distance of mobile sink wireless sensor networks simultaneously, a path planning algorithm for mobile sink based on enhanced ant colony optimization algorithm in wireless sensor networks is proposed. Genetic operators are introduced to ant colony optimization algorithm in order to prevent ant colony optimization premature. The *non-uniform of data distribution is considered as the constraint condition, the network lifetime and sink mobile distance are considered as a multi-objective problem, and the enhanced ant colony optimization is adopted to search the Pareto sub-optimal sets of rendezvous points. The simulation results show that the proposed algorithm reduces the network average energy consumption effectively and improves the energy consumption balance.*

Keywords

wireless sensor network, path planning, genetic algorithm, artificial ant colony optimization, directed graph spanning tree, network lifetime

Recommended Citation

Ji Shanshan. Path Planning for Mobile Sink Based on Enhanced Ant Colony Optimization Algorithm in Wireless Sensor Networks[J]. Journal of System Simulation, 2019, 31(11): 2543-2552.

基于增强蚁群算法的传感网移动 sink 路径规划

吉珊珊

(东莞职业技术学院, 广东 东莞 523808)

摘要: 为同时降低移动 sink 无线传感器网络的能耗与 sink 移动距离, 提出了一种基于增强蚁群算法的传感网移动 sink 路径规划算法。为人工蚁群算法引入了遗传算子, 避免人工蚁群算法早熟收敛。将数据量不均匀作为网络的约束条件, 将网络生命期与 sink 的移动距离作为问题的 2 个优化目标, 采用增强的人工蚁群算法选择汇集点的帕累托次优集。多组仿真实验的结果表明, 该算法有效地降低了网络平均能耗, 提高了网络能耗的均衡性。

关键词: 无线传感器网络; 路径规划; 遗传算法; 人工蚁群优化; 有向图生成树; 网络生命期

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1004-731X (2019) 11-2543-10

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.19-0298

Path Planning for Mobile Sink Based on Enhanced Ant Colony Optimization Algorithm in Wireless Sensor Networks

Ji Shanshan

(Department of Computer Engineering, Dongguan Polytechnic, Dongguan 523808, China)

Abstract: To reduce the energy consumption and sink mobile distance of mobile sink wireless sensor networks simultaneously, a path planning algorithm for mobile sink based on enhanced ant colony optimization algorithm in wireless sensor networks is proposed. Genetic operators are introduced to ant colony optimization algorithm in order to prevent ant colony optimization premature. The *non-uniform of data distribution is considered as the constraint condition, the network lifetime and sink mobile distance are considered as a multi-objective problem, and the enhanced ant colony optimization is adopted to search the Pareto sub-optimal sets of rendezvous points. The simulation results show that the proposed algorithm reduces the network average energy consumption effectively and improves the energy consumption balance.*

Keywords: wireless sensor network; path planning; genetic algorithm; artificial ant colony optimization; directed graph spanning tree; network lifetime

引言

无线传感器网络目前广泛地应用于工农业生产、安全监控以及军事战争等重要领域中, 为人们

的生活带来了极大的便捷, 并且显著提高了社会生产活动的工作效率^[1]。但是在传统静态 sink 节点的网络中, “热区”是一个难以解决的问题, 非均匀的传感器网络中部分节点的数据量较大, 导致其能耗高于其他节点, 影响了整个网络的网络生命期^[2]。已有的研究^[3]表明移动 sink 方案能够有效地提高无线传感网的能量效率, 并且缓解“热区”问题, 但是 sink 移动的速度与路径规划均会影响数据采集



收稿日期: 2019-07-10 修回日期: 2019-09-12;
基金项目: 2018 东莞职业技术学院校企合作项目(政 2018019), 东莞职业技术学院技艺能手项目(Y17040321);

作者简介: 吉珊珊(1985-), 女, 广东五华, 硕士, 工程师, 讲师, 研究方向为计算机智能信息处理与控制, 计算机仿真, 计算机教育。

<http://www.china-simulation.com>

• 2543 •

的时延, 因此移动 sink 的路径规划^[4]成为了移动 sink 方案的一个研究重点。

文献[5]提出一种优化网络生命周期和最短化路径的 WSN 移动 sink 路径规划算法, 使用双链遗传算法规划移动 sink 遍历网络的顺序, 将网络生命周期提高了约 60%。该算法采用遗传算法求解路径规划问题, 采用双链染色体编码形式, 并且设计了复杂的遗传算子, 导致该算法的稳定性不足。文献[6]将监测区域分解成多个网格, 采用修正的混合粒子群算法求解该优化模型, 获得网络生存时间、Sink 节点的停留位置和移动路径的最优方案。该算法中粒子群算法的参数较多, 对于大规模网络的性能不足。

移动 sink 的路径规划问题是一种 TSP 问题^[7], 而人工蚁群优化算法(Ant Colony Optimization Algorithm, ACO)是解决旅行商问题(Traveling Salesman Problem, TSP)的一个有效方法, 本文采用 ACO 算法解决移动 sink 的路径规划问题。ACO 算法中 agent 之间通过轨迹上的信息素进行间接通信, 该机制导致 ACO 容易发生早熟收敛^[8]。遗传算法是一种全局搜索能力极强的种群智能算法, 遗传算子^[9]有助于提高种群的多样性, 避免早熟收敛, 本文将遗传算子引入 ACO 算法中, 避免 ACO 发生早熟收敛。

针对当前移动 sink 路径规划算法的不足之处, 设计了基于 ACO 的汇集点(Rendezvous Point, RP)集合选择算法与移动 sink 路径规划算法, 将数据量不均匀作为约束条件, 将减少网络能耗与缩短 sink 移动距离作为优化的目标。此外, 开发了一个有向图生成树机制高效地建立 sink 的移动路径。

1 混合蚁群优化算法

初始化阶段, 蚁群随机分布于网络中, 然后蚂蚁向相邻节点移动的概率定义为:

$$p_{ij}^t(t) = \frac{[\tau_{ij}(t)]^\alpha \cdot [\eta_{ij}]^\beta}{\sum_{l \in N_i^k} [\tau_{il}(t)]^\alpha \cdot [\eta_{il}]^\beta} \quad (1)$$

式中: $\tau_{ij}(t)$ 为时间 t 时节点 i 与 j 之间轨迹的强度; η_{ij} 为启发值 $1/d_{ij}$, d_{ij} 为 i 与 j 之间的物理距离; α 为信息素的相对重要性, β 为能见度的重要性。

每个轨迹单位长度的强度计算为:

$$\Delta\tau_{i,j}^k(t) \begin{cases} \frac{Q}{L^k(t)}, & \text{if 边}(i,j) \text{属于蚂蚁}k \text{的路径} \\ 0, & \text{其他情况} \end{cases} \quad (2)$$

式中: $L^k(t)$ 为蚂蚁 k 游走的距离; Q 为一个常量。

根据(2)式将信息素更新方法表示为:

$$\tau_{i,j} = (1 - \rho)\tau_{i,j} + \sum_{k=1}^n \Delta\tau_{i,j}^k \quad (3)$$

式中: ρ 为信息素挥发率, n 为蚂蚁数量。

1.1 交叉算子

本文结合了 ACO 与 GA 两种元启发式算法, 采用向量形式保存选择的 RP 集。将 GA 的交叉算子与变异算子引入 ACO 算法中, 考虑了 5 种交叉算子, 交叉算子从种群随机地选择 2 个向量 $S1$ 与 $S2$, $S1$ 与 $S2$ 作为 2 个父代通过交叉算子产生 2 个新的子代。考虑了一点交叉算子与两点交叉算子, 每次迭代中具有 50%的概率从 2 种交叉算子中选择一个交叉算子进行处理。

1.1.1 一点交叉算子

从 $1-(L-1)$ 中随机选择一个交叉点, L 为向量长度。将 2 个父向量按照交叉点分为 2 个部分, 分别交叉产生 2 个新的自向量。图 1 所示是一点交叉算子的例子。

	交叉点							
父1	3	6	8	1	3	2	7	9
父2	7	4	3	6	8	1	3	2
子1	3	6	8	1	3	1	3	2
子1	7	4	3	6	8	2	7	9

图 1 一点交叉算子的例子

Fig. 1 Example of one point crossover operation

1.1.2 两点交叉算子

从 $1-(L-1)$ 中随机选择 2 个不重叠的交叉点,

L 为向量长度。2 个父向量按照交叉点分为 3 个部分, 分别交叉产生 2 个新的自向量。图 2 所示是两点交叉算子的例子。

		交叉点		交叉点			
父1	3	6	8	1	3	2	7
父2	7	4	3	6	8	1	3
子1	3	6	8	6	8	2	7
子1	7	4	3	1	3	1	3

图 2 两点交叉算子的例子

Fig. 2 Example of two point crossover operation

1.2 变异算子

变异算子有助于保持种群的多样性, 防止早熟收敛。使用轮盘赌机制从向量中随机选择子向量进行变异操作, 变异率设为 1%。

1.3 ACO 的全局更新规则

为了使 ACO 避开局部最小点, 设计了以下的全局更新规则:

$$\tau(r, s) \leftarrow (1 - \rho) \cdot \tau(r, s) + \sum_{k=1}^m \rho \cdot \Delta \tau_k(r, s) \quad (4)$$

式中: ρ 为用户定义的参数; m 为蚂蚁数量; $\Delta \tau_k(r, s)$ 为蚂蚁 k 所释放的信息素量。

1.4 增强的蚁群优化算法设计

图 3 所示是增强的蚁群优化算法(Enhanced Ant Colony Optimization, EACO)的流程框图, EACO 的具体步骤为:

step 1: 设置 EACO 的初始化参数。

参数分别有: 信息素相对重要性 α , 能见度相对重要性 β , 信息素挥发率 ρ , 蚂蚁数量 n , 路径数量, 变异算子, 交叉算子, 迭代次数。

step 2: 求解目标问题。

step 2.1: 每个蚂蚁随机初始化一个任务。

每个蚂蚁运行以下程序:

每次游走蚂蚁做以下操作:

根据式(1)计算下一个节点;

计算 η_{ij} 值;

基于式(2)~(3)更新信息素;

每个节点基于式(4)更新全局信息素轨迹;

step 2.2: 如果候选解陷入局部最优, 应用变异算子。

step 2.3: 选择两个最优候选解, 应用交叉算子直至满足结束条件。

step 3: 输出全局最优路径。

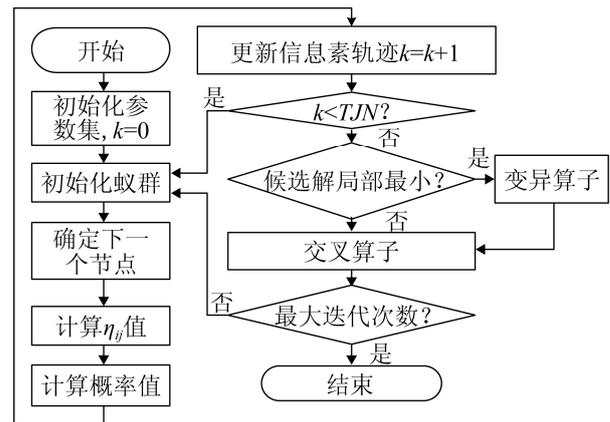


图 3 增强的蚁群优化算法流程框图

Fig. 3 Flow diagram of enhanced ant colony optimization algorithm

2 基于增强人工蚁群优化的路径规划

2.1 问题模型

将传感网设为一个图模型 $G(S \cup S_0, D)$, 其中 S 为传感节点集, S_0 为静态 sink, 其中 $n=|S|$ 。传感节点随机分布于目标区域内, 节点之间相互连接, 每个节点的定位与采集的数据各异。设 D 为所有传感节点的距离矩阵, 节点 i 与 j 之间的距离为 $d_{ij} \in D$, 节点的传输范围为 r , M 为汇集点(rendezvous point, RP)集合。RP 的任务是收集节点的数据, 并且转发至移动 sink。移动 sink 表示为 ms , ms 的任务是获得 RP 的数据, 转发至基站或者 sink S_0 。设移动 sink 第 k 次游走的距离为 χ_k , 第 k 次游走的时间 λ_k 定义为:

$$\lambda_k = \frac{\chi_k}{v}, \text{ 约束条件为 } \chi_k \leq T_{ml} \quad (5)$$

式中: v 为移动速度; T_{ml} 为系统预设的最长路线距离。设所有传感器的初始化能量 E_0 相同, 采用文

献[10]的传感器能量模型。设 α_{tx} 为发送电路的能耗, α_{rx} 为接收 1 比特的电路能耗, α_{fs} 为放大器的能耗。节点 i 向 j 发送 B 比特数据包的能耗定义为:

$$E_{tx}(i, j) = (\alpha_{tx} + \alpha_{fs} d_{ij}^2) B \quad (6)$$

节点 i 从 j 接收 B 比特数据包的能耗定义为:

$$E_{rx}(i) = \alpha_{rx} B \quad (7)$$

路径 k 中节点 i 转发数据包的能耗计算为:

$$E_{ki} = (E_{tx}(i, j) \times \omega_i) + (E_{rx}(i) \times (\omega_i - w_i)) \quad (8)$$

式中: ω_i 为节点 i 转发的数据量, ω_i 计算为:

$$\omega_i = \begin{cases} \sum_{j \in C_i} \omega_j + w_i, & \text{if } C_i \neq \phi \\ w_i, & \text{其他情况} \end{cases} \quad (9)$$

式中: w_i 为节点 i 产生的数据包数量; C_i 为节点 i 的子节点集。网络生命期 N_l 定义为第一个节点死亡的时间, 以分钟为单位。 N_l 的计算方法为:

$$N_l = \sum_{k=1}^{\delta} \lambda_k \quad (10)$$

式中: δ 为移动 sink 游走的路径数量。目标问题在考虑网络不均衡且存在障碍的约束下, 选择网络生命期最大化的次优解集 M 。

2.2 有向图生成树(Directed Spanning Tree, DST)设计

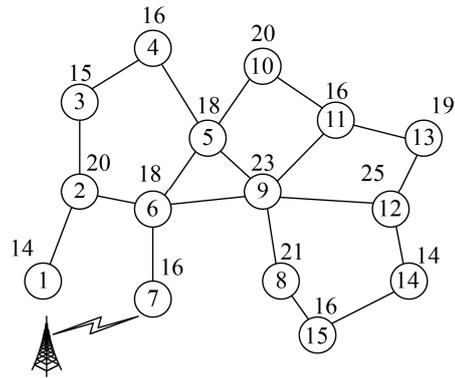
构建 DST 的目标是防止路由混乱以及数据冗余备份两个问题。该程序基于图 G 建立树 T , 每个节点 i 维护一个邻居列表, 节点的权重设为 $NN(i)$ 。每个节点根据式(9)计算其权重, 节点 i 基于以下 2 个策略选择其转发节点:

策略 1 如果 $w_i < \max\{w_j\}$, $\forall j \in NN(i)$, 那么节点 i 选择 j 作为转发节点, 即节点 i 变为 j 的子节点。如果 2 个节点的权重 $NN(i)$ 相等, 则选择距离最近的节点作为转发节点。

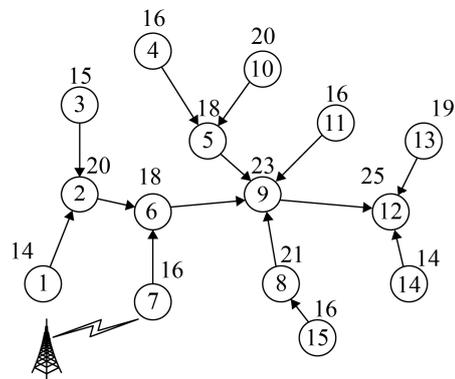
策略 2 如果 $w_i \geq \max\{w_j\}$, $\forall j \in NN(i)$, 那么节点 i 将邻居节点中权重最高的节点 j 作为转发节点。

图 4 所示是一个网络的拓扑图例子, 圆内的数字为节点的 ID, 圆外的数字为节点的权重。图 4(b)所示是有向图生成树结果, 因为权重 w_2 大于

w_1 与 w_3 , 所以节点 1 与节点 3 选择节点 2 作为转发节点。根据策略 1, 图 4 中节点 4 选择节点 5 作为转发节点, 节点 6、节点 13、节点 14 选择节点 12 作为转发节点。根据策略 2, 节点 2 与节点 11 的权重大于其邻居, 节点 2 评估节点 1、节点 3、节点 6 的邻居节点, 发现节点 9 的权重最高, 因此节点 2 选择 6 作为转发节点。节点 10 则根据策略 2 选择节点 5 作为转发节点。



(a) 网络拓扑实例



(b) 有向图生成树的结果

图 4 有向图生成树两个策略的例子

Fig. 4 Examples of two strategies of directed graph spanning tree

2.3 基于 EACO 的 RP 子集选择与 sink 路径规划

通过 EACO 算法选择最优 RP 集合与移动 sink 的路径。网络拓扑图 G 作为输入, 输出为 RP 的帕累托集合与 sink 路径, 设 RP 集合为 M 。建立有向图生成树的目标是计算每个节点的转发数据量, 其结果有助于后期寻找合适的 RP 集合。ACO 算法每

次迭代更新路径的信息素值, 设 τ_{ij}^a 为蚂蚁 a 在节点 i 与 j 之间路径上释放的信息素值, 定义为:

$$\tau_{ij}^a = (1 - \rho)\tau_{ij} + \sum_{a=1}^m \Delta\tau_{ij}^a \quad (11)$$

式中: $(1-\rho)$ 为信息素的单位时间挥发率, ρ 值范围为 $(0, 1)$; m 为蚂蚁数量; $\Delta\tau_{ij}^a$ 为节点 i 与 j 之间路径的信息素变化量, 信息素变化量的计算方法为:

$$\Delta\tau_{ij}^a = \begin{cases} \frac{Q}{L_a}, & \text{if 蚂蚁 } a \text{ 使用 } (i, j) \text{ 边} \\ 0, & \text{其他情况} \end{cases} \quad (12)$$

式中: Q 为常量; L_a 为蚂蚁 a 建立的路径长度。选择下一个节点的概率函数定义为:

$$p_{ij}^a(t) = \begin{cases} \frac{\tau_{ij}^a \omega_j^\gamma}{\sum_{c_{il} \in N(SP)} \tau_{ij}^a \omega_j^\gamma}, & \text{if } c_{il} \in N(SP) \\ 0, & \text{其他情况} \end{cases} \quad (13)$$

设节点 l 表示尚未被蚂蚁 a 访问的节点, 参数 α 与 γ 控制信息素与权重 ω_j 的相对重要性。每个蚂蚁基于概率函数值选择下一个节点作为 RP, 然后更新该节点的信息素。确定 RP 节点之后, 计算移动 sink 的路径长度。计算移动 sink 路径长度的概率函数设为:

$$\psi_{ij}^a(t) = \begin{cases} \frac{\tau_{ij}^a \eta_j^\beta}{\sum_{c_{il} \in N(M)} \tau_{ij}^a \eta_j^\beta}, & \text{if } c_{il} \in N(M) \\ 0, & \text{其他情况} \end{cases} \quad (14)$$

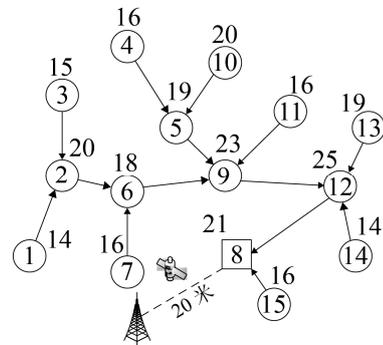
式中: η_j 控制启发式信息的相对重要性。节点 i 与 j 之间的启发式信息计算为:

$$\eta_{ij} = 1/d_{ij} \quad (15)$$

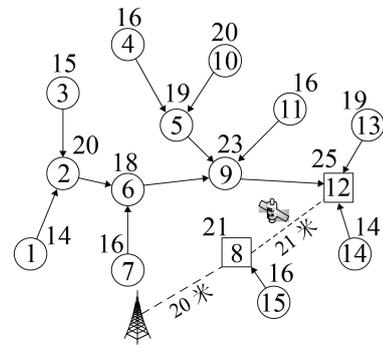
如果移动 sink 的路径长度超过 T_{ml} , 那么从集合 M 中删除 RP 节点, 然后使用本算法选择另一个 RP 节点。

图 5 所示是本算法选择 RP 节点以及路径规划的一个实例, 图中共有 15 个随机分布的传感器, 每个节点产生不均匀的数据包。最大路径距离 T_{ml} 设为 120 m, 控制参数为 $\alpha=0.2$, $\beta=0.4$, $\gamma=0.4$ 。初始化阶段, 增加一个静态 sink 节点 $M=[S_0]$ 。解的构建过程为: 使用式(13)选择路径的下一个 RP 节

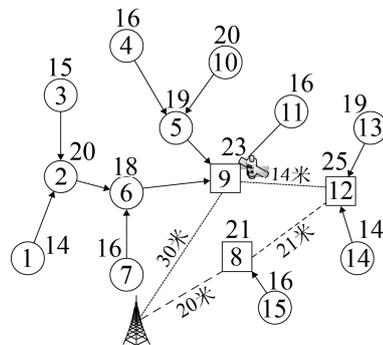
点, 图 5(a)中节点 8 被选为 RP 节点, 集合 M 更新为 $[S_0, 8]$, 移动 sink 的路径长度更新为 40 m, 因为路径长度依然小于 120 m, 所以继续选择下一个节点。观察图 5(b), 节点 12 被选为下一个 RP 节点, M 更新为 $[S_0, 8, 12]$, 移动 sink 的路径长度更新为 82 m。图 5(c), (d), (e)中节点 9, 5, 2 分别被选为 RP 节点, M 更新为 $[S_0, 8, 12, 9, 5, 2]$, 移动 sink 的路径长度分别为 87 m, 111 m, 120 m。观察图 5(f), 节点 7 被选为 RP 节点, 此时移动 sink 的路径长度超过 120 m, 所以忽略节点 7, 移动 sink 访问当前 M 中的 RP 来收集数据。



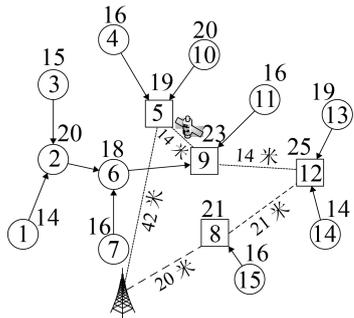
(a) 节点 8 为 RP



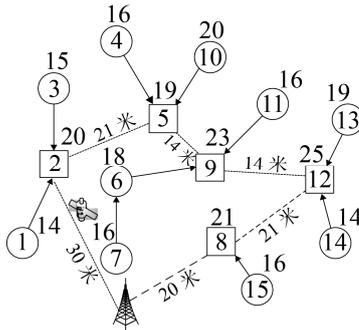
(b) 节点 12 为 RP



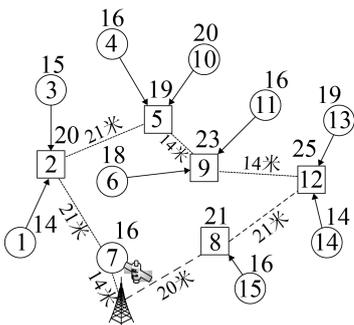
(c) 节点 9 为 RP



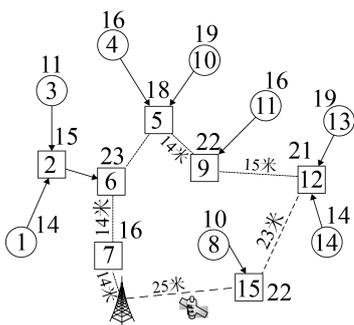
(d) 节点 5 为 RP



(e) 节点 2 为 RP



(f) 节点 7 为 RP



(g) 重新确定 RP 集

图 5 本算法选择 RP 节点以及路径规划的一个实例
Fig. 5 An example of RP nodes selection and path planning of the proposed algorithm

因为网络中传感器的数据量随着时间发生变化, 所以每个节点的权重也不断变化, 因此需要

重新运行有向图生成树程序和 ACO-MSPD 算法来计算 RP 集与路径规划。图 5(g)所示是重新选择 RP 集的一个例子, 重新计算之后, M 从 $[S_0, 8, 12, 9, 5, 2]$ 变为 $[S_0, 15, 12, 9, 5, 6, 7]$, 移动 sink 的移动距离从 120 m 变为 119 m。

2.4 算法的复杂度分析

本算法的初始化阶段, 构建 DST 的时间复杂度为 $O(n)$, n 为网络的节点数量。然后基于 EACO 算法选择 RP 集与移动 sink 的路径。蚁群的信息素挥发率对时间复杂度具有明显的影响, 最大的时间复杂度为 $O(1/\rho(mnq \log n))$, 其中 m 为蚂蚁数量, q 与 ρ 为边的数量与信息素挥发率, 且 $m < n$ 。最终, 本算法的总体时间复杂度为 $O(1/\rho(mnq \log n))$ 。

3 仿真实验与结果分析

3.1 实验方案设计

将本算法与其他移动 sink 路径规划算法进行比较, 对比文献分别为 EEPS^[11], EAPC^[12], RHCRA^[13]与 brute force 算法^[14]。考虑的网络性能指标分别为网络平均能耗、能耗的标准偏差、sink 的平均移动距离。

网络平均能耗定义为网络生命期之内所有传感器的平均能耗, 计算方法为:

$$\mu_e = \frac{\sum_{k=1}^{\delta} \sum_{i=1}^n E_{ki}}{n \times \delta} \quad (16)$$

能耗的标准偏差定义为各个传感器的能耗与平均能耗的定量差值, 计算方法为:

$$\sigma_e = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (\mu_{ei} - \mu_e)^2}{n}} \quad (17)$$

式中: μ_{ei} 为传感器 i 在路径 δ 的平均能耗, 计算方法为:

$$\mu_{ei} = \frac{\sum_{k=1}^{\delta} E_{ki}}{\delta} \quad (18)$$

sink 的平均移动距离定义为 sink 移动的所有路径距离除以路径数量, 计算方法为:

$$\mu_t = \frac{\sum_{k=1}^{\delta} \chi_k}{\delta} \quad (19)$$

分别对均匀传感网与不均匀传感网 2 种场景进行了实验, 传感器随机分布于方形平面内, 考虑 2 种网络规模: 小规模网络(表示为 WSN1)为 20 m×20 m, 大规模网络(表示为 WSN2)为 200 m×200 m。网络的拓扑结构为树状结构, 小规模网络的传感器数量为 7~20, 大规模网络为 100~200。每个传感节点随机产生数据包, 产生速率为 0~10(数据包/s)。WSN1 中 sink 的最大移动距离设为 35 m, WSN2 则设为 300 m。假设所有节点的初始能量 E_0 均为 100 J, 发送电路的能耗为 42 mW, 接收电路的能耗为 29 mW。传感器的通信范围为 15~50 m, sink 的移动速度为 1 m/s。

3.2 仿真环境与参数设置

基于 Python 语言编程实现网络仿真的程序。EACO 的参数包括蚂蚁数量、信息素相对重要性 α 、可见度相对重要性 β 、信息素挥发率 ρ 。控制参数分别设为 $\alpha=0.2$, $\beta=0.4$, $\gamma=0.4$, $\rho=0.1$ 。为了确定蚁群的规模, 首先测试了不同蚁群数量下网络平均能耗的收敛曲线, 如图 6 所示。图 6 显示, 随机蚂蚁数量的增加, 网络的平均能耗呈下降趋势, 当蚂蚁数量为 24 时, 网络的平均能耗保持最低值。因此后续实验将蚁群规模保持为 24。

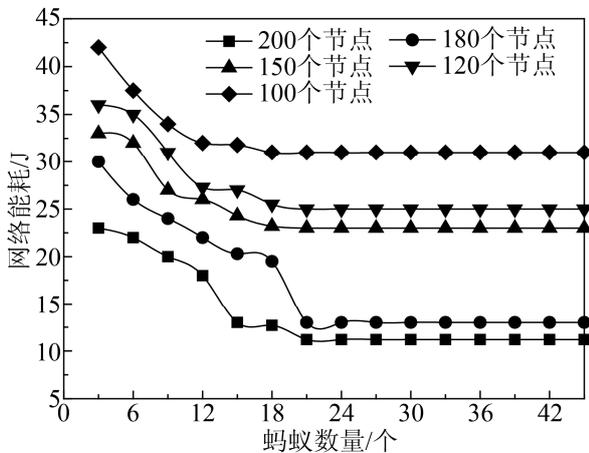
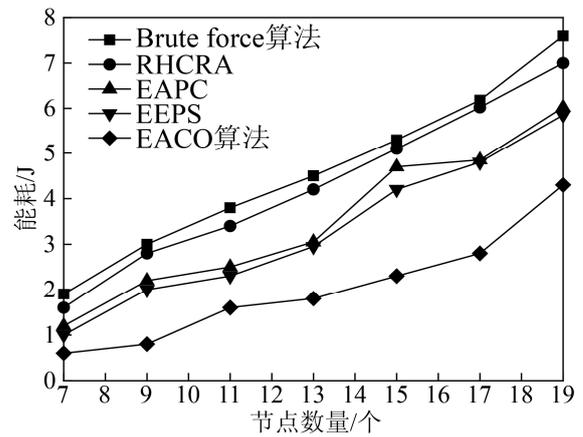


图 6 不同蚁群数量下网络平均能耗的收敛曲线
Fig. 6 The convergence curves of average network energy consumption of different ant colony sizes

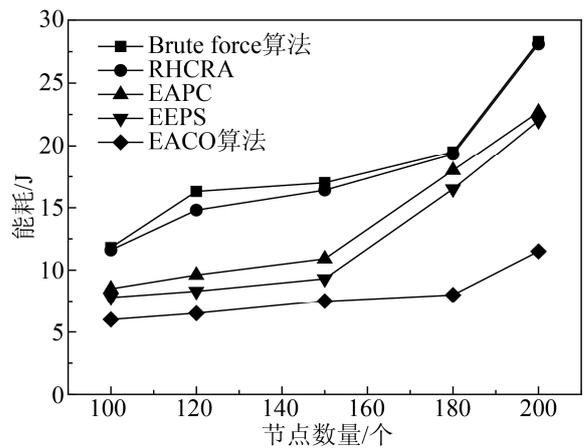
3.3 实验结果与分析

3.3.1 网络的平均能耗

对于 WSN1 与 WSN2 分别进行了实验, 测试不同节点数量下的网络平均能耗结果, WSN1 的节点数量分别设为{7,9,11,13,15,17,19}, WSN2 的节点数量分别设为{100,120,150,180,200}。图 7 所示为均匀传感网的实验结果, 图 7(a)显示, EACO 算法比 EEPS 节约了 30%~50%的能耗, 比 EAPC 节约了 40%~60%的能耗, 比 RHCRA 节约了 40%~70%的能耗, 比 brute force 算法节约了 40%~70%的能耗。图 7(b)显示, EACO 实现了最低的平均能耗。总体而言, 本算法对于不同规模的网络均有效地降低了网络的平均能耗指标。



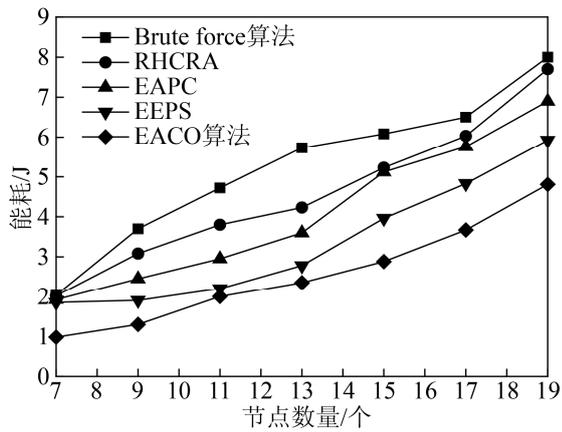
(a) WSN1 网络实验



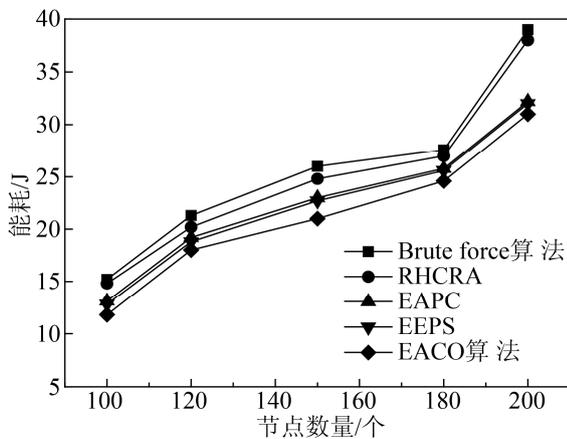
(b) WSN2 网络实验

图 7 5 种移动 sink 算法对于均匀传感网的实验结果
Fig. 7 Experimental results of 5 mobile sink algorithms with uniform sensor network

图8所示为不均匀传感网的实验结果,图8(a)显示,EACO算法比其他4个算法节约了30%~50%的能耗,图8(b)显示,本算法依然保持了最低的网络平均能耗,优于其他4个算法。本算法在不均匀传感网中,对不同数据量的节点分配了相应的权重,在有向图生成树的策略中考虑了不均匀传感网带来的问题,将该问题作为约束条件,以最大化网络生命期作为目标问题,最终实现了较好的效果。



(a) WSN1 网络实验



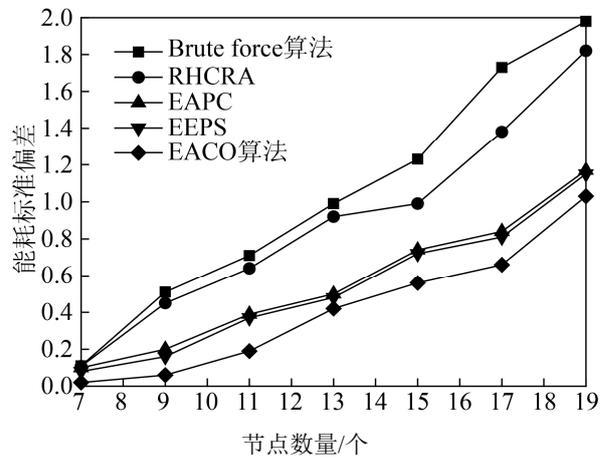
(b) WSN2 网络实验

图8 5种移动 sink 算法对于不均匀传感网的实验结果
Fig. 8 Experimental results of 5 mobile sink algorithms with un-uniform sensor network

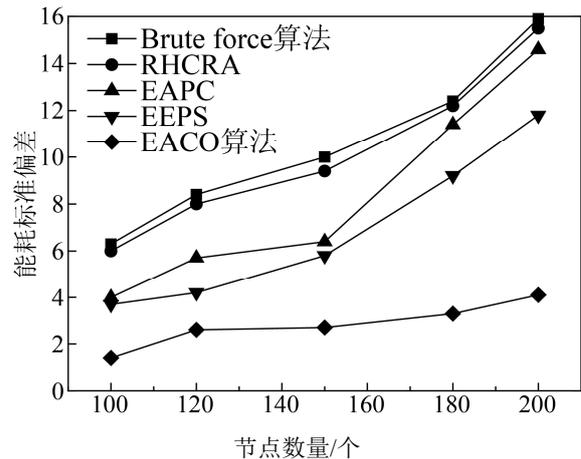
3.3.2 能耗的标准偏差

能耗的标准偏差指标 σ_e 能够反映全网节点能耗的均衡性,能耗均衡性越高,网络的生命期越长,反之则生命期越短。图9所示为均匀传感网的实验结果,图9(a)显示,本算法的能耗标准偏差明显地

低于 Brute force 算法与 RHCRA 算法,略低于 EAPC 与 EEPS 两种算法。图9(b)显示,本算法的能耗标准偏差明显地低于 Brute force, RHCRA, EAPC 与 EEPS 四种算法。



(a) WSN1 网络实验

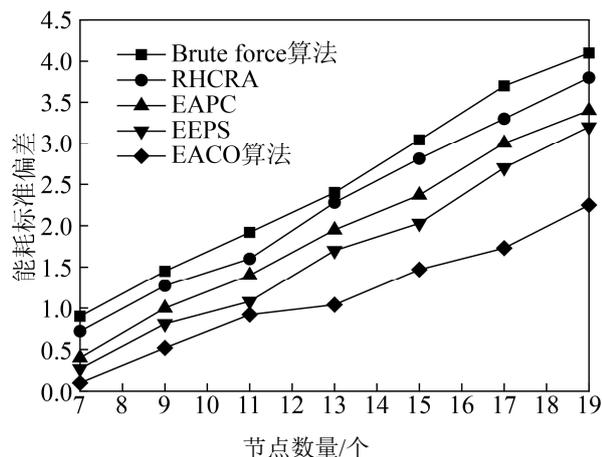


(b) WSN2 网络实验

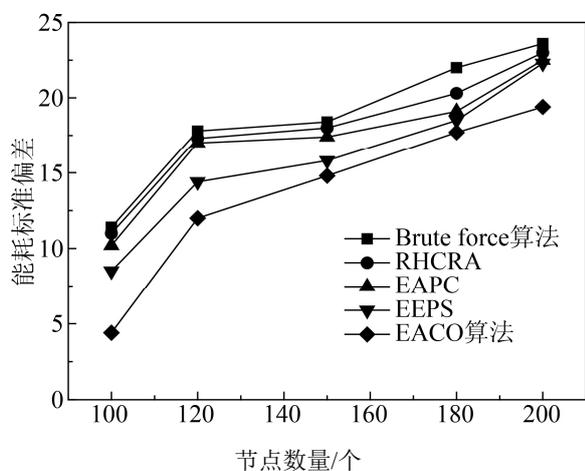
图9 均匀传感网的能耗标准偏差指标结果

Fig. 9 Experimental results of energy consumption standard deviation with uniform sensor network

图10所示为不均匀传感网的实验结果,图10显示,本算法的能耗标准偏差明显地低于 Brute force 算法与 RHCRA 算法,略低于 EAPC 与 EEPS 2种算法。EAPC, EEPS 与本算法均设计了不均匀网络的能耗均衡化机制,因此3种算法的能耗标准偏差较低。而本算法采用增强的 ACO 算法对于全网能耗进行了深度地寻优处理,因此获得了较为理想的结果。



(a) WSN1 网络实验



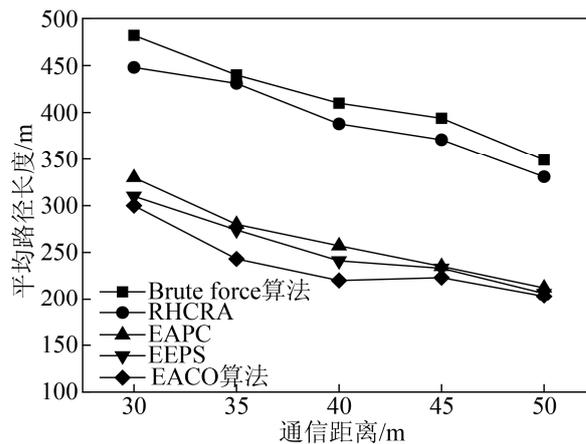
(b) WSN2 网络实验

图 10 不均匀传感网的能耗标准偏差指标结果

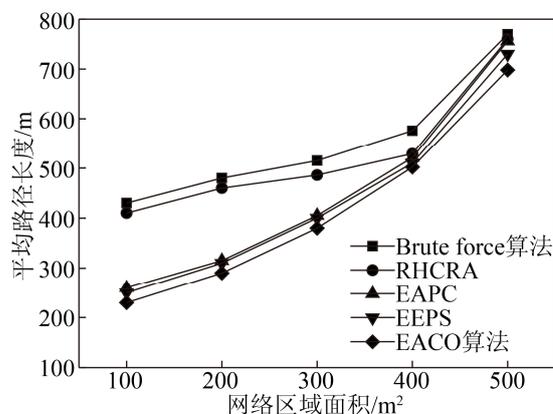
Fig. 10 Experimental results of energy consumption standard deviation with ununiform sensor network

3.4 平均路径长度

Sink 的移动路径长度对采集的时延具有直接影响, 传感器的通信距离则是影响 sink 路径长度的重要因素。图 11(a)所示是 sink 平均路径长度与传感器通信距离的关系, 因为本算法采用 ACO 将路径长度作为一个目标问题, 同时借助了 EACO 突出的优化效果, 实现了最低的平均路径长度。图 11(b)所示是 sink 平均路径长度与网络区域面积的关系, EACO 算法依然实现了最佳的路径长度。



(a) sink 平均路径长度与传感器通信距离的关系



(b) sink 平均路径长度与网络区域面积的关系

图 11 Sink 的移动路径长度结果

Fig. 11 Mobile path distances of Sink nodes

4 结论

为了同时降低移动 sink 无线传感器网络的能耗与 sink 移动距离, 设计了基于 ACO 的汇集点集合选择算法与移动 sink 路径规划算法, 将均衡网络能耗与缩短 sink 移动距离作为优化的目标, 设计了非均匀网络的移动 sink 路径规划算法。开发了一个有向图生成树机制, 计算每个节点的转发数据量, 高效地构建 sink 的移动路径, 其结果有助于后期寻找合适的 RP 集合。对比实验的结果显示, 本算法有效地降低了网络的平均能耗, 保持了全网的能耗均衡性, 并且实现了较短的 sink 移动路径。

参考文献:

[1] 董玮, 陈共龙, 曹晨红, 等. 面向软件定义架构的无线传感器网络[J]. 计算机学报, 2017, 40(8): 1779-1797.

- Dong Wei, Chen Gonglong, Cao Chenhong, et al. Towards a Software-Defined Architecture for Wireless Sensor Networks[J]. Chinese Journal of Computers, 2017, 40(8): 1779-1797.
- [2] 蒋文贤, 缪海星, 王田, 等. 无线传感器网络中移动式覆盖控制研究综述[J]. 小型微型计算机系统, 2017, 38(3): 417-424.
Jiang Wenxian, Miao Haixing, Wang Tian, et al. Survey on Coverage Control with Mobile Elements in Wireless Sensor Networks[J]. Journal of Chinese Computer Systems, 2017, 38(3): 417-424.
- [3] Zhou Z B, Chu D, Lei S, et al. An Energy-Balanced Heuristic for Mobile Sink Scheduling in Hybrid WSNs[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics (S1536-1241), 2016, 12(1): 28-40.
- [4] Nitesh K, Azharuddin M, Jana P. Minimum spanning tree-based delay-aware mobile sink traversal in wireless sensor networks: Delay-Aware Mobile Sink Traversal in WSN[J]. International Journal of Communication Systems (S1074-5351), 2017, 30(13): e3270.
- [5] 莫文杰, 郑霖. 优化网络生命周期和最短化路径的WSN移动sink路径规划算法[J]. 计算机应用, 2017, 37(8): 2150-2156.
Mo Wenjie, Zheng Lin. Path planning algorithm for mobile sink with optimized network lifetime and shortest path in wireless sensor network[J]. Journal of Computer Applications, 2017, 37(8): 2150-2156.
- [6] 惠晓威, 刘彦每. WSN数据收集中移动Sink的路径规划和簇头节点选取问题的综合研究[J]. 传感技术学报, 2014, 1(1): 118-122.
Hui Xiaowei, Liu Yanmei. Comprehensive Study on the Problem of Mobile Sink Path Planning and the Cluster Head Node Selecting in WSN Data Collection[J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2014, 1(1): 118-122.
- [7] 万成, 常捷, 张灵. 针对单区域突发流量的移动Sink路径规划[J]. 计算机科学, 2017, 44(5):61-65.
Wan Cheng, Chang Jie, Zhang Ling. Dynamic Path Planning Design of Mobile Sink for Single Region Bursty Traffic[J]. Computer Science, 2017, 44(5): 61-65.
- [8] Yang J Y, Ding R F, Zhang Y, et al. An improved ant colony optimization (I-ACO) method for the quasi travelling salesman problem (Quasi-TSP)[J]. International Journal of Geographical Information Science (S1365-8816), 2015, 29(9): 1534-1551.
- [9] 周冬梅, 孙俊. 遗传规划中遗传算子对种群多样性的影响[J]. 计算机工程与应用, 2016, 52(20): 39-45.
Zhou Dongmei, Sun Jun. Influences of genetic operators on population diversity in genetic programming[J]. CEA, 2016, 52(20): 39-45.
- [10] Amgoth T, Jana P K. Energy-aware routing algorithm for wireless sensor networks[J]. Computers and Electrical Engineering (S0045-7906), 2015, 41: 357-367.
- [11] Kaswan A, Nitesh K, Jana P K. Energy Efficient Path Selection for Mobile Sink and Data Gathering in Wireless Sensor Networks[J]. AEUE - International Journal of Electronics and Communications (S1434-8411), 2017, 73: 110-118.
- [12] Wen W, Zhao S, Shang C, et al. EAPC: Energy-Aware Path Construction for Data Collection using Mobile Sink in Wireless Sensor Networks[J]. IEEE Sensors Journal (S1530-437X), 2017, 1(99): 1.
- [13] Liu W, Fan J, Zhang S, et al. Relay Hop Constrained Rendezvous Algorithm for Mobile Data Gathering in Wireless Sensor Networks[C]. Network and Parallel Computing, 2013.
- [14] 余思琴, 闫秋艳, 闫欣鸣. 基于最佳u-shapelets的时间序列聚类算法[J]. 计算机应用, 2017, 37(8): 2349-2356.
Yu Siqin, Yan Qiuyan, Yan Xinming. Clustering algorithm of time series with optimal u-shapelets[J]. Journal of Computer Applications, 2017, 37(8): 2349-2356.