

文章编号: 2095-4980(2021)06-1103-05

WSNs 中基于粒子群优化的信宿移动路径规划算法

张红军¹, 刘 辉²

(1. 安阳学院 计算机学院, 河南 安阳 455000;
2. 河南省地质矿产勘查开发局 第五地质勘查院, 河南 郑州 450000)

摘要: 感测数据, 再将数据传输至信宿是无线传感网络(WSNs)中节点的首要任务。传感节点由电池供电, 它们的多数能量用于传输数据, 越靠近信宿的节点, 传输的数据量越大。因此, 这些节点的能耗速度快, 容易形成能量-空洞问题。而通过移动信宿收集数据能够缓解能量-空洞问题。为此, 提出基于粒子群优化的信宿移动路径规划(PSO-RPS)算法。PSO-RPS 算法结合数据传递时延和信息速率两项信息选择驻留点, 并利用粒子群优化算法选择最优的驻留点, 进而构建时延有效的信宿收集数据的路径。仿真结果表明, 提出的 PSO-RPS 算法有效地控制路径长度, 缩短了收集数据的时延。

关键词: 无线传感网络; 数据收集; 移动信宿; 驻留点; 粒子群算法

中图分类号: TP393

文献标志码: A

doi: 10.11805/TKYDA2020119

Particle Swarm Optimization-based Rendezvous Point Selection in Wireless Sensor Networks

ZHANG Hongjun¹, LIU Hui²

(1. School of Computer Science and Technology, Anyang University, Anyang Henan 455000, China; 2. The Fifth Geological Exploration Institute of Henan Bureau of Geology and Mineral Exploration and Development, Zhengzhou Henan 450000, China)

Abstract: Wireless Sensor Networks(WSNs) consist a set of sensor nodes whose primary task is to sense and relay the data to sink. Sensor nodes are powered by a battery, and most of the energy is consumed for the relay of the data. The closer the nodes are from the sink, the more the data will be relayed, and the faster the energy will be consumed, which results in energy-hole problem. The introduction of a mobile sink for collecting the data from the nodes can avoid the energy-hole problem. Particle Swarm Optimization-based Rendezvous Point Selection(PSO-RPS) is proposed, which considers the data delivery delay and traffic rate constraints of sensor nodes for rendezvous point selection, and finds an optimal number of rendezvous points by particle swarm optimization. On this basis, the delay-efficient trajectory of mobile sink for data collection is built. Simulation results show that the proposed PSO-RPS algorithm can effectively control the path length and reduce the time delay of data collection.

Keywords : Wireless Sensor Networks(WSNs); data collection; mobile sink; Rendezvous Points(RP); particle swarm

无线传感网络(WSNs)^[1]已在多个应用领域内广泛使用, 如环境监测^[2]、交通管理^[3]等。WSNs 先在监测区域内部署具有感知、数据传输能力的微型节点, 再由这些节点感知数据, 并传输至信宿。然而, 由于节点的通信范围有限, 离信宿较远的节点需通过多跳节点转发, 才能将节点传输至信宿。相比于其他节点, 信宿周围的节点承担了更多的转发任务, 能耗速度更高, 这就导致节点间的能耗不平衡, 容易形成能量空洞^[4]。

为了解决能量空洞问题, 文献[5]首先引用移动信宿(Mobile Sink, MS)概念。通过 MS 平衡了节点间的能量消耗^[6-7]。MS 周期地遍历 WSNs, 收集节点所感测的数据, 均衡节点传输的数据量, 进而平衡节点能耗。然而, 若需遍历每个节点, 才能收集节点数据, 必然增加收集数据的时延。因此, 文献[8-9]引用驻留点(RP)概

收稿日期: 2020-03-20; 修回日期: 2020-05-21

基金项目: 河南省科技攻关资助项目(182102210208); 河南省高等学校青年骨干教师培养计划资助项目(2018GGJS196)

念, 减少 MS 遍历的点, 缩短收集数据的时延。

在基于 RPs 的数据收集方案中, 将部分节点作为 RP。MS 通过遍历 RPs 收集数据, 而其他节点数据将数据传输至邻近的 RP。然而, 构建 RPs 是非常复杂的。现有文献在构建 RPs 时考虑了多个因素。文献[10]提出了周期的驻留数据收集算法(Energy-efficient data gathering Algorithm, PRDC), 并利用二值搜索过程, 减少了最小的 RP 数。文献[11]提出了能耗路径构建(Energy-Aware Path Construction, EAPC)算法。EAPC 算法先利用节点传输数据包的次数和距离信息构建节点的权重, 再选择权重大的节点作为 RP。文献[12]提出了基于蚁群优化的移动信宿路径规划(Ant Colony Optimization-based Mobile Sink Path Determination, ACO-MSPD)算法, ACO-MSPD 算法依据节点转发的数据包数, 再结合蚁群算法构建 RPs。文献[13]提出了利用人工蜂群的移动信宿的路径优化算法(Mobile Sink-based Path Optimization strategy using Artificial Bee Colony Algorithm, MSPO-ABC), MSPO-ABC 算法先通过控制节点与 RPs 间跳数, 选择 RP, 然后再利用人工蜂群算法优化 MS 的移动路径。

尽管上述算法在建立 RPs 时考虑了多项信息, 但是这些算法并没有考虑到数据传输时延、信息速率的限制。为此, 提出 PSO-RPS, 利用粒子群算法优化, 构建时延低的 MS 移动路径。仿真结果表明, 提出的 PSO-RPS 算法有效地缩短了数据收集时延。

1 系统模型及问题描述

m 个节点随机分布于 $\ell \times \ell$ 区域内, 用 $S = \{s_1, s_2, s_3, \dots, s_m\}$ 表示这 m 个节点集。假定从 m 个节点中选择 h 个节点作为 RPs。令 $Q = \{q_1, q_2, q_3, \dots, q_h\}$ 表示这些 RPs, 且 $Q \subset S$ 。一旦部署节点后, 节点就不再移动, 只有 MS 可移动。此外, 假定 MS 能够知晓节点的位置。

PSO-RPS 算法旨在满足数据传输时延和数据量的限制条件下, 构建最优的 RPs。令 S_k 表示在 $q_k \in Q$ 传输范围内的节点集。 $s_j \in S_k$ 的节点直接向 q_k 传输数据。用 D_k 表示 S_k 内节点向 q_k 传输数据总共产生的传输时延, 即 $D_k = \sum_{j=1}^{|S_k|} t_{j,k}$, 其中 $|S_k|$ 表示 S_k 集内的节点数, $t_{j,k}$ 表示节点 s_j 向 q_k 传输数据的数据传输时延。令 t_{\max} 表示单个节点向 RP 传输数据的数据传输时延的最大值。并对 D_k 进行归一化处理: $\hat{D}_k = D_k / (t_{\max} \times |S_k|)$ 。

令 W_k^{out} 表示在每一轮里 q_k 向 MS 传输的数据量。单位时间内所传输的数据量应小于 MS 的带宽 B 。为此, 对 W_k^{out} 进行归一化处理: $\hat{W}_k^{\text{out}} = W_k^{\text{out}} / B$ 。

2 PSO-RPS 算法

PSO-RPS 算法引用粒子群优化算法(PSO)选择部分节点作为 RPs。一个粒子代表一个 MS 移动轨迹, 轨迹上的 RPs 表述了粒子的维度。利用传输数据时延和数据率约束轨迹长度, 这就使得 RPs 数随数据时延和数据率动态变化。因此, PSO-RPS 算法利用维度可变的粒子表述 MS 的移动轨迹, 轨迹上的每个 RP 位置表示一个粒子的维度。

2.1 粒子的初始化

每个粒子有两项属性: 位置和速度。令矢量 $\mathbf{Y}_p = \{y_p^1, y_p^2, \dots, y_p^q\}$ 、 $\mathbf{V}_p = \{g_p^1, g_p^2, \dots, g_p^q\}$ 分别表示第 i 个粒子的位置和速度矢量, 且 $1 \leq p \leq z$, $1 \leq q \leq h$, z 表示群体尺寸, h 表示粒子的维度。

用式(1)对粒子的位置矢量进行初始化:

$$\mathbf{Y}_p^q(0) = Y_{\min} + (Y_{\max} - Y_{\min}) \times \xi \quad (1)$$

式中: ξ 为 0 至 1 间的随机数; q 表示维度; Y_{\max} 、 Y_{\min} 表示搜索空间中位置的最大值、最小值。

类似地, 用式(2)对粒子的速度矢量进行初始化:

$$\mathbf{V}_p^q(0) = V_{\min} + (V_{\max} - V_{\min}) \times \xi \quad (2)$$

式中: V_{\max} 、 V_{\min} 表示搜索空间的速度的最大值、最小值。

2.2 适度函数

PSO-RPS 算法旨在满足时延和数据量限制条件下, 构建最优 RPs。因此, 利用时延和数据量构建适度函数:

$$fitness = \sum_{k=1}^h (1 - \hat{D}_k) + \hat{W}_k^{\text{out}} \quad (3)$$

构建了适度函数后，就在 z 个群体中获取全局最优解，如算法 1 所示，其中 $Y_{g,best}$ 表示全局最优解，最初 $Y_{g,best}$ 为空集， $Y_{p,best}$ 为局部最优解。

算法 1：产生全局最优解

```

 $Y_{g,best} \leftarrow \phi$ 
for ( $i = 1$  to  $z$ ) do
 $Y_i \leftarrow$  Use Equation (1) to generate random positions
 $V_i \leftarrow$  Use Equation (2) to generate random velocity
 $Y_{p,best} \leftarrow Y_i$ 
    if  $fitness(Y_{p,best}) \geq fitness(Y_{g,best})$  then
         $Y_{g,best} \leftarrow Y_{p,best}$ 
    end if
end for
    
```

表 1 仿真参数

Table1 Simulation parameters	
parameters	values
deployment area/m ²	200×200
initial energy of sensor nodes/J	2
number of sensor nodes	100-500
transmission range/m	75-100
data packet generation rate/s ⁻¹	0-10
data packet size/byte	512
control packet size/byte	10
speed of MS/(m/s)	2
simulation time/s	1 800

2.3 粒子位置和速度的更新

一旦利用式(3)计算适度函数后，粒子就获取了全局最优解和局部最优解。随后，在每次迭代中，利用全局最优解和局部最优解更新粒子的位置和速度，如式(4)和式(5)所示：

$$V_p^q(r) = w \times V_p^q(r-1) + d_1 \times \beta \times (Y_{p,best}^{q,p} - Y_p^q(r-1)) + d_2 \times \gamma \times (Y_{g,best}^{q,p} - Y_p^q(r-1)) \quad (4)$$

$$Y_p^q(r) = Y_p^q(r-1) + V_p^q(r) \quad (5)$$

式中： r 为迭代次数； w 为惯性权重系数； β 和 γ 为加速因子； d_1 和 d_2 是服从 0 至 1 分布的系数。

图 1 给了 PSO-RPS 算法的执行流程。先对参数进行初始化，再评估每个粒子的适度值。然后，再选择局部最优和全局最优值。随后，依据局部和全局最优值更新每个粒子的位置和速度，并进行迭代，若达到迭代次数的上限，就停止迭代。

3 性能分析

3.1 仿真环境

为了更好地分析 PSO-RPS 算法性能，利用 MATLAB 软件建立仿真平台。在 200 m×200 m 区域内部署 100~500 个节点。具体的仿真参数如表 1 所示。此外，PSO 算法的参数设置如下：群体数 $z=40$ ，最大迭代次数为 100， $d_1=d_2=2$ ， $\beta, \gamma \in [0,1]$ ， $w=1$ 。

选择 ACO-MSPD、EAPC 和 MSPO-ABC 算法作为参照，并分析它们 RPs 数、轨迹长度和数据传输时延的性能。

3.2 驻留点数

先分析节点数对驻留点数的性能影响，如图 2 所示，其中节点数从 100~500 变化，节点通信半径为 80 m。从图 2 可知，节点数的增加，增加了 RPs 数，达到了预期。节点数越多，数据量越大，就需要更多的 RPs 收集数据。此外，相比于 ACO-MSPD、EAPC 和 MSPO-ABC 算法，提出的 PSO-RPS 算法有效地控制了 RPs 数，且分别降低了约 7.22%、29.10% 和 19.40%。

3.3 移动轨迹的长度

图 3 显示了轨迹长度随节点数的变化情况，节点数的增加，同样也增长了 MS 的移动路径。但相比于 ACO-

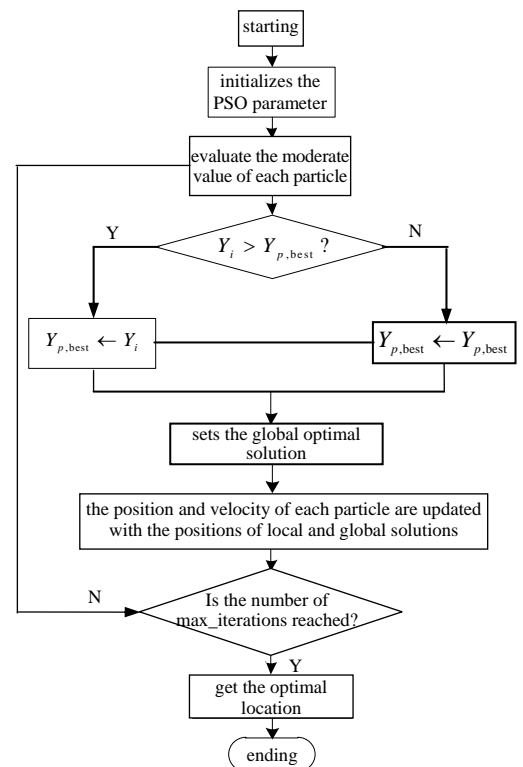


Fig.1 Execution process of PSO-RPS algorithm
图 1 PSO-RPS 算法的执行流程

MSPD 算法、EAPC 算法和 MSPO-ABC 算法，PSO-RPS 算法有效地控制移动路径的长度，且分别缩短了约 13.14%、31.12% 和 25.10%。

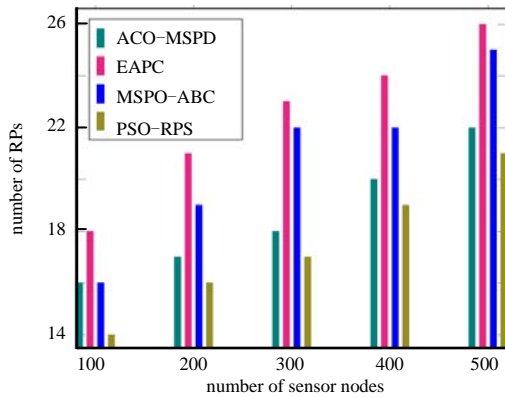


Fig.2 Number of RPs versus number of sensor nodes
图 2 驻留点数随节点数的变化情况

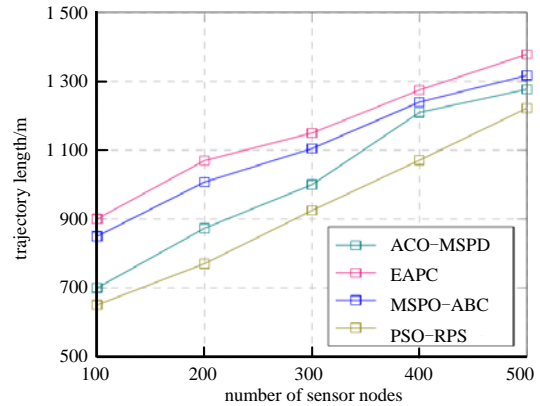


Fig.3 Number of RPs versus transmission range
图 3 移动轨迹长度随节点数的变化情况

图 4 描述了节点通信半径对轨迹长度的影响，其中节点数为 500，节点通信半径从 75 m 至 100 m 变化。从图可知，轨迹长度随通信半径的增加呈线性下降。原因在于：通信半径的增加，减少了通信跳数，扩大了 RPs 一跳的通信范围，这有利于控制 MS 的移动轨迹。

相比于 ACO-MSPD、EAPC 和 MSPO-ABC 算法，提出的 PSO-RPS 算法有效地缩短轨迹长度，且分别缩短了约 11.90%、28.11% 和 21.71%。

3.4 信宿收集数据的时延

分析节点数对收集数据时延的影响，如图 5 所示，节点数的增加，增加了收集数据的时延。由于节点数越多，节点感测的数据越多，RPs 数也越多，这就增加了 MS 收集的数据时延。相比于 ACO-MSPD、EAPC 和 MSPO-ABC 算法，PSO-RPS 算法也有控制数据收集时延。例如，当节点数 500 时，ACO-MSPD、EAPC 和 MSPO-ABC 算法收集数据的时延分别为 1 200 ms、1 350 ms 和 1 300 ms。而 PSO-RPS 算法收集数据时延控制在 1 100 ms。

图 6 给出了节点的通信半径对收集数据时延的影响，其中节点数为 500，节点通信半径从 75 m 至 100 m 变化。由图可知，通信半径的增加，缩短了收集数据的时延。原因在于：通信半径越大，数据传输至信宿所需要的跳数就越少。此外，通信半径的增加也有利于控制 RPs。RPs 数的下降，减少了数据传输的次数，这有利于缩短收集数据的时延。与 ACO-MSPD、EAPC 和 MSPO-ABC 算法相比，提出的 PSO-RPS 算法有利于减少收集数据的时延。

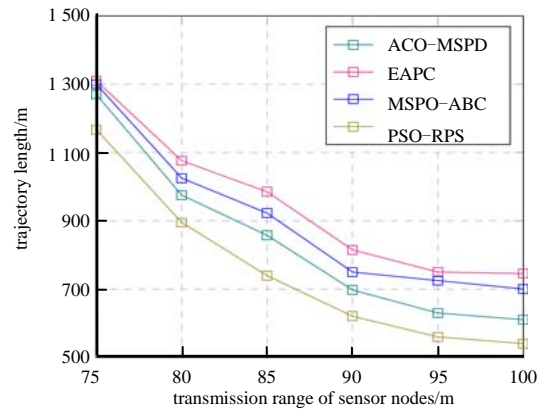


Fig.4 Trajectory length versus transmission range
图 4 通信半径对轨迹长度的影响

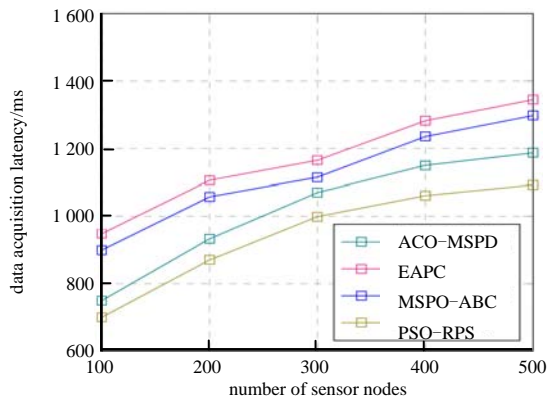


Fig.5 Data acquisition latency versus number of sensor nodes
图 5 节点数对收集数据的时延的影响

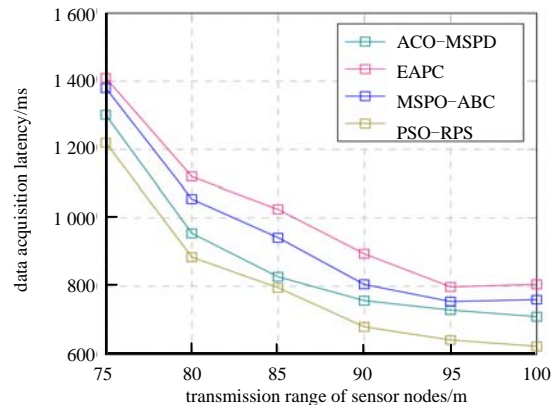


Fig.6 Data acquisition latency versus transmission range
图 6 通信半径对收集数据的时延的影响

4 结论

针对无线传感网络的移动信宿的路径问题，提出基于粒子群优化的信宿移动路径规划算法 PSO-RPS。PSO-RPS 算法在选择驻留点时，考虑了收集数据时延和信息速率，并利用粒子群优化算法选择部分节点作为驻留点，进而构建最优的移动路径。仿真结果表明，提出的 PSO-RPS 算法有效地减少了数据收集时延，并控制了移动路径。

参考文献：

- [1] 尚亚丽. WSNs 中基于能效感知的任播路由[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2019,17(6):1012–1016. (SHANG Yali. An energy-efficient anycast routing in wireless sensor networks[J]. Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology, 2019,17(6):1012–1016.)
- [2] 王海军,雷建军,杨莉. 基于时延受限的移动 sink 环境下能量高效的数据融合算法[J]. 华中师范大学学报(自然科学版), 2018,52(5):622–628. (WANG Haijun,LEI Jianjun,YANG Li. Energy efficient data aggregation algorithm in mobile sink environment with delay constrained[J]. Journal of Central China Normal University(National Science), 2018,52(5): 622–628.)
- [3] CHAUDHRY R,TAPASWI S,KUMAR N. A green multicast routing algorithm for smart sensor networks in disaster management[J]. IEEE Transactions on Green Communications and Networking, 2019,3(1):215–226.
- [4] REN J,ZHANG Y,ZHANG K. Lifetime and energy hole evolution analysis in data-gathering wireless sensor networks[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2016,12(2):788–800.
- [5] SHAH R C,ROY S,JAIN S,et al. Data MULEs:modeling a three-tier architecture for sparse sensor networks[C]// IEEE International Workshop on Sensor Network Protocols & Applications. Anchorage,AK,USA:IEEE, 2003.
- [6] YARINEZHAD R,SARABI A. Reducing delay and energy consumption in wireless sensor networks by making virtual grid infrastructure and using mobile sink[J]. AEU–International Journal of Electronics and Communications, 2018,84(6): 144–152.
- [7] TIRANI S P,AVOKH A. On the performance of sink placement in WANs considering energy-balanced compressive sensing-based data aggregation[J]. Journal of Network and Computer Applications, 2018,107(7):38–55.
- [8] JEA D,SOMASUNDARA A,SRIVASTAVA M. Multiple controlled mobile elements(Data Mules) for data collection in sensor networks[C]// IEEE International Conference on Distributed Computing in Sensor Systems. Marina Del Rey,California,USA: IEEE, 2005.
- [9] WANG Y C,CHEN K C. Efficient path planning for a mobile sink to reliably gather data from sensors with diverse sensing rates and limited buffers[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2018:1–14.
- [10] ALMI K,VIGLAS A,LIBMAN L. Energy-efficient data gathering with tour length-constrained mobile elements in wireless sensor networks[C]// IEEE Conference on Local Computer Network. Denver,CO,USA:IEEE, 2010:582–589.
- [11] WEN W,ZHAO S,SHANG C. EAPC:energy-aware path construction for data collection using mobile sink in wireless sensor networks[J]. IEEE Sensors Journal, 2018,18(2): 890–901.
- [12] KUMAR P,AMGOTH T,ANNAVARAPU R. ACO-based mobile sink path determination for wireless sensor networks under non-uniform data constraints[J]. Applied Soft Computing, 2018,69(8):528–540.
- [13] LU Y,SUN N,PAN X. Mobile sink-based path optimization strategy in wireless sensor networks using artificial bee colony algorithm[J]. IEEE Access, 2019,7(8):11668–11678.

作者简介：

张红军(1979–)，男，副教授，主要研究方向为计算机网络、大数据技术.email:124483213@qq.com.

刘辉(1983–)，男，工程师，主要研究方向为地质勘查工程。