

文章编号: 2095-4980(2020)04-0718-05

WSNs 中基于智能水滴的信宿路径规划算法

时丽平

(河南质量工程职业学院 信息工程系, 河南 平顶山 467000)

摘要: 为了有效避免无线传感网络(WSNs)中的热点问题, 常利用移动信宿收集数据。信宿依据预定路线遍历预定的驻留点(RPs)。而其他传感节点就将数据传输至离自己最近的驻留点。因此, 构建最优的 RPs 非常重要。为此, 提出基于智能水滴的信宿路径规划(IWD-SPP)算法。提出 IWD-SPP 算法的目的在于延长网络寿命, 并最小化转发数据包的能量消耗。利用智能水滴算法构建最优的 RPs, 规划信宿的移动路径。仿真结果表明, 提出的 IWD-SPP 算法在能量消耗和网络寿命方面的性能优于同类算法。

关键词: 无线传感网络; 移动信宿; 驻留点; 智能水滴; 能量消耗

中图分类号: TP393

文献标志码: A

doi: 10.11805/TKYDA2019362

Intelligent water droplet-based sink path planning algorithm in WSNs

SHI Liping

(Department of Information Engineering, Henan Quality Polytechnic, Pingdingshan Henan 467000, China)

Abstract: In order to avoid the hotspot problem in a Wireless Sensor Network(WSN), a portable sink is utilized to gather information from the sensor nodes. A portable sink might be permitted to visit just a restricted number of sensor nodes, alluded as Rendezvous Points(RPs). The rest of the sensor nodes send their information to the closest RP so as to avoid the postponement due to visiting all the sensor nodes. Therefore, it is very important to determine an optimal set of RP in order to enhance the information gathering procedure. An Intelligent Water Droplet-based Sink Path Planning(IWD-SPP) algorithm is proposed. This algorithm aims at boosting up the lifetime of the network and minimizing the network energy consumption in forwarding the data packets. A productive mechanism has been devised based on the behavior of IWDs so as to find an ideal arrangement of RPs and the mobile sink's routing path. Simulation results show that the proposed IWD-SPP algorithm has better performance in energy consumption and network life.

Keywords: Wireless Sensor Networks; mobile sink; Rendezvous Points; Intelligent Water Droplet; energy consumption

随着对信息收集需求的加强, 无线传感网络(WSNs)^[1-2]被广泛应用于多个领域^[3], 如康复医疗、智慧农业。WSNs 由多个微型传感节点组成, 这些节点具有感测、处理数据、通信能力。它们感测邻近环境数据, 并将感测的数据传输至信宿。通常, WSNs 中的节点是由电池供电。而传输数据消耗了节点近 80% 的能量。此外, 由于节点的通信范围有限, 一般在 50 m 左右, 可能需要经过多个中间节点的转发^[4], 才能将数据传输至信宿。这就使得信宿周围的节点频繁地转发数据包, 加大这些节点的能量消耗, 容易诱发热点(Hotspot)问题^[5]。

为了解决此问题, 研究人员提出移动式信宿策略, 即让信宿在网络内进行移动。每移动一处位置, 就收集该位置附近传感节点所感测的数据。利用这种方式, 均衡网内节点能量消耗。当然, 让信宿移动至每个节点位置附近是不切实际的, 尤其是在大型传感网络。若信宿移动至每个节点位置附近, 这必然加大数据收集时延, 降低数据收集效率, 同时也加大了信宿的能耗。

因此, 只允许信宿移动至某些特定的位置, 这些位置称为驻留点(RPs)^[6]。RPs 邻近的节点, 将数据传输至

RP,再由 RP 将数据传输至信宿。信宿沿着 RP 移动,并在每个 RP 处收集数据。而如何选择 RP,并规划信宿的路径非常关键。

文献[7]提出基于蚁群优化(Ant Colony Optimization, ACO)算法信宿路径规划算法,利用 ACO 算法优化信宿路径。而文献[6]提出基于权重驻留规划算法,通过选择最优的 RP 构建信宿的移动路径。类似地,文献[8]也提出基于粒子群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)的簇算法,利用虚拟簇构建信宿移动路径。

作为群体智能优化算法,智能水滴(IWD)算法^[9]是参照自然界中水滴与河道存在作用和反作用而提出的智能计算方法,其已在自然科学与工程科学领域显示出独特的优势。为此,提出基于 IWD 的信宿 RP 构建算法 IWD-SPP。IWD-SPP 算法通过 IWD 选择最优的 RP,信宿依据这些 RP 进行移动,并收集数据。同时,给每个传感节点选择转发节点。当离 RP 较远时,就将数据传输至转发节点,由转发节点向 RP 传输,进而降低节点在传输数据阶段的能耗。仿真结果表明,提出的 IWD-SPP 算法有效降低能量消耗,延长了网络寿命。

1 IWD-SPP 算法

在 $\ell_1 \times \ell_2$ 区域部署 N 个传感节点和 1 个信宿。传感节点和 sink 节点受以下约束条件限制: a) 传感节点是静止的^[10],一旦部署后,传感节点不再移动,且每个传感节点具有唯一的标识; b) 所有传感节点具有相同的通信半径 r ; c) 信宿能够移动,且它不受能量约束。

1.1 转发节点集

由于信宿只遍历 RP 点,为了更好地传输数据,给每个节点选择一个转发节点。节点就通过转发节点将数据传输至信宿。为了平衡网络能耗,利用节点的转发负载指标选择转发节点。

令 N_i 表示传感节点 S_i 的一跳邻居集。用 F_i 表示节点 S_i 的转发负载,其定义如式(1)所示:

$$F_i = \begin{cases} M_i, & \text{if } N_i = \varnothing \\ M_i + \sum_{j \in N_i} M_j, & \forall j \in N_i \end{cases} \quad (1)$$

式中: M_i 表示节点转发的数据包数; n 表示 N_i 集内的节点数,即 $|N_i|=n$ 。

每个节点首先从 N_i 内选择具有最大转发负载 F_i 且负载大于自己的节点作为自己的转发节点。若 N_i 内没有比自己转发负载大的节点,则从 N_i 内选择具有最大转发负载的邻居节点作为自己的转发节点。

图 1(a)为 20 个传感节点的网络拓扑结构,并标出节点的转发负载,节点 8 的转发负载是 24,节点 7 的转发负载是 22。对于节点 1,它自己的转发负载是 18,它的邻居节点(节点 2)的转发负载是 20,因此节点 1 选择节点 2 作为自己的转发节点。依此类推,节点 2,3,7 选择节点 4 作为转发节点。而节点 12 的转发负载是 18,其邻居节点(节点 13)的转发负载为 17,比自己的转发负载小。但节点 13 的邻居节点(节点 14)的转发负载为 25,大于自己。因此,节点 12 选择节点 13 作为自己的转发节点。

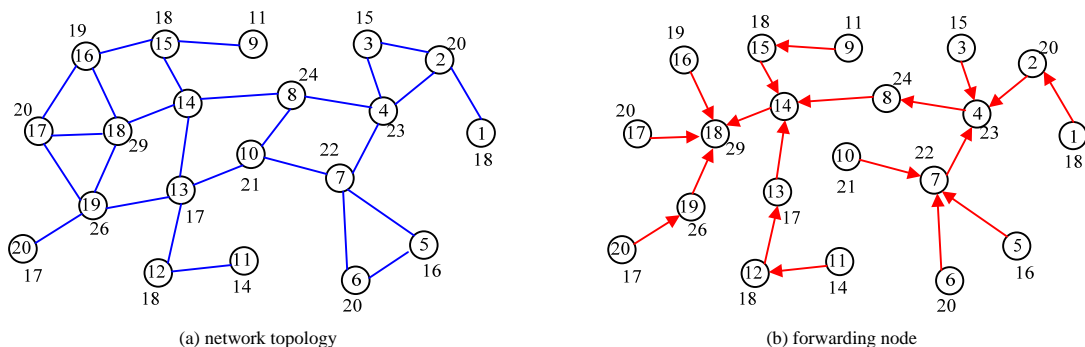


Fig.1 An example of selecting forward node
图 1 选择转发节点的示例

1.2 基于 IWD 的信宿移动路径

在 IWD 算法中,水滴只有水滴速度和水滴泥土量两个属性,它们都随水滴的流动而变化。在发现路由阶段,节点依据泥土量的选播机制选择下一跳转发节点。具体而言,节点 S_i 依据与邻居节点 S_j 的泥土量计算选择节点 S_j 作为下一跳转发的节点的概率:

$$p = \begin{cases} \frac{f(\text{soil}(i,j))}{\sum_{j \in V(i)} f(\text{soil}(i,j))}, & \text{if } \text{soil}(i,j) = \text{InitSoil} \\ 1, & \text{if } \text{soil}(i,j) \neq \text{InitSoil} \end{cases} \quad (2)$$

式中: $\text{soil}(i,j)$ 表示水滴从节点 S_i 滴至节点 S_j 所携带的泥土; $V(i)$ 表示不满足约束条件的下一跳节点集合; InitSoil 为初始泥土量; $f(\text{soil}(i,j))$ 函数的定义如式(3)所示:

$$f(\text{soil}(i,j)) = \frac{1}{g(\text{soil}(i,j))} \quad (3)$$

式中 $g(\text{soil}(i,j))$ 函数的定义为:

$$g(\text{soil}(i,j)) = \begin{cases} \text{soil}(i,j), & \text{if } \min \geq 0 \\ \text{soil}(i,j) - \min, & \text{if } \min < 0 \end{cases} \quad (4)$$

式中 \min 是 $\text{soil}(i,j)$ 所有值中最小的值。

水滴沿着路径移动, 会增加或者减少泥土量。依据文献[8], 更新河道泥土量的增量:

$$\Delta\text{soil}(i,j) = \frac{a_s}{b_s + c_s \times T^2(i,j; \mathcal{G}(t+1))} \quad (5)$$

式中: a_s, b_s, c_s 是泥土量的更新参数; $T(i,j; \mathcal{G}(t+1))$ 为水滴传输时间; $\mathcal{G}(t+1)$ 为水滴移动速度。参照文献[11], 可对水滴速度进行更新:

$$\mathcal{G}(t+1) = \mathcal{G}(t) + \frac{a_v}{b_v + c_v \times \text{soil}^2(i,j)} \quad (6)$$

式中 a_v, b_v, c_v 是速度的更新参数。从式(6)可知, 速度随泥土量的增加而下降, 这符合实际情况。最后, 依据式(7)计算水滴的泥土量:

$$\text{soil}(i,j) = (1 - \rho_n) \text{soil}(i,j) - \rho_n \Delta\text{soil}(i,j) \quad (7)$$

式中 ρ_n 为局部泥土量的更新参数^[12]。

重复上述过程, 通过不断迭代收集信息, 得到最优的 RPs, 进而获取全局的最优路径。图 2 为迭代过程。其中 L 表示信宿移动的路径长度, 而 L_{\max} 表示允许移动的最长路径。

图 3 为构建 RPs 的示例。 $L_{\max} = 130 \text{ m}$ 。最初, RPs 只有一个信宿, 即 $RPs = \{s\}$ 。先选择节点 6 加入 $RPs = \{s, 6\}$, 再计算信宿移动的路径 $L = 15 + 15 = 30 \text{ m}$, 其小于 130 m 。因此, 继续选择节点加入 RPs。再选择节点 7 加入, 并计算路径 $L = 15 + 22 + 21 = 58 \text{ m} < 130 \text{ m}$ 。依次类推, 当将节点 19 加入 RPs 时, 信宿移动的路径 $L = 15 + 22 + 23 + 16 + 10 + 14 + 30 = 130 \text{ m}$, 达到可移动的最大路径, 就停止。最终, 构建最优 RPs 集: $RPs = \{s, 6, 7, 8, 14, 18, 19\}$ 。

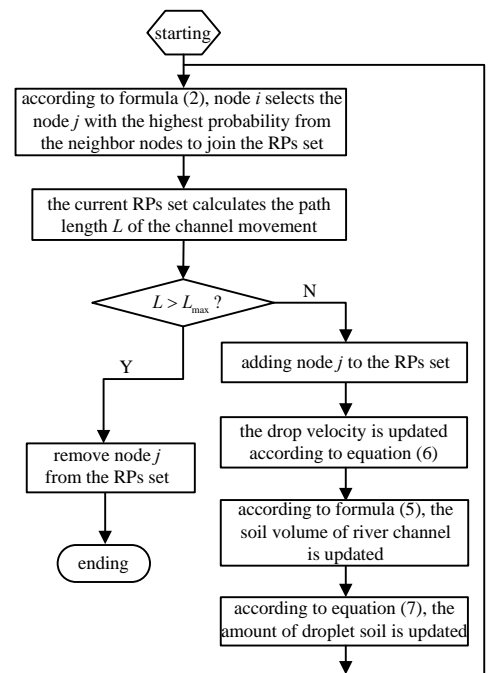


Fig.2 Process of building the RPs
图 2 构建 RPs 流程

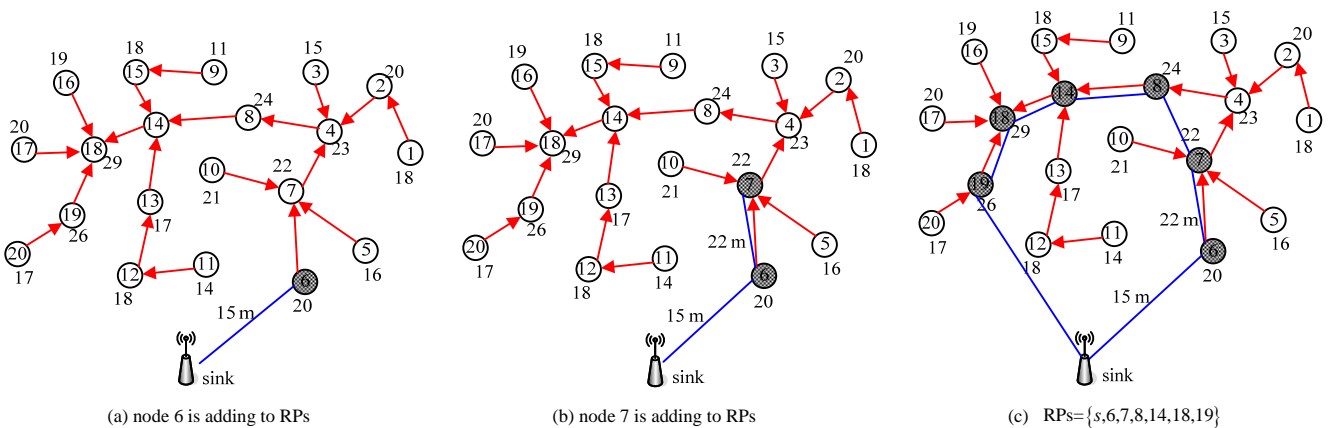


Fig.3 An example of RPs-based movement path
图 3 基于 RPs 的移动路径示例

2 性能分析

2.1 仿真环境

利用 MATLAB R2018 软件建立仿真平台。在 200m×200m 区域内部署 100 至 200 个节点。节点的通信半径为 30 m。节点的初始能量为 100 J。节点在转发数据和传输数据均消耗能量。

令 $E_{i,j}^p$ 表示节点 i 沿着路径 p 向节点 j 转发数据所消耗的能量, 其定义如式(8)所示:

$$E_{i,j}^p = (E_{tx}(i,j) \times F_i) + E_{rx}(s) \times (F_i - M_i) \tag{8}$$

式中 $E_{tx}(i,j)$ 表示节点 i 向节点 j 传输 B 字节数据所消耗的能量:

$$E_{tx}(i,j) = (\alpha_{tx} + E_{amp} \times (d_{i,j})^2) \times B \tag{9}$$

式中: α_{tx}, E_{amp} 均为能量消耗模型的参数; $d_{i,j}$ 表示节点 i 与节点 j 的距离。在仿真中, 取 $E_{amp} = 10 \text{ pJ/bit/m}^2$ 。

式(8)中的 $E_{rx}(i)$ 表示节点 i 接收 B 字节数据所消耗的能量:

$$E_{rx}(i) = \alpha_{rx} \times B \tag{10}$$

式中 α_{rx} 表示接收模块中的能量消耗参数。

表 1 给出仿真参数。为了更好地分析 IWD-SPP 算法性能, 选择文献[7]的 ACO-MSPD 和文献[6]的 EAPC 算法作为参照, 并分析它们的能耗和网络寿命。

表 1 仿真参数

Table1 Simulation parameters

| T_{max}/m | α_s | β_s | γ_s | α_v | β_v | γ_v | data packets generated(s/node) | initial node energy(E_0)/J | α_{tx}/J | α_{rx}/J |
|-------------|------------|-----------|------------|------------|-----------|------------|--------------------------------|--------------------------------|-----------------|-----------------|
| 300 | 1 000 | 0.01 | 1 | 1 000 | 0.01 | 1 | 0-10 | 100 | 0.042 | 0.029 |

2.2 能量消耗

首先分析网络能量消耗。本文将网络内第一个节点因能量消耗殆尽时, 网络内所有节点的平均能耗作为网络的能量消耗。

图 4 显示了 IWD-SPP 算法的能量消耗随节点数的变化情况, 其中节点数从 100 至 200 变化。从图可知, 节点数的增加, 增加了能量消耗。能量消耗随节点数的增加呈近线性增长关系。

相比 ACO-MSPD 和 EAPC 算法, 本文提出的 IWD-SPP 算法减少了能耗。例如, 在节点数为 150 时, IWD-SPP 算法的能量消耗为 20.7 J, ACO-MSPD 算法和 EAPC 算法的能量消耗分别达到 21.5 J 和 23 J。

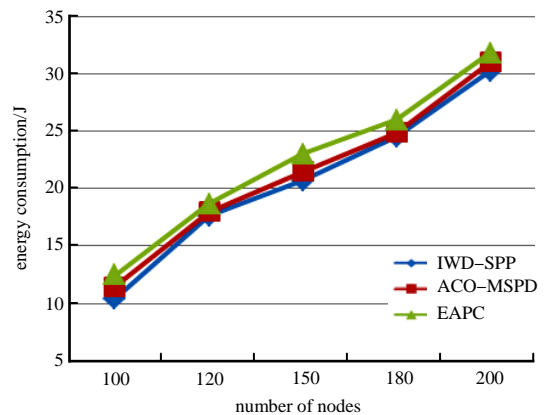


Fig.4 Energy consumption

图 4 能量消耗

2.3 网络寿命

本次仿真实验分析 IWD-SPP 算法的网络寿命。利用第一个节点因能量消耗殆尽的时间作为网络寿命。

图 5 显示了节点数对网络寿命的影响。从图 5 可知, IWD-SPP 算法有效地延缓了第一个节点失效的时间。例如, 当节点数为 150 时, IWD-SPP 算法的网络寿命达到 233 min, 而 ACO-MSPD 算法和 EAPC 算法的网络寿命只有 200 min 和 155 min。

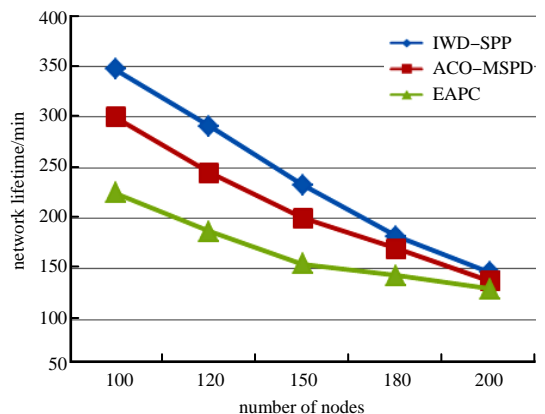


Fig.5 Network lifetime

图 5 网络寿命

3 结论

通过信宿移动收集 WSNs 的数据, 能够有效地提高数据收集效率。而规划信宿的移动路径一直是 WSNs 的研究热点。为此, 本文提出基于 IWD 的信宿移动路径规划算法 IWD-SPP。通过 IWD 优化信宿移动路径, 减少节点在转发

数据阶段的能耗。仿真结果表明,提出的 IWD-SPP 有效地降低了能耗,并延长了网络寿命。

本文通过仿真平台分析了算法的性能,为解决实际问题打下基础。后期,将算法应用于实际的工程环境,进而解决实际工作中的问题。

参考文献:

- [1] 杨莺,杨武德,吴华瑞. 基于移动 sink 的农田无线传感网络数据收集策略[J]. 计算机科学, 2019,46(4):106-112. (YANG Ying,YANG Wude,WU Huarui. Mobile sink based data collection strategy for farmland WSN[J]. Computer Science, 2019,46(4):106-112.)
- [2] 窦硕鹏,潘仲明,张卓航. 一种用于 WSN 的微型 UWB 雷达天线设计[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2017,15(5): 818-822. (DOU Shuopeng,PAN Zhongming,ZHANG Zhuohang. Design of a UWB radar antenna with a miniature configuration for WSN applications[J]. Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology, 2017,15(5): 818-822.)
- [3] 魏艳婷,张玉霞,李道全. 基于二分法的多移动 sink 栅格数据收集协议[J]. 计算机与数字工程, 2018,46(11):2301-2305. (WEI Yanting,ZHANG Yuxia,LI Daoquan. Grid data collection protocol based on dichotomy with multiple mobile sinks[J]. Computer and Digital Engineering, 2018,46(11):2301-2305.)
- [4] 王章权,陈友荣,任条娟,等. 数据传输时延和跳数受限的 sink 节点移动路径选择算法[J]. 传感技术学报, 2016,29(4): 583-592. (WANG Zhangquan,CHEN Yourong,REN Tiaojuan,et al. Sink node moving path selection algorithm limited by data transmission delay and hops[J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2016,29(4):583-592.)
- [5] JAN N,HAMEED A R,ALI B,et al. A balanced energy consuming and hole alleviating algorithm for wireless sensor networks[C]// 2017 31st International Conference on Advanced Information Networking and Applications Workshops (WAINA). Taipei,Taiwan,China:IEEE, 2017.
- [6] WEN W,ZHAO S,SHANG C. EAPC:energy-aware path construction for data collection using mobile sink in wireless sensor networks[J]. IEEE Sensor Journal, 2018,18(2):890-901.
- [7] PRAVEEN D K,TARACHAND A,SEKHARA A. ACO-based mobile sink path determination for wireless sensor networks under non-uniform data constraints[J]. Applied Soft Computing, 2018,69(7):528-540.
- [8] WANG J,CAO Y,LI B. Particle swarm optimization based clustering algorithm with mobile sink for WSNs[J]. Future Generation Computer Systems, 2017,76(9):34-42.
- [9] 徐驰,邵华钢,倪圣喆. 均衡网络能量的智能水滴路由算法[J]. 计算机工程与设计, 2016,37(7):1725-1730. (XU Chi, SHAO Huagang,NI Shengzhe. Energy balanced self-adaptive intelligent water drops routing algorithm[J]. Computer Engineering and Design, 2016,37(7):1725-1730.)
- [10] 谢英辉,胡君. 基于遗传算法的移动 sink 数据采用信宿路由算法[J]. 传感技术学报, 2019,32(7):1095-1099. (XIE Yinghui,HU Jun. Genetic algorithm-based mobile sink data collecting algorithm[J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2019,32(7):1095-1099.)
- [11] YOGARAJAN G,REVATHI T. Nature-inspired discrete firefly algorithm for optimal mobile data gathering in wireless sensor networks[J]. Wireless Networks, 2017,23(5):1-15.
- [12] 方青,邵媛. 基于改进智能水滴算法的多目标供应链最优模型[J]. 计算机科学, 2018,45(8):198-204. (FANG Qing, SHAO Yuan. Optimal model of multi-objective supply chain based on improved IWD algorithm[J]. Computer Science, 2018,45(8):198-204.)