

大规模传感网移动多 Sink 生物超启发式路径规划

周 晖, 薛 磊, 钱兰美

(南通大学电子信息学院, 江苏南通 226019)

摘要:大规模无线传感器网络节点数量多、部署范围广、数据传输时延长。针对上述问题,提出移动多 Sink 生物超启发式路径规划算法,采用蚁群优化作上层算子,根据网络运行过程中的变化,即节点数量和能量变化,实时优选下层算子集,选中的下层算子集规划各移动 Sink 节点的路径。仿真研究表明,所提算法有效解决多 Sink 节点的路径规划问题,减小网络时延。

关键词:大规模无线传感器网络; 多 Sink 节点; Sink 节点移动; 生物超启发式; 路径规划

中图分类号: TP393

文献标识码: A

文章编号: 1002-1841(2017)10-0105-05

Tour Planning in Large-scale Sensor Networks for Multiple Mobile Sinks Based on Biological Hyper-heuristic

ZHOU Hui, XUE Lei, QIAN Lan-mei

(School of Electronics and Information, Nantong University, Nantong 226019, China)

Abstract: Large-scale wireless sensor networks contained a number of nodes which distributed widely, and long delay of data transmission. In view of the above problems, this paper presented a tour planning in large-scale wireless sensor network for multiple mobile sinks based on biological hyper-heuristic, ant colony optimization was used as the high level operator. In the process of network operation, according to the changes of the number of nodes and the energy of nodes, the high level operator was real-time selected, the low level operator which was selected planned the tour of each mobile sink node. The simulation results shows that the proposed algorithm can effectively solve the tour planning problem for multi sink nodes and reduce delay.

Keywords: large-scale wireless sensor networks; multiple Sinks; mobile Sinks; biological hyper-heuristic; tour planning

0 引言

大规模无线传感器网络在军事侦测、智能交通、环境监测、安全报警等领域得到应用^[1]。但是,大规模无线传感器网络的节点数量多、部署范围广,且节点分布不均匀,数据传输跳数多,造成网络传输时延大。如何高效利用有限的传感器节点能量和资源,减少数据跳数、减小网络传输时延是大规模无线传感器网络中非常重要的研究课题^[2-3]。

移动多 Sink 节点网络架构可以减少数据传输跳数、节省通信能耗,是构建大规模无线传感器网络行之有效的方法。文献[4]采用移动多 Sink 网络架构进行数据采集,通过利用随机漫游策略确定 Sink 节点的下一个移动位置,利用分裂树方法选择汇聚点,最优数据传输路径,降低网络能耗、减小网络时延,但随机漫游策略没有考虑节点分布状况,导致造成网络能耗不均衡;文献[5]利用图像分割技术均匀划分大规模无线传感器网络,采用多项式近似算法优化各子网中

Sink 节点的移动位置, Sink 节点沿优选的位置移动采集数据,减小数据传输能耗,但其网络划分阶段消耗了较高能量;文献[6]将网络均匀分簇,各 Sink 沿监测区域边界逆时针移动,与簇头进行通信,以减少数据传输跳数,但 Sink 节点移动路径固定,靠近 Sink 的簇头需要转发大量来自其他簇的数据,簇头负载重,节点容易死亡。

在无线传感器网络中,生物启发式算法因其高效的优化性能、鲁棒性以及群体搜索固有的并行性等特点而应用较多^[7-9]。文献[10]提出移动 Sink 节点数据采集方案,根据节点分布选择汇聚点,并利用量子遗传算法求解 Sink 节点遍历汇聚点的最短路径。文献[11]提出基于分簇的蚁群优化 Sink 节点移动路径算法,根据传感器节点能量,将网络划分为若干簇,并利用蚁群算法求解 Sink 节点遍历各簇簇头的最短路径。然而,在 Sink 节点的路径规划过程中,常规生物启发式算法的算子固定,不能适应搜索环境的变化,特别在运行后期,收敛速度慢、寻优性能差、易陷入局部次优。而生物超启发式算法^[12]可以有效克服上述



2.2 编码

簇头采用自然数编码方式,0 表示基站,自然数 i 表示第 i 个簇头。首先,随机生成 L 个互不重复的自然数序列, L 为待访问的簇头数;然后,在序列中随机插入 m 个 0, m 为 Sink 节点数,序列分成 m 段,每一段序列编码表示每个 Sink 节点访问簇头的顺序。例如,图 2 中 Sink 1 遍历 a_1, \dots, a_p 簇头,规划移动路径;同样, Sink 2 遍历 $a_{p+1}, \dots, a_q, \dots$, Sink m 节点遍历 a_h, \dots, a_L , 分别规划其移动路径。

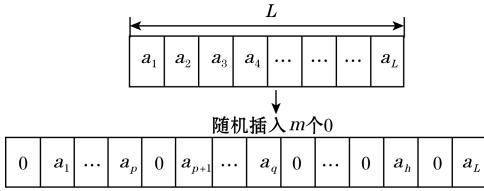


图 2 Sink 节点移动路径编码

2.3 下层算子集选择规则及信息素矩阵更新

在 TNBH 算法的上层算子中,构造信息素矩阵 $\tau_{R \times R}$ 选择下层算子集, R 为下层算子数,元素 τ_{ij} 为当前下层算子 i 与下一轮下层算子 j 之间的信息素浓度,算法初始化时, $\tau_{ij} = 1$ 。

上层算子中,蚂蚁 r 根据当前下层算子选择下一轮下层算子的概率:

$$P_{rab} = \frac{\tau_{ab}}{\sum_{k=1}^R \tau_{ak}} \quad (7)$$

式中: a 为当前下层算子; b 为下轮下层算子; τ_{ab} 为 a, b 之间的信息素强度。

下层算子集选择完毕,更新信息素:

$$\tau_{ij} = \begin{cases} (1-\rho)\tau_{ij} + \Delta\tau & \text{if 当前算子 } i \text{ 选中算子 } j \\ (1-\rho)\tau_{ij} & \text{else} \end{cases} \quad (8)$$

式中: i 为当前下层算子; j 为下一轮当选下层算子; $\Delta\tau = f/f'$; f 和 f' 分别为下层算子 a 和 b 生成解的适应值; ρ 为挥发系数, $\rho \in (0, 1)$ 。

2.4 接收准则

采用蒙特卡洛准则接受新解。在 MC 机制中,假如 $f(S') - f(S) < 0$, $f(S')$ 为 S' 的适应值, $f(S)$ 为 S 的适应值,则 S' 代替 S ; 否则,判断 $\exp(-\delta) > H$ 是否成立, H 为 $[0, 1]$ 间随机数, $\delta = f(S') - f(S)$, 若是,则 S' 代替 S , 否则 S 不变。

2.5 下层算子集

对于 TNBH 算法的下层算子集,综合考虑全局搜索和局部搜索,下层算子集包括:

算子 1: 随机交换 2 个 Sink 节点路径上不同的访

问簇头;

算子 2: 随机交换 1 个 Sink 节点路径上不同的访问簇头;

算子 3: 随机将一个访问簇头移植到另一个 Sink 节点访问路径上;

算子 4: 随机选择路径最长的子路径上的一个访问簇头,将其移植到另一个最短子路径上;

算子 5: 随机选择访问簇头最多的子路径上的一个簇头,将其移植到另一个访问簇头最少的 Sink 节点路径上;

算子 6: 切断各子路径中距离最远以及次远的连续两簇头,各子路径内片段重新组合成完整的子路径;

算子 7: 切断各子路径中距离最远的连续的两簇头,各子路径的片段重新组合,形成完整的子路径。

其中,算子 1、2、3 为全局搜索算子,算子 4、5、6、7 为局部搜索算子。

3 仿真研究

3.1 仿真场景及参数设置

仿真场景设定为:1 000 个传感器节点随机分布在 $2\,000\text{ m} \times 2\,000\text{ m}$ 的正方形监测区域内,传感器节点静止, Sink 节点位于区域中心,以速度 2 m/s 匀速移动,仿真参数设置参照文献[11],如表 1 所示。

表 1 参数设置

参数	取值
传感器节点初始能量	0.5 J
数据包大小	2 kbits
E_{tx}	50 nJ/bit
E_{rs}	50 nJ/bit
ε_{fs}	10 (pJ/bit) m^2
ε_{mp}	0.001 3 (pJ/bit) m^4
E_{DA}	5 nJ/bit

3.2 仿真结果与分析

从寻优结果、收敛速度、网络时延等方面对 TNBH 算法进行仿真研究,并与蚁群算法、遗传算法的仿真结果进行比较。为了验证其性能,首先对传感器网络进行分簇并选择簇头^[16-17],然后按照所提算法规划各 Sink 节点的移动路径。

3.2.1 收敛结果和收敛速度

在算法收敛结果和收敛速度的研究中,比较 TNBH 算法与蚁群算法、遗传算法在不同簇头数下的收敛结果及收敛速度,验证 TNBH 算法对无线传感器网络结构、节点数量和能量变化的适应性及算法求解

Sink 节点移动路径问题的有效性。

在簇头节点数不同, Sink 节点为 3 的情况下, TNBH算法、蚁群算法和遗传算法的仿真结果见图 3。图 3 为簇头节点数 20, Sink 节点为 3 的收敛曲线;表 2 反映簇头节点数不同, Sink 节点等于 3 的收敛结果。

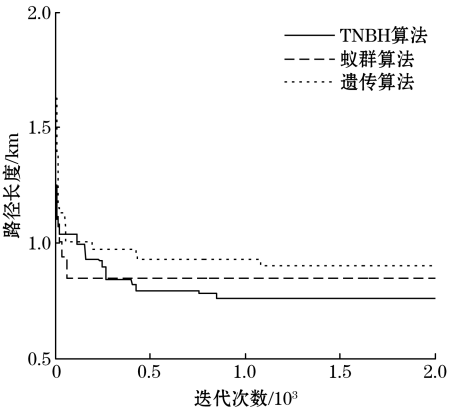


图 3 收敛曲线

从图 3 可见,在寻优搜索前期,蚁群算法和遗传算法的收敛速度均较快,而 TNBH 算法的收敛速度慢于蚁群算法,但其能够有效避免陷入局部次优,收敛结果优于蚁群、遗传算法。

表 2 分别列出 TNBH 算法、蚁群算法和遗传算法的收敛结果和收敛速度。从表 2 可见,在簇头数分别为 40、60、80 的情况下, TNBH 算法的收敛结果和收敛速度均优于遗传、蚁群算法;而在簇头数为 20 的情况下, TNBH 算法的收敛结果优于遗传、蚁群算法,但其收敛速度慢于蚁群算法;在簇头数为 100 的情况下, TNBH 算法的收敛结果优于遗传、蚁群算法,但其 S 收敛速度慢于蚁群算法。仿真结果表明,比较上述 3 种算法, TNBH 算法的总体性能最优,其求解质量、适应性和全局收敛性方面均优于蚁群、遗传算法。

表 2 算法的收敛结果及收敛速度

簇头 数量 /个	TNBH 算法		蚁群算法		遗传算法	
	收敛 速度 /代	收敛 结果 /km	收敛 速度 /代	收敛 结果 /km	收敛 速度 /代	收敛 结果 /km
20	850	0.758 2	63	0.845 4	1 086	0.903 5
40	843	2.528 1	905	2.582 5	1 303	2.710 7
60	1 050	3.117 9	1 146	3.249 9	1 900	3.414 8
80	1 337	3.325 2	1 524	3.623 5	1 987	3.750 8
100	1 638	3.985 3	264	4 076.5	3 927	4.255 1

3.2.2 网络时延

研究算法的网络时延,网络时延计算如下:

$$t_{\text{Max}} = \{T_1, T_2, T_m\} \tag{9}$$

$$T_m = \frac{D_m}{v} + S_m t \tag{10}$$

$$D_m = d(p_0, p_1^m) + \sum_{j=1}^{S_m-1} d(p_j^m, p_{j+1}^m) + d(p_{S_m}^m, p_0) \tag{11}$$

式中: T_m 和 D_m 分别为 Sink m 节点遍历时间和路径长度; S_m 为 Sink m 访问簇头数量; v 为 Sink 的移动速度; t 为 Sink 采集簇头数据的等待时间。

在 Sink 节点数不同,簇头为 20 的情况下, TNBH 算法、蚁群算法和遗传算法的仿真结果见图 4。图 4 为 3 个 Sink 节点,簇头为 20, Sink 移动速度不同情况下的网络时延;表 3 反映 Sink 节点数不同,簇头为 20, Sink 移动速度不同情况下的网络时延。

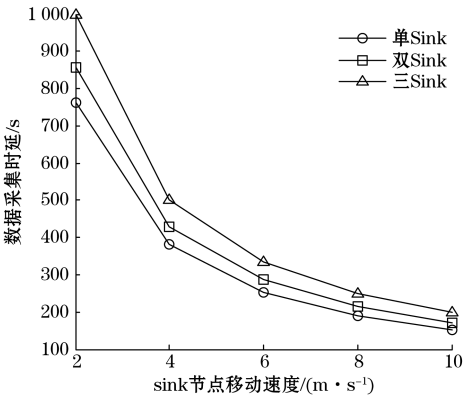


图 4 3 个 Sink 节点的网络时延

从图 4 可见,在各 Sink 节点的移动速度下,采用 TNBH 算法的网络时延均小于蚁群、遗传算法,且随着移动速度的不断提高,网络时延也随之减小。

表 3 比较 TNBH 算法、蚁群算法和遗传算法在不同移动 Sink 节点数下的网络时延。从表 3 可见, TNBH算法的网络时延始终小于蚁群、遗传算法,且各算法在使用单移动 Sink 节点采集数据时,时延较长,当使用 2 个移动 Sink 节点时,较单移动 Sink 而言,时延大幅度降低,使用 3 个移动 Sink 节点时,时延又得到进一步改善。可见,在大规模无线传感器网络中,采用 TNBH 算法,其网络时延均优于蚁群、遗传算法,选取合适的移动 Sink 节点数目有利于减小网络时延,适用于实时性高的应用。

4 结束语

在传感器网络中, Sink 节点移动速度远小于数据传输速度,导致网络时延增加。针对大规模无线传感器网络,提出移动多 Sink 节点的生物超启发式路径规划算法,在网络分簇基础上,优化各 Sink 节点遍历簇头的移动路径。仿真研究表明,该算法收敛速度较快、优化路径短,能够有效减小网络时延、提高网络性能。

表 3 算法的网络时延

Sink 节点 移动速度 $/(m \cdot s^{-1})$	单 Sink 网络时延/s			双 Sink 网络时延/s			三 Sink 网络时延/s		
	TNBH 算法	蚁群 算法	遗传 算法	TNBH 算法	蚁群 算法	遗传 算法	TNBH 算法	蚁群 算法	遗传 算法
2	1 728.5	1 883.6	1 927.9	1 009.9	1128.4	1 278.8	762.4	857.4	1 000.0
4	864.3	941.8	964.0	505.0	564.2	639.4	381.2	428.7	500.0
6	576.2	627.8	642.6	336.6	376.1	426.3	254.1	285.8	333.3
8	432.1	470.9	482.0	252.5	282.1	319.7	190.6	214.3	250.0
10	345.7	376.7	385.6	202.0	225.7	255.8	152.5	171.5	200.0

参考文献:

[1] GU Y, REN F, JI Y, et al. The evolution of sink mobility management in wireless sensor networks: A survey [J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2015, 18(1): 507–524.

[2] MOON S H, HAN S J. Lifetime optimization for large-scale sink-centric Wireless sensor networks[C]. 2015 13th International Symposium on Modeling and Optimization in Mobile, Ad Hoc, and Wireless Networks, 2015:213–220.

[3] POE W Y, BECK M, SCHMITT J B. Achieving high lifetime and low delay in very large sensors networks using mobile sinks[C]. 2012 IEEE 8th International Conference on Distributed Computing in Sensor Systems, 2012:17–24.

[4] MADHUMATHY P, SIVAKUMAR D. Enabling energy efficient sensory data collection using multiple mobile sink[J]. China Communications, 2014, 11(10):29–37.

[5] SLAMA I, JOUABER B, ZEGHLACHE D. Multiple mobile sinks deployment for energy efficiency in large scale wireless sensor networks[C]. International Conference on E-Business and Telecommunications, 2008:412–427.

[6] NAGAMALAR T, RANGASWAMY T R. Energy efficient cluster based approach for data collection in wireless sensor networks with multiple mobile sink[C]. 2015 International Conference on Industrial Instrumentation and Control (ICIC), 2015:348–353.

[7] WU X, WANG Y, HU Y. An IABC based route maintaining protocol in mobile wireless sensor networks[C]. 2015 IEEE 16th International Conference on Communication Technology (ICCT), 2015:497–503.

[8] ABO-ZAHHAD M, AHMED S M, SABOR N, et al. Mobile sink-based adaptive immune energy-efficient clustering protocol for improving the lifetime and stability period of wireless sensor networks[J]. IEEE Sensors Journal, 2015, 15(8):4576–4586.

[9] 孔德川, 王建平, 陈伟. 基于蚁群算法的水声传感器网络信号检测方法[J]. 仪表技术与传感器, 2016(8): 100–104.

[10] 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.

[11] WANG J, CAO J, LI B, et al. Bio-inspired ant colony optimization based clustering algorithm with mobile sinks for applications in consumer home automation networks[J]. IEEE Transactions on Consumer Electronics, 2015, 61(4):438–444.

[12] BURKE E K, GENDREAU M, HYDE M, et al. Hyper-heuristics: A survey of the state of the art[J]. Journal of the Operational Research Society, 2013, 64(12):1695–1724.

[13] CHEN L, ZHENG H, ZHENG D, et al. An ant colony optimization-based hyper-heuristic with genetic programming approach for a hybrid flow shop scheduling problem[C]. 2015 IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC), 2015:814–821.

[14] KOULINAS G, KOTSIKAS L, ANAGNOSTOPOULOS K. A particle swarm optimization based hyper-heuristic algorithm for the classic resource constrained project scheduling problem[J]. Information Sciences, 2014, 277: 680–693.

[15] SABAR N R, KENDALL G. Population based Monte Carlo tree search hyper-heuristic for combinatorial optimization problems[J]. Information Sciences, 2015, 314:225–239.

[16] HEINZELMAN W R, CHANDRAKASAN A, BALAKRISHNAN H. Energy-efficient communication protocol for wireless microsensor networks[C]. The 33rd annual Hawaii international conference on System sciences (HICSS-33), 2000:3005–3014.

[17] AKILA I S, VENKATESAN R, ABINAYA R. A PSO based energy efficient clustering approach for Wireless Sensor Networks[C]. 5th International Conference on Computation of Power (ICCPEIC), 2016:259–264.

作者简介:周晖(1963—),教授,博士,研究方向为智能计算,传感器网络。E-mail:ntzhouhui@126.com
薛磊(1992—),硕士研究生,研究方向为无线传感器网络方面的研究。E-mail:xueleinantong@163.cm