

无线传感网中基于时变多旅行商和遗传算法的多目标数据采集策略

俸皓^{1,2,3}, 罗蕾¹, 王勇^{2,4}, 叶苗^{3,4}

- (1. 电子科技大学计算机学院, 四川 成都 611731; 2. 桂林电子科技大学计算机与信息安全学院, 广西 桂林 541004;
3. 桂林电子科技大学自动检测技术与仪器重点实验室, 广西 桂林 541004;
4. 桂林电子科技大学认知无线电与信息处理省部共建教育部重点实验室, 广西 桂林 541004)

摘 要: 相比传统数据路由的数据采集技术, 无线移动节点技术逐步成为近年来无线传感网中数据采集的另一种新技术。由于其中对静态节点遍历次序的求解本身是一个 NP 难问题, 提出了一种更为通用的基于多移动节点的多目标数据采集策略, 将此问题建模为一种时变多旅行商问题模型。考虑到其属于 NP 难的离散优化问题模型, 设计了一种针对问题特点的混合遗传算法来求解多个移动节点的规划路径, 并对设计的算法给出了收敛性证明。通过对公开数据集的测试证实, 所提基于多移动节点采集数据的时变旅行商问题模型和设计的求解算法确实能有效地提高数据采集的效率和实时性。

关键词: 无线传感器网络; 数据采集; 时变旅行商; 多移动节点; 遗传算法; 多目标优化

中图分类号: TP393; TP212

文献标识码: A

Multi-objective data collecting strategies for wireless sensor network based on the time variable multi-salesman problem and genetic algorithm

FENG Hao^{1,2,3}, LUO Lei¹, WANG Yong^{2,4}, YE Miao^{3,4}

- (1. School of Computer Science and Engineering, University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu 611731, China;
2. School of Computer Science and Information Security, Guilin University of Electronic Technology, Guilin 541004, China;
3. Key Laboratory of Automatic Detecting Technology and Instruments, Guilin University of Electronic Technology, Guilin 541004, China;
4. Key Laboratory of Cognitive Radio and Information Processing, Guilin University of Electronic Technology, Guilin 541004, China)

Abstract: Comparing to the traditional data collecting method with data route, the technology of wireless mobile nodes has gradually become a new technique in the wireless sensor network. As the solution to the visiting order of the static nodes was an intrinsic NP-hard problem, a more general multi-objective data collecting strategies based on multi-mobile nodes was proposed. The proposed data collecting technique was abstracted as a model of time variable multiple traveling salesman problem. Belonging to a discrete optimal problem, the proposed model was solved by with a proposed hybrid genetic algorithm to determine the paths of the multi-mobile nodes. The convergence analysis of the proposed algorithm was given. With the experiment of open dataset, the proposed model based on the time variable multiple traveling salesman problem and the proposed hybrid genetic algorithm certify a certain improvement to the efficiency and real-time ability.

Key words: wireless sensor network, data collecting, time variable traveling salesman, multi-mobile nodes, genetic algorithm, multi-objective optimization

收稿日期: 2016-11-21; 修回日期: 2017-02-07

通信作者: 叶苗, xdb666@foxmail.com

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No.61662018, No.61163058, No.61363070); 中国博士后科学基金资助项目 (No.2016M602922XB); 广西省自然科学基金资助项目 (No.2016GXNSFAA380153); 广西自动检测技术与仪器重点实验室基金资助项目 (No.YQ17205)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (No.61662018, No.61163058, No.61363070), Project Funded by China Postdoctoral Science Foundation (No.2016M602922XB), The Natural Science Foundation of Guangxi (No.2016GXNSFAA380153), Guangxi Key Laboratory of Automatic Detecting Technology and Instruments Fund Project (No.YQ17205)

1 引言

近年来,无线传感器网络受到广泛讨论和使用^[1],其部署在感知现场的传感器节点需要完成3个方面的工作:1)从感知环境中采集所需要的数据,实现对感知现场的监控;2)对数据进行存储或处理;3)发送自身节点或转发来自其他节点的数据到基站或sink节点。数据采集是无线传感器网络最重要的功能之一。

传感器节点是一个具有通信模块且由板载电源供电的微型电子设备,在被部署至感兴趣的区域之后以自组织方式构建成连通的通信网络,实现对感兴趣事件的监测和数据的传输。传统的传感器节点和sink节点之间使用无线多跳的通信方式传送感知数据。由于数据流遵循多对一的模式,越靠近sink节点的传感器节点需要承担越多的通信负载,从而使这些节点容易过早地耗尽自身能量,导致在sink节点周围出现能量空洞^[2,3]。能量空洞的出现使采集到的数据不能继续传送给sink节点,导致即使网络中仍然遗留有大量未被充分利用的能量资源,网络的生命周期也会提前结束。文献[4~7]采用了优化传输功率、节点非均匀分布以及优化转发与路由策略等方法来尽可能平衡网络的能量消耗以延长网络生存时间,但是由于节点能量的限制和无线通信天然具有的能量非线性路径损失特性,如何进一步地减少和平衡节点的能耗以延长网络的生存时间,仍然是无线传感器网络研究中一项具有挑战性的工作。

随着移动机器人技术的成熟和发展,具备可控移动能力的传感器节点^[8~10]开始逐步得到研究和应用,2007年,无线电遥控直升机^[11]被用于大规模城市基础设施的结构健康监测方面的数据采集中,其移动速度可达20~30 m/s。2010年4月,在墨西哥湾石油泄漏事件中,水下机器人被用于跟踪和监控漏油点的状况,同时提供监测数据用作漏油点估计和预测^[12]。水下机器人使用近距离、高速率的光通信技术采集到监测设备的数据,然后将数据携带至基站,之后转发至岸边的数据中心。这些案例表明,移动节点技术为无线传感器网络的数据采集提供了新的方法和新的研究思路。

具有移动能力的传感器节点通常被称为移动节点(ME, mobile element),由于它们的软、硬件以及能量资源比静态节点丰富许多,所以它们的成

本远高于普通的静态传感器节点,因此,在无线传感器网络中一般被用作sink节点或数据转发设备而少量存在^[10]。移动节点按照事先规划好的路线在网络中行走,当进入到传感器节点的通信范围之内时,移动节点通过单跳通信的方式获取到静态传感器节点的数据,然后将数据直接通过高速无线数据链路(如LTE或其他3G/4G/5G技术)发送至基站,或者将数据存储在ME之中,使用存储—携带—转发的方式等到一轮数据收集完成返回基站以后,再向基站或sink节点递交采集到的数据。本文讨论的就是后面这种情形。这样的移动节点,在这里被称为移动采集节点(MDC, mobile data collector)。

在引入MDC之后,不仅可以更好地平衡节点的通信负载、节约网络能量、提高通信链路质量,同时,还为稀疏的非连通网络中的数据采集提供了可能。但移动性的引入也增加了无线传感器网络设计和优化的复杂度,向研究者提出了新的挑战。目前,对于具有移动节点的无线传感器网络研究,主要集中在移动节点的预测和发现、数据传输策略以及移动控制策略这3个方面。其中,移动控制策略是核心问题^[10]。通常这方面的建模工作是将传感器节点的访问序列(建模为标准TSP问题,先通过求解TSP问题来确定节点序列)和采集数据相关因素(如停留时间、采集数据量)分开来考虑,这样简单化的处理仅仅是为了问题求解方便^[13,14];而且由于都是讨论单移动节点的简单情形,也限制了在大规模节点情形应用的可能。对此,本文考虑数据采集的相关因素对确定移动节点路径规划的影响,并考虑利用多移动采集节点进行数据采集的方式,将此数据采集策略建模为一种多目标的时变多旅行商问题模型,为求解该问题模型,设计了一种混合遗传算法,包括能减少搜索空间的有序划分编码方式、问题相关的交叉算子、变异算子和局部搜索算子,并给出所设计的混合遗传算法收敛性证明。

综上所述,本文做出的贡献如下。

1) 将移动采集节点采集数据的相关因素(停留时间、数据采集量)作为确定静态节点访问顺序的依据,以此建模为一种多目标的时变旅行商问题,这更加符合实际问题的特点。

2) 区别于以往集中在单移动采集节点的讨论,本文考虑了多移动采集节点的情形,设计的是多目标的数据采集策略,建立的模型是一种多时变旅行商问题。

3) 对提出的时变旅行商问题模型, 本文依据问题特点设计了高效的混合遗传算法, 并给出算法的收敛性证明。

2 问题描述

2.1 网络模型

假定在二维的平面区域上分布有用于检测环境的 n 个传感器节点, 表示为 $V=\{v_1, v_2, \dots, v_n\}$, 如图 1 所示, “▲” 代表移动采集节点 MDC, “■” 代表 sink 节点, “●” 代表静态节点。这 n 个传感器一旦分布后不能再移动, 它们相互之间自组织成多条连通网络。这些节点可以感知周围环境, 采集各自附近区域的数据, 然后将数据按一定的路由方式传输到一个固定的 sink 节点上^[15]。除了这些位置固定的节点以外, 还有 k 个可移动的传感器节点, 记为 $M=\{m_1, m_2, \dots, m_k\}$, 作为移动采集数据的节点 MDC。这些可移动的传感器节点从 sink 节点位置出发, 各自访问一部分静态的传感器节点后再回到 sink 节点, 形成 k 条分支回路。这 k 条分支回路上节点的集合正好是传感器节点集 V , 每个静态传感器节点被这些移动节点访问且仅被访问一次。图 1 给出了移动节点 m_1 从基站 v_0 出发经过静态节点 $v_{j,1}, v_{j,2}, \dots, v_{j,p}, \dots, v_{j,q}, \dots, v_{j,i-1}$ 到达静态节点 v_i 。考虑一种简单的情形, 所有移动节点的移动速度假设都为常数 w , 当移动节点到达静态的传感器节点后停止一段时间, 以用于收集静态节点上存有的采集数据。

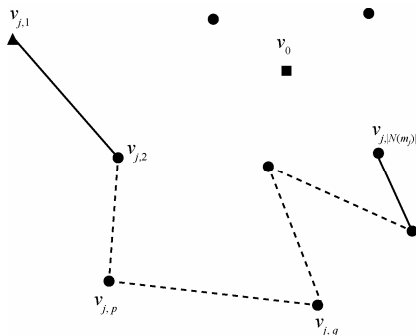


图 1 数据采集中移动节点 m_1 的移动过程

2.2 基于时变多旅行商的多目标数据采集策略

移动节点 m_j 访问到静态节点 v_i 时将停留一定时间, 在此停留时间内与静态节点 v_i 通过无线方式进行数据的采集, 将静态节点缓存中存有的数据传输到移动节点 m_j 中, 然后移动节点 m_j 再移动到下一个静态节点 v_{i+1} 继续进行同样方式的数据采集, 最后回到 sink 节点并将采集到的数据传递给 sink

节点。通过这样的数据采集机制, 静态节点采集到的数据要么通过路由的方式传回 sink 节点, 要么通过移动节点带回 sink 节点。这种借助多移动节点采集数据的方式, 可以分担网络中路由数据传输的负载, 减少网络数据传输对节点能量的消耗, 从而延长网络生存时间。

对 k 个可移动节点 $M=\{m_1, m_2, \dots, m_k\}$, 假设移动节点 m_j 经过的静态节点集合用 $N(m_j)$ 表示, 移动节点 m_j 的移动路径用 P_j 表示, 路径 P_j 可以表示为折线 $v_0 v_{j,1} \dots v_{j,p} \dots v_{j,q} \dots v_{j,|N(m_j)|} \dots v_0$, 如图 1 所示, 图 1 中虚线表示经历了若干中间节点, 路径 P_j 对应了集合 $N(m_j)$ 中的节点元素组成的一个排列, 其中, $|N(m_j)|$ 表示集合 $N(m_j)$ 中元素的个数, v_0 表示 sink 节点。

假设静态节点 $v_{j,i}$ 由感知环境采集到数据的速率为 R_i , 移动节点 m_j 到达静态节点 $v_{j,i}$ 时, 静态节点 $v_{j,i}$ 向移动节点发送数据的速率为 S , 当移动节点到达静态节点 $v_{j,i}$ 时, 静态节点缓存中的数据量如果用 g_i^j 表示, 则移动节点 m_j 停留在静态节点 $v_{j,i}$ 用于采集数据的时间可以表示为

$$r_i^j = \frac{g_i^j}{S} \quad (1)$$

每个静态节点采集到的数据都会被存储在一个缓存区中, 在有移动节点到来之前, 如果该缓存区中存储的数据已满, 那么这些数据就会以通过路由的方式传回 sink 节点。因此, 静态节点中的数据有 2 种, 一种是从环境中采集到的数据, 另一种是通过路由方式从周围节点传过来的数据, 这 2 种数据分别存储在 2 个不同的缓存区中。本文考虑所有静态传感器节点为同构节点的情形, 存储采集到数据的缓存区长度统一为 L , 可以等效地考虑移动节点的停留时间全部用于数据采集的情形, 则当移动节点 m_j 到达某静态节点 $v_{j,i}$ 时, 缓存区中存储的采集数据量就是移动节点将要采集到的数据量, 可以表示为

$$g_i^j = (R_i t_i^j + g_{i,0}) \bmod L \quad (2)$$

其中, $R_i t_i^j + g_{i,0}$ 表示在时刻 t_i^j 时总共采集到的数据量, 其与缓存区长度 L 的余数就是当前缓存区中存储的数据量 (如图 2 所示, 由于静态节点 $v_{j,i}$ 感知环境采集到数据的速率 R_i 保持不变, 因此, 当前缓存区内的数据量和时间成线性的锯齿状关系), $g_{i,0}$ 为移动节点从 sink 节点出发时各个静态节点的缓存区

中存储的初始数据量, t_i^j 为移动节点 m_j 到达静态节点 $v_{j,i}$ 的时间, 它应该等于移动节点花费在移动路径上的时间与在移动节点之前所经过静态节点上的停留时间之和, 即

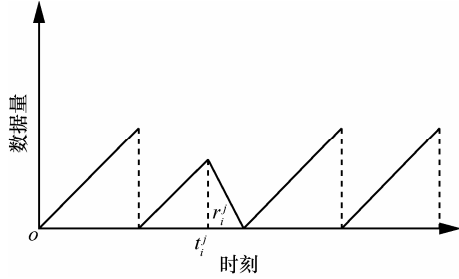


图 2 移动节点 m_j 在时刻 t_i^j 到达静态节点 $v_{j,i}$ 时静态节点所具有的数据量, $g_{i,0} = 0$

$$t_i^j = \frac{\sum_{q=v_{j,1}}^{v_{j,i-1}} d_{q-1,q}^j}{w} + \sum_{q=v_{j,1}}^{v_{j,i-1}} r_q^j \quad (3)$$

其中, $d_{q-1,q}^j$ 表示在移动节点 m_j 经过的回路相邻节点 $v_{j,q-1}$ 与 $v_{j,q}$ 之间的距离, w 表示移动节点速度, 代入式(2)可得

$$g_i^j = \left[R_i \left(\frac{\sum_{q=v_{j,1}}^{v_{j,i-1}} d_{q-1,q}^j}{w} + \sum_{q=v_{j,1}}^{v_{j,i-1}} r_q^j \right) + g_{i,0} \right] \bmod L \quad (4)$$

移动节点 m_j 在移动路径 P_j 上所花的时间就可以表示为

$$T(P_j) = \frac{\sum_{q=v_{j,1}}^{v_{j,|N(m_j)|}} d_{q-1,q}^j}{w} + \frac{d_{|N(m_j)|,0}^j}{w} + \sum_{q=v_{j,1}}^{v_{j,|N(m_j)|}} r_q^j \quad (5)$$

一轮数据采集是指 k 个移动节点从 sink 节点出发, 经过各自的 k 个分支回路采集完数据后再回到 sink 节点。度量每一轮数据采集的时间可以是 k 个移动节点在各自分支回路上所花费的时间中的最大值。如果记

$$g_1(P) = \max_{j=1, \dots, k} T(P_j) = \max_{j=1, \dots, k} \left(\frac{\sum_{q=v_{j,1}}^{v_{j,|N(m_j)|}} d_{q-1,q}^j}{w} + \frac{d_{|N(m_j)|,0}^j}{w} + \sum_{q=v_{j,1}}^{v_{j,|N(m_j)|}} r_q^j \right) \quad (6)$$

则第一个优化目标为所有移动节点经过各自分支回路所花费时间中的最大时间值要求最小化, 即

$$\min g_1(P) = \min \left(\max_{j=1, \dots, k} T(P_j) \right) = \min \left(\max_{j=1, \dots, k} \left(\frac{\sum_{q=v_{j,1}}^{v_{j,|N(m_j)|}} d_{q-1,q}^j}{w} + \frac{d_{|N(m_j)|,0}^j}{w} + \sum_{q=v_{j,1}}^{v_{j,|N(m_j)|}} r_q^j \right) \right) \quad (7)$$

如果只考虑单个移动节点的情形, 在 w 为常数的情况下, 移动节点在任意 2 个节点之间的时间间隔不仅与这 2 个节点之间的距离 $d_{q-1,q}^j$ 有关, 还与在节点上的停留时间间隔 r_q^j 有关, 由式(1)~式(3)可知, r_q^j 与前面已经走过的路径有关, 为变化量, 即不同时刻 r_q^j 是不同的, 这时式(7)的问题演变成一种时变的单旅行商问题。但式(7)需要考虑多个移动节点的情形, 因此, 它是一种时变多旅行商问题, 比时变单旅行商问题要复杂。

下面考虑数据采集量的优化目标, 对 k 个移动节点合理路径的规划还应该考虑让采集到的数据量最多。将式(3)代入式(2), 在所有移动节点上采集到的数据量可以表示为

$$g_2(P) = \sum_{j=1}^k G(P_j) = \sum_{j=1}^k \sum_{i=1}^n g_i^j = \sum_{j=1}^k \sum_{i=1}^n \left[R_i \left(\frac{\sum_{q=v_{j,1}}^{v_{j,i-1}} d_{q-1,q}^j}{w} + \sum_{q=v_{j,1}}^{v_{j,i-1}} r_q^j \right) + g_{i,0} \right] \quad (8)$$

移动节点采集的数据量最多, 即

$$\max g_2(P) = \max \left(\sum_{j=1}^k G(P_j) \right) = \max \left(\sum_{j=1}^k \sum_{i=1}^n \left[R_i \left(\frac{\sum_{q=v_{j,1}}^{v_{j,i-1}} d_{q-1,q}^j}{w} + \sum_{q=v_{j,1}}^{v_{j,i-1}} r_q^j \right) + g_{i,0} \right] \right) \quad (9)$$

类似前面对式(7)的分析, 考虑移动速度为常数的简单情形, 移动节点在任意 2 个节点之间移动的时间间隔是个变化量, 即不同时刻 r_q^j 是不同的, 因此, 式(9)也是一个时变多旅行商问题, 只不过标准的多旅行商问题是求所有移动节点经过的时间之和最小^[16], 而式(9)是求一个最大的优化问题。

综合以上分析可知, 本文设计的多目标数据采集策略式(7)和式(9)就可以表示为

$$\begin{cases} \min g_1(P) \\ \max g_2(P) \end{cases} \quad (10)$$

这样设计的数据采集策略考虑了用尽可能少的时间采集尽可能多的感应监测数据。依据前面对式(7)和式(9)的分析, 2个优化目标分别对应了一种特殊的多旅行商问题, 而旅行商问题本身是 NP 难的组合优化问题, 因此, 式(10)的多目标数据采集策略是一个 NP 难的多目标组合优化问题。

3 基于有序划分编码的混合遗传求解算法

从前面的分析可知, 多目标数据采集策略也是一个 NP 难的多目标组合优化问题, 而且当传感器节点个数比较多时还是一个高维的优化问题。对这种高维 NP 难的多目标组合优化问题而言, 传统的数学优化方法不再起作用。而随机智能优化方法实现简单, 对要优化的目标函数性质要求比较低, 常常用于复杂的工程优化问题的求解^[15,17]。因此, 本文考虑使用其中提出最早、比较有代表性的遗传算法来求解本文设计的多目标数据采集策略。首先结合问题的具体背景特点, 设计了一种能压缩搜索解空间的编码方式, 并对此编码方式设计了适合问题求解的交叉算子、变异算子和局部搜索算子, 以此为基础设计出一种混合遗传算法求解多目标数据采集策略。具体的算法设计及分析如下。

3.1 编码方案和种群初始化

以上设计的优化模型实质是一个时变的多旅行商问题。在用遗传算法解决多旅行商问题时, 好的染色体编码会减小问题的搜索空间和求解算子的设计^[18], 进而影响对问题求解的效率。目前, 比较成熟的一些编码方法有单染色体编码、双染色体编码、组合染色体编码和无序划分编码^[18-20]。其中, 组合染色体编码和无序划分编码的搜索空间复杂度都是最小的, 为 $n!C_{n-1}^{m-1}$, 这里假设 n 为城市节点数, m 为旅行商的人数。但这 2 种编码方式仍然会有很大的冗余空间。如在无序编码中表示 m 个子回路的个体 $P = \{P_1, P_2, \dots, P_i, \dots, P_j, \dots, P_m\}$, 交换任意 2 个子回路 P_i 和 P_j , 其中, $i \neq j$, 得到的新个体 $P' = \{P_1, P_2, \dots, P_j, \dots, P_i, \dots, P_m\}$ 表示的是同一个解。为了提高搜索空间, 本文做了以下设计和改进。考虑到每个移动节点走的分支回路长度越短越好, 同时, 所含节点数量越多越好, 对每个回路 P_j 计算每个节点分摊的路径长度为

$$l_j = \frac{L(P_j)}{N(m_j)} \quad (11)$$

其中, $L(P_j)$ 表示路径 P_j 的长度。然后对所有的 $l_j, j=1, \dots, m$ 进行排序, 再将对应的 P_j 重新排列得到新的编码 $\{P'_1, P'_2, \dots, P'_m\}$, 称为有序划分编码。图 3 是对 11 个城市节点 (编号 0~10), 旅行商数目为 3 时有序划分编码的一个例子。这样处理过的个体就可以对应唯一解, 搜索解的空间缩减为 $\frac{n!C_{n-1}^{m-1}}{m!}$ 。

P_1	P_2	P_3
$P\{<3,2,6>,<0,1,5,8,10>,<4,7,9>\}$		
$T(P_1)=90 \quad T(P_2)=100 \quad T(P_3)=120$		
$l_1 = \frac{90}{3} = 30 \quad l_2 = \frac{100}{5} = 20 \quad l_3 = \frac{120}{3} = 40$		
P'_1	P'_2	P'_3
$P'\{<0,1,5,8,10>,<3,2,6>,<4,7,9>\}$		

图 3 有序划分编码的一个实例

种群初始化可以采用随机初始化的方式来完成。每个个体的初始化具体步骤为: 首先, 随机生成 $1 \sim n$ 之间的 n 个整数的一个排列; 然后, 随机地将这 n 个整数的排列划分成 k 个组, 再依据式(11)生成有序划分编码; 从而得到该个体的最终编码表示; 重复 pop (假定种群固定大小为 pop) 次, 生成 pop 个这样的个体形成初始种群。

3.2 适应度函数

式(10)是一个双目标优化问题。对于多目标优化问题^[21], 通常的做法是将多目标优化问题转换成单目标优化问题^[22], 本文考虑转换成最小值函数, 将式(12)作为个体的适应度值函数。这样, $f(P)$ 值越小表示所对应的个体越好。这样的目标函数可以在保证优化目标的前提下, 使单位时间内采集到的数据量最大化。

$$f(P) = \frac{g_1(P)}{g_2(P)} = \frac{\max_{j=1, \dots, k} \left(\frac{\sum_{q=v_{j,1}}^{v_{j,N(m_j)}} d_{q-1,q}^j}{w} + \frac{d_{N(m_j),0}^j}{w} + \sum_{q=v_{j,1}}^{v_{j,N(m_j)}} r_q^j \right)}{\sum_{j=1}^k \sum_{i=1}^n \left[R_i \left(\frac{\sum_{q=v_{j,1}}^{v_{j,i-1}} d_{q-1,q}^j}{w} + \sum_{q=v_{j,1}}^{v_{j,i-1}} r_q^j \right) + g_{i,0} \right]} \quad (12)$$

3.3 交叉算子

交叉算子的使用能保证种群空间中个体的多样性，提高对问题解空间搜索的全局探测性能力^[23]。多旅行商交叉方式的难点在于父代个体中每个回路的节点数会不同，再用原来单个旅行商中的交叉方式就容易产生大量节点编号重复的不可行解。为了在消除重复节点编号、产生可行解的同时，又能让子代继承父代的优良基因序列，本文做如下交叉算子的设计。

对父代个体 $P = \{P_1, P_2, \dots, P_i, \dots, P_m\}$ 和 $Q = \{Q_1, Q_2, \dots, Q_i, \dots, Q_m\}$ ，随机产生 $1 \sim m$ 中的 2 个不同整数 k_1, k_2 作为交叉点，图 4 给出了一个具体的例子，交换父代个体 P, Q 之间的基因片段，如图 4(b)所示，这样选择交叉点的方式不会影响分组子代个体的分组个数，从而保证了子代个体 U, V 中分组个数的合法性；但交换基因片段后的个体会产生节点编号的重复，为了消除这些重复的节点，从第 2 个交叉点开始，列出基因片段值，如图 4(c)所示，再消除重复的节点（如在图 4(c)中第 1 个子代个体消除的是 4、8、3 这 3 个重复节点，第 2 个子代个体做法类似），对删除后的个体再按顺序填充到第 2 个交叉节点后开始的基因空位置上（如图 4(b)所示），就可以得到没有重复编号的合法子代个体（如图 4(d)所示）。这样能够得到 2 个合法的子代个体，对新生成的子代个体再应用式(11)得到其有序划分编码。

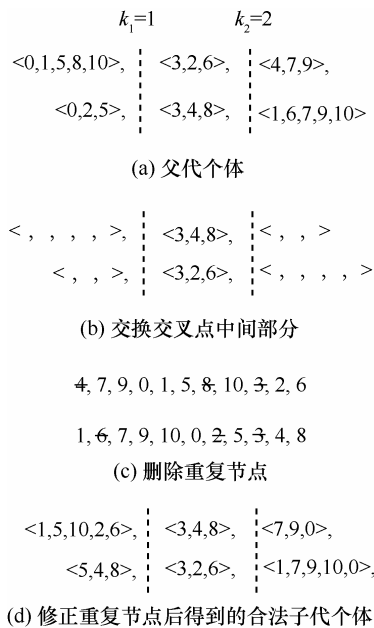


图 4 子代个体生成过程实例

3.4 变异算子

变异算子的使用可以提高对问题解搜索的局部开采能力^[23]和全局探测能力^[24]。结合多旅行商问题的背景特点，并结合文献[25]的做法，本文采用了同一分支回路内、外任意 2 个节点位交换的变异方式，具体描述如下。

随机产生 $[0,1]$ 的一个随机数小数 p ，如果 $p < 0.5$ ，则任意选取 2 个节点，交换其位置，这样的变异方式没有改变各个分支回路分组中节点数目的大小；否则任意选取不同分支回路中的 2 个节点，将其中一个节点移动到另一个节点的后面，这样的移动方式可以改变 2 个分支回路分组中节点数目的大小。对新生成的个体 U 再应用式(11)得到其有序划分编码。这样的个体变异方式能保证个体在解空间的各态历经特性，从而确保搜索到全局最优解的概率。

3.5 局部搜索算子

由于问题本质是个时变多旅行商问题，本文分别对其旅行商问题特性和时变特性设计了以下局部搜索方式。

3.5.1 分支回路中的 2-opt 局部搜索

针对式(10)是一个旅行商问题的特性，采用标准旅行商中的多交换操作^[25]可以提高其局部开采能力，对每一个分支回路分组中每两两节点之间进行一次 2-opt 操作，每进行一次 2-opt 操作后计算一次适应度值，如果比原个体好，就替换掉原个体。对新生成的个体 U ，再应用式(11)得到其有序划分编码。

3.5.2 基于下一跳距离和数据量采集因素考虑的局部搜索策略

为方便描述，在 m 个分组中的某一分支回路分组 j 中，节点标号表示为 $P_j = (p_{j,1}, p_{j,2}, \dots, p_{j,N(j)})$ ，考虑其中的任一基因位节点 $p_{j,i}$ ，其中， $1 \leq i < N(j) - 1$ ，下一个局部最优的节点编号 $p_{j,i+1}^*$ 应该能使其与节点 $p_{j,i}$ 距离最短，并且在这个节点 $p_{j,i+1}^*$ 上采集到的数据量最大，可以表示为

$$p_{j,i+1}^* = \arg \min_{next \in \{i+1, i+2, \dots, N(j)\}} \left(\frac{d_{i,next}^j}{g_{next}^j} \right) \quad (13)$$

从第 i 位开始到 $N(j) - 1$ 位，通过式(13)逐位进行下一基因位的局部搜索，从而完成基于距离和数据量采集因素考虑的局部搜索。这样设计的局部搜索方式并不复杂，通过有限次逐个比较计算就能完

成, 时间复杂度也仅为 $O(n)$ 。对新生成的个体 U 再应用式(11)得到其有序划分编码。

3.6 选择策略

对式(12)设计的适应度函数, 适应度值越小表示对应的个体越好。为了保证设计算法的收敛性, 本文采取保留最优的若干个体的选择策略, 这样可以保证每次保留父代中的最优个体。

3.7 求解算法

由于多目标数据采集策略是一个 NP 难多目标组合优化问题, 节点数量大时还是个高维的优化问题, 对此, 传统的数学优化方法不再起作用。智能优化方法中的进化算法, 如遗传算法由于对目标函数性质要求低, 易于实现, 因此通常被用于解决这类问题。虽然遗传算法在解决这类 NP 难的复杂问题上有一定优势, 但若直接使用, 计算花费代价可能较大, 收敛速度慢。对此, 式(11)设计的有序划分编码能有效地缩减解的搜索空间, 使每个编码表达式对应唯一的个体解; 3.3 节对有序划分编码设计的交叉算子在保留优良基因片段的同时又能保持个体的多样性; 3.4 节使用变异算子能保证个体遍历性质, 满足解收敛要求; 3.5 节针对 3.2 节设计的适应度函数又设计了依托问题背景的局部搜索算子, 以加快收敛速度。通过以上对各种进化算子的分析与设计, 本文设计的混合遗传算法如算法 1 所示。

算法 1 基于有序划分编码的混合遗传求解算法

1) 随机生成种群大小为 pop 的初始种群 $P(0)$, 种群中的每个个体都以式(11)的方式生成各自的有序划分编码。

2) 依据式(12)计算种群中每个个体的个体适应度值。

3) 令迭代的进化世代数 $t=0$ 。

4) for $t = 1, \dots, G$, do

5) 交叉操作。随机地从当前种群中选择 2 个个体 X_1 和 X_2 , 运用 3.3 节设计的交叉方式产生 2 个个体 Y_1 和 Y_2 , 重复一定次数后产生 pop 个子代个体, 以式(11)的方式生成各自的有序划分编码, 并依据式(12)计算种群中每个个体的个体适应度值。记这些子代个体的集合为 O_1 。

6) 局部搜索算子。对当前子代个体集合 O_1 中的每一个个体等概率地选择 3.5.1 节和 3.5.2 节中 2 种局部搜索方法中的一种, 完成局部搜索, 以式(11)的方式生成各自的有序划分编码, 并依据式(12)计

算种群中每个个体的个体适应度值。记这些子代个体的集合为 O_2 。

7) 变异操作。等概率地选择 3.4 节中的 2 种变异方式, 对当前子代个体集合 O_2 中的每一个个体以概率 p_m 进行变异操作, 以式(11)的方式生成各自的有序划分编码, 并依据式(12)计算种群中每个个体的个体适应度值。记这些子代个体的集合为 O_3 。

8) 选择操作。从当前种群集合 $P(t) \cup O_1 \cup O_2 \cup O_3$ 中选取最优的 pop 个个体组成下一代父代种群 $P(t+1)$ 。

9) 令 $t=t+1$ 。

10) 当前种群中的最优个体解表示为 P^* 。

11) end for

12) return P^*

4 算法收敛性分析

算法 1 是依托问题背景针对求解数据采集策略设计的一种混合遗传算法。为了保证设计算法求解问题的有效性, 本文给出了所设计算法的全局概率收敛性分析。

定理 1 算法 1 以概率 1 收敛于全局最优解, 并且与初始种群个体的分布无关。

证明 为方便后续表述, 记 3.3 节设计的交叉算子为 C , 3.4 节设计的变异算子为 M , 3.5 节设计的局部搜索操作为 L 。记 $Prob\{MLC(p) = q\}$ 表示对种群中的个体 p 经过交叉、局部搜索和变异后进化成子代个体 q 的概率。通常如果 $Prob\{MLC(p) = q\} > 0$, 则表示个体 q 可由个体 p 可达。

式(10)是一个离散组合优化问题。为证明命题成立, 首先证明以下 2 个结论成立。

1) 算法 1 能保证种群中的任意 2 个个体 q 和 p 经过交叉、局部搜索和变异后可达。

假设用 s 表示个体 p 经过交叉和局部搜索操作后的任一中间个体, 则有 $Prob\{MLC(p) = q\} = p_m \cdot Prob\{M(s) = q\}$ 。再由 3.4 节中交换任意 2 个节点位置的变异方式有 $Prob\{M(s) = q\} = 0.5 \times \frac{1}{n-1} \times$

$\frac{1}{n-2} \times \dots \times \frac{1}{2} > 0$, 从而 $Prob\{MLC(p) = q\} > 0$ 成立。

这可以保证种群中的任意 2 个个体 q 和 p 经过交叉、局部搜索和变异后是可达的。

2) 算法 1 中每次迭代种群中的最优解具有单调性。

由算法 1 中步骤 8) 的选择操作可知, 每次迭代的当前群体中的最优个体优于前一次进化的父代

群体中的最优个体, 因此, 可保证算法 1 中每次迭代种群中的最优解单调递减。

通过以上的证明可知算法 1 满足结论 1) 和结论 2), 满足 T.Back 原理^[26]。依据 T.Back 原理可知, 算法 1 以概率 1 收敛全局最优解, 而且与初始群体分布无关。证毕。

5 实验及结论

以上对数据采集策略求解算法的收敛性做了理论分析, 本节将从实验上对设计的多目标数据采集策略及求解算法的有效性作进一步的验证。在硬件为 Intel(R) Core i7-5600U@2.60 GHz 处理器, 8 GB 内存, 操作系统为 Windows 10 的计算机上用 Visual Studio Professional 2012 编写 C 语言仿真程序 (实验环境的节点位置等参数信息如表 1 所示) 并实现求解算法 1, 对实验后最终得到的移动节点访问传感器节点次序结果, 通过 Matlab 2014 画出了具体路径, 表 2 和表 3 给出结果的具体数值, 其余的仿真环境参数和算法参数取值及其依据以及程序实现要点如下。

为方便验证其可靠性, 在文献[27]提供的公开数据集基础上进行改进作为算法的测试用例, 静态节点个数为 20, 各自坐标位置如表 1 所示, 在 C 语言程序中分别使用 2 个长度为 20 的数组存储这 20 个静态节点产生监测数据的速率 R_i 的值, 以及缓存区中初始数据量 $g_{i,0}$ 的值 (具体值如表 1 所示), 基站位置与文献[27]相同, 设置为(500, 500)。考虑到实际传感器节点缓存的数量级一般为 KB 至 MB, 数据的无线传输速率最大有时 would 达到 100 kbit/s, 而实际中干扰这个速率一般都很低。综合这些因素考虑, 这里取仿真参数值为: 传感器节点缓存长度 1 MB、静态节点向移动节点发送数据的速率 20 kbit/s。求解问题设计的算法 1 中参数取值依据文献[28], 变异概率一般取值为 0~0.20 之间的一个小数 (这里取 $p_m=0.15$), 最大进化世代数为 $G=800$, 种群大小 $pop=50$, 在 C 语言程序中定义了描述进化种群中个体的结构体和描述最优个体的结构体, 这 2 个结构体中都有一个无符号整型指针变量的数据项用以存储静态节点序列, 一个无符号整型指针变量的数据项用以表示静态节点分组的划分, 以及表示适应度值的数据项。适应度值就是依据无符号整型指针变量中存储的节点序列值和划分分组利用式(12)计算得到的。相比最优个体的结构体, 个体结构体还多

了表示父代个体序号、交叉位置等信息的数据项; 以此为基础定义了长度为 $pop=50$ 的结构体数组作为进化的种群, 定义好这些数据类型后, 依据算法 1 中的初始化、交叉、变异和选择函数完成迭代进化进行仿真模拟, 每完成一次迭代都将当前种群中适应度值最优个体信息保存在前面提到的描述最优个体的结构体变量中。

实验分别通过对不同的移动节点个数、不同的移动速度取值下的数据采集时间和数据采集量来观察本文所设计的数据采集策略及其求解算法的有效性, 并与单移动节点采集静态节点数据的情形^[29]进行对比。文献[29]先通过 Concorde TSP Solver^[30]求出标准 TSP 路径, 以此作为单移动节点访问所有静态节点的规划路径。为减小延时性, 文献[31]提出了访问部分静态节点 (称之为关键节点^[31]或虚拟节点^[32]) 的方法, 由于移动节点只采集了部分静态节点的数据, 因此, 采集到的数据量肯定比本文的少; 而对于延时性, 本文提出的方法只需用多移动节点的方式就能达到与文献[31]相同甚至更好的效果。由于是否采集全部静态节点的前提不同, 实验结果可比性也不同, 因此, 本文仅需要和单移动节点采集静态节点数据的情形^[29]进行对比。

表 1 静态传感器节点位置及数据产生速率

节点编号	坐标	$R_i/(kbit \cdot s^{-1})$	$g_{i,0}/KB$
1	(50,950)	18	24
2	(590,480)	19	5
3	(450,900)	17	25
4	(100,200)	19	27
5	(650,750)	20	11
6	(560,560)	12	2
7	(100,500)	12	27
8	(520,540)	18	25
9	(800,700)	19	0
10	(300,100)	17	5
11	(750,150)	8	25
12	(360,900)	17	23
13	(850,700)	20	4
14	(980,50)	19	2
15	(470,700)	10	27
16	(100,600)	17	4
17	(420,20)	17	15
18	(400,750)	17	4
19	(200,50)	19	12
20	(800,480)	17	2

考虑到这样一个简单事实, 在移动节点数较多的情况下数据采集的效率肯定比在移动节点数较

少的情形下好，因此，下面实验均为移动节点数目最多为 $k=2$ 的情形。在极端不计成本因素的理想情形下，为每个静态节点分配一个移动节点负责对其进行数据采集，这时数据采集量和网络的生存时间

性能肯定是最优的。因此，只需验证移动节点数目 $k=2$ 时的情形就足够了。

图 5(a)~图 5(c)给出了当移动速度分别为 1 m/s、3 m/s 和 10 m/s 时单移动节点的规划路径和双移

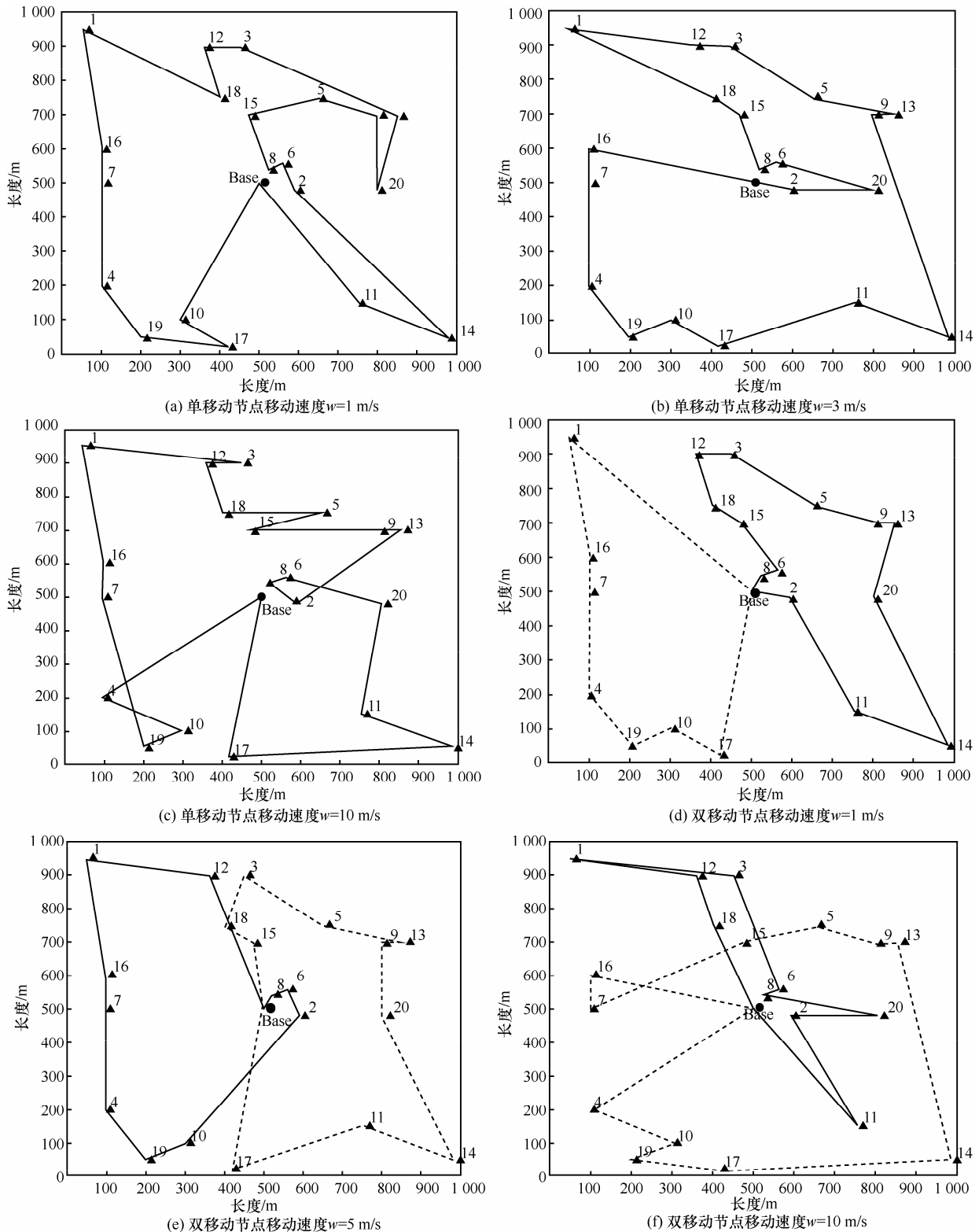


图 5 不同速度下的移动采集节点路径规划

动节点的规划路径。图 5(d)~图 5(f)表示双移动节点下移动速度分别是 1 m/s、5 m/s 和 10 m/s 时从基站出发分别到达不同的静态节点后再回到基站位置的规划路径，2 个移动节点的速度分别用实线和虚线表示。不同速度下，图 5(a)~图 5(c)，以及图 5(d)~图 5(f)中的规划路径完全不同，从图 5 中可以发现虽然节点之间的物理距离是固定的，但由于移动节点在静态节点上停留的时间不同，最终的时间代价也会因此不同，因此，最终求得的移动节点的规划路径也就不同。这就说明了本文所涉及的数据采集策略模型确实是一个时变旅行商问题。另外，速度越慢，节点之间的距离就会成为移动节点花费时间的主要因素，因此，可以看到低速时移动节点回路中的交叉现象没有或较少，速度较大时（如图 5(c)和图 5(f)）出现了局部的交叉路径，说明此时节点的停留时间占据了部分的时间花费。表 2 和表 3 分别给出了在更多不同移动速度下单移动节点规划路径和双移动节点规划路径及所用时间和采集到的数据量。

图 6 和图 7 中折线表示单移动节点和双移动节点在不同移动速度下、第一轮采集周期时采集到数据的数据量和采集延时。从图 6 可以发现，随着移动节点速度的增加，采集到的数据量基本保持平稳。点划线是文献[29]设计的单移动节点时采集数据的

数据量，采集到的数据量比较平稳。文献[29]使用的方法是以节点间的物理距离为标准，先进行经典 TSP 问题节点序列的求解，当移动节点速度分别为 1 m/s、3 m/s、5 m/s、10 m/s、20 m/s 时，采集到的数据量分别为 11 201 KB、9 801 KB、10 901 KB、9 601 KB、10 686 KB，采集到的数据量基本在 10 MB 左右，这是由于对 20 个静态节点的情形，每个节点缓存的大小为 1 MB，如果随机采取数据，即每次采取的数据量的值都是一个均匀分布的随机值，采集到的数据总量期望值是 $0.5 \times 20 \times 1 = 10$ MB，这个结果和图 6 中的点划线结果正好一致。而本文算法考虑了时变因素的求解策略式(10)所采集到的数据都在 12~15 MB 之间，这相当于每次要采集数据量的大小都是若干个随机变量中的最大值，因此会大于文献[29]利用直接随机采取的方式采集到的数据量（10 MB），这与图 6 中的实线及虚线正好符合。这说明提出的多目标采集策略和求解算法确实能提高采集到的数据量。另外，从图 7 可以发现，在同一移动速度情况下，移动节点越多，采集周期时间越短，对应的延迟时间也越短。当移动节点数目相同时，移动速度越快，延迟时间也越短，而且几乎成线性递减的关系。这说明在对延迟时间要求高的应用场合，可以通过增加移动节点数量和提高节点移动速度的方式来满足要求。

表 2 不同移动速度下单移动节点的移动路径及所用时间和采集到的数据量

速度/(m·s ⁻¹)	移动路径	采集时间/s	采集数据量/KB
1	11→14→2→6→8→15→5→9→20→13→3→12→18→1→16→7→4→19→17→10	6 016	15 145
3	16→7→4→19→10→17→11→14→9→13→5→3→12→1→18→15→8→6→20→2	2 042	12 946
5	19→10→17→14→11→13→9→5→18→3→15→12→1→16→8→2→20→6→7→4	1 535	13 641
10	17→14→11→20→6→8→2→13→9→15→5→18→12→3→1→16→7→19→10→4	916	12 112
20	16→5→9→15→6→2→8→20→11→14→13→18→12→3→1→7→4→10→17→19	715	12 349

表 3 不同移动速度下多移动节点的移动路径及所用时间和采集到的数据量

速度/(m·s ⁻¹)	移动路径 1	移动路径 2	采集时间/s	采集数据量/KB
1	8→6→15→18→12→3→5→9→13→20→14→11→2	1→16→7→4→19→10→17	3 587	14 107
3	8→15→13→5→9→6→14→10→17	19→4→2→20→11→18→3→12→1→16→7	1 469	14 263
5	8→6→2→10→19→4→7→16→1→2	15→18→3→5→13→9→20→14→11→17	865	12 358
10	18→12→1→3→6→8→20→2→11	16→7→15→5→9→13→14→17→19→10→4	573	13 179
20	5→15→18→12→6→20→14→17→19→4	7→16→1→3→13→9→2→8→11→10	375	12 134

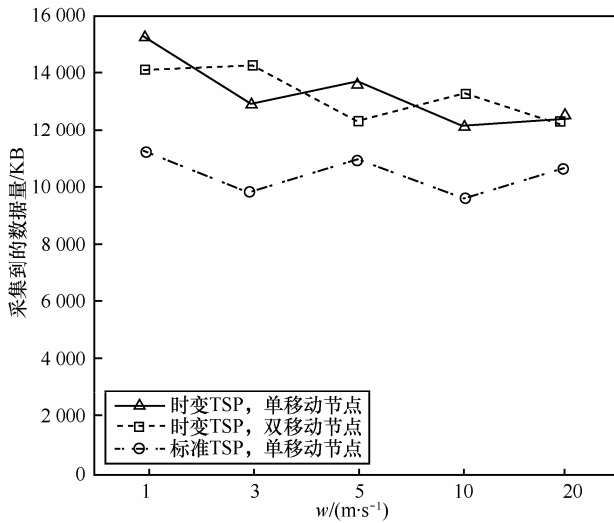


图 6 不同移动速度下采集到的数据量

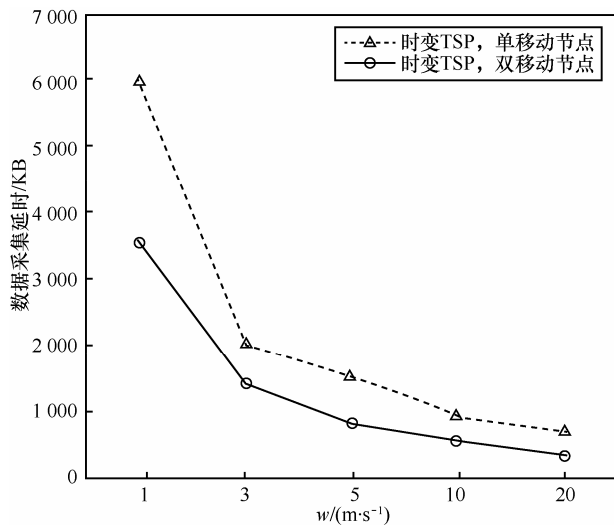


图 7 不同移动速度下的数据采集延时

6 结束语

相比已有文献通过 TSP 问题求解,先确定遍历静态节点访问次序,再确定移动节点采集数据相关因素的方式,本文考虑了数据采集相关因素对移动节点路径规划的影响,并采用更为高效的多移动节点来采集数据,将此问题建模为一种时变多旅行商问题模型,并设计了一种混合遗传算法完成了所设计问题模型的求解,且对其算法收敛性做了分析。相比单移动节点标准旅行商的数据采集方式,可以更好地提高移动节点采集数据的效率和网络实时性的要求,为采用移动节点技术完成数据采集提供了一种新的思路,为扩展到大规模传感节点网络的情形提供了可能。目前,本文仅考虑了移动速度和移动节点个数,但信号强弱和遮挡物等实际因素对

实验效果也是有影响的,而模型简单化处理还未被考虑,这些正是本文后续工作的一个内容。此外,在大规模节点存在的情形下,可以通过节点位置聚类的方式将节点分成若干聚类,然后为每个类分派一个移动节点负责数据的采集。这也是本文后续讨论和研究的内容。另外,本文假设所有静态节点的重要性都相同,在实际网络中各个节点的重要性还是有所区别,并且如果考虑移动节点能同时采集多个距离较近的静态节点数据,这可以进一步地提高网络数据传输的实时性。这些都是本文后续拟进一步开展的工作。

参考文献:

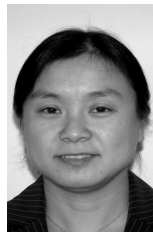
- [1] AKYILDIZ I F, SU W, SANKARASUBRAMANIAM Y, et al. Wireless sensor networks: a survey[J]. Computer Networks, 2002, 38(4): 393-422.
- [2] OLARIU S, STOJMENOVIC I. Design guidelines for maximizing lifetime and avoiding energy holes in sensor networks with uniform distribution and uniform reporting[C]//The IEEE INFOCOM. 2006: 1-12.
- [3] XU X, LUO J, ZHANG Q. Delay tolerant event collection in sensor networks with mobile sink[C]//Proc IEEE INFOCOM. 2010.
- [4] PANICHPAPIBOON S, FERRARI G, TONGUZ O. Optimal transmit power in wireless sensor networks[J]. IEEE Trans Mobile Computing, 2006, 5(10): 1432-1447.
- [5] WU X B, CHEN G H, DAS S K. Avoiding energy holes in wireless sensor networks with nonuniform node distribution[J]. IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems, 2008, 19(5): 710-720.
- [6] ZHUANG Y, PAN J, CAI L. Minimizing energy consumption with probabilistic distance models in wireless sensor networks[C]//IEEE INFOCOM. 2010.
- [7] XUE Y, CHANG X, ZHONG S, et al. An efficient energy hole alleviating algorithm for wireless sensor networks[J]. IEEE Transactions on Consumer Electronics, 2014, 60(3): 347-355.
- [8] DANTU K, RAHIMI M, SHAH H, et al. Robomote: enabling mobility in sensor networks[C]//The IEEE IPSN. 2005: 404-409.
- [9] SOMASUNDARA A, KANSAL A, JEA D D, et al. Controllably mobile infrastructure for low energy embedded networks[J]. IEEE Trans on Mobile Computing, 2006, 5(8): 958-973.
- [10] 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, 2016,38(3):1-30.
- [11] TODD M, MASCARENAS D, FLYNN E, et al. A different approach to sensor networking for SHM: remote powering and interrogation with unmanned aerial vehicles[C]//Sixth International Workshop Structural Health Monitoring(IWSHM'07). 2007.
- [12] MAHDI C, NAOMI K, YASUAKI Y, et al. Development and operation of underwater robot for autonomous tracking and monitoring of subsea plumes after oil spill and gas leak from seabed and analyses of measured data. applications to marine disaster prevention[M]. Springer, 2016: 17-93.
- [13] MA M, YANG Y Y, ZHAO M. Tour planning for mobile data-gathering mechanisms in wireless sensor networks[J]. IEEE Trans on Ve-

- hicular Technology, 2013, 62(4): 1472-1483.
- [14] SUGIHARA R, GUPTA R K. Path planning of data mules in sensor networks[J]. ACM Transactions on Sensor Networks, 2011, 8(1): 1-27.
- [15] YE M, WANG Y, DAI C, et al. A hybrid genetic algorithm for the minimum exposure path problem of wireless sensor networks based on a numerical functional extreme model[J]. IEEE Transactions on Veh Technol, 2016, 65(10): 8644 - 8657.
- [16] BEKTAS T. The multiple traveling salesman problem: an overview of formulations and solution procedures[J]. Omega, 2006, 34(3): 209-219.
- [17] YE M, WANG Y P, DAI C, et al. A hybrid genetic algorithm for the minimum exposure path problem of wireless sensor networks based on a numerical functional extreme model[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2016, 65(10): 8644-8657.
- [18] VENKATESH P, SINGH A. Two metaheuristic approaches for the multiple traveling salesperson problem[J]. Applied Soft Computing, 2015, 26: 74-89.
- [19] CARTER A E, RAGSDALE C T. A new approach to solving the multiple traveling salesperson problem using genetic algorithms[J]. European Journal of Operational Research, 2006, 175(1): 246-257.
- [20] SINGH A, BAGHEL A S. A new grouping genetic algorithm approach to the multiple traveling salesperson problem[J]. Soft Computing, 2009, 13(1): 95-101.
- [21] LI K, DEB K, ZHANG Q F, et al. Efficient nondomination level update method for steady-state evolutionary multiobjective optimization[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2016(99).
- [22] LEUNG Y W, WANG Y P. Multiobjective programming using uniform design and genetic algorithm[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C Application & Reviews, 2000, 30(3): 293-304.
- [23] DIWOLD K, ANDREJ A, ALEXANDER S, et al. Performance evaluation of artificial bee colony optimization and new selection schemes[J]. Memetic Comp, 2011, 3: 149-162.
- [24] WANG H, WU Z J, RAHNAMAYAN S, et al. Multi-strategy ensemble artificial bee colony algorithm[J]. Information Sciences, 2014, 279: 587-603.
- [25] HELSGAUN K. General k-opt submoves for the Lin-Kernighan TSP heuristic[J]. Mathematical Programming Computation, 2009, 1(2-3): 119-163.
- [26] BÄCK T. Evolutionary algorithms in theory and practice[M]. New York: Oxford University Press, 1994.
- [27] 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): 45-52.
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): 45-52.
- [28] BÄCK T. Evolutionary algorithms in theory and practice: evolution strategies, evolutionary programming, genetic algorithms[M]. New York: Oxford University Press, 1998: 26-27.
- [29] HE L, PAN J P, XU J D. A progressive approach to reducing data collection latency in wireless sensor networks with mobile elements[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2013, 12(7): 1308-1320.
- [30] APPLGATE D L, BIXBY R E, CHVÁTAL V, et al. Certification of an optimal TSP tour through 85, 900 cities[J]. Operations Research Letters, 2009, 37(1): 11-15.
- [31] MA M, YANG Y Y. SenCar: an energy-efficient data gathering mechanism for large-scale multihop sensor networks[J]. IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems, 2007, 18(10): 1476-1488.
- [32] GAO S, ZHANG H, DAS S K. Efficient data collection in wireless sensor networks with path-constrained mobile sinks[J]. Mobile Computing, 2011, 10(4): 592-608.

作者简介:



俸皓(1978-), 男, 广西桂林人, 电子科技大学博士生, 主要研究方向为无线传感器网络、物联网、嵌入式实时系统、计算智能。



罗蕾(1967-), 女, 四川成都人, 电子科技大学教授、博士生导师, 主要研究方向为嵌入式实时系统及基础软件、网络计算、移动计算等。



王勇(1964-), 男, 四川南充人, 博士, 桂林电子科技大学教授, 主要研究方向为智能计算、泛在网络研究及应用、计算机网络技术。



叶苗(1977-), 男, 广西桂林人, 博士, 桂林电子科技大学教授、硕士生导师, 主要研究方向为无线传感器网络、进化计算、人工智能。