

移动 WSN 中基于分簇的自适应 MPACO 路由算法^①

孟其琛, 邬春学, 毕春霞

(上海理工大学 控制理论与控制工程系, 上海 200090)

摘要: 为节省能量开销, 延长无线传感网络生存周期, 通过对蚁群算法的研究, 提出了一种无线传感网络中基于蚁群算法的剩余能量自适应优化算法, 并通过仿真研究与无线传感器网络中的 EEABR 算法进行了网络生存状态比较. 实验结果表明, 本文研究的剩余能量自适应蚁群算法能够达到网络优化从而实现延长网络生命周期的目的.

关键词: 无线传感器网络; 路由; 自适应; 蚁群算法; 网络生命周期

Multipath Ant Colony Optimization Adaptive Routing Protocol in Mobile-WSN Based on Clustering

MENG Qi-Chen, WU Chun-Xue, BI Chun-Xia

(Control Theory and Control Engineering Department, University of Shanghai for Science & Technology, Shanghai 200090, China)

Abstract: To save energy costs and extend the life span of the wireless sensor networks. In this paper, ant colony algorithm, proposed the idea of an optimized ant colony algorithm in wireless sensor networks, and compared with EEABR algorithm in wireless sensor networks, the network survivability status. The experimental results show that the use of improved ant colony algorithm for network optimization can be achieved in order to extend the network life span.

Key words: wireless sensor network (WSN); routing; adaptive; ant colony optimization(ACO)algorithm; network lifetime

无线传感器网络不需要固定的网络基础架构来支持, 具有快速展开, 抗毁性强等优点. 本文中研究的算法以节省能量消耗, 提高系统的使用寿命作为目标, 根据用户需求启动网络的监测功能, 采取多路径和信息确认的方式高效可靠的传递数据. 同时, 本文采用了基于固定节点参考的网络模型, 这也使得算法具备一定的拓展性. 因此, 新算法对于移动 WSN 路由算法的研究具备一定的理论意义和现实意义.

1 WSN网络节点模型

1.1 节点能量模型

无线传感器网络中节点的能量开销主要在 2 个方面: 节点内部指令的执行(如数据计算、数据融合、数据打包等)和节点收发数据包. 本文考虑的网络具有以

下特点: 1)节点非均匀分布; 2)无线信道是对等的且无线收发是全方位的; 3)基站(sink)是固定的; 4)网络中所有的节点都是同构的且都是能量有限的, 并且每个节点都有一个唯一的标志(ID). 本文采用与文献[1]相同的无线通信能量消耗模型, 当发送方传输 k bit 的数据到距离为 d 的接收方时, 收发双方消耗的能量分别为:

$$\begin{cases} E_{Tx} = \begin{cases} k * E_{elec} + k * \epsilon_{fs} * d^2, & d < d_0 \\ k * E_{elec} + k * \epsilon_{mp} * d^4, & d \geq d_0 \end{cases} \\ E_{Rx} = k * E_{elec} \end{cases} \quad (1)$$

在式(1)中, E_{Tx} 为发送数据的节点消耗的能量, $E_{Rx}(k)$ 为接收数据的节点消耗的能量. E_{elec} 为发送和接收电路的功耗, 当传输距离小于阈值 d_0 时, 功率放大损耗采用自由能量模型, 发送每比特的数据功率放

① 基金项目:国家自然科学基金(61202376);上海市教委“晨光计划”(10CG49)

收稿时间:2012-09-16;收到修改稿时间:2012-10-25

大所需的能量为 ε_{fs} ; 当传输距离大于阈值 d_0 时, 采用多路径衰减模型, 发送每比特的数据功率放大所需的能量为点 ε_{fs} .

1.2 节点模型

对于移动 WSN 的网络体系结构模型, 本文引用的是文献[2]中的基于固定节点参考的网络模型. 如图 1 所示, n 个传感器节点按照图中的方式部署在监测区域 Q 内, m 个固定节点部署在正方形网格上, $n-m$ 个移动节点随机均匀分布监测区域内.

固定节点是确定性部署的, 每两个固定节点之间的距离为 L (L 略小于自由空间信道模型中的阈值 d_0). 簇头节点是采用分簇算法从移动节点中选出的. 网络模型的特点, 具体描述如下:

- 1) 移动 WSN 由 m 个固定节点和 $n-m$ 个移动节点组成, 固定节点的能量要高于移动节点, 编号设为 $1, 2, 3, \dots, m, m+1, \dots, n$;
- 2) 固定节点在边长为 L 的正方形网格形式部署, 移动节点随机部署且移动方向是任意的;
- 3) 只有一个 sink 汇聚节点, 编号为*, 且可以任意移动;
- 4) 所有的移动节点都没带定位模块, 不能获知其位置信息;
- 5) 所有节点的时钟都是同步的.

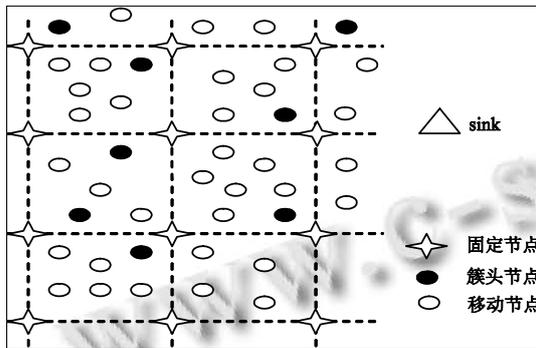


图 1 移动 WSN 的基于参考固定节点的网络模型

2 自适应MPACO算法设计

2.1 MPACO 算法

新算法 MPACO 的基本思想是: 开始时, 感知到基站节点需要信息的传感器节点通过将信息包传输到不同的邻居节点来初始化路由任务. 各个节点然后选择其它邻居节点. 如此, 不断进行, 直到找到基站节点发现. 这个阶段, 就用到了蚁群优化步骤来获得有

效的路由.

开始时蚂蚁是放在源节点 s , 然后蚂蚁穿过途中的各个邻居节点 r_i , 最后到达目的节点(基站) d . 假定节点总是有数据要传输到基站节点, 同时人工蚂蚁也已经部署好了. 蚂蚁部署好后, 下一个节点 r 的选择是通过下面的概率选择公式来进行:

$$P_k(r, s) = \begin{cases} \frac{[\tau(r, s)]^\alpha * [\eta(r, s)]^\beta}{\sum_{r \in R_s} [\tau(r, s)]^\alpha * [\eta(r, s)]^\beta}, & \text{if } (k \notin \text{tabu}^r) \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

式中 $\tau(r, s)$ 是信息素的值, $\eta(r, s)$ 是与能量相关的启发值, r, s 是接收节点. 对于节点 r , tabu 是之前已经接收或是转发过数据包的节点. α, β 是两个分别控制路径上信息素和启发值的权值系数. 含有信息素的路径是相互连接的路线. 每条路线 $acr(r, s)$ 上都有一个路径值 $\tau(r, s) \in [0, 1]$. 节点 r 处的启发值, 由式子(3)来计算:

$$\eta(r, s) = \frac{(I - e_r)^{-1}}{\sum_{n \in R_s} (I - e_n)^{-1}} \quad (3)$$

上式中 I 是初始能量, e_r 是接收节点的当前能量水平. 这种决策方式使得节点中当前能量较低的节点作为接收数据包节点的概率较小, 能量水平高的节点接收数据包的概率较大.

当所有的蚂蚁将信传递到了基站节点. 任一蚂蚁 k 都会按照式子(3.3)来释放一定量的信息素 $\Delta\tau^k(t)$.

$$\Delta\tau^k(t) = 1/J_w^k(t) \quad (4)$$

式中 $J_w^k(t)$ 是传输路径 $wk(t)$ 的长度. 路径 $wk(t)$ 是蚂蚁 k 在次迭代完成的. 节点之间各个路径上的信息素是通过式子(5)来计算的. 在 WSNs 中, $J_w^k(t)$ 表示蚂蚁 k 在 t 次迭代后路径 w 上已经访问过的所有传感器节点个数.

基于差分演化的自适应参数控制蚁群算法:

$$\tau(r, s)(t) \leftarrow \tau(r, s)(t) + \Delta\tau(r, s)(t) \quad \forall l(r, s) \in w^k(t), k = 1, \dots, m \quad (5)$$

信息素的值存储在节点的存储器中. 每个节点中都存储了到邻居节点路径上的信息素的值. 每次当蚂蚁到达目的节点后, 蚂蚁 k 所经过的路径上将增加一定量的信息素 $\Delta\tau_k$, 并且这条路径上各个节点之间路径 $arc(r, s)$ 上所增加的信息素的值是一样的. 这个过程是

在传送数据包相关的确认信号时通过蚂蚁 k 从基站节点沿着原路返回到源节点来完成的. 根据路径的长度 $J_w^k(t)$, 路径上不断增长的信息素将会导致正反馈影响越来越大. 为了解决这个问题, 必须要有一个负反馈来减弱这种影响. 这个负反馈就是通过信息素的挥发来实现的. 信息素的挥发通过式(6)来实现. 系数 $\rho \in (0,1)$ 就是用来决定每条路径上挥发性的一个权值.

$$\tau_{ij}(t) \leftarrow (1 - \rho) \tau_{ij}(t) \tag{6}$$

在仿真研究时, α, β, ρ 的参数分别设置为 $\alpha=1, \beta=5, \rho=0.5$, 这些都是 *Dorigo* 在不断试验中得到的^[3].

2.2 自适应算法

自适应控制需要在系统的运行过程中去不断提取有关模型的信息, 使模型逐步完善. 随着控制过程的不断进行, 模型会变得越来越准确, 越来越接近于要求.

在本文中, 自适应控制主要集中在蚁群建立过程中, 算法在寻找最优路径时, 将收集到的信息素浓度值 $\tau(r,s)$ 与该节点的剩余能量值 $\eta(r,s)$ 做矩阵运算, 将信息素浓度与能量值之间的权值计算结果进行多次迭代, 直到找到最优解路径, 如图 2 所示.

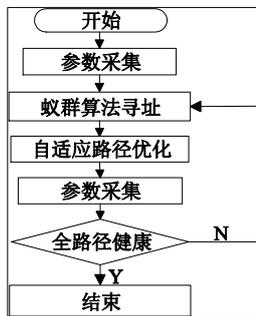


图 2 算法寻址过程

2.3 过程解析

传输过程中原始数据包被源节点分成 N 块, 如图 3 所示. 整数 N 同时也是在每次路由搜索时蚂蚁的个数. 其中每个数据块的大小是由传感器的传输芯片决定的. 将原始数据分块后, 各数据块再与路由相关的路由参数融合成一个数据包为数据传输做好准备.

RAWDATA			
PART-1	PART-2	PART-k	PART-n

图 3 源数据包分成 N 个人工蚂蚁数据块

将原始数据分块后, 各数据块再与路由相关的路由参数融合成一个数据包为数据传输做好准备. 路由参数包括编码标识 C_ID , 下一跳节点标识 N_ID , 第多少个数据包 k , 序列数 S_N , 已经访问过的节点的个数 J_w^k 和第 k 块数据, 如图 4 所示. 在这个图片中, 前 4 个参数是数据包的数据头. 当所有的数据包传送完后, 最后由基站节点从这些到达的数据包中提取并合成出原始数据.

C_ID	N_ID	S_N	J	Data_Part (k)
Data Header(k)				

图 4 数据包的格式

在下图 5 中, 展示了一个节点参与了传输第 10 块数据包的过程. 在图片中节点 A 刚接收到一个数据包 (也是第 10 个蚂蚁), 同时正在选择下一条传输节点传输数据包.

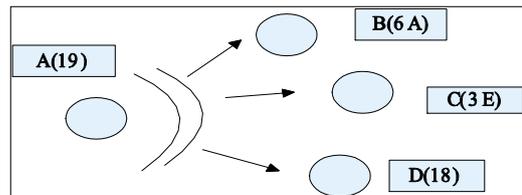


图 5 节点记忆中的 ACO 参数

下一个节点的选取是通过式(2)计算出最大的下一跳概率 $P_k(i,j)$. 在图 5 的例子中, 因为路径 $arc(A,B)$ 上的信息素的值最高 ($\tau_{AB} = 0.8$), 节点 B(用 6A 来标识)更有可能被选取为下一跳节点. 邻居节点 B,C 和 D 的能量水平对于下一跳节点的选取规则也有着重要的影响. 如果下一跳是节点 B, 则将数据块中 N_ID 更新为 6AHex, 同时传输数据包. 节点 C 和 D 也会监听数据包的广播, 它们首先检查监听到的数据块 N_ID 部分, 确认其与自己的节点标识不匹配后, 立即将监听到的数据块丢弃. 节点 B 也会检查数据块的 N_ID 部分. 相匹配后, 还要确保 S_N 不在节点 B 的 τ_{AB} 中, 然后 J_w^k 也自增加 1. 接着下一跳节点采取同样的方法选取其下一个节点. 因为蚂蚁的数量是与数据包的量相等的, 数据包的大小必须根据事件信息大小和硬件的具体情况来确定.

3 仿真实验

为了验证新算法 MPACO 的有效节能效果, 我们

主要将算法与 EEABR 算法做了对比分析。

3.1 仿真环境及参数

在仿真中传感器节点采用的自由空间的电波传输模型。具体网路参数设置如下：

1. 蚁群优化相关的三个权值参数分别为 $\alpha=1$, $\beta=5$, $\rho=0.5$;
2. 节点运行时频率为 2400MHz, 传输数据的速度为 250Kb/s, 数据包大小为 1Mb;
3. 传感器节点分别任意分布在 200*200m², 300*300m², 400*400m², 500*500m² 和 600*600m² 的场景区域内;
4. 设置了 5 种节点密度, 节点数分别为 50, 60, 70, 80, 90, 100;
5. sink 节点位于网路的正下方。

3.2 仿真结果与分析

从图 6 中可以看到随着基站节点接收到的数据包量的增加, 节点的平均剩余能量在不断减少。同时新的算法相比 EEABR 的平均剩余能量要多, 节点密度增加后新的算法的节能效果更好。

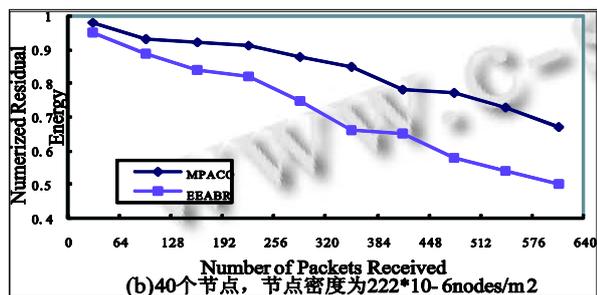
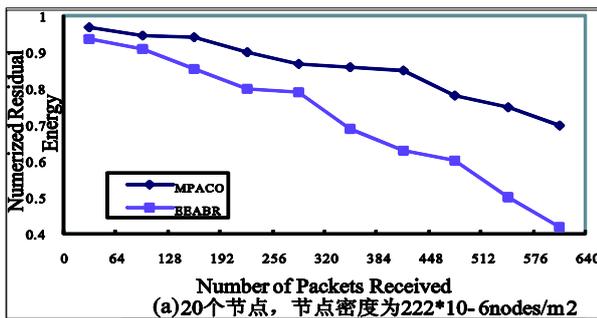


图 6 不同节点密度下 wsn 的平均剩余能量

从图 7 中可以看到随着节点密度的增加, 新算法

的节点剩余能量与 EEABR 之间的差值也越来越大, 这说明新算法较 EEABR 具备更好的节能效果。

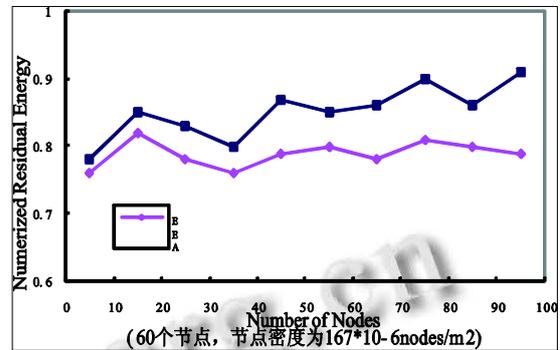


图 7 接收 256 个包后节点的平均剩余能量

4 结语

通过新路由算法自适应 MPACO 算法与比较著名的基于蚁群的 WSN 路由算法 EEABR 的仿真对比分析研究。仿真结果表明: 自适应 MPACO 算法节能效果更明显, 并且节点密度越大, 相对来说节能效果越好。因此将该算法应用与本文的网络系统模型的上层固定节点之间的路由传输在理论上是可行的。

参考文献

- 1 Werner AG, Johnson J, Ruiz M, et al. Monitoring volcanic eruptions with a wireless sensor network. Proc. of the 2nd European Workshop on Wireless Networks. 2005. 108-120.
- 2 周新莲. 基于分簇技术的移动无线传感器网络数据收集协议研究[博士学位论文]. 长沙: 中南大学, 2010.
- 3 Dorigo M. Optimization, learning and natural algorithms. [Ph.D.Thesis]. Dipartimento di Elettronica, Politecnico di Milano: Milan, Italy, 1992. Proc. of the 2nd European Workshop on Wireless Networks. 2005: 108-120.
- 4 周贤伟, 刘宾, 覃伯平. 无线传感器网络的路由算法研究. 传感技术学报, 2006, 19(2): 463-467.
- 5 沈波, 张世永, 钟亦平. 无线传感器网络分簇路由协议. 软件学报, 2006, 17(7): 1588-1600.
- 6 崔娇, 黄少荣. 基于差分演化的自适应参数控制蚁群算法. 计算机工程, 2011, 37.