

# Q学习和蚁群优化混合的无线传感器网络移动代理路由算法

党小超<sup>1,2</sup>, 姚浩浩<sup>1\*</sup>, 郝占军<sup>1,2</sup>

(1. 西北师范大学 计算机科学与工程学院, 兰州 730070; 2. 甘肃省物联网工程研究中心, 兰州 730070)

(\* 通信作者电子邮箱 yhh3156561@126.com)

**摘要:**针对无线传感器网络移动代理路由问题,提出了Q学习和蚁群优化混合的无线传感器网络移动代理路由算法。该算法综合了Q学习和蚁群优化算法思想,引入了新的路径选择概率模型,并对最优路径进行了有效的维护。仿真实验结果表明:该算法有效地提高移动代理选路效率,满足不同任务对时延的要求,增强了最优路径的可靠性,进一步降低了网络能耗。

**关键词:**无线传感器网络;Q学习;蚁群优化;移动代理;路由算法;路径维护

**中图分类号:**TP393.02 **文献标志码:**A

## Mobile Agent routing algorithm for WSN based on Q learning hybrid with ant colony optimization

DANG Xiaochao<sup>1,2</sup>, YAO Haohao<sup>1\*</sup>, HAO Zhanjun<sup>1,2</sup>

(1. College of Computer Science and Engineering, Northwest Normal University, Lanzhou Gansu 730070, China;

2. Gansu Province Internet of Things Engineering Research Center, Lanzhou Gansu 730070, China)

**Abstract:** In view of mobile Agent routing problem in Wireless Sensor Networks (WSN), a mobile Agent routing algorithm for WSN based on Q learning hybrid with ant colony optimization was proposed. A new path choosing probability model was introduced and the optimal path was efficiently maintained in the algorithm. The simulation results show that the mobile Agent routing efficiency is highly improved and delay requirements in multiple tasks are fulfilled, the reliability of the optimal path is enhanced, and network energy consumption is reduced.

**Key words:** Wireless Sensor Network (WSN); Q learning; ant colony optimization; mobile Agent; routing algorithm; path repair

## 0 引言

无线传感器网络(Wireless Sensor Network, WSN)<sup>[1]</sup>是一种将传感器、无线通信等多种技术交叉融合产生的新型应用网络。能源受限是其显著特征之一<sup>[2-4]</sup>,因此如何设计有效的路由算法以利于大量数据传输成为其重要的研究内容。

文献[5]在WSN中采用基于移动代理(Mobile Agent, MA)的计算模型,从而有效克服了客户/服务器数据传输模型中能耗大、时延长、可扩展性差等缺点。而MA在WSN中的迁移路径直接影响了数据的传输效率,蚁群优化(Ant Colony Optimization, ACO)算法<sup>[6]</sup>在解决旅行商问题<sup>[7-8]</sup>(Traveling Salesman Problem, TSP)方面较为有效,而WSN中MA的路由问题可以转化成求解TSP。之前的研究<sup>[9-12]</sup>已采用蚁群算法或改进蚁群算法来解决MA迁移路径问题,但存在算法运行时间较长、容易过早收敛陷入局部最优解、选路效率低和最优路径中存在失效节点等缺陷,同时节点的对环境的学习能力也较弱。

针对以上问题,本文提出Q学习和蚁群优化混合的无线传感器网络移动代理路由算法(Mobile Agent Routing Algorithm for WSN based on Q learning hybrid with Ant colony optimization, MARAQA)。把Q学习算法中的Q值作为蚁群优化算法中信息素值,增强了路径中节点的学习能力,提高了

MA选路效率,采用路径维护操作,提升了最优路径的可靠性,降低了网络整体能耗。

## 1 Q学习算法

Q学习算法是一种强化学习算法<sup>[13]</sup>。能够感知周围环境的自治Agent,通过学习和强化最优机制选择到达目标的最优动作。施教者根据Agent在环境中做出的每个动作,提供奖励或者惩罚信息,以表示动作结果的正确性。用 $Q(s, a)$ 表示动作的平均值,在 $t$ 时刻根据环境状态 $s$ 选择动作 $a$ ,收益 $r_t$ ,则 $t+1$ 时刻的 $Q_{t+1}(s, a)$ 的值为:

$$Q_{t+1}(s, a) = (1 - \delta) Q_t(s, a) + \delta(r_{t+1} + \varphi \max_a Q(s_{t+1}, a)) \quad (1)$$

其中: $\delta \in (0, 1)$ 为学习因子, $\varphi \in (0, 1)$ 为折扣因子。

可以看出Q学习算法和蚁群算法之间有密切联系,可以将Q值当作蚁群算法中信息素值<sup>[14]</sup>。

## 2 MARAQA

### 2.1 能量模型

本文采用与文献[15]相同的能量消耗模型。节点A向其距离为 $d$ 的另一个节点B发送 $k$ 比特数据的能量消耗:

$$E_{tr}(k, d) = \begin{cases} E_w \times k + \varepsilon_{fs} \times k \times d^2, & d < d_0 \\ E_w \times k + \varepsilon_{mp} \times k \times d^4, & d \geq d_0 \end{cases} \quad (2)$$

收稿日期:2013-04-01;修回日期:2013-05-13。 基金项目:甘肃省发展和改革委员会项目(010DKB021)。

作者简介:党小超(1963-),男,陕西韩城人,教授,CCF会员,主要研究方向:计算机网络、无线传感器网络;姚浩浩(1987-),男,安徽蚌埠人,硕士研究生,主要研究方向:计算机网络、无线传感器网络;郝占军(1979-),男,河北邢台人,讲师,硕士,主要研究方向:计算机网络、无线传感器网络。

而节点B接收节点A发送的 $k$ 比特数据所产生的能耗为:

$$E_{rx}(k) = E_w \times k \quad (3)$$

其中:  $E_w$  表示无线收发电路收发每比特数据所消耗的能量;  $\varepsilon_{fs}$  和  $\varepsilon_{mp}$  表示发射放大器传输每比特数据所消耗的能量; 阈值  $d_0 = \text{Sqrt}(\varepsilon_{fs}/\varepsilon_{mp})$ , 当  $d < d_0$  时, 发送每比特的数据功率放大所需的能量为  $\varepsilon_{fs}$ ; 当  $d \geq d_0$  时, 发送每比特的数据功率所需的能量为  $\varepsilon_{mp}$ 。

## 2.2 算法设计

### 2.2.1 MA 结构和节点信息表的设计

结合 MARAQA 的需要, 将 MA 结构设计如图 1 所示。

MA 结构描述如下:

- 1) ID: MA 的唯一标识号。
- 2) SourceNode: 源节点信息。
- 3) TargetNode: 目标节点信息。
- 4) Tabu: MA 的禁忌表, 记录该 MA 已经访问过的节点。
- 5) SearchCode: MA 寻路算法代码。
- 6) FuseCode: 数据融合算法代码。
- 7) Data: MA 携带的数据信息。
- 8) Others: 其他一些附属信息, 可以为空。

| ID | SourceNode | TargetNode | Tabu | SearchCode | FuseCode | Data | Others |
|----|------------|------------|------|------------|----------|------|--------|
|----|------------|------------|------|------------|----------|------|--------|

图1 MA 结构示意图

节点信息表的结构如图 2 所示。节点信息表结构描述如下:

- 1) ID: 节点的唯一标识号。
- 2) NeiID: 邻居节点的 ID 号。
- 3) NeiLoca: 邻居节点地理位置。
- 4) NeiPower: 邻居节点的能量。
- 5) InforDensity: 节点本身到邻居节点的信息素浓度。
- 6) Others: 其他一些附属信息, 可以为空。

| ID | NeiID | NeiLoca | NeiPower | InforDensity | Others |
|----|-------|---------|----------|--------------|--------|
|----|-------|---------|----------|--------------|--------|

图2 节点信息表结构示意图

### 2.2.2 MA 迁移的概率模型

在 MARAQA 中, MA 将按照下面式(4)所定义的选择规则来决定下一个迁移节点, 当前位于节点  $i$  的 ID 为  $k$  的 MA 在  $t$  时刻选择节点  $j$  作为下一个访问节点的概率  $p_{ij}^k$  为:

$$p_{ij}^k = \begin{cases} \omega_1 \frac{[\mu_{ij}(t)]^\alpha [\eta_{ij}(t)]^\beta}{\sum_{s \in Allowed_k} [\mu_{is}(t)]^\alpha [\eta_{is}(t)]^\beta} + \\ \omega_2 \frac{[\mu_{ij}(t)]^\alpha [E_{ij}(t)]^\gamma}{\sum_{s \in Allowed_k} [\mu_{is}(t)]^\alpha [E_{is}(t)]^\gamma} + \\ \omega_3 \frac{[\mu_{ij}(t)]^\alpha [D_{ij}(t)]^\theta}{\sum_{s \in Allowed_k} [\mu_{is}(t)]^\alpha [D_{is}(t)]^\theta}, & j \in Allowed_k \text{ 且 } E_{ij}(t) > E_L \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (4)$$

其中:  $\mu_{ij}(t)$  为  $t$  时刻信息素浓度;  $\eta_{ij}(t)$  为  $t$  时刻传输能量消耗的启发式信息,  $E_{ij}(t)$  为  $t$  时刻节点  $j$  剩余能量的启发式信息;  $D_{ij}(t)$  为  $t$  时刻节点  $i$  到节点  $j$  参照距离的启发式信息;  $\alpha$  为残留信息的重要程度;  $\beta$  为传输能量消耗的启发式信息的重要程度;  $\gamma$  为剩余能量的启发式信息的重要程度;  $\theta$  为参照距离的启发式信息的重要程度。  $Tabu_k (k = 1, 2, \dots, m)$  为 ID 号为  $k$  的 MA 的禁忌表;  $Allowed_k = \{N - Tabu_k\}$  为 ID 为

$k$  的 MA 允许选择的节点;  $E_L$  为能量门限;  $\omega_1$ 、 $\omega_2$  和  $\omega_3$  为偏向参数。

从能量模型可看出: 节点能量消耗与距离成平方或者四次方关系。因此, 修改节点能量消耗的信息素释放量公式为:

$$\Delta \mu_{ij}^k = \lambda_1 \cdot T/L_k^2 + \lambda_2 \cdot T/L_k^4 \quad (5)$$

其中:  $\lambda_1$ 、 $\lambda_2$  为偏向参数, 且  $\lambda_1 \geq 0$ ,  $\lambda_2 \geq 0$ ,  $\lambda_1 + \lambda_2 = 1$ ,  $T$  是反映蚂蚁所留轨迹数量的常数,  $L_k$  是第  $k$  只蚂蚁上次周游的总长度。

同理, 修改节点能量消耗的启发式信息为:

$$\eta_{ij} = \begin{cases} 1/d^2, & d < d_0 \\ 1/d^4, & d \geq d_0 \end{cases} \quad (6)$$

考虑到网络的时延因素, 在转移概率函数中引入  $D_{ij}$  作为节点  $i$  到节点  $j$  的参照距离。

$$D_{ij} = \xi \cdot d_0 \cdot E_{ij}/E_{init} \quad (7)$$

其中:  $\xi$  为参照系数, 并且  $(d_{min}/d_0) < \xi \leq (d_{max}/d_0)$ ,  $d_{min}$  为节点最小传输距离,  $d_{max}$  为最大传输距离,  $E_{init}$  为节点初始能量。  $\xi$  在节点剩余能量许可下, 可根据任务对时延要求进行动态调整; 如果任务对时延敏感, 则参照距离变大; 如果任务对时延不敏感, 则可采用短路径多跳的方式, 缩短节点的通信距离。

由式(4)~(7)可知: 节点在选择下一跳时要同时考虑两节点间距离和下一跳节点的剩余能量, 避免两节点距离最短而下一跳节点剩余能量却不足, 不能满足 MA 的下次迁移, 从而使 MA 更高效地朝着目标节点的方向迁移; 又综合考虑任务对时延的要求, 在高效迁移的同时保证可接受的时延。

### 2.2.3 MA 路径评价函数

在 MARAQA 中, 目的是要找一条均衡考虑最短路径、节点剩余能量和能耗均衡度的路径, 因此, 本文利用 MA 路径评价函数  $f(i)$  来评价每轮 MA 迁移路径质量:

$$f(i) = k_1 \cdot L_i + \frac{k_2 \cdot (X_{E\_total} + X_{E\_max})}{X_{E\_min}} \cdot D(X)_{avg} \quad (8)$$

其中:  $k_1$ 、 $k_2$  为调控系数, 可以控制  $f(i)$  值的范围, 方便比较;  $L_i$  为第  $i$  轮迁移路径长度;  $X$  为所有中间节点能量集合;  $X_{E\_total}$  为所有中间节点消耗总能量;  $X_{E\_max}$  和  $X_{E\_min}$  分别为中间节点剩余能量中最大和最小值;  $D(X)_{avg}$  为中间节点能量方差的平均值,  $D(X)_{avg}$  的计算如式(9)所示。

$$D(X)_{avg} = \frac{\sum_{i=0}^n E\{(X_i - E(X))^2\}}{n} \quad (9)$$

其中:  $i \in [0, n]$  为各中间节点的编号;  $X_i$  为某个中间节点  $i$  能量值;  $E(X)$  为所有中间节点能量的期望。

在 MA 从源节点到目标节点的迁移过程中, MA 将路径中的中间节点的能量信息存储在 MA 结构中 Data 区域里, 在进行有关能量计算时, 将该区域值赋给  $X$ , 可以求得  $X_{E\_total}$  和  $E(X)$ , 并通过快速排序算法求出  $X_{E\_max}$  和  $X_{E\_min}$  的值。

由式(8)可知  $f(i)$  的值越小则路径越优。  $f(i)$  越小表示路径上 MA 迁移路径长度短, 节点所消耗的能量总和小; 并且节点的最大剩余能量和最小剩余能量差值小, 能量方差的平均值小, 节点的能耗也较均衡。

### 2.2.4 路径的维护

**定理1** 假设节点  $a$  是节点  $b$  的父节点, 两节点间传输单位比特信息的能耗为  $E_{ab}$ , 以线段  $ab$  为直径做圆, 如果节点  $c$  在圆内, 则在路由  $a-c-b$  上传输单位比特信息的能耗小于  $E_{ab}$ 。

**证明** 分两种情况证明: 1) 节点  $c$  不在直径  $ab$  上; 2) 节

点  $c$  在直径  $ab$  上。

对于情况 1): 因为节点  $c$  在以  $ab$  为直径的圆内, 从而可得  $\angle acb$  为钝角, 以  $d_{pv}$  表示节点  $p, v$  间的距离。由余弦定理可推出  $d_{ac}^2 + d_{cb}^2 < d_{ab}^2$ , 由式(2)~(3)可知在路由  $a-c-b$  上传输单位比特信息消耗的能量小于  $E_{ab}$ 。

对于情况 2): 将节点由  $a, b$  投影到坐标轴上, 设  $a(0, 0)$ ,  $b(\omega, 0), c(u, 0)$ , 其中  $\omega > 0, 0 < u < \omega$ 。

由已知可设  $\theta \in (0^\circ, 90^\circ)$ , 得  $u = \omega \sin \theta$ , 以  $d_{pv}$  表示节点  $p, v$  间的距离, 得  $d_{ac}^2 = \omega^2, d_{cb}^2 = u^2 = \omega^2 \sin^2 \theta, d_{ab}^2 = (w - u)^2 = (w - w \sin \theta)^2$ , 所以得  $d_{ab}^2 - (d_{ac}^2 + d_{cb}^2) = \omega^2 - \omega^2 \sin^2 \theta - (w - w \sin \theta)^2 = 2\omega^2 \sin \theta \cdot (1 - \sin \theta)$ , 而  $\theta \in (0^\circ, 90^\circ)$ , 所以  $\sin \theta \in (0, 1)$ , 得  $d_{ab}^2 - (d_{ac}^2 + d_{cb}^2) > 0$ , 由式(6)~(7)可知在路由  $a-c-b$  上传输单位比特信息消耗的能量小于  $E_{ab}$ 。证毕。

由于得到的最优路径中还可能某些因环境或故障等而失效的节点, 这样不仅会导致 MA 迁移失败, 使得到的最优路径无效, 而且会使求解操作花费的能量和时间等白白浪费, 所以求解最优路径固然重要, 但对得到的最优路径的维护也同样不可缺少。

根据定理 1, 可得路径维护的具体操作步骤如下:

- 1) 当路径上某节点失效后, 以失效节点的父节点和子节点为直径做圆;
- 2) 根据父节点和子节点的信息表查找共同的邻居节点, 并将该失效节点从父节点和子节点的邻居列表中删除;
- 3) 如果只存在一个邻居节点, 并且该节点在此圆内, 则将此节点作为替代节点;
- 4) 如果存在多个邻居节点, 并且这些节点在此圆内, 则根据父节点和子节点的信息表中邻居节点地理位置, 计算这些节点到父节点和子节点的距离总和, 取距离总和最小的节点作为替代节点。

在路径维护过程中, 同时考虑了整个局部维护路径的能耗和维护后的路径的长度, 使得到的维护后的路径在能耗和时延上达到局部最优。如图 3, 为 WSN 中源节点到目标节点之间最优路径中的某一段, 在该路径上节点  $f$  因故失效, 则以失效节点的父节点  $a$  和失效节点的子节点  $b$  之间的连线为直径作圆, 然后进行路径维护操作。因为  $c, g, h$  节点都在圆内, 而节点  $h$  的不在节点  $a$  邻居列表中, 故将其排除, 比较节点  $c, g$  分别到节点  $a, b$  的距离和, 最后选择路由  $a-c-b$  来代替故障路由  $a-f-b$ , 从而在保留原有路径大部分信息的前提下, 快速维护最优路径, 减少网络重新寻路的能耗和时延。

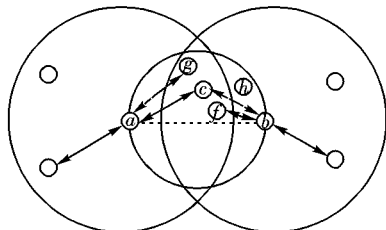


图3 路径的维护

### 2.2.5 MARAQA 路径建立过程

MARAQA 的具体操作步骤如下:

第 1 步 假设存在  $\psi$  个目标节点, 当源节点获得目标节点  $TN = \{TN_c | c = 1, 2, \dots, \psi\}$  的请求时, 从源节点派出 MA, 其结构如 2.2.1 节所示。

第 2 步 将 MA 所在节点的 ID 添加到此 MA 的禁忌表

Tabu 中, 根据式(4)选择 MA 下一跳节点  $j$ , 并迁移到该节点。

第 3 步 如果 MA 的禁忌表 Tabu 中不存在节点  $j$  的 ID, MA 记录该节点的剩余能量等信息, 并进行局部信息素更新, 为了适应 MA 动态选路过程, 此时根据第 1 章中 Q 学习算法, 将  $Q$  值当作信息素的值, 则信息素更新规则如式(10)所示; 如果 MA 的禁忌表 Tabu 中存在节点  $j$  的 ID, 将 MA 返回到上一节点, 不进行局部信息素更新。

$$\mu_{ij}(t) = (1 - \rho)\mu_{ij}(t) + \rho(\Delta\mu_{ij}(t) + \varphi \max(\mu_{ij}(t))) \quad (10)$$

其中:  $\rho$  是挥发系数。

第 4 步 若节点  $j$  是目标节点, 则进行数据融合后, 并将该节点从  $TN$  中移除。

第 5 步 当 MA 的  $TN$  为空时, 即已经遍历所有的目标节点。此时以当前所在的目标节点为源节点, 以源节点为目标节点, 再次执行 MARAQA, 使其返回源节点。如果  $TN$  不空则跳至第 2 步。

第 6 步 当 MA 返回源节点后, 记录此次路径及其代价, 再次派出新的 MA 重复以上过程(第 1~5 步)。派出了  $m$  个 MA 之后, 记录其中 MA 路径评价函数值最小的路径, 并进行全局信息素更新。规则如式(11)所示:

$$\mu_{ij} = (1 - \rho)\mu_{ij} + \rho(\Delta\mu_{ij}^{ST} + \gamma \max(\mu_{ij})); \forall (i, j) \in R^{ST} \quad (11)$$

其中:  $R^{ST}$  为 MA 迁移的最优路径;  $\Delta\mu_{ij}^{ST} = 1/C^{ST}$  是信息素增量;  $C^{ST}$  是最优路径的代价。

第 7 步 重复  $n$  次过程第 1 步到第 6 步, 在所记录的  $n$  条路径中, 记录路径评价函数值最小的路径, 则该路径为最优路径。若最优路径中存在失效节点, 进行路径维护操作, 以保证最优路径的可靠性。

## 3 仿真与分析

本文采用 Matlab 进行仿真, 在  $100 \text{ m} \times 100 \text{ m}$  的区域内随机部署 100 个传感器节点, 节点一旦部署将不再移动。仿真实验参数如表 1 所示。

表 1 仿真实验使用的参数

| 参数名                      | 值             | 参数名                        | 值                                 |
|--------------------------|---------------|----------------------------|-----------------------------------|
| 节点数目                     | 100           | 发射放大器能耗 $\varepsilon_{fs}$ | 10 pJ/(bit * m <sup>2</sup> )     |
| 区域大小                     | 100 m × 100 m | 发射放大器能耗 $\varepsilon_{mp}$ | 0.0013 pJ/(bit * m <sup>4</sup> ) |
| 蚂蚁个数 $m$                 | 50            | 最小传输距离 $d_{\min}$          | 0 m                               |
| 常数 $T$                   | 100           | 最大传输距离 $d_{\max}$          | 110 m                             |
| 节点初始能量 $E_{\text{init}}$ | 10 J          | 数据包长度                      | 4000 B                            |
| 能耗门限 $E_L$               | 0.01 J        | 控制包长度                      | 100 B                             |

四种算法在相同迭代次数下的最优路径、节点能量的方差、能耗的比较情况如表 2 所示。

表 2 四种算法各种参数比较

| 算法       | 最优路径长度/m | 能量的方差  | 能耗/J     |
|----------|----------|--------|----------|
| ACO 算法   | 972.4321 | 0.0144 | 182.5591 |
| 文献[11]算法 | 928.1706 | 0.0116 | 171.7385 |
| 文献[12]算法 | 925.8201 | 0.0113 | 170.3549 |
| MARAQA   | 891.3174 | 0.0106 | 163.5414 |



由于 MARAQA 采用了新的 MA 迁移概率模型,考虑到节点传输能量消耗主要是与距离的平方或者四次方有关的,而文献[11-12]算法和 ACO 算法中并没有考虑到,这就导致后者的路径长度较长,能耗较大。又因 ACO 算法没有考虑节点剩余能量,导致节点能量的方差较大,能耗不均衡。

MARAQA 在不同时延要求下,网络的迁移距离和能耗情况如表3所示。

表3 不同时延要求下的迁移距离和能耗

| $\xi$ | $d_{\min}/\text{m}$ | $d_{\max}/\text{m}$ | 迁移距离/m    | 能耗/J     |
|-------|---------------------|---------------------|-----------|----------|
| 0.6   | 0                   | 110                 | 1001.2891 | 89.1552  |
| 1.2   | 0                   | 110                 | 855.2870  | 102.8273 |

MARAQA 可根据任务对时延要求,并结合最大传输距离和最小传输距离,对  $\xi$  的值进行动态调整。在表3中,  $\xi = 0.6$  表示任务对时延不敏感,式(7)中参照距离变小,节点的通信距离变小,则可采用短路径多跳的方式传输数据,从而节省了传输数据消耗的能量,但增大了迁移路径的长度;  $\xi = 1.2$  表示任务对时延敏感,式(7)中参照距离变大,节点的通信距离变大,从而减小了迁移距离,但通信距离变大,导致能量消耗增加。所以,在考虑任务对时延的要求时,要综合考虑迁移距离与能耗之间的平衡,从而设置合适的  $\xi$  值,在保证任务所需时延的同时,减少能量消耗,延长网络寿命。

为了验证了路径维护的有效性,用“+”表示源节点,“\*”表示目标节点,黑点表示最优路径上因故失效的节点,目标节点  $TN = \{80, 20, 89, 100\}$ , 仿真结果如图4所示。

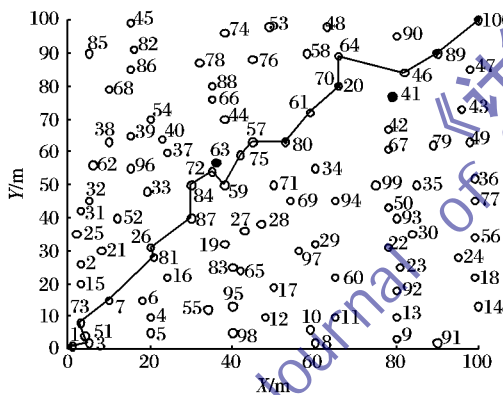


图4 路径的维护

从图4可看出:原来最优路径上的一段路由为20-11-46,但11节点因故失效,则迁移到20或46节点的MA就会执行路径维护操作,兼顾能耗和距离因素,选择64节点为替代节点,得到新的一段路由20-64-46,而其他部分的路径并没有变化,这样可以保留足够的原有最优路径的信息,又能充分利用新的信息,从而能在原有最优路径的附近快速找到一条新的最优路径,使最优路径更加可靠,同时减少网络重新寻路的能耗和时延。而文献[11-12]算法和ACO算法并没有提出对最优路径的维护操作,只是求出了最优路径,缺乏对最优路径的管理和维护,路径可靠性差。一旦最优路径上有失效节点,会使系统重新进行寻路算法,这无疑增加了网络能耗和时延。

取WSN中两个不同节点,分别作为MA迁移的源节点和目标节点。四种算法的进化代数比较如表4所示。

从表4中可以看出 MARAQA 进化代数比其他算法更少。MARAQA 与蚁群优化算法有机结合,把Q学习算法中的Q值作为蚁群优化算法中信息素值,增强了路径中节点的学习能

力,因而提升了MA寻路效率,提高了收敛速度,减小了搜索长度。

表4 进化代数比较

| $\alpha$ | $\beta$ | $\rho$ | 进化代数   |          |          |        |
|----------|---------|--------|--------|----------|----------|--------|
|          |         |        | ACO 算法 | 文献[11]算法 | 文献[12]算法 | MARAQA |
| 1        | 4       | 0.5    | 337    | 174      | 170      | 146    |
| 1        | 4       | 0.9    | 346    | 152      | 145      | 133    |
| 4        | 1       | 0.5    | 358    | 141      | 138      | 125    |
| 4        | 1       | 0.9    | 340    | 185      | 186      | 167    |
| 2        | 2       | 0.5    | 355    | 167      | 154      | 142    |
| 2        | 2       | 0.9    | 336    | 181      | 184      | 166    |

当源节点离目标节点的最大距离分别为  $30\sqrt{2}, 40\sqrt{2}, \dots, 100\sqrt{2}$  时四种算法所得到的路径评价函数值情况如图5所示。

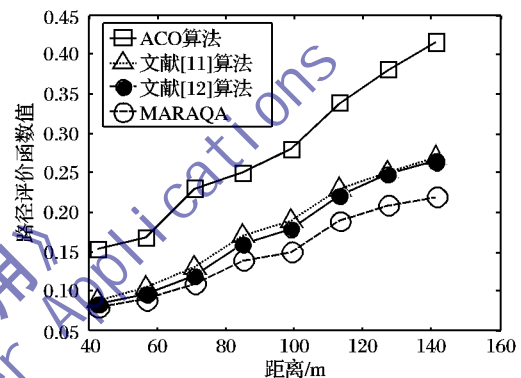


图5 四种算法的路径评价函数值比较

从图5可看出:由于ACO算法没有考虑节点的剩余能量,求解的路径运行时间比较长;算法容易过早收敛陷入局部最优解,而不是全局最优解;寻优效率比较低,迁移路径较长,能耗大,节点能耗不均衡等,所以其路径评价函数值最大。文献[11-12]算法考虑了节点自身的剩余能量,在一定程度上增强了算法全局搜索能力,但是没有考虑到节点传输能量消耗主要是与距离的平方或者四次方有关,从而导致路径评价函数较大。MARAQA 增强了路径中节点的学习能力,在选路时综合考虑节点距离、剩余能量和节点参照距离因素;又考虑到节点传输能量消耗主要是与距离的平方或者四次方相关,从而使最优路径长度、网络能耗和网络能耗均衡度达到有效的平衡,因而其路径评价函数值最小。

## 4 结语

本文设计了新的MA结构和节点信息表,在MARAQA中将Q学习算法中的Q值作为蚁群优化算法中信息素值,提高了节点对环境的学习能力,增强了MA寻路效率。而在选路中综合考虑了最短距离、节点剩余能量和参照距离等因素,并对最优路径进行了维护。仿真结果表明该算法得到的最优路径是优越和可靠的。

## 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] AKYILDIZ I F, WEILIAN S, SANKARASUBRAMANIAM Y, *et al.* A survey on sensor networks [J]. *IEEE Communications Magazine*, 2002, 40(8): 102-114.

(下转第2449页)

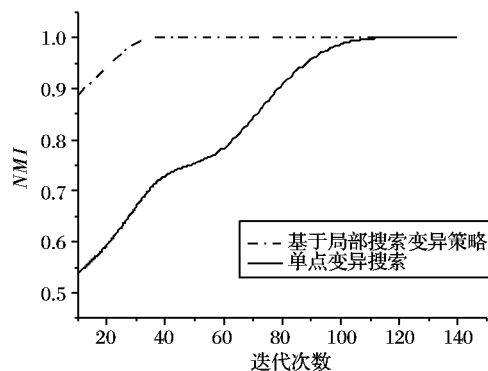


图5 MOPSOD 算法采用不同变异策略的收敛速度比较

## 参考文献:

- [1] GIRVAN M, NEWMAN M E J. Community structure in social and biological networks[J]. Proceedings of the National Academy of Sciences, 2002, 99(12): 7821–7826.
- [2] NEWMAN M E J. Fast algorithm for detecting community structure in networks[J]. Physical Review E, 2004, 69(6): 066133.
- [3] DUCH J, ARENAS A. Community detection in complex networks using extremal optimization[J]. Physical Review E, 2005, 72(2): 027104.
- [4] CLAUSET A. Finding local community structure in networks[J]. Physical Review E, 2005, 72(2): 026132.
- [5] PIZZUTI C. A multi-objective genetic algorithm for community detection in networks[C]// Proceedings of the 21st IEEE International Conference on Tools with Artificial Intelligence. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2009: 379–386.
- [6] DEB K, PRATAP A, AGARWAL S, et al. A fast and elitist multi-objective genetic algorithm: NSGA-II [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2002, 6(2): 182–197.
- [7] SHI C, ZHONG C, YAN Z, et al. A multi-objective approach for community detection in complex network[C]// Proceedings of 2010 IEEE Congress on Evolutionary Computation. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2010: 1–8.
- [8] GONG M, MA L, ZHANG Q, et al. Community detection in networks by using multi-objective evolutionary algorithm with decomposition[J]. Article provided by Elsevier in Its Journal Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 2012, 391: 4050–4060.
- [9] NEWMAN M E J, GIRVAN M. Finding and evaluating community structure in networks [J]. Physical Review E, 2004, 69(2): 026113.
- [10] FORTUNATO S, BARTHELEMY M. Resolution limit in community detection[J]. Proceedings of the National Academy of Sciences, 2007, 104(1): 36–41.
- [11] LI Z, ZHANG S, WANG R S, et al. Quantitative function for community detection [J]. Physical Review E, 2008, 77(3): 036109.
- [12] MA X, GAO L, YONG X, et al. Semi-supervised clustering algorithm for community structure detection in complex networks[J]. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 2010, 389(1): 187–197.
- [13] LIU J, ZENG J. Community detection based on modularity density and genetic algorithm[C]// CIS 2010: Proceedings of the 2010 International Conference on Computational Intelligence and Security. New York: ACM Press, 2010: 29–32.
- [14] ZHANG Q, LI H. MOEA/D: a multi-objective evolutionary algorithm based on decomposition[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2007, 11(6): 712–731.
- [15] KENNEDY J, EBERHART R. Particle swarm optimization[C]// Proceedings of the 1995 IEEE International Conference on Neural Networks. Piscataway, NJ: IEEE Press, 1995, 4: 1942–1948.
- [16] ZARDI H, RQMDHANE L B. An  $O(n^2)$  algorithm for detecting communities of unbalanced sizes in large scale social networks[J]. Knowledge-Based Systems, 2013, 37: 19–36.
- [17] LANCICHINETTI A, FORTUNATO S, RADICCHI F. Benchmark graphs for testing community detection algorithms[J]. Physical Review E, 2008, 78(4): 046110.
- [18] ZACHARY W W. An information flow model for conflict and fission in small groups[J]. Journal of Anthropological Research, 1977, 33(4): 452–473.
- [19] LUSSEAU D, SCHNEIDER K, BOISSEAU O J, et al. The bottlenose dolphin community of doubtful sound features a large proportion of long-lasting associations[J]. Behavioral Ecology and Sociobiology, 2003, 54(4): 396–405.
- [20] DANON L, DIAZUILERA A, DUCH J, et al. Comparing community structure identification[J]. Journal of Statistical Mechanics: Theory and Experiment, 2005, 2005(9): P09008.
- [3] SAGDUYU Y E, EPHREMIDES A. The problem of medium access control in wireless sensor networks[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2004, 11(6): 44–53.
- [4] LIN T-H, KAISER W J, POTTIE G J. Integrated low-power communication system design for wireless sensor networks [J]. IEEE Communications Magazine, 2004, 42(12): 142–150.
- [5] QI H, IYENGARS S, CHAKRABARTY K. Multi-resolution data integration using mobile Agents in distributed sensor networks[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C: Applications and Reviews, 2001, 31(3): 383–391.
- [6] DORIGO M, SOCHA K. An introduction to ant colony optimization [J]. Institut de Recherches Interdisciplinaires et de Developpements en Intelligence Artificielle, 2006, 4(1): 1–19.
- [7] 孙凯, 吴红星, 王浩, 等. 蚁群与粒子群混合算法求解 TSP 问题[J]. 计算机工程与应用, 2012, 48(34): 60–63.
- [8] 李将军, 叶仲泉, 宫子凤. 改进蚁群算法及其仿真研究[J]. 计算机应用, 2008, 28(S2): 94–96.
- [9] 杜荣华, 姚刚. 蚁群算法在移动 Agent 迁移中的应用研究[J]. 计算机研究与发展, 2007, 44(2): 282–287.
- [10] 马骏, 张健沛. 改进型蚁群算法求解旅行 Agent 问题[J]. 北京邮电大学学报, 2008, 31(6): 46–49.
- [11] 徐云剑, 彭沛夫, 郭艾寅, 等. 基于改进蚁群算法的 WSN 移动代理路由算法研究[J]. 计算机工程与应用, 2009, 45(4): 126–129.
- [12] 梁振球, 陈雅. 无线传感器网络移动代理路由算法的仿真研究[J]. 计算机仿真, 2011, 28(2): 167–174.
- [13] JUANG C F, LU C M. Ant colony optimization incorporated with fuzzy Q-learning for reinforcement fuzzy control[J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Part A: Systems and Humans, 2009, 39(3): 597–608.
- [14] 王庆文, 史浩山, 戚茜. Ad Hoc 网络 Q 学习稳定蚁群路由算法[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2012, 44(7): 120–125.
- [15] SIM K M, SUN W H. Ant colony optimization for routing and load balancing: survey and new directions [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part A: Systems and Humans, 2003, 33(5): 560–572.

(上接第 2443 页)