

DOI: 10.13382/j.jemi.2017.05.019

混沌蚁群算法在划分区域中能量均衡路由方法研究*

葛斌 吴波 代陈

(安徽理工大学 计算机工程学院 淮南 232000)

摘要:为了降低无线传感器网络受能量限制的影响,延长网络生命周期,通过蚂蚁混沌行为和自发组织行为,提出了一种寻求最优网络路由规划方法。该方法从兼顾能耗和网络时延的角度,基于节点位置,依据节点传输方向结合跳转概率形成扇环区域划分,选取节点划分区域中剩余能量较高且距离该节点较近的节点作为邻居节点,采用双向搜索保存全局最优位置更新等方法考虑寻找最优解。实验表明,此方案在降低网络时延的同时有效地均衡和减少了网络能量的消耗,延长整个网络寿命。

关键词:混沌蚁群;双向搜索;全局最优解保存;能量均衡

中图分类号: TP393; TN929.52 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.3040

Research on energy balance routing method based on partition region of chaotic ant colony algorithm

Ge Bin Wu Bo Dai Chen

(School of Computer Engineering, Anhui University of Science & Technology, Huainan 232000, China)

Abstract: In order to reduce the influence of energy limitation of wireless sensor network and prolong the life cycle of the network, a method for finding the optimal route planning based on the behavior of ants' chaotic behavior and spontaneous behavior is presented in this paper. From both energy consumption and delay of the network, in view of node position, and according to the node transmission direction with the jump probability of forming the fan ring region, the method selects the node partition in higher residual energy and the distance of the node closer to the node as the neighbor node and uses bidirectional search to preserve the global optimal location update to consider finding the optimal solution. The experimental results show that this scheme can effectively reduce the network delay, balanced reduce the network energy consumption and prolong the network lifetime.

Keywords: chaos ant colony algorithm; bidirection search; global optimal solution preservation; energy balance

1 引言

在无线传感器网络中,汇集着具有通信,计算,感知等能力的传感器节点,以无线的方式连接,被广泛的应用在军事、民用等各个领域。与传统的网络不同,无线传感器网络能量受限,如网络内每个节点通常使用容量有限且不可更换的电源,而且节点的通信、计算、存储能力也有限。由于网络内节点资源有限,数据包的传送需要通

过多跳的通信方式到达目的端,所以选择合适的路由节点至关重要^[1-2],这不仅关系到每个节点的寿命,而且影响整个网络的寿命。因此,如何减少网络能量的消耗,均衡各个节点能量消耗,延长网络生存周期等问题成为无线传感器网络的研究重点。

如何有效的均衡利用节点有限的能量资源来建立高效的路径使无线传感器网络能耗均衡是研究无线传感器路由算法的一个重要因素。为确保能量的均衡消耗,选择能量较多的节点转发数据,从而避免能量较少的节点

收稿日期:2016-11 Received Date: 2016-11

* 基金项目:国家自然科学基金面上项目(61370088)、安徽省自然科学基金面上项目(1408085ME110)、安徽省高等学校省级自然科学研究重大项目(KJ2013ZD09)资助

过早终结,来提高整体网络寿命^[3],这一观点也在优化层次路由由协议分簇和聚类^[4-6]等方法中被应用。基于蚁群算法的自适应性和自组织性优化无线传感器网络节点路径的选择也具有独特的优势,结合能量因素改变蚂蚁的信息素和转移概率等手段也可以达到提高网络寿命的目的^[7-8]。基于位置兼顾能量和区域划分^[9]等手段也能达到延长网络生命周期的预期的效果。以上方法虽然考虑节点能量因素,但上述方法易陷入局部最优从而不能使整个无线传感器网络达到最大化的网络均衡和达到延长其寿命的目的。

与上述优化无线传感器网络均衡性研究不同,基于混沌蚁群算法的遍历性,自适应性和动态寻优等特点,本文考虑一种混沌蚁群算法在传输跳转概率较大区域内寻找最优解,该区域取代了簇的划分,由点到线再到面,层次分明,减少了算法的复杂性和计算量。基于在蚁群混沌和自组织行为之上的混沌蚁群算法其在混沌搜索策略上有更强的搜索能力而且具有避免陷入局部最优解的优势。该方法有效的提高了无线传感器网络的能量均衡利用,有效的降低了传输延迟,延长了无线传感器网络的生命周期。

2 网络模型

假设面积为 S 的区域中分布 n 个节点,表示为 v_i , $i = 1, 2, 3, \dots, n$ 。每个节点传输半径已知为 r_i ,每个节点知道自己和通信范围内其他节点的位置和能量信息及汇聚节点 Sink 的位置。节点可与通信区域内所有节点无障碍通信。初始状态下节点通过广播将自身信息通知通信范围内的所有节点,获得全网节点信息,由于广播在组网时发生消耗能量很小可以忽略。

3 能耗模型

无线传感器网络的能耗主要是在通信能耗方面,本文考虑主体能耗根据文献[10]耗能模型忽略其他因素对能耗的影响。节点间通信距离为 d ,节点在发送数据时耗能满足自由空间模型,表示为 $E_t(k, d)$,即:

$$E_t(k, d) = kE_{elec} + k\epsilon_{fs}d^2 \quad (1)$$

式中: k 指发送的数据量, E_{elec} 代表发送1 bit 数据电路消耗的能量, ϵ_{fs} 代表自由空间模型中功率放大器所需的能量的比例系数。每个节点接受 k bits 数据所需要消耗的能量表示为 $E_d(k)$,即:

$$E_d(k) = kE_{elec} \quad (2)$$

每个节点消耗总能量为:

$$E_{total} = E_t(k, d) + E_d(k) = 2kE_{elec} + k\epsilon_{fs}d^2 \quad (3)$$

4 传输能量区域划分

将节点 v_i 传输半径 r 分解成 $m = \left\lfloor \frac{r}{d_{min}} \right\rfloor$ 个以 v_i 为圆心的同心圆环,其 $d_{min} = \left(\frac{E_{elec}}{\epsilon_{fs}} \right)^{1/2}$,用 $1, 2, 3, \dots, m$ 来表示且同心圆环宽度均为 d_{min} 。所有被划分的圆环都是基于传输半径的,所以所有圆环内包含的节点都可以和 v_i 通信。考虑到的同心圆环区域中 v_i 向最外层圆环节点发送数据时导致节点 v_i 能量消耗过大,而向最近圆环发送数据时虽然节约能量但当发送数据量较大时延迟较高,导致整体网络响应时间较慢。所以在内圆环和外圆环中存在某一圆环使其能量消耗和延迟达到目标理想效果,根据跳转概率 P 在介于内圆环和最外层圆环寻找最优圆环,以 Sink 节点 Q 为圆心,以 Q 与 v_i 距离 $d(Q, v_i)$ 为半径交 m 个同心圆,如图 1 所示。

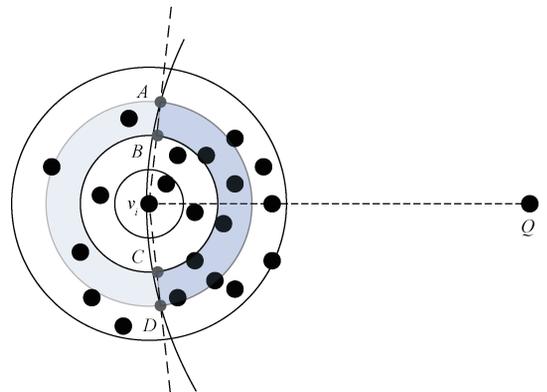


图1 节点传输区域划分

Fig. 1 Partition of node transmission region

实际情况中,为方便计算,该区域可近似为转移概率最大的圆环与圆 Q 相交区域形成的扇环 $ABCD$,其中 A 、 D 为圆 Q 与转移概率最大圆环的外圆交点, B 、 C 分别为 v_iA , v_iD 与转移概率最大圆环的内圆交点。特别地,当目的节点位于扇形区域 v_iBC 内,则直接与该节点建立路径。此种区域划分排除了 v_i 向比自己距离 Sink 节点更远的方向上的节点发送数据,不仅保证了不会有环路的出现,同时也大大减少了混沌蚁群算法的计算量,加快其收敛。

5 跳转概念

为了均衡能量消耗,文献^[11]提出每个圆环 i 向下一个圆环转发数据概率为 p_i ,若目的节点在传输范围内则直接发送概率为 $(1 - p_i)$,则数据在第 i 级传输概率为

y_i , 即:

$$y_i = \lambda_i + \lambda_{i+1}P_{i+1} + \lambda_{i+2}P_{i+2}P_{i+1} + \cdots + \lambda_m P_m P_{m-1} \cdots P_{i+1} \quad (4)$$

满足下列递归关系:

$$y_i = p_{i+1}y_{i+1} + \lambda_i \quad i = m, \cdots, 1 \quad (5)$$

由 $p_{m+1} = 0$, 得,

$$P_i = \frac{i^2 y_i - s_i e_i \lambda}{(i^2 - 1) y_i} = \frac{i^2}{i^2 - 1} - \frac{s_i e_i}{(i^2 - 1) y_i} \lambda \quad (6)$$

式中: $\lambda = \frac{y_1}{S_1 e_1}$, $e_i = \frac{E_i}{S_i}$, λ_i 为事件在第 i 圆环区域发生的概率且和第 i 圆环面积成正比, S_i 为圆环内节点的个数, E_i 为节点数 S_i 的总能量。跳转概率 p_i 值越大说明事件发生紧急度越强, 则要求传输时延较小, 所以 p_i 的值确定了圆环的选取。由于概率 p_i 与圆环所在的面积有关, 依据划分规则划分的扇环区域面积与圆环面积成比例, 故概率同样适应上述所划分的区域。

6 混沌蚁群算法

6.1 混沌蚁群数学模型

人工智能模型蚁群算法 ACO 的建立是借鉴了自然生物系统中蚂蚁生活行为所表现出的集群智能化这一规律。当一只蚂蚁搜索到食物时, 它就会返回巢穴把信息通知其他蚂蚁, 并沿途留下信息素, 信息素随着时间的流逝而挥发。如果蚂蚁采用不同的路径找到相同地点的食物, 路径较长的则信息素浓度较少, 蚂蚁会选择信息素较大的较短路径, 随着最短路径上的信息素浓度变大, 从而通过正反馈便得到最优路径。随着人们对蚂蚁深入的研究, 人们发现蚂蚁个体的行为是低维混沌的, 而整个蚁群具有周期性的规律。系统中从混沌的个体行为到有序的边界状态时, 可能存在最优信息。由以上相关研究 Li 等人^[12] 提出混沌蚁群优化算法 CAS 模型:

$$y_i(t) = y_i(t-1)^{(1+r)} \quad (7)$$

$$x_{id}(t) = (x_{id}(t-1) + \frac{7.5}{\psi_d} \times v_{id}) \times \exp \left((1 - \exp(-ay_i(t))) \left(3 - \psi_d \left(x_{id}(t-1) + \frac{7.5}{\psi_d} \times v_{id} \right) \right) \right) - \frac{7.5}{\psi_d} \times v_{id} + \exp(-2ay_i(t) + b) \times (p_{id}(t-1) - x_{id}(t-1)) \quad (8)$$

式中: $y_i(t)$ 为蚂蚁 i 的当前迭代组织变量, 用于控制蚂蚁混沌运动过程, $y_i(t) = 0.999$ 。 r_i 为蚂蚁 i 的组织因子, 直接影响算法收敛速度, $r_i \in [0, 0.5]$ 。 t 为当前迭代, $t-1$ 是上一步迭代。 $x_{id}(t)$ 为蚂蚁 i 第 d 维的当前位置。 $p_{id}(t-1)$ 为第 i 只蚂蚁和它的邻居在 $t-1$ 次迭代内

发现的最优位置。 ψ_d 由第 d 个参数的搜寻范围确定。 $v_{id} \in (0, 1)$ 决定每只蚂蚁在搜索区域中搜寻不同的区域。 a 为正数, $a=200$ 。 b 为常数, $b \in (0, \frac{2}{3})$

6.2 邻居选择

邻居的定义和选择是混沌蚂蚁算法重要的组成部分, 蚂蚁最优位置受其邻居最优位置的影响。若从社会的角度考虑, 蚂蚁拥有一个优秀的邻居对蚂蚁影响是积极的。本文考虑到无线传感器网络能量均衡和降低网络时延, 为延长网络周期, 邻居的选择也是从优选, 所以选择采用上述划分区域中节点能量大于区域中节点的平均能量的节点, 且该节点距离某只蚂蚁欧式距离较近的有限个数的节点作为蚂蚁的邻居节点。此种选择在保证网络低延迟的情况下, 节省能量, 达到网络能量均衡延长了网络的使用周期。

蚂蚁之间欧式距离定义为, 设两只蚂蚁 i 和 j 的位置分别为 $(x_{i,1}, x_{i,2}, \cdots, x_{i,d})$ 和 $(x_{j,1}, x_{j,2}, \cdots, x_{j,d})$, 蚂蚁 i 和 j 之间的距离为 $\sqrt{(x_{i,1} - x_{j,1})^2 + \cdots + (x_{i,d} - x_{j,d})^2}$, 其中 $i \neq j$, $i, j = 1, \cdots, N$ 。在所划分区域中, 选择节点能量大于区域节点能量的平均值的节点且距离 i 最近的 M 个节点作为蚂蚁 i 的邻居, 其中 $M < N$ 。

6.3 适应值

设节点 $v_{i(t-1)}$ 的划分区域中节点总个数为 v_i , 节点总能量为 E_i , 则该区域中平均能量为 $\bar{E} = \frac{E_i}{v_i}$ 。适应函数:

f_i 是蚂蚁 i 的位置 $x_{id}(t)$ 的适应值。其适应值为:

$$f_i = d(v_{i(t-1)}, v_{i(t)}) \quad (9)$$

$$\text{s.t.} \quad E_{v_{i(t)}} \geq \bar{E} \quad (10)$$

式中: $d(v_{i(t-1)}, v_{i(t)})$ 表示节点 $v_{i(t-1)}, v_{i(t)}$ 间的距离, $E_{v_{i(t-1)}}, E_{v_{i(t)}}$ 分别为节点 $v_{i(t-1)}, v_{i(t)}$ 的能量。约束式(10)为节点 i 能量大于其所在划分区域中节点平均能量的条件, 该条件保证了节点 $v_{i(t)}$ 的选择为 $v_{i(t-1)}$ 所划分区域中能量较大的点。

6.4 蚂蚁最优位置更新方法

在式(8)中加入项 $(p_{id}(t-1) - x_{id}(t-1))$ 是基于适值理论设计的, 目的是使蚂蚁 i 的第 d 维的 x_{id} 向它的第 d 维的最优邻居 p_{id} 移动。 p_{id} 定义为第 i 只蚂蚁第 t 步的最优位置, 它是本身和邻居 $t-1$ 步位置及它们在 $t-1$ 步内的最优位置之中的最优者。

$$f(p_{id}(t)) = \min \left(\begin{array}{l} (f(p_{id}(t-1)), f(p_{ld}(t-1)), f(p_{jd}(t-1))), \\ (f(p_{kd}(t-1)), f(x_{id}(t-1)), f(x_{id}(t-1))), \\ (f(x_{jd}(t-1)), f(x_{kd}(t-1))) \end{array} \right) \quad (11)$$

式中: l, j, k 分别是蚂蚁 i 的邻居。 $p_{id}(t-1), p_{ld}(t-1), p_{jd}(t-1), p_{kd}(t-1)$ 分别表示是蚂蚁 i, l, j, k 在 $t-1$ 步

的最优位置, $x_{id}(t-1)$ 、 $x_{ld}(t-1)$ 、 $x_{jd}(t-1)$ 、 $x_{kd}(t-1)$ 分别表示是在 $t-1$ 步时蚂蚁 i 、 l 、 j 、 k 的第 d 维位置。

在 CAS 算法中, 一只蚂蚁的所有维的值影响着该蚂蚁位置的更新, 其维的值的好坏直接影响着该蚂蚁的适值。那么存在一种情况就是当某只蚂蚁已经找到全局最优解的某些维的值时, 受其他劣值的影响则导致蚂蚁的适值不理想^[13]。当根据式(11)进行更新位置时, 则本来已找到的全局最优点的维的值就会被更改, 为了保留这些维的值本文对式(8)进行改进, 使之减少蚂蚁之间的通信量, 减少算法计算的复杂度, 加快算法收敛。

$$x_{id}(t) = (x_{id}(t-1) + \frac{7.5}{\psi_d} \times v_{id}) \times \exp \left((1 - \exp(-ay_i(t))) \left(3 - \psi_d \left(x_{id}(t-1) + \frac{7.5}{\psi_d} \times v_{id} \right) \right) - \frac{7.5}{\psi_d} \times v_{id} + \exp(-2ay_i(t) + b) \times (p_{PosNeg_{id}^d}(t-1) - x_{id}(t-1)) \right) \quad (12)$$

式中: $PosNeg_i = (PosNeg_i^1, PosNeg_i^2, \dots, PosNeg_i^D)$ 表示蚂蚁 i 该保留哪个蚂蚁维的值, 即选择更加接近全局最优解的值。 $p_{PosNeg_{id}^d}$ 表示蚂蚁 i 的第 d 维要由第 $PosNeg_i^d$ 只蚂蚁的相反方向的遍历 p_{id} 来更新。假设节点向目标节点搜寻路径为正向, 节点向源节点搜寻路径为反向, 如果相反方向的遍历 p_{id} 没有涉及到蚂蚁 i 的位置, 即相反方向遍历第 $PosNeg_i^d$ 只蚂蚁的 p_{id} 最优位置备选里不存在蚂蚁 i 的位置, 那么蚂蚁 i 按照自己的 p_{id} 更新。当蚂蚁的某一维存在由正向到反向或者由反向到正向的最优解时, 若该维已经存在最优路径的相反方向选择的路径中, 则选择该方向维的值保存为全局最优解的维。如图 2 所示, 节点 M 在向目的节点 P 传输方向选择路径时, 节点 N 作为其潜在下一跳节点, 而节点 N 在向源节点 O 传输方向选择路径时, 节点 M 作为其潜在下一跳节点。此时节点 M 、 N 无论从延时还是能量方面都可以作为彼此的最优位置进行优先选择, 所以最优位置更新时这条路径作为全局最优解维的值保存。

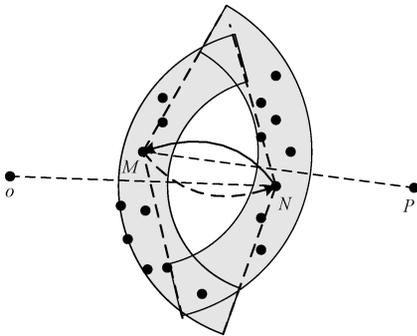


图2 全局最优解位置选取

Fig.2 Selection of global optimal solution

6.5 自适应扰动性

混沌蚂蚁算法的遍历性赋予每只蚂蚁的强大的搜所能力, 然而混沌蚂蚁算法中没有全局最优位置这一概念, 所以其导致蚂蚁找到新的位置离最优解较远而没有用。为了解决这一问题, 赋予蚂蚁更大的搜索潜在的空間的能力, 改变原有的轨道。让蚂蚁关注邻居的候选解, 诱发自适应扰动策略^[14], 从而提高搜寻全局最优解精度的效率。

每只蚂蚁建立最优值的邻域, 以便扩大搜索空间, 更高效找到全局最优解。在 CAS 算法的搜索过程的最后阶段已经搜索到或接近全局最优解的区域, 全局最优解符合最优解的一些特征, 所以在最优位置附近必然有全局最优解得存在, 那么最优解所在的相邻扇环区域中也有存在全局最优解得可能, 所以每只蚂蚁通过邻域函数建立最优位置 p_{id} 的邻域函数 ${}^*p_{id}$, 能够独立动态选取最优位置和在邻域内形成局部搜索, 从而弥补混沌蚂蚁算法局部能力较弱的这一局限性:

$${}^*p_{id} = p_{id} + \varepsilon \quad (13)$$

式中: ${}^*p_{id}$ 为 p_{id} 邻域中的一个值, $\varepsilon \in (-\delta_d, \delta_d)$ 为 p_{id} 的修正值, 随机产生, δ_d 为:

$$\delta_d = \alpha \times \frac{|p_{id} - \overline{p_{id}}|}{iter} + k_i \times d_{min} \quad (14)$$

式中: $iter$ 为当前迭代次数, $\overline{p_{id}}$ 为所有蚂蚁的最优位置的平均值, k_i 为比例系数用于调节 δ_d 的取值使之可以覆盖 p_{id} 所在扇环的相邻扇环区域中的部分接近 p_{id} 的点, d_{min} 为圆环宽度, α 为小于 1 的常数, 通常取 0.1、0.01、0.001 等。

自适应扰动能够自适应的调整邻域, 早期蚂蚁的 p_{id} 与 $\overline{p_{id}}$ 差距较大, ε 取值范围较大, 邻域函数 ${}^*p_{id}$ 的取值也较大, 当蚂蚁收敛到最优解时, 他们差距较小。扰动能影响蚁群方向, 产生导向性作用。考虑到计算的代价, 自适应扰动不能在每一次迭代中都执行, 所以采用每 m 次迭代扰动 n 次, 即:

$$\text{mod}(t, n) = 0 \quad (15)$$

式中: t 为最大适应值评估次数, n 为最大扰动次数。

6.6 算法结束条件

本文提出一种有效的算法结束条件, 即所有蚂蚁由从源节点到目的节点正向到达最优解和蚂蚁从目的节点到源节点反向到达最优解路径最接近时作为算法结束条件。路径最接近, 用正反两条最优路径之间围城的面积 S_{route} 表示。

1) 当 S_{route} 值为 0 时, 两条正反最优路径中节点相同, 路径轨迹重合, 为理想最优解, 考虑网络延迟和能量因素在重合路径中选择节点较少的路径作为最终路径。

2) 当 S_{route} 值不为 0 时, 选择 S_{route} 值最小且正反最优

路径中公共节点较多的路径作为最终路径。

本文中利用正反两条路径,当情况 1) 时,此时无论正方向还是反方向,公共节点都满足网络的延迟和节点的能量均衡最优条件。当情况 2) 时,此时正向反向最优解的路径节点呈带状分布,从而实现节点层次消耗的目的,由线及面,宏观的线性带状区域能量消耗尽量避免了参与节点的数量,在不影响网络能量的前提下减小了网络延迟。消耗的能量节点比较集中在线性的带状区域中,从而减少节点在大面积区域内跨度较大的传输。若路径中出现某节点故障无法传输数据时也能很快在其邻域内快速搜索到满足条件的全局最优解的节点而不影响整个网络的节点。特别的,当源节点和目的节点需要相互传输的数据较大或通信量很庞大时,此时线性带状的路径,无论是正向还是反向所经过的路径都满足全局最优解,达到了网络延迟和能量均衡的最理想状态。

如图 3 所示,路径 $M-a-d-g-i-N$ 与路径 $N-i-g-f-d-a-M$ 重合。路径 $M-a-d-g-i-N$ 与路径 $N-i-g-f-d-c-a-M$ 围成的面积小于路径 $M-a-d-g-i-N$ 与路径 $N-h-e-d-b-M$ 所围成的面积。在不影响整体网络环境的情况下,选择路径节点较少,且正反路径所围成的区域较小的路径将减少大范围的节点参与从而有利于提高网络效率节省网络能耗。

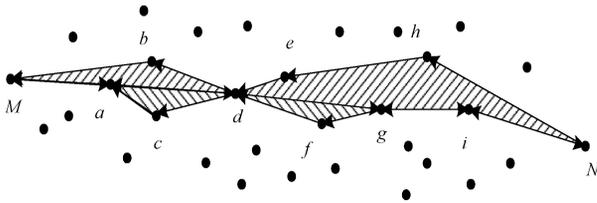


图 3 双向路径分布
Fig. 3 Bidirectional path distribution

7 算法设计

蚂蚁的集群规模为 N , 采用随机函数设置每只蚂蚁的位置 x_i 和 r_i , 初始化所有蚂蚁的初始位置。

1) 将节点传输范围划分为 m 个同心圆, 分别以源节点和目标节点为圆心, 以节点分别到源节点和目标节点的距离为半径且过节点的圆交该节点由跳转概论 p_i 决定的所选的圆环部分的区域分别为 s_r 和 s_i , 将 s_r, s_i 近似为扇环区域。节点同时向两个方向搜寻最优路径, 如图 4 所示, 节点 Z 同时向源节点 X 和目标节点 Y 方向寻找下一节点, 及其对应区域划分所形成的区域 s_r, s_i 。

2) 当适应值评估次数小于适应值的最大次数时按照式(8)确定每个蚂蚁的位置 $x_{id}(t)$, 计算每只蚂蚁的当前目标函数值, 即适应值 f_i 。

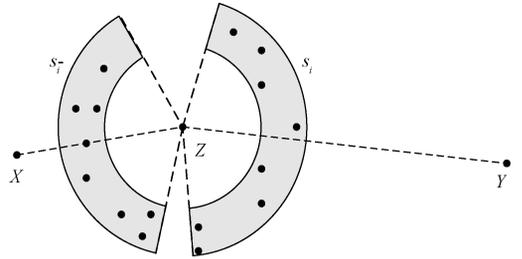


图 4 双向路径搜索
Fig. 4 Bidirectional path search

3) 通过蚂蚁对应的所划分区域中, 选择节点能量大于区域中节点平均能量的节点且该节点距离该蚂蚁欧氏距离较近的有限个数的优秀节点作为其邻居。

4) 蚂蚁 i 比较其上一步最优位置适应值, 其邻居蚂蚁最优位置适应值和它的位置的适应值, 获得最优位置。若当蚂蚁的某一维存在由正向(节点向目的节点搜寻路径的方向)到反向(节点向源节点搜寻路径的方向)或者由反向到正向的最优解时, 若该维存在最优路径的相反方向选择, 则选择该方向维的值保存为全局最优解的维。否则, 蚂蚁 i 按照自己的 p_{id} 更新。特别地, 当源节点或目的节点在某只蚂蚁对应的划分的扇环区域中或扇环所对应的扇形区域中时, 蚂蚁把通向两节点的直接方向维的值作为全局最优解保存。

5) 当满足自适应扰动条件 $\text{mod}(t, n) = 0$ 时, 启动自适应扰动, 如果邻域解优于扰动初始值时, 将邻域解当做最优解, 否则, 将初始值当做最优解。

6) 当 S_{route} 值为 0 时, 两条正反最优路径中节点相同, 路径轨迹重合, 选择节点较少的路径作为最终路径。当 S_{route} 值不为 0 时, 选择 S_{route} 值最小且正反最优路径中公共节点较多的路径作为最终路径。

8 实验仿真及相关比较

本文通过混沌蚁群算法优化路由网络达到均衡网络能量, 降低网络延迟, 延长网络生命周期的目的, 仿真在 MATLAB 7.0 环境下实现。仿真参数如表 1 所示。

表 1 仿真实验参数
Table 1 Experimental parameters of simulation

参数	数值
区域大小	300 × 300
通信半径	30 m
节点数量	800, 300
数据分组大小	1 000 bit
通信能耗(发射/接收)	5×10^{-7} J/bit

本文所提出的算法通过能量 × 延时度量指标与短

距离传输 SR 和长距离传输 LR 和 BRW^[11] 算法进行比较,再与传统蚁群算法在能量均衡应用方面^[15-17] 进行比较。

本文结合混沌蚁群算法的需要采用每个节点计算自己的 p_i , 再结合区域划分方法以此来确定下一个转发节点所在的扇环。

1) 针对能量 × 延时度量指标,采用 SR、LR、BRW 算法进行比较。

在节点的传输范围之内,尽可能的长距离传输会减少能量的消耗,但会产生较大的时延,不利于实时性较高的感知网络;而短距离传输虽然降低延迟但网络消耗能量较大,不利于能量受限的网络。因此 SR 和 LR 可以作为能量 × 延时度量的比较的上下限。如图 5 所示,给出四种协议下通信轮数随失效节点比例变化的对比图。当关注能量消耗时,SR 的通信轮数最优。从首个死亡节点来看本算法出现轮次介于 SR 与 BRW 之间,能量均匀消耗,各节点的剩余能量基本一致,最终死亡时间较集中,图 5 中本算法相对于 SR 和 BRW 在失效节点比例增大时更加的平滑,即死亡时间较集中,具有更优越的网络消耗均衡性。而 LR 在失效节点比例增大时虽然比较平滑但网络生命周期太短。所以本算法接近能量消耗的最优算法 SR 且具有较好的能量均衡性。

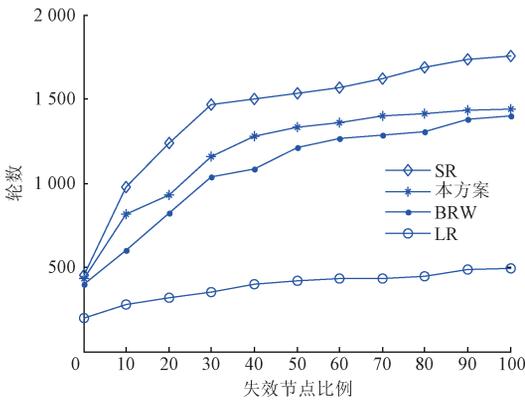


图 5 失效节点对比

Fig. 5 Comparison of failure nodes

能量 × 延时随传输数据分组大小变化的对比如图 6 所示。本算法介于 BRW 和 LR 之间,通过对比能量与时延的数量级发现延迟决定着能量 × 延时这一度量指标,当只考虑延迟时 LR 最优,本算法采用正反两条路径分析出最优路径,节点之间的相互数据传输时节点之间均为位于相互最优位置,所以分组数据传输性能相对于 SR 和 BRW 更加接近 LR。

2) 针对于传统蚁群算法在能量均衡方面应用,采用 BACO 和 ATDOP 算法进行对比。

BACO 传统蚁群算法优化路由协议建立在近似最短

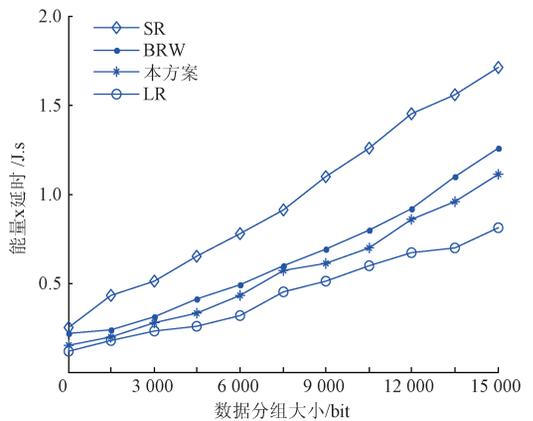


图 6 数据分组性能对比

Fig. 6 Performance comparison of data packets

最优路径上,没有考虑节点能量的消耗和能量的状态。ATDOP 算法考虑剩余节点能量,但其基于传统蚁群算法模型,容易陷入局部最优。图 7 ~ 9 所示分别为本算法、BACO、ATDOP 三种算法在 2 h 运行后的区域能量分布图。本算法采用区域划分和混沌蚁群算法相结合,通过对节点能量分析,邻居选择,最优位置更新方法,自适应扰动性,双向路径选择等手段的运用降低网络能量消耗的同时使网络耗能更加均衡。图 8 所示 BACO 算法没有考虑节点能量状态使得节点能量消耗分布不均匀,反映在能量区域分布图上的颜色分布不均匀。图 9 所示 ATDOP 算法考虑到节点能量状态并与蚁群算法结合,反映在实验区域能量分布图上颜色分布比 BACO 要均匀,但低于本算法的均匀程度,并且本算法的平均剩余能量均值要大于其他两种算法如表 2 所示,说明本算法耗能较低。

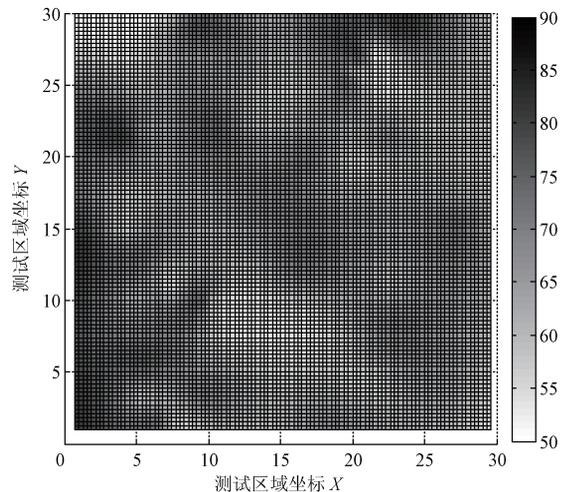


图 7 本算法实验区域能量分布

Fig. 7 Energy distribution in the experimental area of the algorithm

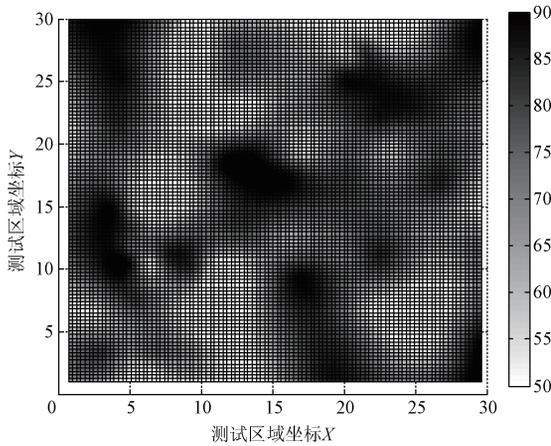


图 8 BACO 实验区域能量分布

Fig. 8 Energy distribution in BACO experimental area

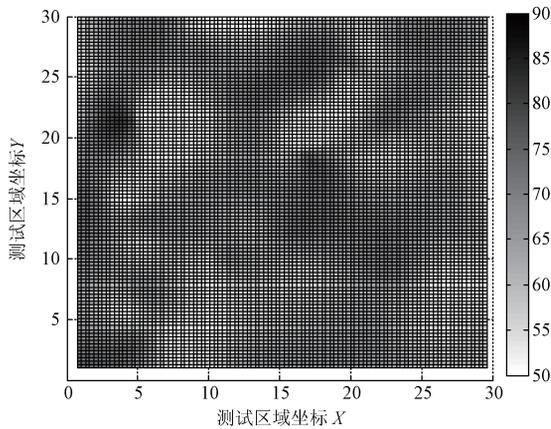


图 9 ATDOP 实验区域能量分布

Fig. 9 Energy distribution in ATDOP experimental area

表 2 剩余能量均值

Table 2 Mean value of residual energy (%)

实验算法	剩余能量均值
ATDOP	73.2
BACO	70.6
本算法	78.1

对于区域能量分布,网络中出现任意一个节点死亡时的时间作为该网络的生存周期,此时实验停止,统计上述 80 次实验结果,如图 10 所示,本方案和本方案考虑了节点能量因素所以实验结束时能量较高的点所占的比例较少,图中反应实验结束时本算法能量较高的节点的比例要低于 ATDOP 算法,而 BACO 算法没有考虑节点能量因素实验结束时其高能量的节点所占总结点的比例要远大于 ATDOP 和本方案。

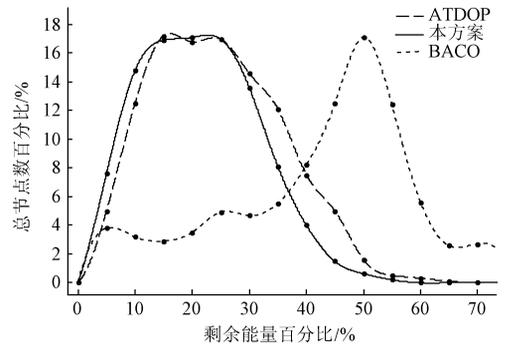


图 10 节点剩余能量分布

Fig. 10 Distribution of residual energy of nodes

9 结论

本文基于节点位置通过对节点通信区域的划分结合跳转概论找出扇环区域中满足兼顾能量和时延的潜在的一些点,在此基础上运用混沌蚁群算法,从邻居节点,蚂蚁位置更新方法,自适应扰动等手段寻找全局最优解。利用能量×延时度量指标与 SR、LR、BRW 算法进行比较并与传统蚁群算法 BACO、ATDOP 进行比较,实验结果表明本算法在能量受限兼顾时延的传感器网络中表现较好,相比传统蚁群算法更好的实现了网络均衡,延长网络生存周期。

参考文献

[1] 刘春,金哲媛. 环境监测中无线传感器网络路由算法的改进 [J]. 电子测量与仪器学报, 2014, 28 (2): 146-151.
LIU CH, JIN ZH Y. An improved routing algorithm for wireless sensor networks in environmental monitoring [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2014, 28 (2): 146-151.

[2] 朱永红,丁恩杰,胡延军. PSO 优化的能耗均衡 WSNs 路由算法 [J]. 仪器仪表学报, 2015, 36 (1): 78-86.
ZHU Y H, DING EN J, HU Y J. PSO to optimize the energy balanced routing algorithm for WSNs [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2015, 36 (1): 78-86.

[3] ZHANG F, ANTA A F, WANG L, et al. Network energy consumption models and energy efficient algorithms [J]. Chinese Journal of Computers, 2012, 35 (3): 603-615.

[4] AMGOTH T, JANA P K. Energy-aware routing algorithm for wireless sensor networks [J]. Computers & Electrical Engineering, 2015, 41 (1): 357-367

[5] DU T, QU SH N, LIU F G, et al. An energy efficiency

- semi-static routing algorithm for WSNs based on HAC clustering method [J]. *Information Fusion*, 2015, 21(1): 18-29.
- [6] DEGHANI S, POURZAFERANI M, BAREKATAIN B. Comparison on energy-efficient cluster based routing algorithms in wireless sensor network [J]. *Procedia Computer Science*, 2015(72): 535-542.
- [7] SHARMA V, GROVER A. A modified ant colony optimization algorithm (mACO) for energy efficient wireless sensor networks [J]. *Optik-International Journal for Light and Electron Optics*, 2016, 127(4): 2169-2172.
- [8] GAJJAR S, SARKAR M, DASGUPTA K. Famacro: Fuzzy and ant colony optimization based MAC/routing cross-layer protocol for wireless sensor networks [J]. *Procedia Computer Science*, 2015, 46: 1014-1021.
- [9] KUMAR V, KUMAR S. Energy balanced position-based routing for lifetime maximization of wireless sensor networks [J]. *Ad Hoc Networks*, 2016, 52(12): 117-129.
- [10] AMINE R, AMINE K, KHALID B, et al. Knowledge discovery in WSN using mobile agents [C]. *Intelligent Systems & Computer Vision*, 2015: 1-6.
- [11] 张书奎, 龚声蓉, 崔志明, 等. 具有偏好随机游动能量均衡的数据传输算法 [J]. *通信学报*, 2011, 32(2): 18-26.
- ZHANG SH K, GONG SH R, CUI ZH M, et al. Random walk with preference energy balanced data transmission algorithm [J]. *Journal of China Institute of Communications*, 2011, 32(2): 18-26.
- [12] LI L, YANG Y, PENG H, et al. An optimization method inspired by chaotic ant behavior [J]. *International Journal of Bifurcation and Chaos*, 2006, 16(8): 2351-2364.
- [13] 李玉英, 温巧燕, 李丽香, 等. 改进的混沌蚁群算法 [J]. *仪器仪表学报*, 2009, 30(4): 733-737.
- LI Y Y, WEN Q Y, LI L X, et al. An improved chaos ant colony algorithm [J]. *Chinese Journal of scientific instrument*, 2009, 30(4): 733-737.
- [14] 葛方振, 魏臻, 田一鸣, 等. 求解高维优化问题的扰动混沌蚁群优化算法 [J]. *计算机应用*, 2011, 31(4): 1084-1089.
- GE F ZH, WEI ZH, TIAN Y M, et al. A perturbed chaotic ant colony optimization algorithm for solving high dimensional optimization problems [J]. *Computer Applications*, 2011, 31(4): 1084-1089.
- [15] PAQUEREAU L, HELVIK E. Opportunistic ant-based path management for wireless mesh networks [C]. *International Conference on Swarm Intelligence*, 2010: 480-487.
- [16] LEE W. Ant-colony-based scheduling algorithm for energy-efficient coverage of WSN [J]. *IEEE Sensors Journal*, 2012, 12(10): 3036-3046.
- [17] 丁男, 谭国真, 由笛, 等. 一种基于 WSN 时变性与节点剩余能量均衡的机会路由算法 [J]. *电子与信息学报*, 2013, 35(3): 715-720.
- DING N, TAN G ZH, YOU D, et al. An opportunity routing algorithm based on WSN time variant and node residual energy balance [J]. *Journal of electronics and Information Technology*, 2013, 35(3): 715-720.

作者简介



葛斌, 1975 年出生, 博士, 安徽理工大学教授, 主要研究方向为物联网技术和智能控制技术。

E-mail: bge@ aust. edu. cn

Ge Bin was born in 1975, Ph. D., professor in Anhui University of Science & Technology. His main research interest includes internet of things technology and intelligent control technology.



吴波, 1989 年出生, 安徽理工大学硕士研究生, 主要研究方向为无线传感网。

E-mail: 1974075745@qq.com

Wu Bo was born in 1989, and now he is a M. Sc. candidate in Anhui University of Science & Technology. His main research interest includes wireless sensor network.



代陈, 1989 年出生, 安徽理工大学硕士研究生, 主要研究方向为无线传感网。

E-mail: 157814715@qq.com

Dai Chen was born in 1989, M. Sc. candidate in Anhui University of Science & Technology. His main research interest includes wireless sensor network.