

无线传感器网络最小能耗拓扑控制研究

陈拥军, 袁慎芳

(南京航空航天大学智能材料与结构航空科技重点实验室 南京 210016)

【摘要】提出了一种基于人工免疫响应的无线传感器网络最小能耗拓扑控制方法,用于降低网络能耗。首先分析了无线传感器网络拓扑控制基本原理,然后建立了最小能耗拓扑控制人工免疫响应模型,利用人工免疫响应的全局并行搜索能力实现最小能耗拓扑控制,并证明了它的收敛性,改善了无线传感器网络拓扑控制能耗性能。仿真结果表明,该方法的能耗传输效率和收敛速度要优于遗传算法。

关键词 人工免疫系统; 最小能耗; 拓扑控制; 无线传感器网络

中图分类号 TP393

文献标识码 A

doi:10.3969/j.issn.1001-0548.2012.04.018

Minimum Energy Consumption Topology Control for Wireless Sensor Networks

CHEN Yong-jun and YUAN Shen-fang

(The Aeronautic Key Laboratory of Smart Material and Structure, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics Nanjing 210016)

Abstract In order to reduce energy consumption of wireless sensor networks, a minimum energy consumption topology control method based on artificial immune response is proposed. The basic principle of topology control in wireless sensor networks is analyzed. An artificial immune response model used to the minimum energy consumption topology control is established. After that the minimum energy consumption topology control is achieved by using the parallel search ability of artificial immune response, and its convergence is also proved. The energy consumption performance of topology control in wireless sensor networks is improved. Compared with genetic algorithm, the simulation results show that the method can obtain better performance in terms of energy consumption transmission efficiency and convergence.

Key words artificial immune system; minimum energy consumption; topology control; wireless sensor networks

在无线传感器网络中,节点的发射功率决定了节点的传输范围和网络拓扑结构,影响网络的性能。发射功率过大容易引起节点之间的干扰太强,增加误码率,降低无线通信效率和节点能量利用率;过小则网络结构太松散,难以保证网络的连通性。无线传感器网络拓扑控制主要研究在保证网络有效覆盖和连通的前提下,如何设置或调整节点的发射功率,选择合适的节点参与网络中数据的处理与传递,达到优化网络拓扑结构的目的。高效优化的拓扑控制机制可减少网络通信干扰,降低节点能耗,延长网络生存时间,是当前无线传感器网络研究的热点之一^[1-2]。

最小能耗特性是拓扑控制算法的一个重要分支,单个数据包在网络中传递,其能耗效率具有最

优特性^[3]。目前国内外学者对拓扑控制研究已经取得了一定的成果。文献[4]提出的MECN(minimum energy communication network)算法得到了最广泛的关注,主要设计思想是通过构建子网,使子网所含节点的数目较少且任意两节点间传输数据能耗很少,通过本地搜索,不考虑网络所有节点就可发现全局最小能耗的路由。文献[5]提出的SMECN(small minimum energy communication network)算法是MECN的扩展,它充分考虑了任意两节点间可能存在障碍而导致节点间不能直接通信的情况,也是通过计算和构建子网实现最低能耗路由,能耗性能优越MECN。这两种算法均假设所有节点具有相同的最大功耗,能耗传输效率不高。基于最短路由树的分布式拓扑控制算法^[6]是根据本地拓扑结构运行

收稿日期: 2010-10-13; 修回日期: 2011-09-30

基金项目: 国家自然科学基金(60772072, 50830201); 长江学者和创新团队发展计划(IRT0968)

作者简介: 陈拥军(1976-), 男, 博士生, 主要从事无线传感器网络优化与故障诊断等方面的研究。

最短路由树算法以确定每个节点的传输能耗。该算法虽然能耗效率较高, 但网络拓扑变化后, 它需要泛洪节点变化的消息, 触发最大能耗拓扑中所有相关节点, 重新计算来维护网络连通性和最小能耗特性, 算法的维护开销大。现代智能算法在最小能耗拓扑控制中也得到应用^[7-8]。根据节点间的相互关系, 每个节点设定一个初始能量, 利用遗传算法调整所有节点能量值, 实现最小能耗网络拓扑控制。该算法的能耗效果比文献[6]算法好, 但遗传算法交叉和变异因子操作的随机性使得进化存在一定的盲目性。

人工免疫系统是受生物免疫系统功能启发而产生的一种全新智能方法, 它用局部特征信息以一定的强度干预全局并行搜索, 抑制或避免求解过程中的一些重复和无效的工作, 以克服遗传算法中交叉和变异算子的盲目性, 有针对性地抑制群体进化过程中出现的一些退化现象, 从而使群体性能相对稳定地提高, 该方法被广泛应用于优化学习等领域^[9]。本文根据无线传感器网络通信中拓扑控制能耗特性, 建立基于能耗最小的网络拓扑控制与人工免疫响应的模拟关系, 利用人工免疫响应动态学习算法, 获得目标函数的最优解即为所求的最小能耗网络拓扑控制。仿真结果表明, 与遗传算法相比, 拓扑控制的能耗和传输效率均得到了改善。

1 拓扑控制理论基础

1.1 网络通信能耗模型

假设无线传感器网的节点分布在一个二维平面上, 对于任一节点, 都存在一种拓扑结构, 使之能通达其他节点, 则该网络是强连通的。本文对强连通无线传感器网络作如下约定。

身份唯一性: 每个节点都具有唯一身份信息, 任意节点的位置都可以通过身份信息获取;

传输散射性: 节点的初始能量已知, 不考虑传输时间和接收损耗, 相同的传输距离传输效率相同;

能量可调性: 节点具有功率控制机制, 可在给定功率范围内调节发射功率, 以任意功率发送信息;

路由双向性: 网络中若存在一条通达路由 u 到 v , 则也必然有一条 v 到 u 的路由。

根据以上约定, 强连通无线传感器网络的拓扑可抽象为图 $G=(V, E)$, 其中, $V=\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 表示 n 个传感器节点集, $E=\{\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_m\}$ 表示 m 条通达路由。

无线传感器节点在进行数据通信时, 节点 u 到 v

一跳通信的能耗 $p(u, v)$ 可用如下模型表示^[10]:

$$p(u, v) = p_t(u, v) + p_r \quad (1)$$

$$p_t(u, v) = (\alpha_{11} + \alpha_2 d(u, v)^\beta) r \quad (2)$$

$$p_r = \alpha_{12} r \quad (3)$$

式中, α_{11} 、 α_{12} 、 α_2 分别为发射节点基带电路、接收节点电路和发射节点放大电路的能耗参数; β 为信道衰减指数(取值范围2~5); r 是数据传输速率; $p_t(u, v)$ 为当 u 到 v 通信距离为 $d(u, v)$ 时, 为使接收机能正确接收, 发射机所需的最小能耗; p_r 为接收机能耗, 与距离 $d(u, v)$ 无关。在此条件下, 节点 u 到 v 一跳通信所需的最小能耗 $p(u, v)$ 为:

$$p(u, v) = (\alpha_{11} + \alpha_2 d(u, v)^\beta + \alpha_{12}) r \quad (4)$$

则路由 $\text{PATH}(u, v) = (u = u_0, u_1, \dots, u_N = v)$ 的 N 跳通信能耗为:

$$\text{Ab}(\text{PATH}(u, v)) = \sum_{i=0}^{N-1} p(u_i, v_{i+1}) \quad (5)$$

由式(4)可以看出, $p(u, v)$ 与距离 d 存在非线性关系, 当 d 比较大时, 多跳通信能耗要比用一跳通信能耗小得多, 同时, 总会存在一跳的路由 $\text{LP}(u, v)$, 能耗满足 $\text{Ab}(\text{LP}(u, v)) \leq \text{Ab}(r(u, v))$, $\text{Ab}(r(u, v))$ 为任意路由能耗, $\text{Ab}(\text{LP}(u, v))$ 为 u 到 v 最优路由能耗。

1.2 拓扑控制优化原理

无线传感器网络中, 由于节点分布的随机性, 网络拓扑动态变化, 能耗存在不确定性, 但总可以找到一种拓扑结构使之能耗最小。为方便讨论, 首先给出一些定义。

定义 1(最大能耗拓扑) 网络中每个节点用其最大能量进行通信形成的拓扑称为最大能耗拓扑, 记为 $G_{\max} = (V(G_{\max}), E(G_{\max}))$, 其中, $V(G_{\max})$ 和 $E(G_{\max})$ 分别为最大能耗拓扑对应的网络节点集和通达路由, 满足 $E(G_{\max}) = \{(u, v) | p_u^{\max} \geq p(u, v) \text{ 和 } p_v^{\max} \geq p(u, v), u, v \in V(G_{\max})\}$, 其中, p_u^{\max} 和 p_v^{\max} 分别为节点 u 和 v 最大能量。

定义 2(邻域节点) 最大能耗拓扑 G_{\max} 中节点 u 所有可达节点组成的集合称为邻域节点 $\text{NBR}(u)$, 满足:

$$\text{NBR}(u) = \{v | p_u^{\max} \geq p(u, v) \ \& \ p_v^{\max} \geq p(u, v), v \in V(G_{\max})\}$$

定义 3(邻域半径) 节点 u 与邻域节点中最远节点之间的距离称为节点 u 的邻域半径 $R(u)$ 。满足 $R(u) = \{v | d_u^{\max} \geq d(u, v), v \in \text{NBR}(u)\}$, d_u^{\max} 为节点 u 与邻域节点之间的最大Euclidean距离。

当节点 u 获得其邻域节点信息后, 将邻域节点身份信息如ID号、位置及最大初始能量等通知节点 u ,

根据节点之间通信所需能耗,为了保证网络强连通,节点 u 的最大初始能量按下述情况做初步调整:

1) 初始能量很大。对于邻域节点 $x \in \text{NBR}(u)$, 距离为 $d(u, x)$, 若 $p(u, x) < p_u^{\max}$, 则节点 u 的最大初始能量用 $p(u, x)$ 代替, $p(u, x) \rightarrow p_u^{\max}$ 。

2) 初始能量很小。对于邻域节点 $x \in \text{NBR}(u)$, 距离 $d(u, x)$, $d(u, x) \leq d(u, v), v \in \text{NBR}(u)$, 若 $p(u, x) > p_u^{\max}$, 则节点 u 的最大初始能量用较近的邻域节点能量 $p(u, x)$ 代替, $p(u, x) \rightarrow p_u^{\max}$ 。

3) 中继路由。对于可通过中继节点 $w \in \text{NBR}(u)$ 到达最远邻域节点 $v \in \text{NBR}(u)$, 若 $p_u^{\max} \geq p(u, v) \& p_v^{\max} \geq p(u, v) \& p(u, w) + p(w, v) < p(u, v)$, 节点 u 的最大能量 p_u^{\max} 用经过中继节点 w 的路由能耗代替, $p(v, w) + p(w, u) \rightarrow p_u^{\max}$ 。

4) 邻域优先。对于节点 $v \in \text{NBR}(u)$ 和节点 $q \notin \text{NBR}(u)$, 总有 $p(u, v) < p(u, q)$, 即与邻域节点的通信能耗总是优于与非邻域节点的通信能耗。

对所有节点按上述规则进行遍历调整后, 假设存在一种拓扑控制, 保持网络强连通所需能耗 $\text{Ab}_i = (p_{1,i}, p_{2,i}, \dots, p_{n,i})$, $p_{j,i} (j=1, 2, \dots, n)$ 表示与第 j 种拓扑控制相关节点所需能量, n 为节点数, $0 \leq p_{j,i} \leq \Delta$, Δ 为节点的最大能量, 则满足强连通网络总能耗为:

$$f(\text{Ab}_i) = \sum_{j=1}^n p_{j,i} \quad (6)$$

然而, 节点能量经初步调整后满足拓扑控制要求的不仅仅只有一种, 假设网络中存在 μ 种可能的拓扑控制, 则整个网络拓扑控制能耗空间可表示为 $S_{\text{Ab}} = \{\text{Ab}_1, \text{Ab}_2, \dots, \text{Ab}_\mu\}$ 。最小能耗拓扑控制就是搜索能耗空间 S_{Ab} , 使之保持网络强连通能耗最小。

2 拓扑控制免疫实现

2.1 拓扑控制中的人工免疫响应

免疫细胞对抗原分子的识别、活化、分化和产生免疫效应的全过程称为免疫响应。免疫响应一般是由抗原引发、由多种免疫细胞参加的一系列反应。免疫系统在遇到新的抗原时会产生初次应答, 在初次应答期间, 免疫系统学习识别以前未见到的外部抗原, 抗体基因受到抗原刺激会产生变异, 在经过免疫响应后对抗原的识别力增强, 即亲和作用成熟。本文应用人工免疫响应的一个五元素结构模拟最小能耗拓扑控制^[11]。

抗原Ag。生物免疫系统中的抗原是指能够刺激机体免疫系统产生免疫应答并能与相应抗体发生特

异性结合而产生免疫效应的物质, 通常具有发生反应的约束条件。最小能耗拓扑控制就是在保证网络强连通这个约束条件下能耗最小。

抗体Ab。抗体是免疫系统与生俱来的, 以受体的形式存在于细胞表面, 抗原可与之选择性地反应。抗体是人工免疫响应的基础, 具有与抗原相应的表现形式, 如二进制码串、实数序列等。本文以保持网络强连通各节点能量Ab视为人工免疫系统中的抗体, $\text{Ab}_i = (p_{1,i}, p_{2,i}, \dots, p_{n,i})$, $p_{j,i}$ 为抗体编码, 抗体空间 $S_{\text{Ab}} = \{\text{Ab}_i \mid i \in \{1, 2, \dots, \mu\}\}$, μ 为抗体空间包含的抗体数量。

亲和作用。抗体与抗原之间相互作用的能力称为亲和度Aff, 它是衡量抗体与抗原结合能力的重要指标。拓扑控制中的亲和度是指保持网络强连通网络能耗的适应性度量, 可表示为:

$$\text{Aff} = f(\text{Ab}_i) = \sum_{j=1}^n p_{j,i} \quad (7)$$

Aff由节点能量之和表征, 节点能量对应抗体编码。通过度量约束条件, 最小能耗拓扑控制免疫响应目标函数就是对抗体求最优解 Ab_{opt} 。

$$f(\text{Ab}_{\text{opt}}) = \min(f(\text{Ab}_i)) \quad (8)$$

规则R。描述了抗体空间 S_{Ab} 中所有抗体之间可能存在的作用形式, 通过生物免疫系统抗原与抗体、抗体与抗体的相互作用, 实现抗体的进化, 生成一种品质更优的满足适应性度量的抗体。拓扑控制的免疫规则是使节点能量在保持网络强连通的前提下朝递减的趋势变化, 包括抗体的克隆、变异和选择等操作过程。

算法A。用于模拟抗体进化过程, 管理抗体相互作用, 包括规则R作用在抗体空间 S_{Ab} 中某一抗体群Ab上的具体方式以及人工免疫响应终止条件的判断等。本文选用人工免疫响应动态学习算法, 以最大迭代次数为算法的终止条件求最优解来实现网络最小能耗拓扑控制过程。

2.2 人工免疫响应动态学习算法

通过分析上述拓扑控制中的人工免疫响应可知, 拓扑控制与人工免疫响应在问题求解上具有很大的相似性。根据Jerne独特型网络学说提出的人工免疫动态学习算法是一种很好的函数优化算法, 它能根据抗体种群、记忆单元和抗原间的相互作用, 全面反映免疫对象的动态过程。应用人工免疫动态学习算法求拓扑控制最优解的步聚描述如下:

1) 表征节点初始能量的抗体Ab和记忆抗体M

初始化。根据设定种群规模, 随机产生维数相同、满足强连通网络要求的 μ 个抗体种群和 δ 个记忆抗体, 分别生成抗体空间和记忆抗体空间, 抗体种群与记忆抗体的编码由 n 个大小在 $[0, \Delta]$ 之间的正实值数据串组成, Δ 表示节点最大初始能量。

2) 抗体亲和力计算。抗体经初步调整后, 按式(7)分别计算每个抗体的亲和力, 并按升序方式进行排列, 取前 τ (τ 为种群数的一半, 取整数) 个抗体作为父代抗体进行克隆繁殖。

3) 抗体克隆。按照步骤1)的方式向父代抗体群中随机添加 ρ 个满足强连通网络要求抗体, 同时删除亲和力相同的抗体。

4) 抗体变异。为了增加抗体群的多样性, 加快收敛速度, 选择克隆抗体某些基因变异, 用满足拓扑控制要求的更小能耗基因代替。

5) 克隆选择。从步骤4)中选择 0.3τ (0.3τ 取整数) 个较优抗体。

6) 抗体种群更新。将步骤5)生成的抗体加入记忆抗体 M , 删除 M 中亲和力相同的抗体, 得到新的抗体种群。

7) 终止条件判断。若算法满足终止条件, 则停止; 否则, 返回步骤2)。

2.3 算法寻优收敛性证明

下面将从贝叶斯概率论角度证明人工免疫响应动态学习算法在拓扑控制中寻优的收敛性。首先给出两个定义:

定义 4 问题(P)的全局最优解集为:

$B \equiv \{Ab \in S_{Ab} : f(Ab) \equiv \min(f(Ab_{new}) : Ab_{new}) \in S_{Ab}\}$
 对于种群 Ab , $\mathcal{G}(Ab) \equiv |Ab \cap B|$ 表示种群 Ab 中包含最优解的个数。

定义 5 若对任意初始状态记忆单元 M_0 , 都有

$\lim_{k \rightarrow \infty} P\{M(k) \cap B \neq \emptyset \mid M(0) = M_0\} = \lim_{k \rightarrow \infty} P\{M(k) \in Ab_{new} \mid M(0) = M_0\} = 1$, $\lim_{k \rightarrow \infty} P\{\mathcal{G}(M(k)) \geq 1 \mid M(0) = M_0\} = 1$, 则称种群以概率1收敛到最优种群。

下面证明算法的收敛性, 记:

$$P_0(k) = P\{\mathcal{G}(M(k)) = 0\} = P\{M(k) \cap B = \emptyset\}$$

由贝叶斯条件概率理论可知:

$$P_0(k+1) = P\{\mathcal{G}(M(k+1)) = 0\} =$$

$$P\{\mathcal{G}(M(k+1)) = 0 \mid \mathcal{G}(M(k)) \neq 0\} \times P\{\mathcal{G}(M(k)) \neq 0\} +$$

$$P\{\mathcal{G}(M(k+1)) = 0 \mid \mathcal{G}(M(k)) = 0\} \times P\{\mathcal{G}(M(k)) = 0\}$$

而 $P\{\mathcal{G}(M(k+1)) = 0 \mid \mathcal{G}(M(k)) \neq 0\} = 0$, 所以

$$P_0(k+1) = P\{\mathcal{G}(M(k+1)) = 0 \mid \mathcal{G}(M(k)) = 0\} \times P_0(k).$$

由于记忆抗体获得的最优解的概率由记忆抗体本身演化获得的最优解的概率 P_1 和从抗体群中演化

获得的最优解的概率 P_2 两部分组成, 因此 $P\{\mathcal{G}(M(k+1)) = 1 \mid \mathcal{G}(M(k)) = 0\} = P_1 + P_2 > 0$ 。

由最优拓扑唯一性可知, 问题 P 有唯一的全局最优解, 记 $\zeta = \min P_1(k)$, $k = 0, 1, 2, \dots$, $P_2(k) > 0$, 可得, $P\{\mathcal{G}(M(k+1)) = 1 \mid \mathcal{G}(M(k)) = 0\} \geq \zeta > 0$, 而:

$$\begin{aligned} P\{\mathcal{G}(M(k+1)) = 0 \mid \mathcal{G}(M(k)) = 0\} &= \\ 1 - P\{\mathcal{G}(M(k+1)) \neq 0 \mid \mathcal{G}(M(k)) = 0\} &= \\ 1 - P\{\mathcal{G}(M(k+1)) \geq 1 \mid \mathcal{G}(M(k)) = 0\} &\leq \\ 1 - P\{\mathcal{G}(M(k+1)) = 1 \mid \mathcal{G}(M(k)) = 0\} & \end{aligned}$$

有:

$$0 \leq P_0(k+1) \leq (1-\zeta)P_0(k) \leq \dots \leq (1-\zeta)^{k+1}P_0(0)$$

因为 $\lim_{k \rightarrow \infty} (1-\zeta)^{k+1} = 0$, $0 \leq P_0(0) \leq 1$, 所以

$$0 \leq \lim_{k \rightarrow \infty} P_0(k) \leq \lim_{k \rightarrow \infty} (1-\zeta)^{k+1}P_0(0) = 0. \text{ 得出:}$$

$$\lim_{k \rightarrow \infty} P_0(k) = 0$$

$$\lim_{k \rightarrow \infty} P\{M(k) \cap B \neq \emptyset \mid M(0) = M_0\} = 1 - \lim_{k \rightarrow \infty} P_0(k) = 1$$

$$\lim_{k \rightarrow \infty} P\{M(k) \in Ab_{new}^m \mid M(0) = M_0\} = 1$$

由定义5可知, 当算法迭代足够次数后, 记忆抗体含全局最佳个体的概率接近1, 即抗体群体出现最优解则记忆抗体也必然出现最优解, 算法得证。

3 仿真验证与分析

为验证方法的可行性, 对不同邻域半径的无线传感器网络拓扑控制进行了仿真, 并与遗传算法进行比较。将3~100个节点随机分布在400 m×400 m的二维平面上, 节点邻域半径 R 为400~600 m, 所有节点初始能量值为 $[0, 400^2]$ 之间的任意正实值数, 发射节点基带电路、接收节点电路和发射节点放大电路的能耗参数 α_{11} 、 α_{12} 、 α_2 分别为45、135、10 pJ/bit, 信道衰减系数 β 为2, 数据包传输速率 r 为1 bit, 初始抗体数 μ 和记忆抗体数 δ 都为30, 人工免疫迭代次数为15。节点数在10内的无线传感器网络称为小规模网络, 大于10的称为大规模网络。

网络的最小能耗拓扑控制特性如图1所示。可以看出, 不管是小规模网络还是大规模网络, 其最小能耗并非随节点数量的增加而一直增大。对于图1a的小规模网络, 当节点数为5、8时, 其最小能耗比节点数为4、7时要低; 在图1b的大规模网络, 节点数为50、100的最小能耗比节点数为40、90的要低。这是因为此时网络中会有更多节点通过选择中继节点与其他邻域节点进行通信, 而中断通信方式比直接通信更能节省网络能耗, 因此, 虽然节点数增加了, 但其节点通信的能耗降低了。邻域半径 R 决定了节点通信的范围, 半径越大, 在一定的区域内, 可

选择通过中继节点通信的机会越多, 能耗在很多情形会低。如节点数大于7时, 半径为500 m和600 m的能耗要略低于半径为400 m的能耗。

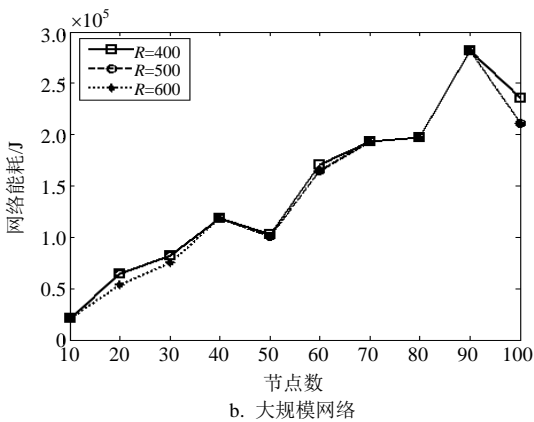
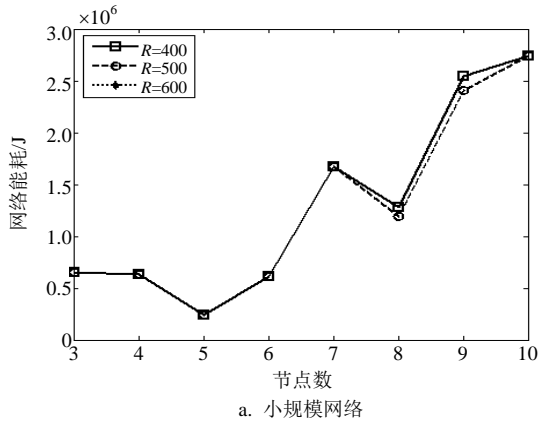


图1 网络最小能耗拓扑控制特性

如图2所示免疫算法采用不同克隆规模(5~50)对应的网络能耗收敛速度比较, 可以看出, 克隆规模越大, 收敛速度越快。当克隆规模少于10时, 在规定的迭代范围内不能保证完全收敛, 但当达到20后, 即使再增大克隆规模, 对收敛速度影响不大, 因此, 本文克隆规模 ρ 取15比较合适。

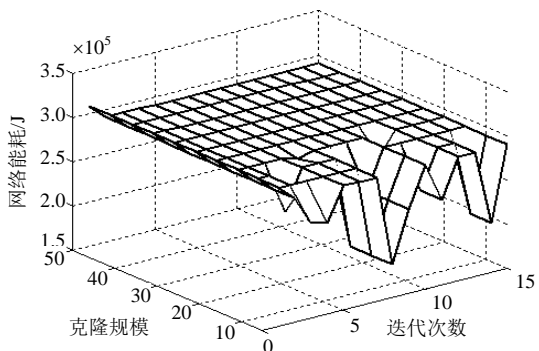


图2 克隆规模与迭代次数变化关系

如图3所示, 与遗传算法相比, 人工免疫算法有效地克服了早熟问题, 维持了抗体的全局多样性, 加快了收敛速度, 只需迭代5次就收敛了, 而遗传算法需要迭代12次才能收敛。

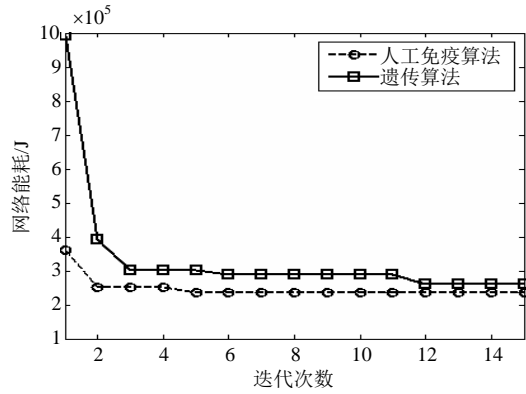


图3 最小能耗与迭代次数变化关系

用最优抗体对应的网络能耗与节点最大能量的比值表示能耗传输效率为:

$$\eta = \frac{\min_{i \in Ab_{opt}} \sum_{j=1}^n p_{j,i}}{n\Delta} \quad (9)$$

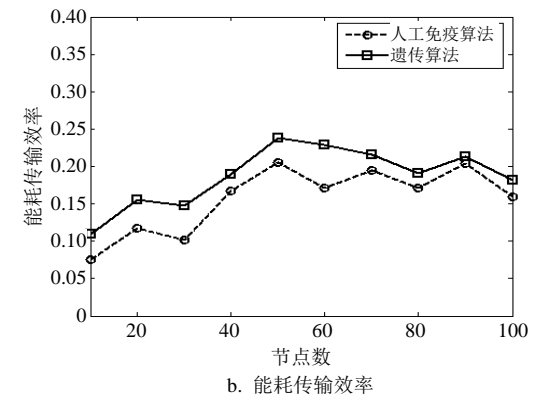
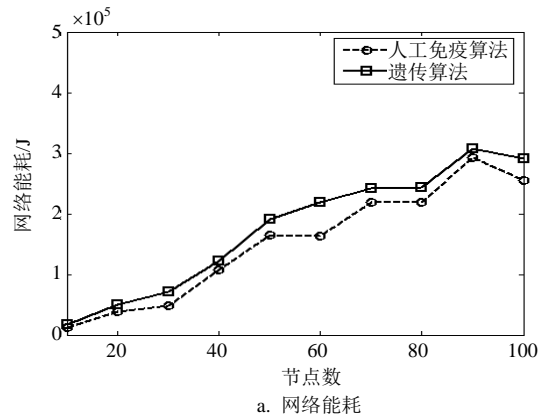


图4 拓扑控制能耗性能比较

人工免疫算法与遗传算法拓扑控制能耗性能比较如图4所示, 可以看出, 两种算法的能耗及其传输效率的变化趋势一致, 由于免疫算法具有全局寻优搜索能力, 所以其能耗及其能耗传输效率要优于遗传算法, 如图4a所示。当节点数超过50后, 其能耗传输效率都在以0.2为基准的上下较小范围波动, 传输效率趋向稳定, 如图4b所示。

4 结 论

能量受限是无线传感器网络面临的主要挑战, 有效的节能策略是延长网络生存周期的重要手段。拓扑控制可减少网络能耗, 调节能耗传输效率, 改善网络性能。考虑无线传感器网络的动态性和自主性, 如何在减少能耗的同时维持网络具有较高的连通性是拓扑控制研究的一个主要问题。本文提出了一种应用人工免疫响应的无线传感器网络最小能耗拓扑控制优化方法, 在分析无线传感器网络拓扑控制中能耗特性的基础上, 建立网络能耗最小拓扑控制与人工免疫响应的相应关系, 利用人工免疫响应动态学习算法, 获得表征网络能耗的抗体最优解即为所求最小能耗拓扑控制。仿真结果表明, 与遗传算法相比, 拓扑控制的性能得到了改善。

参 考 文 献

- [1] SHEN C, SRISATHAPORNPHAT C, LIU R, et al. A cluster-based topology control framework for Ad Hoc networks[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2004, 3(1): 18-32.
- [2] 沈中, 常义林, 崔灿, 等. 一种可自维护无线网络拓扑最小功耗特性的分布式拓扑控制算法[J]. 计算机学报, 2007, 30(4): 569-579.
SHEN Zhong, CHANG Yi-Lin, CUI Can, et al. A distributed topology control algorithm for the minimum energy property of a wireless self-maintenance of networks topology[J]. Chinese Journal of Computer, 2007, 30(4): 569-579.
- [3] RAMANATHAN R, ROSALES H R. Topology control of multi-hop wireless networks using transmit power adjustment[C]//Proceedings of the IEEE INFOCOM. Telaviv, Israel: IEEE, 2000: 404-413.
- [4] RODOPLU V, MENG T. Minimum energy mobile wireless networks[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 1999, 17(8): 1333-1344.
- [5] LI L, HALPERN J Y. A minimum-energy path-preserving topology-control algorithm[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2004, 3(3): 910-921.
- [6] LIU J, LI B. Distributed topology control in wireless sensor networks with asymmetric links[C]//Proceedings of IEEE GLOBECOM. San Francisco, USA: IEEE, 2003: 1257-1262.
- [7] KONSTANTINIDIS A, YANG K, CHEN H. Energy-aware topology control for wireless sensor networks using memetic algorithms[J]. Computer Communications, 2007, 30: 2753-2764.
- [8] LU X J, DING Y S, Hao K R. Adaptive design optimization of wireless sensor networks using artificial immune algorithms[C]//IEEE Congress on Evolutionary Computation, Hong Kong, China: IEEE, 2008, 788-792.
- [9] 焦李成, 杜海峰. 人工免疫系统进展与展望[J]. 电子学报, 2003, 31(10): 1540-1548.
JIAO Li-cheng, DU Hai-feng. Development and prospect of the artificial immune system[J]. Acta Electronica Sinica, 2003, 31(10): 1540-1548.
- [10] MOHAMMAD T, NICOLE I, VAHAB S. Power optimization in fault-tolerant topology control algorithms for wireless multi-hop networks[J]. IEEE/ACM Transactions on Networking, 2007, 15(6): 1345-1348.
- [11] 庄健, 王娜, 杜海峰, 等. 一种模糊人工免疫网络故障诊断策略[J]. 自然科学进展, 2007, 17(11): 1544-1554.
ZHUANG Jian, WANG Na, DU Hai-feng, et al. A fault diagnosis strategy based on fuzzy artificial immune network[J]. Progress in Natural Science, 2007, 17(11): 1544-1554.

编辑 漆 蓉