

基于 GA-PSO 算法的 ZigBee 自组网最佳路由选择

王 飞¹, 王能河¹, 张琼英¹, 瞿少成¹, 颜 炯²

(1. 华中师范大学 物理科学与技术学院 电信系, 武汉 430079; 2. 国网湖北省电力公司经济技术研究院, 武汉 430077)

摘 要: 为进一步提高 ZigBee 自组网的网络性能, 对 ZigBee 自组网和路由算法两方面进行研究。利用 ZigBee 技术构建网络, 在路由路径更新时综合考虑网络节点能量均衡和收敛速度, 采用改进遗传算法搜索到全局较优解, 并利用粒子群优化算法从中快速找到最优解的最佳路由路径。基于 NS2 的仿真结果表明, 与经典 AODVjr 路由算法和基于遗传算法的路由算法相比, 混合遗传粒子群优化算法可延长网络的生命周期, 减小网络延时, 提高 ZigBee 网络的整体性能, 更适合规模较大的复杂网络。

关键词: ZigBee 自组网; 物联网; 遗传算法; 最佳路由; 粒子群优化算法

中文引用格式: 王 飞, 王能河, 张琼英, 等. 基于 GA-PSO 算法的 ZigBee 自组网最佳路由选择[J]. 计算机工程, 2017, 43(7): 75-79.

英文引用格式: Wang Fei, Wang Nenghe, Zhang Qiongying, et al. Optimal Routing Selection in ZigBee Ad Hoc Network Based on GA-PSO Algorithm[J]. Computer Engineering, 2017, 43(7): 75-79.

Optimal Routing Selection in ZigBee Ad Hoc Network Based on GA-PSO Algorithm

WANG Fei¹, WANG Nenghe¹, ZHANG Qiongying¹, QU Shaocheng¹, YAN Jiong²

(1. Department of Electronics and Information Engineering, College of Physical Science and Technology,

Central China Normal University, Wuhan 430079, China; 2. State Grid Hubei Economic Research Institute, Wuhan 430077, China)

[Abstract] To further improve the networking capability of ZigBee Ad Hoc network, this paper researches ZigBee Ad Hoc network and its route algorithms. Firstly, a network is created by the ZigBee technology. Then, the energy balance of network nodes and the convergence rate are taken into account when the network updates its routing path. Finally, an improved Genetic Algorithm (GA) is applied to search the global better solution, and a Particle Swarm Optimization (PSO) algorithm is adapted to quickly search the global optimal solution. Simulation results in NS2 show the superiority of GA-PSO algorithm in network lifetime and propagation delay by comparing with traditional AODVjr route algorithm and the route algorithm based on GA. It is more suitable for the larger complex network.

[Key words] ZigBee Ad Hoc network; Internet of Things (IoT); Genetic Algorithm (GA); optimal routing; Particle Swarm Optimization (PSO) algorithm

DOI: 10.3969/j.issn.1000-3428.2017.07.013

0 概述

随着“互联网+”行动计划的开展, 物联网的作用也越来越被重视, 该领域中无线传感器网络逐渐成为研究的热点和发展趋势, 而 ZigBee 技术以其强大的自组网能力及低功耗、低时延等显著优势, 被广泛地应用于物联网中, 实现万物互联, 这对智能家居和未来加强城市规划建设管理“推广街区制, 逐步打开封闭小区和单

位大院”后的安防也将发挥重大作用^[1]。

路由算法是复杂网络中的关键技术之一, 其中 ZigBee 无线传感器网络支持的经典路由算法有 Cluster-Tree 算法和 AODVjr 算法。针对节点收发消息损耗能量问题, 文献[2]利用 CLUSTERPOW 协议并根据节点传输距离的不同, 分为 3 种等级功率来处理, 每个节点分别为 3 个功率等级维护一个路由列表, 从而实现节点能量的均衡。为减缓网络中节

基金项目: 国家自然科学基金(61074046); 中央高校探索创新基金(CCNU15A02060); 中国-乌克兰国际合作基金(CU01-11)。

作者简介: 王 飞(1990—), 男, 硕士研究生, 主研方向为无线传感器网络、物联网技术; 王能河、张琼英, 硕士研究生; 瞿少成(通信作者), 教授、博士、博士生导师; 颜 炯, 高级工程师、博士。

收稿日期: 2016-06-06

修回日期: 2016-08-05

E-mail: qushaocheng@mail.ccnu.edu.cn

点死亡速度,文献[3]采用一种基于负载均衡的 ZigBee 动态路由优化算法,通过定向发送 RREQ 分组减少网络风暴,设定能耗平衡代价,利用簇保护机制延长了网络的生存时间。针对节点负载不均而产生的问题,文献[4]综合考虑距离和剩余能量 2 个因素,为减少节点转发的任务,提出将网络动态非均匀分区的分布式成簇路由协议。

为进一步提高 ZigBee 自组网的网络性能,本文在上述研究的基础上,采用分区成簇协议、簇首竞争轮换机制和适合复杂网络的路由算法,使 ZigBee 技术可适用于较大的复杂网络。通过综合考虑网络节点能量均衡和收敛速度 2 个方面因素^[5],在组网中选用层次型路由,引入邻居表,根据对网络节点剩余

能量和所处网络深度的判断,实行簇首竞争轮换机制。在通信过程中,若路由表没有最佳路由,则利用遗传算法^[6]的全局搜索能力,在所有链路中找到较优解,通过收敛速度快的粒子群算法对其进行优化^[7],从而在簇内节点间通信与簇首间通信时快速找到最佳路由路径。

1 ZigBee 自组网路由模式

本文利用 CC2530 射频主控芯片搭建 ZigBee 网络的硬件电路,采用 TI 公司的 Z-Stack 协议栈,主要操作网络层、应用支持子层、ZDO 层、应用层,实现 ZigBee 网络的初始化、组建网络、节点加入管理等,构成 ZigBee 自组网^[8]。具体工作流程如图 1 所示。

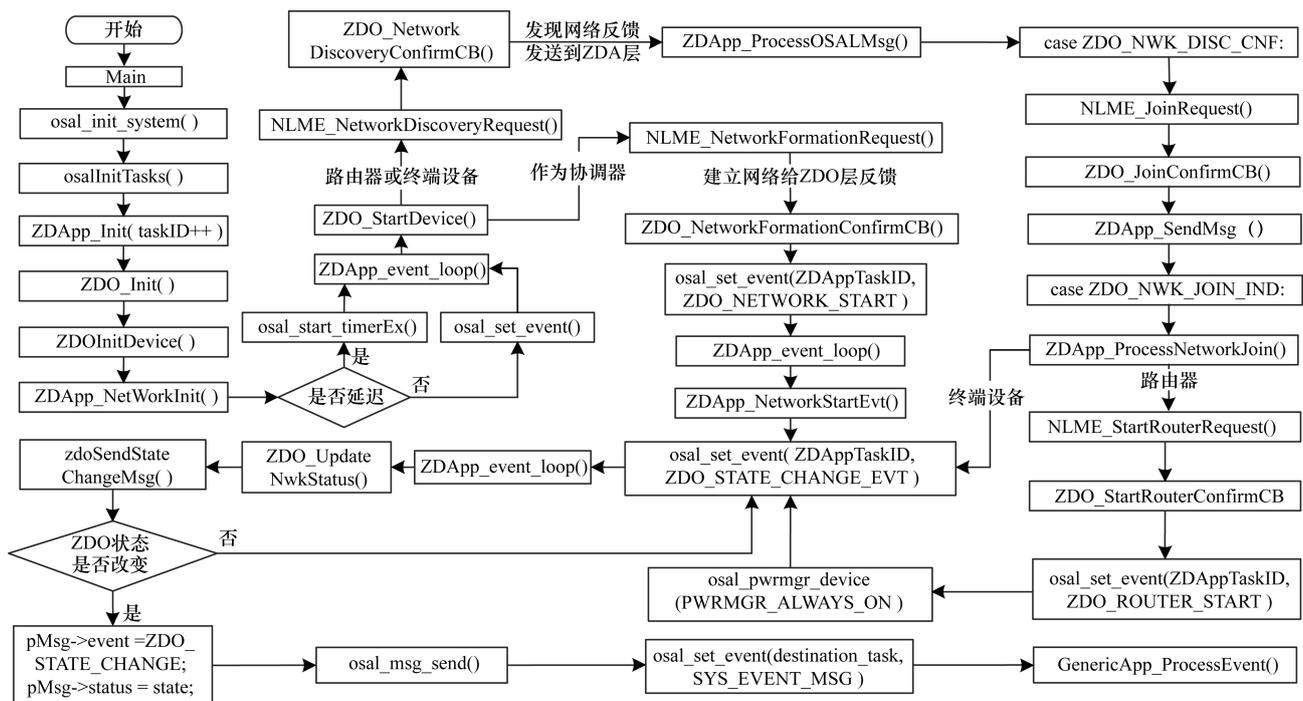


图 1 ZigBee 自组网构建流程

在构建 ZigBee 自组网时,将协调器的地址设置为 0000,式(1)表示第 d 层的路由器节点为其子节点分配的地址,若第 d 层路由器子节点的短地址为 A_p ,则分配给它第 i 个路由器子节点和第 j 个终端子节点的地址^[9]分别满足式(2)和式(3)。

$$C_{\text{skip}}(d) = \begin{cases} 1 + C_m \cdot (L_m - d - 1), R_m = 1 \\ \frac{1 + C_m - R_m - C_m \cdot R_m^{(L_m - d - 1)}}{1 - R_m}, R_m \neq 1 \end{cases} \quad (1)$$

$$A_i = A_p + (i - 1) \cdot C_{\text{skip}}(d) + 1 \quad (2)$$

$$A_j = A_p + R_m \cdot C_{\text{skip}}(d) + j \quad (3)$$

其中, L_m 表示网络的最大深度; R_m 表示一个父节点拥有的路由器子节点最大数目; C_m 表示一个父节点拥有子节点最大的个数。在本文研究中,无线传感网络采用 800 个节点,根据以上“深度换取宽度”的

地址分配方法,综合考虑地址空间和端时间延迟^[10],相关参数设置为 $R_m = 4, C_m = 4, L_m = 7$ 。

2 ZigBee 自组网路由的簇首竞争轮换机制

2.1 自组网中改进的簇树型分层结构

在 ZigBee 自组网中,随着路由节点数的增加,网络的复杂程度会急剧增大,采取簇树型分层结构能有效地克服复杂网络中广播风暴和能量浪费等问题^[11]。因为在传统的簇树型分层结构的网络中,簇首需要转发其子节点的消息,还要与其他簇首通信,所以簇首的能量消耗最快,容易过早、过快死亡,从而导致网络路由不断恶化,增大端到端的时间延迟,减小网络的生命周期。针对这一缺陷,本文实行簇首竞争轮换机制,一旦协调

器收到簇首剩余能量 $Power$ 小于簇首能量的警告值 E (E 设置为所有簇首节点平均能量的一半) 时,就会发布簇首竞争消息,并通过对网络路由由节点剩余能量和所处网络深度的判断,利用簇首竞争轮换机

制筛选出新的簇首,此时,被替换的簇首变为新簇首的子节点继续工作,在一定时间内仍然可以保持网络原有结构的完整性。簇首竞争轮换流程如图 2 所示。

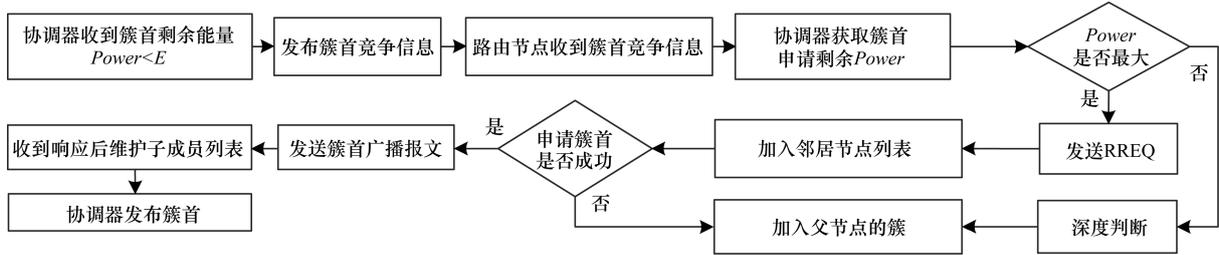


图 2 簇首竞争轮换流程

2.2 ZigBee 网络中路由节点间的通信

在 ZigBee 网络中,所实行的簇首竞争轮换机制可以延长节点的生命周期,保护网络结构的完整性,而在网络中路由节点之间通信时,快速找到最佳路由路径将会进一步改进 ZigBee 网络的性能。利用 AODVjr 算法按需建立路由的灵活查找功能,可以改善协议的搜索效率,但容易引起洪泛效应并增加网络的能耗^[12]。若利用 GA 算法的全局搜索能力,在所有的路径中找到最优的路由路径,能够有效地克服 AODVjr 算法所存在的不足,但由于 GA 算法在搜索最优解达到一定精度时的收敛速度较慢,端到端的时间延迟还是较大。

针对以上情况,本文在 ZigBee 网络路由节点间相互通信的过程中,选用混合遗传粒子群优化(Genetic Algorithm-Particle Swarm Optimization, GA-PSO)算法,以改善网络最佳路由路径的搜索能力。当网络簇树型分层结构确定后进行通信时,如果路由表中存在当前最佳路由路径,则按照最佳路由通信,否则采用 GA 算法在大量的路由路径中按照设置好的比例找出较优解,然后利用 PSO 算法^[13]快速收敛的优势来克服 GA 算法时延较大的缺点,对较优解进一步优化,最后快速搜索到全局最佳路由。

3 GA-PSO 融合算法设计

结合遗传算法的全局搜索能力和粒子群优化算法快速收敛等优点,文献[14]研究了基于遗传算法与粒子群算法的混合算法,用以解决非线性优化问题。本文结合 ZigBee 自组网对最佳路由的搜索过程中所存在的具体问题,将遗传算法和粒子群算法的优点应用于 ZigBee 自组网最佳路由的研究中,采用混合遗传粒子群算法(GA-PSO)对 ZigBee 网络进行优化,在搜索最佳路由的过程中,不仅提高了搜索速度,同时还避免了算法陷入局部最优解,从而快速精确地搜索到全局最佳路由。

针对一个较复杂的 ZigBee 自组网,将网络中的

路由节点随机分布在 $x \times y$ 的区域内,将源节点到目的节点组成的 m 条路由路径看作遗传算法中种群拥有的 m 个个体,每个路由节点的初始能量为 E_0 。GA-PSO 融合算法实现步骤如下:

1) 当系统重启时,初始化网络路由所有节点并对网络路由由节点进行簇树型分层结构划分,若簇首剩余能量小于警告值,则采用簇首竞争轮换机制建立新的簇首。

2) 在 ZigBee 网络通信时,如果需要搜索网络中的最佳路由,则设置 GA 算法的相应参数,其中初始种群是由网络的节点总数、节点随机深度和能量大小生成的,根据交叉概率和变异概率对节点所组成的路径进行交叉、变异操作。

3) 个体按适应度函数计算各自的适应值,并且根据适应值的大小从大到小对个体进行排序,选择适应度大的个体进行遗传操作。

4) 若满足遗传代数条件,则筛选出适应值排在前 10% 的优秀个体进入步骤 5), 否则继续步骤 3)。

5) 初始化 PSO 算法的参数,利用 PSO 算法对步骤 4) 筛选出的较优解进行优化,根据 PSO 算法计算第 i 个粒子当前自己适应值最大的位置 Pb 和粒子群当前所有粒子适应值最大的位置 Pg , 并通过自己学习和相互分享来更新最佳路径。

6) 若达到最大迭代次数,则输出全局最优解,否则继续步骤 5)。

GA-PSO 融合算法的工作流程如图 3 所示。

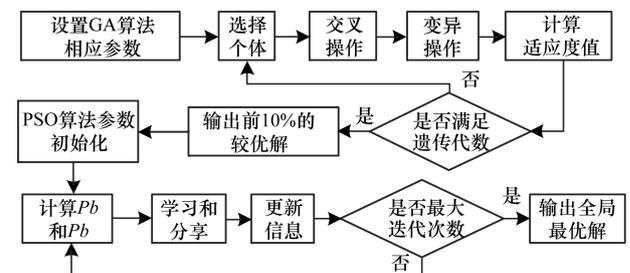


图 3 GA-PSO 融合算法流程

本文只考虑路由路径的端到端时延和所消耗的能量这2个条件,该算法计算简单,适合资源紧张的CC2530芯片,若后续研究中还需要考虑其他约束条件,则可以灵活地修改适应度函数。GA-PSO融合算法实现步骤3)中适应度函数为:

$$f = \frac{a}{T_i} + \frac{b}{E_i} \quad (4)$$

其中, f 为适应度函数; T_i 和 E_i 分别为第 i 条路径延迟时间和各节点消耗的总能量; a, b 为适应度函数对时延和能耗所占比例进行调整的参数,可以根据项目具体要求进行设置,一般均设置为0.5。

步骤2)中对交叉概率和变异概率进行适应调整的公式如下:

$$P_c = \begin{cases} C_1 \frac{(f_{\max} - f_{\text{big}})}{f_{\max} - f_{\text{avg}}}, & f_{\text{big}} \geq f_{\max} \\ C_2, & f_{\text{big}} < f_{\text{avg}} \end{cases} \quad (5)$$

$$P_v = \begin{cases} C_3 \frac{(f_{\max} - f_v)}{f_{\max} - f_{\text{avg}}}, & f_{\text{big}} \geq f_{\max} \\ C_4, & f_{\text{big}} < f_{\text{avg}} \end{cases} \quad (6)$$

其中, P_c 为交叉概率; P_v 为变异概率; f_{\max} 为最大适应度; f_{avg} 为平均适应度; f_{big} 为交叉个体中较大的适应度; f_v 为变异个体的适应度; C_1, C_2, C_3, C_4 为控制系数。

设步骤4)中筛选出10%的优秀个体的数目为 M ,则 M 个个体将会作为PSO算法的 M 个初始粒子,这些粒子在 n 维空间独立飞行的过程中,会不断搜索自己最优点和空间中其他粒子飞行的极大值,并根据这些历史信息调整自己的变化^[15]。第 i 个粒子的位置可以表示为 $s_i = (s_{i1}, s_{i2}, \dots, s_{in})$,第 i 个粒子的速度可以表示为 $v_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{in})$,第 i 个粒子适应值最大的位置为 $p_{bi} = (p_{bi1}, p_{bi2}, \dots, p_{bin})$,在迭代过程中,粒子群所有粒子适应值最大的位置可以表示为 $P_g = (P_{g1}, P_{g2}, \dots, P_{gn})$ 。粒子根据式(7)、式(8)更新自己的位置和速度:

$$v_{id}^{k+1} = \omega_i v_{id}^k + c_1 \xi_1 (p_{bid} - s_{id}^k) + c_2 \xi_2 (p_{gd} - s_{id}^k) \quad (7)$$

$$s_{id}^{k+1} = s_{id}^k + v_{id}^{k+1} \quad (8)$$

在式(7)中, ω_i 表示第 i 次的惯性权重,这里采用的是动态递减非线性惯性权重,即:

$$\omega_i = \omega_{\min} + (\omega_{\max} - \omega_{\min}) \cdot \exp(-p(i/i_{\max})^2) \quad (9)$$

其中, p 为控制因子; $\omega_{\min}, \omega_{\max}, i, i_{\max}$ 分别为最小权重值、最大权重值、当前迭代次数、最大迭代次数。

在式(7)中, c_1, c_2 为加速度权重,这里采用的是非对称线性变化学习因子策略,即:

$$c_1 = c_{1s} + (c_{1e} - c_{1s}) \cdot (i/i_{\max}) \quad (10)$$

$$c_2 = c_{2s} + (c_{2e} - c_{2s}) \cdot (i/i_{\max}) \quad (11)$$

其中, c_{1s}, c_{2s} 为 c_1, c_2 的初始值; c_{1e}, c_{2e} 为 c_1, c_2 迭代的终值。

在式(7)中, ξ_1 与 ξ_2 为 $[0, 1]$ 内的随机数,其中 $c_1 \xi_1 (p_{bid} - s_{id}^k)$ 为对自身学习的认知经验相关的“认

知”部分, $c_2 \xi_2 (p_{gd} - s_{id}^k)$ 为粒子间协作的“社会”部分。在优化过程中,粒子将跟踪自己目前找到的最优解 P_{bi} 和全种群目前找到的最优解 P_{bg} ,同时,粒子会跟着最优的粒子运动,经式(7)、式(8)逐代不断更新自己的速度和位置,并将 P_g 信息传递给其他粒子,从而找到全局最优解。由于这个过程的信息传递是单向的,因此保证了群体粒子向最优的方向运动,能有效避免分层遗传算法收敛速度慢和易陷入局部最优的情况。

4 仿真与结果分析

系统仿真环境设置如下:酷睿 i5-2450M, 4 GB RAM。Windows7系统上安装VMware Workstation8.0虚拟机。虚拟机上安装Red Hat Enterprise Linux5。Linux系统上运行仿真软件NS-2.34。为充分分析传输时延和网络生命期,仿真场景大小为500 m × 400 m的区域内,在中间放置一个协调器,随机部署800个ZigBee无线节点,节点电压为3 V,初始能量为200 J,数据包长度设置为70 Byte,源节点每秒发送一个数据包。每个节点可以根据通信距离远近自动调整发射和接收功率,且在没有工作时进入休眠状态^[16]。通过对比研究和多次仿真测试,在遗传算法中,将时延和能耗所占比重相同,调整参数 $a = b = 0.5$,结合遗传算法和实际情况,个体在遗传操作中以交叉为主,考虑到变异产生的不确定性和多样性,将其控制在较小概率内,相应的控制系数为 $C_1 = 0.9, C_2 = 0.6, C_3 = 0.05, C_4 = 0.1$,根据种群规模,遗传代数设定为30代。在粒子群优化算法中,采用的是动态递减非线性惯性权重, $\omega_{\min} = 0.4, \omega_{\max} = 1.0$,对优化时的惯性权重控制因子设置为 $p = 3.5$,加速度采用非对称线性变化学习因子策略,结合无线传感网络覆盖区域大小,粒子自身学习和相互分享时,加速度权重初始值和终值为 $c_{1s} = 2.5, c_{2s} = 1.5, c_{1e} = 1.0, c_{2e} = 2.8$,综合考虑粒子数目、优化时间和精度要求,最大迭代次数为 $i_{\max} = 20$ 。仿真时每分钟记录一次死亡节点数和端到端时延,结果如图4与图5所示。

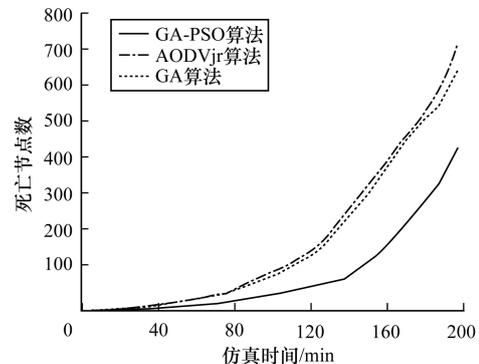


图4 死亡节点数对比

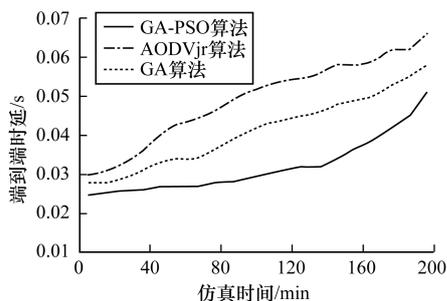


图 5 端到端时延对比

由图 4 可以看出,在网络中死亡节点数方面,GA-PSO 算法出现死亡节点的时间明显比 AODVjr 算法和 GA 算法晚,其主要原因是采用了分层遗传算法并在组网时引入簇首竞争轮换机制,所以,节点死亡会延迟;150 min 后,GA-PSO 算法死亡节点数增加也明显加快,因为此时节点平均消耗的总能量较大,导致很多节点快速死亡;在 190 min 时,GA-PSO 算法的节点死亡速率进一步增大,因为节点死亡后,导致节点间距离变大,多跳通信的跳数减小甚至可能出现单跳模式,这加大了节点的发射功率和接收功率,使节点快速死亡。但整个过程中,采用该算法的节点会延迟死亡,且死亡节点总数仍然明显少于 AODVjr 算法和 GA 算法所优化的节点数,这体现了 GA-PSO 算法在死亡节点上有较好的改进效果。

由图 5 可以看出,在网络中源端点到目标端点的时间延迟方面,30 min 前,3 种算法的端时延相差不大,主要原因是 3 种算法寻找的路由路径比较接近;30 min ~ 150 min 之间,GA-PSO 算法的端时延增加不大,而其他 2 种算法的端时延明显增大;140 min 时,GA-PSO 算法的端时延仅为 AODVjr 算法端时延的一半,验证了该算法对于此性能的改善能力。

5 结束语

在物联网迅速发展的时代,对 ZigBee 网络相关技术的研究具有重要的意义。为此,本文首先分析 ZigBee 自组网流程,在自组网时引入簇首竞争轮换机制;然后通过调整交叉概率和变异概率,利用分层遗传算法对初始种群进行选择、交叉、变异,当满足遗传代数条件后,按比例筛选出较优解;最后利用具有同构性的粒子群算法进行优化,加快优化的收敛速度。

在整个路由选择过程中,本文只通过一个协调器组建了一个具有 800 个节点的网络,仿真结果验证了 GA-PSO 算法在优化死亡节点数和端时延上的有效性,表明其可满足智能家居和检测控制系统的需求。若网络节点数和覆盖的面积继续增大,则可

以对多个协调器设置不同短地址,利用多个协调器组建多个不同的网络,从而满足实际的需求。下一步研究将检验 GA-PSO 算法在大型复杂网络中的优势,并推广其至智能家居和安防监控系统中。

参考文献

- [1] 朱敏玲,李 宁.智能家居发展现状及未来浅析[J].电视技术,2015,39(4):82-85.
- [2] Kawadia V,Kumar P R.Power Control and Clustering in Ad Hoc Networks[C]//Proceedings of IEEE INFOCOM'03. Washington D. C.,USA:IEEE Press,2003:459-469.
- [3] 张 晶,邬春学,陈凯明.基于负载均衡的 ZigBee 动态路由优化算法[J].计算机工程,2016,42(3):138-142.
- [4] 孙彦清,彭 舰,刘 唐,等.基于动态分区的无线传感器网络非均匀成簇路由协议[J].通信学报,2014,35(1):198-206.
- [5] 杜力凯,张 灵,陈云华.一种改进的 ZigBee 路由优化算法[J].计算机科学,2015,42(5):153-156.
- [6] Cheng Bin,Jin Hai,Liao Xiaofei.Supporting VCR Functions in P2P VoD Services Using Ring-assisted Overlays[C]//Proceedings of IEEE ICC'07. Washington D. C.,USA:IEEE Press,2007:1698-1703.
- [7] 郭文忠,陈国龙.离散粒子群优化算法及其应用[M].北京:清华大学出版社,2012.
- [8] 赵继军,谷志群,薛 亮,等.WSN 中层次型拓扑控制与网络资源配置联合设计方法[J].自动化学报,2015,41(3):646-659.
- [9] 刘潇花,彭 勇.改进的 ZigBee 网状网络路由算法研究[J].计算机工程,2014,40(8):96-100.
- [10] 任 智,李鹏翔,姚玉坤,等.基于分段的 ZigBee 网络按需可扩展地址分配算法[J].通信学报,2012,33(5):131-137.
- [11] 蒋畅江,石为人,唐贤伦,等.能量均衡的无线传感器网络非均匀分簇路由协议[J].软件学报,2012,23(5):1222-1232.
- [12] 卜宪庚,梁建权,卢 雷,等.基于物联网的电能质量监测系统的设计[J].电器与能效管理技术,2015(7):44-48.
- [13] Pedersen M E H,Chipperfield A J.Simplifying Particle Swarm Optimization[J].Applied Soft Computing,2010,10(2):618-628.
- [14] Abd-El-Wahed W F,Mousa A A,El-Shorbagy M A.Integrating Particle Swarm Optimization with Genetic Algorithms for Solving Nonlinear Optimization Problems[J].Journal of Computational and Applied Mathematics,2011,235(5):1446-1453.
- [15] Neri F,Mininno E,Iacca G.Compact Particle Swarm Optimization[J].Information Sciences,2013,239(4):96-121.
- [16] 李方敏,刘新华,徐文君,等.无线传感器网络的链路稳定成簇与功率控制算法[J].计算机学报,2008,31(6):968-978.