

文章编号:1004-9037(2014)06-1016-07

一种基于学习自动机的 WSN 区域覆盖算法

王建平^{1,2} 陈改霞³ 孔德川¹ 陈 伟²

(1. 河南科技学院信息工程学院, 新乡, 453003; 2. 武汉理工大学信息工程学院, 武汉, 430070;
3. 鹤壁汽车工程职业学院, 鹤壁, 458030)

摘要:基于连通支配集(Connected dominating set, CDS)的区域覆盖算法大都采用休眠节点数量的最大化机制来实现节能,这将给无线传感器网络中的活动节点带来沉重的负担。活动节点电能的迅速耗尽将导致 CDS 失效,产生覆盖盲区。不断激活其他休眠节点,会出现频繁的网络拓扑变化,导致网络收敛性出现问题。提出了一种基于学习自动机的 WSN 区域覆盖算法。采用受度限制的连通支配集 d -CDS 来构造 WSN 骨干网络,利用学习自动机选择当前节点的最优邻居节点,以此实现对所构造 CDS 的优化,实现活动节点的负载均衡,改善区域覆盖性能。通过仿真实验对比 Gossip、ST-MSN 和 TMPO 等算法,表明本文提出的算法在网络覆盖比率、活动节点的剩余电量等方面均存在优势。

关键词:无线传感器网络;连通支配集;区域覆盖;学习自动机;剩余电量

中图分类号:TP393 **文献标志码:**A

Learning Automata-Based Area Coverage Algorithm for Wireless Sensor Networks

Wang Jianping^{1,2}, Chen Gaixia³, Kong Dechuan¹, Chen Wei²

(1. School of Information Engineer, Henan Institute of Science and Technology, Xinxiang, 453003, China;
2. School of Information Engineering, Wuhan University of Technology, Wuhan, 430070, China;
3. Hebi Automotive Engineering Professional College, Hebi, 458030, China)

Abstract: In the most existing connected dominating set (CDS) based coverage algorithms, the mechanisms of maximizing sleep node numbers is adopted to save energy in WSN. Active nodes of WSN cause rapidly exhausts energy which leads to CDS failure and fade coverage. In addition, frequently activating other nodes speeds up network topology changes, and lead to the network convergence problems. A learning automata-based area coverage algorithm is proposed for WSN. d -CDS is adopted to construct network topology, and learning automata is used to select the optimal node of current sensors. Then the constructed CDS can be optimized, and the load balance of the active nodes is realized to improve network coverage performance. Finally, Simulation experiments are conducted to compare Gossip, ST-MSN and TMPO. The results show that, the proposed algorithm is superior to the three algorithms in network coverage rate and the residual energy of active nodes.

Key words: wireless sensor networks; connected dominating set (CDS); area coverage; learning automata; residual energy

基金项目:国家自然科学基金(31371525)资助项目;河南省教育厅科学技术研究重点(14A520067)资助项目;河南省信息技术教育研究重点(ITE12037)资助项目;河南省教育厅人文社会科学研究(2014-gh-245)资助项目;2014年河南科技学院教育教学改革研究重点(2014PUZD08)资助项目。

收稿日期:2013-11-22; **修订日期:**2014-04-21

引 言

无线传感器网络(Wireless sensor networks, WSN)是一种多跳的无固定基础设施的自组网络。它由一组小型电量受限的传感器节点组成。通常采用 WSN 来实现环境监控,对象或目标跟踪,工业自动化与控制等相关应用。在传感器节点电量和处理性能受限的前提下,保证获取的信息有效是 WSN 网络需要解决的基本问题^[1]。

为实现 WSN 网络的全覆盖,整个散布的无线传感器节点构成的拓扑必须动态变化,部分节点在电量耗尽失效后,其他节点必须立即激活,从而保证网络的全覆盖。为保证 WSN 网络的生存时间,构成覆盖整个区域的活动传感器节点要相对最少。

构造连通支配集(Connected dominating set, CDS)是当前解决无线传感器网络覆盖问题的有效方法。常见的 CDS 覆盖协议大都采用最大化休眠节点数量的方法来实现节能,并试图以此来实现整个 WSN 网络生命周期的延长。然而实现休眠节点数量的最大化必然要求活动传感器节点数量的最小化,这将导致构造 CDS 的活动传感器节点存在较重的负荷,较重的负荷必将减少节点的生存时间,一旦活动传感器失效,整个 WSN 网络就会出现覆盖盲区。不断地激活其他节点来构建新的 CDS 会使得整个 WSN 的拓扑结构不断变化。从整体上来看,这仍然会缩短 WSN 网络的总生存时间。因此,如何选择合适的活动传感器节点数量构建 CDS 成为当前 WSN 覆盖算法的研究热点。

当前基于 CDS 实现区域覆盖的协议及其算法的研究层出不穷。谢珊珊等^[2]提出基于区域划分的连通支配集协议 RPMPR 协议。该协议中每个节点针对网络拓扑信息,对邻居节点进行区域划分,通过构建的区域推举中继节点,构建了受度约束的连通支配集 d -CDS。该协议能够较好地适应于节点密集型无线传感器网络。但是构建的 CDS 中继节点分布不均衡,无法实现整个 WSN 网络的能耗均衡,对于随机部署的 WSN 网络存在覆盖盲区。黄如等人^[3]提出了采用最大最小蚁群混合算法解决 WSN 网络覆盖问题的分布式启发式机制。该算法具备较长生命周期,能够在保证与数据汇集点可靠连通的同时实现对目标区域的有效覆盖。

Haas Z J 等人^[4]提出了一种基于概率的 CDS

构建方法 Gossip。它采用概率统计的方法来实现 CDS 节点集的选择,该方法构造 CDS 的步骤相对简单,所需的信息量较少,但是对选择概率 P 的依赖性较强,为此,一旦 P 的选取出现问题,则可能导致 CDS 构建失败。Min M 等人^[5]提出了一种基于 Steiner 树的 CDS 构造算法 ST-MSN,该算法采用最少节点建立的 Steiner 树来构建连通支配集,这种方法的性能相对较强,但是其需要较大数量的信息交换,这将导致构建的 CDS 在能耗、网络生存时间等方面存在缺陷。

Bao 等人^[6]提出了一种 CDS 覆盖算法 TM-PO,该算法中,每个传感器节点仅需要获知其相邻的邻居节点信息,通过推举的簇头结点来构建管理信息系统(Management information system, MIS),通过形成的 MIS 来构造 CDS。该算法采用节点的剩余电量来标记节点的优先级。为了延长节点的生存时间,要求不断地推举更换簇头节点,这将使得 WSN 网络的拓扑处于动态的变化之中。

低功耗自适应分簇层次算法(Low energy adaptive clustering hierarchy, LEACH)是由 Wendi 等^[7]提出的层次路由协议。该协议通过将整个网络负载平均分配到 WSN 中的每个传感器节点,从而实现 WSN 网络整体能耗的最小化。为了减少传送到汇聚节点的信息数量,由簇头节点来聚合整个簇内其他节点产生的数据,并将汇聚后的数据发送到汇聚节点。然而在 LEACH 协议中,没有给出簇头结点的分布方式,因此,可能会产生远离汇聚节点的簇头节点过早失效,从而导致整个传感器网络产生覆盖盲区,这对于大型的随机传感器网络部署来说是无效的。

米志超等人^[8]针对大规模传感网络提出了基于神经网络的路由优化算法。该算法在满足时延约束的条件下能快速选择出最小能耗的优化路由。黄刚^[9]等人提出了无线传感器网络的层簇式结构,设计了基于分簇的广播认证协议 $N-\mu$ TESLA 来减少节点的能量消耗,延长网络的生存周期。

1 学习自动机理论

学习自动机^[10]是一种智能的自适应决策单元,它通过对环境输入一套有限的活动来得到环境做出的相关响应(奖励或者惩罚)。学习自动机具有随机探测和反馈机制^[11],在学习自动机中,活动在随机环境中输入,环境的响应被称为加强信号。

学习自动机的目的是从活动集中找到一个最佳活动,使从环境中收到的惩罚最小化。

在学习自动机中,环境可以采用一个三元组 $\{\alpha, \beta, \gamma\}$ 来表示,其中, $\alpha = \{\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n\}$ 表示输入的有限集, $\beta = \{\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_m\}$ 表示输出的有限集(即加强信号取值的集合), $\gamma = \{\gamma_1, \gamma_2, \dots, \gamma_n\}$ 表示惩罚的概率集。每个惩罚概率 γ_i 都和给定的输入变量 α_i 相关。如果惩罚概率是固定的,则称当前环境为平稳随机环境,否则,则称之为非平稳随机环境。

根据加强信号 β ,可以将环境划分为 P 型环境、 Q 型环境、 S 型环境 3 种类型。 β 仅用二进制的 0 和 1 来描述的环境被称为 P 型环境。 β 用 $[0, 1]$ 区间上的有限值进行描述的环境称为 Q 型环境。 β 用 $[a, b]$ 区间上的有限值进行描述的环境称为 S 型环境。

学习自动机可以分为固定结构的学习自动机和可变结构的学习自动机两类。可变结构的学习自动机可用三元组 $\langle a, b, c \rangle$ 表示,这里 a 表示输入集, b 表示活动集, c 指的是学习算法。学习算法是一种修改活动概率向量(Activitie probability vector, APV)的递推关系。设 $\alpha_i (\alpha_i \in a)$ 表示学习自动机选择的的活动, $p(t)$ 表示在 t 时刻的概率向量。用 P_{reward} 表示奖励因子, P_{penalty} 表示惩罚因子,用这两个因子分别来确定增加或者减少活动的概率。

设 r 是学习自动机可以选择的活动数,则在时刻 t ,活动 a_i 的概率向量 $\mathbf{P}(t)$ 可采用式(1)进行更新。

$$p_j(t+1) = \begin{cases} p_j(t) + P_{\text{reward}}(1 - p_j(t)) & j = i \\ (1 - P_{\text{reward}})p_j(t) & \forall j \neq i \end{cases} \quad (1)$$

如果该活动被随机环境奖励,则其活动概率向量采用公式(2)进行更新。

$$p_j(t+1) = \begin{cases} (1 - P_{\text{penalty}})p_j(t) & j = i \\ \left(\frac{P_{\text{penalty}}}{r-1}\right) + (1 - P_{\text{penalty}})p_j(t) & \forall j \neq i \end{cases} \quad (2)$$

如果 $P_{\text{penalty}} = P_{\text{reward}}$,称为线性 $L_{R-\rho}$ 算法,如果 $P_{\text{reward}} \gg P_{\text{penalty}}$,则称为线性 $L_{R-\epsilon P}$ 算法。如果 $P_{\text{penalty}} = 0$,则称为线性 L_{R-I} 算法。在最后一种情况下,活动被环境惩罚时的活动概率向量保持不变。

可变结构的学习自动机指的是活动数量随时发生变化的自动机。这种自动机由 r 个活动的有限集 $\alpha(r) \equiv \{\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_r\}$ 构成。 $A(t) \equiv \{A_1, A_2, \dots, A_t\} (A(t) \subseteq \alpha(r))$ 表示的是学习自动机选择的 t 个活动的集合。外部代理按照活动的概率分布值 $\mathbf{P}(t) \equiv \{P_1(t), P_2(t), \dots, P_n(t)\}$ 来随机的进行活动子集的选择。

在可变结构的学习自动机中选择活动和更新活动概率的步骤如下。

在选择一个活动之前,所有被选择子集中的活动概率 $\hat{P}_i(t)$ 的定义如式(3)所示。其中, $P_i(t)$ 表示选择自动机 A_i 的概率, $\hat{P}_i(t)$ 表示在活动子集 $A(t)$ 中选择活动 a_i 的概率。

$$\hat{P}_i(t) = \frac{P_i(t)}{\sum_{i=1}^t P_i(t)} \quad (3)$$

自动机然后依据活动概率向量 $\hat{P}_i(t)$ 随机的选择活动,并根据从环境中收到的反馈来更新其活动概率向量。

最后,所有的被自动机选择的的活动都将其活动概率向量调整为式(4)

$$P_i(t+1) = \hat{P}_i(t+1) \sum_{i=1}^k P_i(t) \quad (4)$$

2 基于学习自动机的区域覆盖算法

2.1 连通支配集

假设 $G \langle V, E, W \rangle$ 是一个加权连通无向图。其中, V 表示顶点的集合, E 表示边的集合, W 指的是权值。CDS 是图顶点的连通子集,在这里,每个顶点要么处于该子集中,或者邻接到该子集的一个顶点。 Δv_i 表示顶点 V_i 的度 d ,其用与它相邻的顶点数来定义。 d -CDS 指的是图 G 的一个满足 $\Delta V_i \leq d$ 条件的连通支配集 CDS。 d -CDS 问题指的是从图 G 中寻找最小权值且受度 d 约束的 CDS。

用三元组 $\langle N, L, E \rangle$ 表示 WSN 的拓扑图,其中 $N \equiv \{n_1, n_2, \dots, n_t\}$ 表示传感器的节点集, $L = \{L(n_1, n_2, \dots, n_t)\}$ 表示节点之间的通信链路集, $E = \{\sum_{i=1}^t E_{n_i}\}$ 表示整个 WSN 网络中所有节点剩余电量的期望值。 E_{n_i} 表示传感器节点 n_i 的剩余电量期望值。

本文提出了基于 d -CDS 的覆盖算法。在该算

法中,每个节点的权值用其剩余电量来衡量,通过查找一组电量最大的传感器节点来构建CDS,并且要求这些传感器节点都受度 d 约束。 $C \equiv \{C_1, C_2, \dots, C_n\}$ 表示整个传感器网络中所有可能的CDS集,要求这些CDS都受度 d 约束。如果满足式(5),则 C_* 就是具有最小权值的 d -CDS。

$$E_{C_*} = \min_{\forall n_j \in C_i, i=1}^t E_{n_j} \quad (5)$$

其中 E_{C_*} 表示的连通支配集 C_* 的电量期望值。

2.2 基于学习自动机的 d -CDS区域覆盖算法

2.2.1 算法的建模

在本算法中,给每个传感器节点 n_i 指派一个学习自动机 A_i 。在此,定义一个二元组 $\langle A(t), \alpha(t) \rangle$, $A(t) = \{\alpha_i | \forall N_i \in N(t)\}$ 表示分配给传感器节点的学习自动机集; $\alpha(t) = \{\alpha_i | \forall A_i\}$ 表示学习自动机 A_i 可执行的活动集。由于WSN的网络拓扑在不断地发生变化,所以三元组 $\langle N, L, E \rangle$ 的参数都是变量, $N(t), L(t), E(t)$ 表示的是 t 时刻的值。每个自动机 A_i 在对应的节点 n_i 将选择通信链路的事件作为其活动集,即

$$\alpha_i(t) = \{\alpha_i^j(t) | \forall L(n_i, n_j) \in L(t)\} \quad (6)$$

本文设计的基于学习自动机的WSN网络拓扑是同构图,学习自动机的集合对应传感器的节点集,活动集对应通信链路集。活动集 $\alpha_i(t)$ 是时变的,其活动的数量在每个时刻 k 可能发生变化。

学习自动机是一个基于概率的学习工具,它通过随机活动概率向量 $\mathbf{P}_i(t)$ 来选择活动。活动概率向量是学习自动机的主要构件,所以必须保持随时更新。学习自动机 A_i 的活动概率向量用式(7)表示

$$\mathbf{P}_i(t) = \{\mathbf{P}_i^j(t) | \forall \alpha_i^j(t) \in \alpha_i(t)\} \quad (7)$$

$\mathbf{P}_i^j(t)$ 表示在时刻 t ,节点 n_i 选择邻居节点 n_j 的概率。在该算法中,每个学习自动机 A_i 的活动概率向量被设置为其邻居节点的电量初始期望值。 $\Phi_{E_{n_i}(t)}$ 表示传感器节点 n_i 在时刻 t 的所有邻居节点的总剩余电量期望值,表示如式(8)所示

$$\Phi_{E_{n_i}(t)} = \sum \forall L(n_i, n_j) \in L(t) E_{n_j}(t) \quad (8)$$

因此, $\mathbf{P}_i^j(t)$ 可用式(9)来表示

$$\mathbf{P}_i^j(t) = \frac{E_{n_j}(t)}{\Phi_{E_{n_i}(t)}} \quad (9)$$

通过这种方式,可使传感器节点在整个覆盖区域具有最大的剩余电量。

2.2.2 算法的基本流程

本文设计的算法是分布式的,即在每个传感器节点上单独运行。设 n_i 节点为当前节点,算法首先从该节点开始运行。在时刻 t ,当前节点 n_i 发现它的邻居节点,并且通过发送一个活动集形成消息(Action-set formation, ASF)形成它的活动集。节点接收到ASF信息后就会回复一个应答消息(Reply message, RM)。RM中包含节点的剩余电量期望值。

节点 n_i 通过收到的RM消息形成它的活动集 $\{\alpha_i^j\}$ 。由于WSN的网络拓扑在不断地进行变化,因此,在每个时刻 t ,当前节点可能离开或者加入到其他区域。在 $t+1$ 时刻,如果节点 n_i 和 n_j 之间无法构建连通支配集或者建立邻接关系,表示这两个节点之间的链路 $L(n_i, n_j)$ 在 $t+1$ 该时刻中断,其相应的活动 α_i^j 必须从学习自动机 A_i 的活动集移出。此时,学习自动机 A_i 的活动概率向量就要更新,更新后可用 $\mathbf{P}_i^j(t)$ 表示,其更新规则如式(10)所示

$$\mathbf{P}_i^j(t+1) = \mathbf{P}_i^j(t) \times \frac{\mathbf{P}_i^j(t)}{1 - \mathbf{P}_i^j(t)} \quad (10)$$

每个自动机 A_i 在对应节点 n_i 将选择通信链路的事件作为其活动集,如式(6)所示。因此,当新链路在 $t+1$ 时刻建立时,新的活动的选择概率 $\mathbf{P}_i^j(t)$ 被初始化为式(11)

$$\mathbf{P}_i^j(t) = \frac{1}{|\alpha_i(t+1)|} \quad (11)$$

其他的活动选择概率被更新为

$$\begin{aligned} \mathbf{P}_i^j(t+1) &= \mathbf{P}_i^j(t) \times (1 - \mathbf{P}_i^j(t)) = \\ &= \mathbf{P}_i^j(t) \times \frac{|\alpha_i(t+1)| - 1}{|\alpha_i(t+1)|} \end{aligned} \quad (12)$$

式中 C_t 表示在 t 时刻受度约束的CDS, C'_t 表示被 C_t 覆盖的节点子集。 C_t 的初始化仅仅包括 n_i 节点, C'_t 的初始化设置包括 n_i 节点和它的下一跳邻居。 E_{C_t} 被初始化为 E_{n_i} 。用 \bar{d}_t 表示 C_t 的度的平均值,则 \bar{d}_t 可表示为

$$\bar{d}_t = \frac{|\sum_{\forall n_j \in C_k} \Delta_{n_i}(t)|}{|C_t|} \quad (13)$$

可以看出,该值随着时刻的变化自动更新。这里 $\Delta_{n_i}(t)$ 表示 t 时刻节点 n_i 的度。当前节点 n_i 随机的选择一个活动 α_i^j 。节点 n_i 添加节点 n_j 到受度约束的连通支配集 C_t 中,并且更新 \bar{d}_t 。

C_t 的电量期望值 E_{C_t} 被设置为 $\min\{E_{n_i}, E_{C_t}\}$,

用邻居节点 n_i 在时刻 t 的电量平均期望值 $\bar{\Phi}_{E_{n_i}(t)}$ 表示,如式(14)所示

$$\bar{\Phi}_{E_{n_i}(t)} = \frac{\Phi_{E_{n_i}(t)}}{\Delta_{n_i}(t)} \quad (14)$$

节点 n_i 比较 $\bar{\Phi}_{E_{n_i}(t)}$ 和节点 n_j 的剩余电量期望值 E_{n_j} ,同时比较 \bar{d}_i 和节点 n_j 的约束度 Δn_j 。然后, n_i 通过如下的规则来更新其学习自动机的内部状态:

(1)如果 $E_{n_j} > \bar{\Phi}_{E_{n_i}(t)}$,且 $\bar{d}_i < \Delta n_j$,则说明 n_j 是 n_i 选择的电量最大的邻居,并且受度约束,则学习自动机 A_i 就会通过式(1)的方式来奖励活动 α_i^j 。

(2)如果 $E_{n_j} < \bar{\Phi}_{E_{n_i}(t)}$ 则说明未选择剩余电量最大的邻居,在此情况下,必须要惩罚活动 α_i^j ,学习自动机 A_i 按照式(2)惩罚 α_i^j 。

(3)如果 $\bar{d}_i > \Delta n_j$,则说明构建的支配集不受度约束,所以选择的也不是最优邻居,学习自动机 A_i 同样会惩罚 α_i^j 。

(4)如果 $E_{n_j} = \bar{\Phi}_{E_{n_i}(t)}$,且 $\bar{d}_i < \Delta n_j$,则 A_i 仍然会奖励活动 α_i^j 。

(5)如果 $E_{n_j} = \bar{\Phi}_{E_{n_i}(t)}$,且 $\bar{d}_i = \Delta n_j$,则 A_i 的活动概率向量 APV 保持不变,此时会基于带机器码验证的随机函数来随机选择节点。

学习自动机 A_i 更新它的活动概率后,当前节点 n_i 就会发送一个激活 ACT 消息来激活节点 n_j 。ACT 消息的内容包括受度 t 约束的连通支配集 C_t ,更新后的连通支配集 C'_t ,度的平均值 \bar{d}_t 和 C_t 的平均剩余电量期望值 E_{C_t} 。收到 ACT 消息后,传感器 n_j 就会检查接收到的 ID 和其自身的 ID 是否相同,如果相同,它就将其所有的下一跳邻居的 ID 都添加到 C'_t 。如果构建的连通支配集覆盖了整个 WSN 网络,则执行 t 次循环后,整个算法结束。否则,节点 n_j 将其置为当前节点,执行和节点 n_i 相同的操作,直到整个网络被全部覆盖。完成覆盖操作的节点 n_i 通过连通支配集 C_t 广播一个休眠消息(Sleep message,SLP)。休眠消息包括连通支配集 C_t 和 C_t 的平均剩余电量期望值 E_{C_t} 。如果在 C_t 中没有找到它的 ID,传感器 n_i 就切换到休眠模式。否则它将一直处于激活状态。所有处于激活状态的节点构成的 WSN 网络将持续覆盖监控区域,直到节点的剩余电量期望值低于预设的电量阈值 τ_{N_i} 或者一个或多个传感器节点失效时,整

个网络要重新构建。整个算法中,由剩余电量低于电量阈值 τ_{N_i} 的节点和探测活动传感器失效的节点共同负责新的网络覆盖的初始化过程。

3 仿 真

为了实现该算法的性能分析,基于 MATLAB 编写了该算法与 Gossip,ST-MSN 和 TMPO 4 个算法的仿真程序,主要对比了活动节点数量、网络覆盖比率和活动节点的剩余电量 3 个关键指标。仿真程序运行的计算机采用 Intel E5200 CPU,主频为 2.5 GHz,内存为 4 GB,仿真程序运行在 Windows XP SP3 操作系统上。

在仿真过程中,假设无线传感器节点随机的分布在 $150 \text{ m} \times 150 \text{ m}$ 的正方形区域中。每个传感器节点的感知半径为 30 m。为实现对比的可靠性,每个协议执行 5 次仿真,第 1 次仿真中部署的传感器节点数量为 50,其他 4 次仿真中传感器数量按照 50 进行递增。假设每个传感器节点的初始电量相同,传输数据包的大小为 64 B(字节)。每个仿真实验的执行时间设置为 1 200 s。

3.1 活动节点数

该指标用来衡量构建整个 WSN 覆盖区域所需活动节点的数量。如图 1 所示,随着 WSN 网络中节点数量的增加,每个算法所选择的活动传感器节点数量都在增加。ST-MSN 算法由于采用 Steiner 树构造基于最小树的 CDS,为此,其数量增加相对最少,而本文算法的活动节点增加量高于 Gossip 协议和 TMPO 协议。TMPO 协议刚开始时的活动传感器节点数量高于 Gossip,但是当节点数量大于 100 时,Gossip 选择活动节点的数量高于 TMPO,由于 Gossip 协议采用选择概率 P 来进行构造 CDS 的选择,为此,随着整个 WSN 网络节点的数量的增大,其概率 P 的选择可能不再可靠,导致选择的活动节点的数量增加。

3.2 网络覆盖比率

网络覆盖比率用来衡量执行该算法的网络服务质量(Quality of service,QOS)。图 2 表示的是 4 个算法的覆盖比率对比结果。可以看到本算法的覆盖比率最高,并且与整个 WSN 网络中总节点数量的增加关系不大。这是因为本算法构造的是基于 d -CDS 的骨干覆盖拓扑,采用学习自动机进行优化反馈,为此,其稳定性和收敛性较强。TMPO 基于 MIS

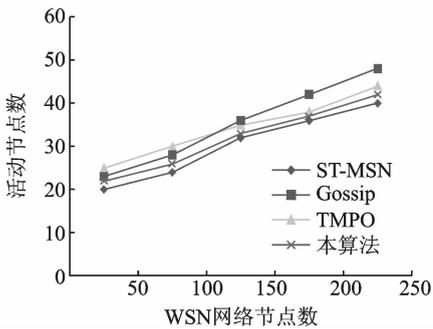


图 1 活动节点数对比

Fig. 1 Number of active nodes

来构建拓扑,其所需节点数量较多,相对来说覆盖率比 ST-MSN 和 gossip 要高。Gossip 在小规模环境下选择概率 p 的可靠度高,而随着网络规模增加,则会导致其覆盖性能下降。ST-MSN 采用 Steiner 树来优化活动节点数量,为此其覆盖率起初最低,而后期则高于 Gossip 算法。

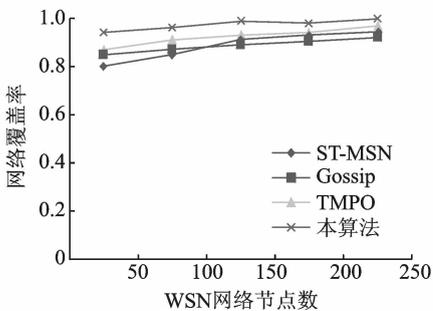


图 2 网络覆盖率对比

Fig. 2 Network coverage ratio

3.3 活动节点的剩余电量

活动节点的剩余电量用构建的 CDS 覆盖区域的活动节点的平均剩余电量进行衡量。该指标用来衡量 CDS 的生存时间,如果剩余电量越大,则 CDS 的存活时间越长,构建的覆盖拓扑稳定性越好。图 3 显示了这 4 种算法活动节点的平均剩余电量对比情况,可以看到,本算法的活动节点的平均剩余电量期望值最高,这是由于该方法采用学习自动机实现了活动节点和整个网络规模之间的权衡,选择了受度约束的连通支配集 d -CDS。这大大减少了覆盖同一区域的节点数目,而且减轻了活动节点的工作量,实现了节能。TMPO 采用 MIS 方式构建的 CDS 存在较多的冗余节点,为此,其活动节点的剩余电量相对较高。Gossip 算法起初的剩余电量最低,但是随着网络规模增加,选择冗余

节点的机率增加,可以看到,其前期的剩余电量低于 ST-MSN,而在后期则高于 ST-MSN。

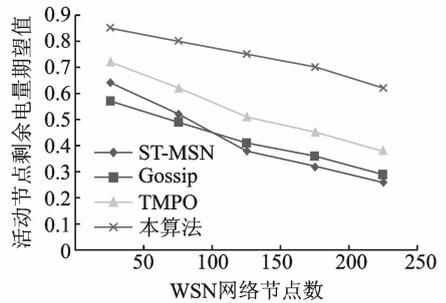


图 3 活动节点剩余电量对比

Fig. 3 Residual power contrast of active nodes

4 结束语

本文提出了基于学习自动机的 WSN 区域覆盖算法。基于受度限制的连通支配集 d -CDS 来构造网络拓扑,基于学习自动机选择当前节点的最优邻居节点,以此实现对所构造 CDS 的优化过程,实现了活动节点的网络负载均衡,改进了网络覆盖率,提高了 WSN 网络的生存时间。通过仿真实验对比 Gossip, ST-MSN 和 TMPO 等 WSN 区域覆盖算法,实验结果表明,该算法在网络覆盖率,活动节点的剩余电量方面存在优势。

参考文献:

- [1] 龙昭华, 李吴, 蒋贵全. 无线传感器网络中一种优化的隐式跨层传输控制算法[J]. 传感器与微系统, 2013, 32(7): 116-119.
Long Zhaohua, Li Wu, Jiang Guiquan. An optimized implicit cross-layer transmission control algorithm in WSNs[J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2013, 32(7): 116-119.
- [2] 谢珊珊, 白光伟, 曹磊. 基于区域划分的连通支配集协议[J]. 计算机工程与设计, 2012, 33(4): 1319-1323.
Xie Shanshan, Bai Guangwei, Cao Lei. Protocols of determining connected dominating sets based on region partition[J]. Computer Engineering and Design, 2012, 33(4): 1319-1323.
- [3] Huang Ru, Zhu Jie, Xu Guanghui. Energy-efficient heuristic metric for SCP in sensor networks [J]. Transactions of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2008, 25(1): 51-60.
- [4] Haas Z J, Halpern J Y, Li L E. Gossip-based ad hoc

- routing [J]. IEEE/ACM Trans on Networking, 2006, 14(3): 479-491.
- [5] Min M, Du H, Jia X, et al. Improving construction for connected dominating set with Steiner tree in wireless sensor networks[J]. Journal of Global Optimization, 2006, 35(1): 111-119.
- [6] Bao L, Garcia-Luna-Aceves J J. Topology management in ad hoc networks[C]// Proceedings of MobiHoc. Annapolis, Maryland, USA: [s. n.], 2003.
- [7] Heinzelman W R, Chandrakasan A, Balakrishnan H. Energy-efficient communication protocols for wireless microsensor networks[C]// Proceedings of the Hawaiian Int'l Conference on Systems Science. Hawaii. Waikoloa, Big Island: [s. n.], 2000.
- [8] 米志超, 周建江. 无线传感网络中神经网络路由算法[J]. 南京航空航天大学学报, 2008, 40(6): 780-784.
- Mi Zhichao, Zhou Jianjiang. New neural network based routing optimal algorithm in wireless sensor networks[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2008, 40(6): 780-784.
- [9] 黄刚, 王汝传, 许一帆. 无线传感器网络中基于分簇广播认证协议方案[J]. 南京航空航天大学学报, 2010, 42(1): 72-76.
- Huang Gang, Wang Ruchuan, Xu Yifan. Broadcast authentication protocol scheme based on layer-cluster in WSN[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2010, 42(1): 72-76.
- [10] Narendra K S, Thathachar M A L. Learning automata; an introduction[M]. New York: Prentice-Hall, 1989.
- [11] 赵学锋, 王秀花, 杨海斌, 等. 基于学习自动机的最小连通支配集算法[J]. 计算机工程, 2011, 37(5): 149-151.
- Zhao Xuefeng, Wang Xiuhua, Yang Haibin, et al. Minimum connected dominating set algorithm based on learning automata [J]. Computer Engineering, 2011, 37(5): 149-151.

作者简介:王建平(1981-),男,博士生,讲师,研究方向:无线传感器网络、认知无线电、软件无线电技术,E-mail:xunjiji2002@163.com;陈改霞(1980-),女,讲师,研究方向:无线传感器网络;孔德川(1978-),男,讲师,研究方向:无线传感器网络。

