

基于自然选择粒子群算法的 WSN 覆盖优化策略

崔丽珍, 李晓宇, 胡海东, 史明泉

(内蒙古科技大学 信息工程学院, 内蒙古 包头 014010)

摘 要: 在由静态节点和少量移动节点构成的混合无线传感器网络中, 针对节点初始覆盖不均匀导致网络覆盖率低下的问题, 提出了一种自然选择粒子群算法的覆盖优化方法。首先建立节点的 Neyman-Pearson 感知模型, 将监测区域网格化并定义求解网络覆盖率的目标优化函数; 其次采用融入自然选择思想的粒子群算法对目标函数进行优化, 实验结果表明, 该算法可以有效提高网络覆盖率, 改善网络监测质量, 延长网络生存时间。

关键词: 无线传感器网络; 覆盖优化; 自然选择; 粒子群算法; 覆盖率

中图分类号: TP393

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2018)04-0073-06

Coverage Optimization Strategy in Wireless Sensor Networks Based on Natural Selection Particle Swarm Optimization Algorithm

CUI Li-zhen, LI Xiao-yu, HU Hai-dong, SHI Ming-quan

(School of Information Engineering, Inner Mongolia University of Science and Technology, Baotou 014010, China)

Abstract: In the hybrid wireless sensor networks composed of stationary nodes and mobile nodes, aim at the problem of low coverage in networks, due to the uneven initial deployment of nodes, proposed a coverage optimization algorithm based on natural selection particle swarm optimization. Firstly, build the Neyman-Pearson nodes sensor model, meshing the monitoring area and define the objective optimization function of networks coverage rate; Then, adopted the PSO algorithm blended in natural selection idea to optimize the objective function, Experimental results show that the algorithm can increase the coverage rate effectively, improve monitoring quality, prolong the survival time of networks.

Key words: wireless sensor networks; coverage optimization; natural selection; particle swarm optimization algorithm; coverage rate

1 引言

无线传感器网络(Wireless Sensor Networks, WSN)是由部署在监测区域内的大量低功耗、低成本的节点构成, 这些节点通过无线通信的方式形成多跳自组织网络, 能够实时监控、感知、采集周围环境中监测对象的信息。根据不同的应用背景和实际需求, 选择合适的覆盖算法^[1-3]改善网络服务质量是 WSN 研究中的一项重要内容。WSN 的覆盖方式通

常分为确定性覆盖和随机性覆盖, 确定性覆盖要求对监测区域环境有一定的了解, 通过几何关系预先确定好节点的部署位置。随机性覆盖适用于监测区域地理信息未知、环境恶劣的情况, 更具有实用价值, 应用最为广泛, 但随机性覆盖在节点初始部署之后的覆盖质量通常难以达到实际要求。为保证网络的覆盖质量, 研究者在 WSN 覆盖优化方面做了大量研究: 文献[4]中提出了一种解决异构移动 WSN 覆盖的虚拟力导向差分优化算法, 文献[5]中结合

收稿日期: 2017-06-13; 修回日期: 2017-07-28

基金项目: 内蒙古自治区科技计划项目(201502013-1); 内蒙古自治区自然基金项目(2015MS0623); 国家自然科学基金项目(61761038)

Voronoi 图划分和虚拟力算法的优势提出一种混合覆盖算法,文献[6]中提出了自适应粒子群的覆盖优化方法,文献[7]中提出改进人工鱼群算法的覆盖优化策略,通过对鱼群进行分类并依此调整鱼群视野,从而提高算法寻优精确;文献[8]中提出基于萤火虫算法的优化方法,文献[9]中为提高混合 WSN 的部署效率,提出基于 Voronoi 图的蜂群优化算法来控制移动节点的部署.但此类算法本身存在易陷入局部最优,早熟收敛等问题,且以上研究主要集中在节点 0/1 感知模型基础上,0/1 感知模型过于理想化,难以准确反映网络的实际覆盖情况.

本文提出一种基于自然选择粒子群算法(Natural Selection-Virtual Particle Swarm Optimization, NS-PSO)的 WSN 覆盖优化方法.以 Neyman-Pearson 感知模型为基础建立目标函数,利用 NS-VPSO 算法优化目标函数,使网络获得较大的覆盖范围. PSO 算法中嵌入的虚拟力成分可增强粒子之间的协作,使种群能够快速达到最优分布状态,自然选择可使种群时刻保持多样性,同时提高算法寻优能力和收敛速度.仿真实验证明本文算法能够快速调整移动节点位置,扩大节点覆盖范围,从而提高网络监测质量.

2 覆盖模型

2.1 节点感知模型

覆盖问题中最常用的节点感知模型是 0/1 模型. 0/1 模型假设节点的覆盖范围是以节点位置为圆心的一个圆形区域,若目标出现在覆盖圆内,则感知概率为 1;若出现在覆盖圆外,则感知概率为 0. 0/1 模型虽得到广泛应用,但该模型过于简化,在实际环境中适应性较差. Neyman-Pearson 模型考虑了信号传输特性和节点误警率,更贴近实际应用.下面建立 Neyman-Pearson 模型^[10]:

节点 i 接收到监测目标的能量为

$$y_i = \begin{cases} \frac{\beta}{R_{ij}^\gamma} + n_i, & H_1 \\ n_i, & H_0 \end{cases} \quad (1)$$

式中, y_i 为节点 i 接收到的能量; H_0 和 H_1 表示目标存在和缺失状态; n_i 为均值为 0、方差为 σ^2 的高斯噪声. β 定义为

$$\beta = \sqrt{\frac{E}{2\gamma}} \quad (2)$$

式中, E 为检测节点的能量; γ 为路径损耗系数; R_{ij}

为节点 i 与目标 j 间的距离.

$$R_{ij} = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2} \quad (3)$$

在 H_0 和 H_1 状态下, y_i 的概率密度函数分别表示为

$$P_{ij}(y_i | H_0) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left(-\frac{y_i^2}{2\sigma^2}\right) \quad (4)$$

$$P_{ij}(y_i | H_1) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left[-\frac{1}{2\sigma^2} \left(y_i - \frac{\beta}{R_{ij}^\gamma}\right)^2\right] \quad (5)$$

根据 Neyman-Pearson 判决准则,覆盖率 P_D 为

$$P_D = 1 - \varphi\left[\varphi^{-1}(1 - \alpha) - \frac{\beta}{\sigma} \sqrt{\frac{1}{R_{ij}^\gamma}}\right] \quad (6)$$

式中, α 为误警率; $\varphi(\cdot)$ 为标准正态分布的累积分布函数.

Neyman-Pearson 覆盖模型下,监测目标被节点感知到的概率呈近似指数形式降低.当监测区域内有 K 个节点时,目标 j 被感知到的联合覆盖率为

$$C(P_j) = 1 - \prod_{i=1}^K (1 - P_{ij}) \quad (7)$$

2.2 区域覆盖率

本文采用将区域覆盖转化为点覆盖的方法计算网络覆盖率.假设目标监测区域为 $A \times B(m^2)$ 的二维平面,且网络中所有节点位置已知.将监测区域划分成 $A \times B$ 个单位网格,可得 $(A+1) \times (B+1)$ 个单位网格点,记为 P .根据式(7)计算每个网格点的联合覆盖率.对每个网格点的覆盖率设定一个阈值 P_s ,如果计算所得覆盖率值不小于 P_s ,则认为该网格点被有效覆盖.可将第 k 个网格点的覆盖状态定义为

$$C_k(P) = \begin{cases} 1, & C(P_j) \geq P_s \\ 0, & C(P_j) < P_s \end{cases} \quad (8)$$

区域覆盖率可定义为所有网格点的覆盖状态值之和与监测区域网格点总数之比,即

$$P = \frac{\sum_{k=1}^{(A+1) \times (B+1)} C_k(P)}{(A+1) \times (B+1)} \quad (9)$$

3 基于自然选择的粒子群优化算法

3.1 PSO 算法

3.1.1 标准 PSO 算法

PSO 是从鸟群捕食行为模型中得到启示并用于解决优化问题的一种算法. PSO 中,每个目标优化问题的潜在解都是搜索空间中的一只鸟,称为粒子.

假设由 N 个粒子组成的群体在一个 d 维空间中进行搜索,群体中第 i 个粒子飞行时所在的位置是一个 d 维的向量,将其记为 $\mathbf{X}_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{id}), i = 1, 2, \dots, N$; 第 i 个粒子飞行时的速度也是一个 d 的向量,记为 $\mathbf{V}_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{id}), i = 1, 2, \dots, N$; 同理,第 i 个粒子到目前为止搜索到的个体极值记为 $p_{\text{best}} = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{id}), i = 1, 2, \dots, N$; 整个粒子群体到目前为止搜索到的全局极值记为 $g_{\text{best}} = (p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gd}), i = 1, 2, \dots, N$.

3.1.2 虚拟力导向粒子移动

假设网络中满足一定条件的移动节点之间、移动节点和未被覆盖的网格点之间存在虚拟引力或斥力. 若移动节点 S_i 与 S_j 之间的距离 R_{ij} 满足 $R_{ij} \leq R_c$, 则 S_i 与 S_j 之间存在虚拟斥力的作用; 若移动节点 S_i 与网格点 P_k 之间的距离 d_{ik} 满足 $d_{ik} \leq R_s$ (R_s 为点 P 能被 S_i 有效感知的最大距离), 则 S_i 与 P 之间存在虚拟引力的作用.

节点 S_i 与 S_j 之间的作用力 $\vec{F}_{ij}$ 可表示为^[11]

$$\vec{F}_{ij} = \begin{cases} \left[k_r \left(\frac{1}{R_{ij}} - \frac{1}{R_{th}} \right), \alpha_{ij} + \pi \right], C_{ij} \geq P_0 \\ 0, \text{otherwise} \end{cases} \quad (10)$$

$$C_{ij} = 1 - [(1 - P_{ij})^2] \quad (11)$$

$$P_{ij} = 1 - \varphi \left[\varphi^{-1}(1 - \alpha) - \frac{\beta}{\sigma} \sqrt{\frac{1}{\left(\frac{d_{ij}}{2} \right)^\gamma}} \right] \quad (12)$$

$$d_{ij} = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2} \quad (13)$$

式中, k_r 为斥力增益系数; α_{ij} 为 S_i 与 S_j 间的方位角; P_0 为 S_i 与 S_j 间产生斥力的临界探测概率值; R_{th} 为与 P_0 对应的距离阈值; (x_i, y_i) 为节点 S_i 的坐标; (x_j, y_j) 为节点 S_j 的坐标.

未被覆盖的网格点 P_k 与节点 S_i 之间的作用力 $\vec{F}_{ik}$ 可表示为

$$\vec{F}_{ik} = \begin{cases} k_a (d_{ik}, \alpha_{ik}), 0 < C_{ik} \leq P_s \\ 0, \text{otherwise} \end{cases} \quad (14)$$

$$C_{ik} = 1 - \varphi \left[\varphi^{-1}(1 - \alpha) - \frac{\beta}{\sigma} \sqrt{\frac{1}{\left(\frac{d_{ik}}{2} \right)^\gamma}} \right] \quad (15)$$

$$d_{ik} = \sqrt{(x_i - x_k)^2 + (y_i - y_k)^2} \quad (16)$$

式中, k_r 为引力增益系数; α_{ij} 为 S_i 到 P_k 的方位角; C_{ik} 为节点 S_i 在网格点 P_k 处的探测概率.

节点 S_i 受其他移动节点和未被任何节点所覆盖网格点的合力 $\vec{F}$ 可表示为

$$\vec{F}_i = \sum_{j=1, j \neq i}^{N_m} \vec{F}_{ij} + \sum_{k=1}^{N_p} \vec{F}_{ik} \quad (17)$$

式中, N_m 为移动节点总个数; N_p 为网格点总数.

受力 $\vec{F}$ 作用后节点 S_i 的新位置 f_i 可表示为

$$f_i = \begin{cases} x_i + \frac{\vec{F}_{ix}}{\vec{F}_i} \times \text{Maxstep} \times e^{\frac{-1}{|\vec{F}|}} \\ y_i + \frac{\vec{F}_{iy}}{\vec{F}_i} \times \text{Maxstep} \times e^{\frac{-1}{|\vec{F}|}} \end{cases} \quad (18)$$

式中, $\vec{F}_{ix}, \vec{F}_{iy}$ 为 $\vec{F}$ 在 x, y 方向的分量; Maxstep 为设定的节点最大移动距离.

所有粒子都根据如下公式调整自己飞行的位置和速度:

$$v_{id}^{k+1} = w \times v_{id}^k + c_1 r_1 (p_{id} - x_{id}^k) + c_2 r_2 (p_{gd} - x_{id}^k) + c_3 \gamma_3 f_i \quad (19)$$

$$x_{id}^{k+1} = x_{id}^k + v_{id}^{k+1} \quad (20)$$

式中, c_1, c_2 为学习因子; c_3 为虚拟力调整因子; r_1, r_2, r_3 为在 $[0, 1]$ 范围内产生的均匀随机数. 定义动态变化的非线性惯性权重系数公式^[12] 为

$$w = \begin{cases} w_{\min} - \frac{(w_{\max} - w_{\min}) \times (f - f_{\min})}{f_{\text{avg}} - f_{\min}}, f \leq f_{\text{avg}} \\ w_{\max}, f > f_{\text{avg}} \end{cases} \quad (21)$$

式中, f 为粒子的实时覆盖率值; f_{avg} 为粒子群的平均覆盖率值; $f_{\min}$ 为粒子群中最小的覆盖率值; $w_{\max}$ 与 $w_{\min}$ 分别为惯性权重系数的最大值和最小值.

3.2 自然选择

基于自然选择的 PSO 算法是借鉴自然选择原理, 在每次迭代中, 根据粒子群适应度值将粒子群排序, 即用群体中最好的一半粒子的速度和位置替换群体中最差的一半粒子的速度和位置, 同时保留原来每个粒子个体所记忆的历史最优值, 体高粒子池中接近最优值粒子所占的比重, 以保证每次参与迭代的粒子都具有能良好的性能.

3.3 算法步骤

通过以上方法对标准 PSO 算法进行改进, 得到基于自然选择的 PSO 算法. 算法具体步骤如下所示.

(1) 随机初始化每个粒子的速度 X 和位置 V .

(2) 记录每个粒子的适应度值 P , 将粒子的位置和适应度值存储在粒子的个体极值 p_{best} 中, 将所有 p_{best} 中具有最大适应度值的个体的位置和其适应度值存储在全局极值 g_{best} 中.

(3) 根据式 (19) 和式 (20) 更新粒子的速度和

位置.

(4) 将每个粒子的适应度值与粒子最优位置比较,若接近,则将当前值作为粒子的最优位置. 比较当前所有的 p_{best} 和 g_{best} .

(5)根据适应度值对粒子群进行排序,用群体中最好的一般粒子替代最差的一半粒子,并保留原来每个个体所记忆的历史最优值.

(6)算法满足终止条件则停止搜索,输出结果. 否则返回到第(3)步继续搜索.

4 算法设计

将一定数量的静止节点和移动节点混合随机部署到目标监测区域内,根据式(8)、(9)计算出所有传感器节点对监测区域的初始覆盖率,算法中的粒子用监测区域内的移动节点表示,粒子可在监测平面内的任意位置进行搜索,算法结束条件为预定的最大迭代次数 M . 文本文设定网络覆盖率达到 90% 以上即可满足实际要求. 算法流程如图 1 所示.

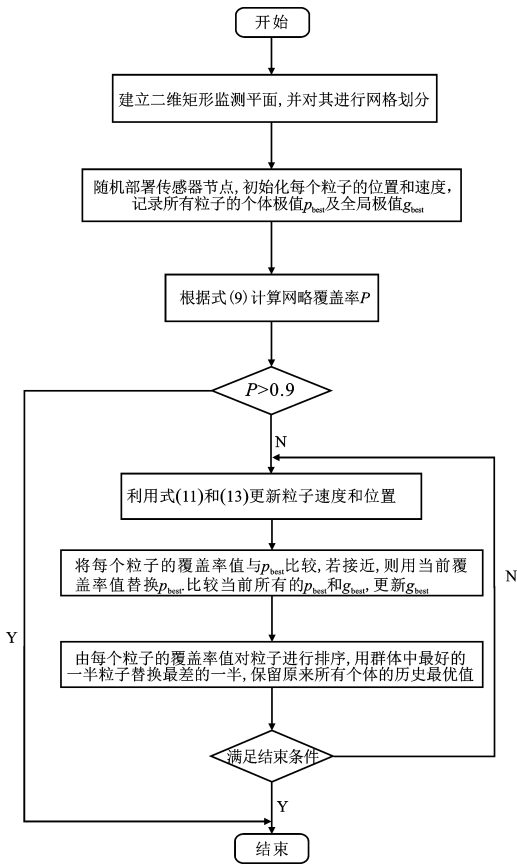


图 1 算法流程图

5 仿真实验与结果分析

设网络由 30 个静止节点和 20 个移动节点混合

部署在 200 m×200 m 的方形区域内,且所有节点已知自身位置,算法参数设置如表 1 所示.

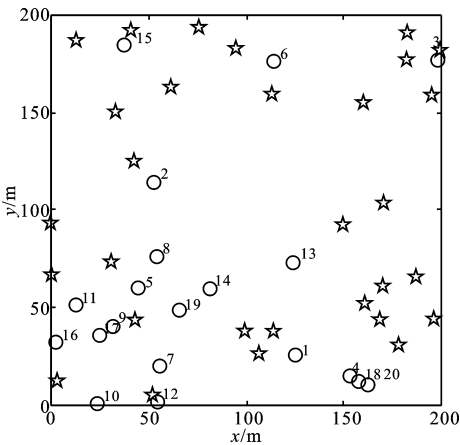
图 2 为网络覆盖优化前后的节点位置分布对比图,图中☆表示静止节点,○表示移动节点. 静止节点一经部署,其位置始终保持不变,移动节点在监测区域范围内通过不断更新自身位置搜索能使网络覆盖率达到最大的最优位置. 图 2(a)中两种节点分布很不均匀,稠密的地区容易导致节点覆盖冗余,浪费网络资源;稀疏的地区目标得不到有效覆盖,影响网络的监测质量. 图 2(b)中移动节点集中向稀疏区域分散,所有节点整体分布较为均匀,网络覆盖率得以提高.

表 1 实验参数设置

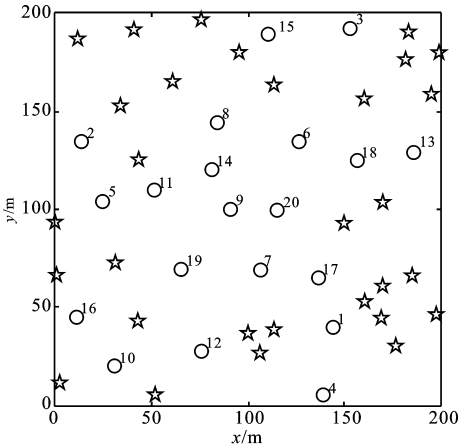
参数	数值
N	30
c_1	2
c_2	2
ω_{max}	0.9
ω_{min}	0.6
M	30
d	20
P_s	0.5
α	0.05
β	20
γ	2

图 3 为采用标准 PSO、VPSO 以及 NS-VPSO 算法对本文实验进行优化仿真中某一次实验的结果对比图. 由图可以明显看出,NS-VPSO 算法相比其他两种算法具有更好的优化能力,PSO 算法陷入局部最优时间较长且寻优能力差,VPSO 算法较 PSO 算法虽缩短了陷入局部最优的时间、提高了全局搜索能力,但其优化能力有限,覆盖率提升幅度较低. NS-VPSO 算法通过引入自然选择操作增强了粒子的多样性,显著提高了算法的寻优能力,一旦陷入局部最优,便可迅速跳出,具有很好的优化性能.

图 4 为节点总数为 50,移动节点所占节点总数比例为 10%,20%,30%,40%时三种算法的覆盖率对比图. 图 4 显示,在移动节点比例相同的情况下,NS-VPSO 算法的覆盖率始终保持最高,且三种算法的覆盖率值均随移动节点比例的增加而增长. 由于移动节点成本相对较高,实际应用中需综合考虑网络覆盖率与网络成本之间的关系,合理部署移动节点.



(a) 网络优化前



(b) 网络优化后

图 2 传感器节点分布位置对比

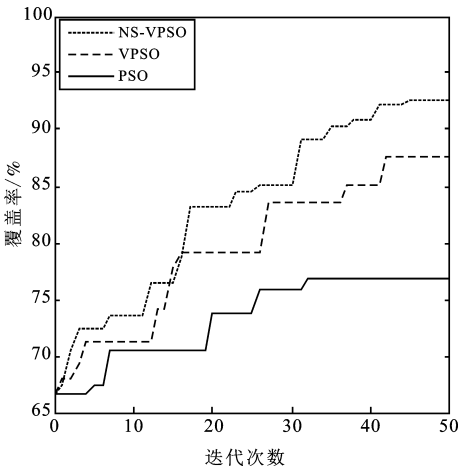


图 3 三种 PSO 算法覆盖率对比

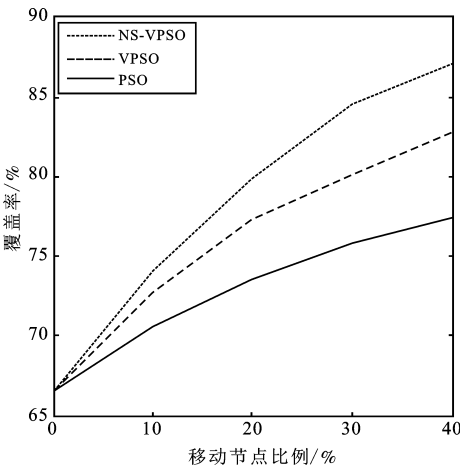


图 4 不同比例移动节点覆盖率对比

感知模型,Neyman-Pearson 感知模型考虑了误警率因素,更加贴合实际,因此,本文基于 Neyman-Pearson 感知模型建立了计算网络覆盖率的目标优化函数,并提出利用 NS-VPSO 算法对目标函数进行优化的覆盖算法,使移动节点移动到能使网络覆盖率达到最大的区域.仿真实验证明了该算法的有效性,自然选择增强了粒子多样性,加快了收敛速度,保证算法具有高效率的寻优能力,算法整体上提高了网络的覆盖率,增强了网络的服务质量.

参考文献:

[1] Beghdad R, Khalil A. Distributed algorithm for coverage and connectivity in Wireless sensor networks[J]. computer simulation, 2015,456:442-453.

[2] Thai M T, Wang F, Du D H, et al. Coverage problems in wireless sensor networks: designs and analysis [J]. International Journal of Sensor Networks,2015, 3 (3):191-200.

[3] Sun Z, Wu W, Wang H, et al. An optimized strategy coverage control algorithm for WSN[J]. International Journal of Distributed Sensor Networks, 2014, 2014 (3):1-12.

[4] 李明,石为人.虚拟力导向差分算法的异构移动传感网络覆盖策略[J].仪器仪表学报,2011,32(5):1043-1050.

[5] Kukunuru N, Rajyalakshmi D,Damodaram A. Hybrid approach for detecting and healing the coverage-hole in wireless SensorNetwork[C]// International Conference on Signal Propagation and Computer Technology. IEEE, 2014:110-115.

[6] 吴意乐,何庆,徐同伟.改进自适应粒子群算法在 WSN 覆盖优化中的应用[J].传感技术学报,2016,29 (4):559-565.

6 结束语

本文基于传感器节点的 Neyman-Pearson 感知模型对混合 WSN 的覆盖优化进行了研究.相比 0/1

[7] 王明亮, 闵新力, 薛君志. 基于改进人工鱼群算法的 WSN 覆盖优化策略[J]. 微电子学与计算机, 2015, 32(6): 78-81.

[8] 刘洲洲, 王福豹, 张克旺. 基于改进萤火虫优化算法的 WSN 覆盖优化分析[J]. 传感技术学报, 2013, 26(5): 675-682.

[9] 穆天圆, 乔学工, 张敏. 基于 Voronoi 图的蜂群优化算法在 WSN 覆盖中的应用[J]. 传感技术学报, 2015, 28(10): 1525-1530.

[10] 吴成东. 智能无线传感器网络原理与应用[M]. 北京: 科学出版社, 2011.

[11] 周剑波, 刘宏立, 徐琨. 一种结合粒子群和虚拟力的动态节点部署策略[J]. 计算机工程与应用, 2016, 52(10): 118-123, 156.

[12] 温正. 精通 MATLAB 智能算法[M]. 北京: 清华大学出版社, 2015.

作者简介:
崔丽珍 女, (1968-), 硕士, 教授. 研究方向为无线传感器网络、宽带无线通信.
李晓宇(通讯作者) 女, (1991-), 硕士研究生. 研究方向为无线传感器网络覆盖控制优化算法.
E-mail: 1527171123@qq.com.
胡海东 男, (1978-), 博士, 讲师. 研究方向为无线传感器网络覆盖与节点部署.
史明泉 男, (1981-), 硕士, 讲师. 研究方向为无线传感器网络、DSP.

(上接第 72 页)

[3] 李伟. 大数据下的 NoSQL 数据库技术分析[J]. 信息通信, 2014, 28(7): 72-73.

[4] 李秋虹. 基于 MapReduce 的大规模数据挖掘技术研究[D]. 上海: 复旦大学, 2013.

[5] 辛晓越. 文档型数据库的存储模型设计和研究[D]. 广州: 中山大学, 2015.

[6] 苏婵. 非关系型数据库及在文档库管理平台中的研究与应用[D]. 南昌: 南昌大学, 2014.

[7] 安永辉. 基于 MapReduce 的文本处理算法的研究与应

用[D]. 桂林: 桂林电子科技大学, 2013.

作者简介:
杨 鹏 男, (1980-), 博士, 高级工程师. 研究方向为下一代移动通信技术、无线泛在网络、下一代互联网理论与技术.
林俊晖(通讯作者) 男, (1992-), 硕士研究生. 研究方向为无线泛在网络、下一代互联网理论与技术、物联网大数据处理. E-mail: 297876621@qq.com.