

基于 C-V 模型的网络覆盖空洞探测与修复算法

胡楠, 吴成东, 于晓升, 许茗

(东北大学信息科学与工程学院, 沈阳 110004)

摘要: 网络寿命是衡量无线传感器网络性能的一项重要指标. 无线传感器网络覆盖空洞问题严重影响了网络寿命. 对此, 提出一种基于 C-V 模型的网络覆盖空洞探测与修复方法. 首先采用基于奈曼-皮尔逊准则的感知模型计算出监控区域每一个位置的节点联合探测概率; 然后基于改进的 C-V 模型, 提出一种新的覆盖空洞探测方法, 有效地计算出空洞的数量和大小; 最后, 采用基于改进的粒子群算法实现覆盖空洞的修复. 仿真结果表明, 所提出的算法在保证无线传感器网络覆盖率的同时可以提高网络寿命.

关键词: 无线传感器网络; 空洞检测; C-V 模型; 网络修复

中图分类号: TP393

文献标志码: A

Network coverage holes detecting and healing algorithm based on C-V model

HU Nan, WU Cheng-dong, YU Xiao-sheng, XU Ming

(College of Information Science and Engineering, Northeastern University, Shenyang 110004, China. Correspondent: HU Nan, E-mail: hunan0806@163.com)

Abstract: The network lifetime is an important measure of wireless sensor networks (WSNs) performance indicators. The emergence of coverage holes affects the network lifetime seriously. Therefore, a coverage holes detecting and healing algorithm based on the C-V model is proposed. Firstly, the sensing model based on Neyman-Pearson criterion is used to calculate the joint detection probability of each node location in the monitoring area. Then based on the improved C-V model, a novel coverage holes detection algorithm is proposed to obtain the number and the size of the holes effectively. Finally, an improved particle swarm algorithm is used to heal the coverage holes. Simulation results show that the proposed algorithm can effectively maintain the coverage rate of the WSN and improve the life of the WSN.

Keywords: wireless sensor network; coverage detection; C-V model; hole healing

0 引言

近年来, 随着计算技术、传感器技术和无线通信技术的不断发展, 具有多功能的无线传感器网络 (WSNs) 应运而生, 并广泛应用于空间探索、医疗监控、灾难救援、环境监测等多个领域^[1]. 覆盖问题^[2-4]对于无线传感器网络的研究至关重要, 网络中的节点由于自身能量耗尽或受外界因素影响等原因开始失效, 随着失效节点的增多, 感知区域内将会出现大量的网络覆盖空洞, 导致覆盖率下降, 影响网络质量. 因此, 如何准确获得覆盖空洞的数量和大小以及如何对其进行修复, 成为无线传感器网络研究的一个热点. 提高网络覆盖率首先需要解决两个问题: 覆盖空洞的

探测和覆盖空洞的修复. Kosar 等^[5]提出采用形态学图像处理对网络空洞进行探测, 利用圆盘探测模型构造出感应图, 并利用探测点和探测概率映射出探测感应图, 区分出探测区域感知质量的好坏, 最终确定覆盖空洞. Ghosh^[6]提出基于 Voronoi 图 (泰森多边形法) 来估算出区域内准确的覆盖空洞, 根据 Voronoi 图的最近邻性质, 所有 Voronoi 多边形内的探测点只靠近多边形范围内的一个传感器节点, 如果没有被该节点覆盖, 则它将被任何节点覆盖, 从而导致覆盖空洞. Li^[7]提出一种基于改进 Delaunay 的覆盖空洞探测方法. 利用静态节点组合成多个三角形并计算出每个三角形的外心; 然后检测外心是否被 3 个传感器节

收稿日期: 2015-07-07; 修回日期: 2015-12-04.

基金项目: 国家自然科学基金项目(61273078, 61203216, 61403068); 中央高校基本科研业务费专项资金项目(N130323004, N130323002, N140403005).

作者简介: 胡楠(1987-), 男, 博士生, 从事无线传感器网络的部署及定位的研究; 吴成东(1960-), 男, 教授, 博士生导师, 从事人工智能、图像智能处理及机器人智能导航等研究.

点组成的三角形覆盖, 如果没有被覆盖, 则为覆盖空洞. 探测到网络的覆盖空洞之后, 通常利用机器人或者移动节点对覆盖空洞进行修复. 文献[8]提出了利用移动机器人来替换失效的传感器节点, 在网络初始阶段建立传感器节点之间监护-守护的关系, 然后由3个机器人协作对网络进行修复. 但是节点之间需要频繁通信以确保监护-守护的关系, 因此需要消耗更多的能量. 文献[9]提出了一种分布式虚拟力节点移动修复方法. 当两个移动节点距离太靠近时相互排斥, 而距离太远则相互吸引. 移动节点也可能遇到其他类型的力. 整体的合力确定移动节点移动的方向和距离.

本文提出一种基于改进C-V(Chan-Vese)模型的覆盖空洞检测算法. 首先利用基于奈曼-皮尔逊的探测模型构建节点的联合检测概率图; 然后利用C-V模型对该概率图进行处理, 确定节点覆盖空洞的数量和大小; 最后提出一种改进的粒子群算法对节点的覆盖空洞进行修复. 仿真结果表明了该算法的有效性.

1 感知模型和联合探测概率

1.1 感知模型

覆盖问题中最常使用的模型是0/1模型(圆盘模型)^[10]. 假设传感器节点的探测范围是以节点为圆心的一个圆形区域, 若目标在探测范围内, 则传感器的探测概率为1; 若目标在探测范围外, 则探测概率为0. 虽然圆盘探测模型应用广泛, 但是模型过于简单, 无法真实反映出节点的实际探测情况, 当节点与目标之间的距离增加时, 无法体现出感知能力的下降. Elfes探测模型考虑了一些传感器节点的物理特征, 能够在节点与目标之间距离变化时, 体现出感知能力随之变化的关系, 因此, Elfes探测模型比圆盘探测模型更符合实际应用. 目标 a 被传感器 b 探测到的概率为

$$p_{ab} = \begin{cases} 1, & d_{ab} \leq d_{R1}; \\ e^{-\zeta(d_{ab}-d_{R1})^\psi}, & d_{R1} < d_{ab} < d_{R2}; \\ 0, & d_{R2} \leq d_{ab}. \end{cases} \quad (1)$$

其中: d_{R1} 、 d_{R2} 、 ζ 和 ψ 为传感器的物理参数, d_{ab} 为欧氏距离. 然而圆盘模型和Elfes模型都无法切合实际情况, 本文采用基于奈曼-皮尔逊准则的感知模型^[11]对传感器的探测概率进行计算. 每个传感器的噪声都是在加性高斯白噪声下进行处理且相互独立. 第 a 个传感器的测量值为

$$r_a = \begin{cases} \frac{\lambda}{d_{ab}^{\tau/2}} + \mu, & H_1; \\ \mu, & H_0. \end{cases} \quad (2)$$

其中: r_a 为接收信号, μ 为高斯白噪声, H_1 表示目标在监测区域内, H_0 表示目标不在监测区域内, λ 为信号源能量, τ 为衰减系数. 接收信号 r_a 在 H_0 和 H_1 情

况下的概率密度函数分别为

$$P(r_a|H_0) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left[-\frac{r_a^2}{2\sigma^2}\right], \quad (3)$$

$$P(r_a|H_1) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left[-\frac{1}{2\sigma^2}\left(r_a - \frac{\lambda}{d_{ab}^{\tau/2}}\right)^2\right], \quad (4)$$

其中 σ 为高斯噪声的标准差. 根据奈曼-皮尔逊准则, 有

$$L_a(r_a) = \frac{P(r_a|H_1)}{P(r_a|H_0)} = \exp\left\{\frac{1}{2\sigma^2}\left(2r_a\frac{\lambda}{d_{ab}^{\tau/2}} - \left(\frac{\lambda}{d_{ab}^{\tau/2}}\right)^2\right)\right\} \begin{matrix} > \\ < \end{matrix} \omega, \quad (5)$$

其中 ω 为阈值. 由式(5)可得

$$r_a \underbrace{\sum_{k=1}^N \frac{\lambda_k}{d_{ab}^{\tau/2}}}_{h} \begin{matrix} > \\ < \end{matrix} \omega \underbrace{\sigma^2 \ln \omega + \frac{1}{2} \left(\sum_{k=1}^N \frac{\lambda_k}{d_{ab}^{\tau/2}}\right)^2}_{k}, \quad (6)$$

则误警率为

$$P_F = P(h > k|H_0) = 1 - \Phi\left(\frac{k}{\sigma}\right). \quad (7)$$

传感器节点的探测概率为

$$P_{ab} = P(h > k|H_1) = 1 - \Phi\left(\Phi^{-1}(1 - P_F) - \frac{\lambda}{\sigma} \sqrt{\frac{1}{d_{ab}^{\tau/2}}}\right). \quad (8)$$

目标点可能同时被周围的 W 个传感器探测到, 因此, 目标点的联合探测概率为

$$P_a = 1 - \prod_{b=1}^W (1 - P_{ab}), \quad (9)$$

其中 W 为可以探测到目标 a 的周围固定节点的个数.

1.2 联合探测概率图

将监测区域划分成网格, 将网格分辨率设置为 $\zeta - 1$, 则覆盖率为

$$ACR = \frac{\sum_{a=1}^n \sum_{b=1}^m P_{ab}}{n \cdot m}. \quad (10)$$

假设在一个二维随机部署的传感器网络中部署了 S 个固定节点和 M 个移动节点, 基站位于监测区域外部. 图1为随机节点部署图和相应的节点联合探测概率图.

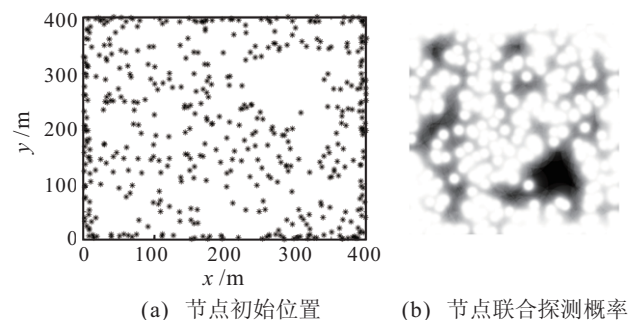


图1 随机节点部署图与节点联合探测概率图

由式(9)计算出每个网格的联合探测概率,可以得到联合探测概率图像为

$$I = \frac{P_{\max} - P}{P - P_{\min}} \times 255. \quad (11)$$

2 基于 C-V 模型的网络空洞检测算法

覆盖空洞所在位置对应的联合探测概率数值较低,因此,将节点联合探测概率图中灰度较低的区域视为覆盖空洞.对覆盖空洞进行检测,首先利用图像分割方法对节点的联合探测概率图进行分割,然后利用先验知识对得到的分割区域进行判断,最终可以获得网络覆盖空洞的位置和大小等信息.通过对大量的联合探测概率图进行实验与分析可以看出,节点联合探测概率图具有如下特点:1)覆盖空洞区域的灰度较低,分布不均匀;2)背景区域灰度较高,分布均匀;3)覆盖空洞的数量、大小和形状取决于网络中随机部署的节点,随机性较强;4)在网络中经常会出现一些微小的灰度较低的区域,但是这些区域对整个网络的服务质量影响特别小,可以忽略不计,因此不将这些区域视为覆盖空洞进行处理.

考虑到节点联合探测概率图的特点以及对图像分割算法的要求,采用改进的 C-V 模型^[12]对联合探测概率图进行图像分割. C-V 模型是一种基于水平集的图像分割算法,又称为活动轮廓模型,有

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \text{spf}(I(x)) \cdot \delta |\nabla \phi|. \quad (12)$$

其中: δ 是调节参数; ϕ 表示水平集函数; $\text{spf}(I(x))$ 是符号压力函数,定义如下:

$$\text{spf}(I(x)) = \frac{I(x) - \frac{c_1 + c_2}{2}}{\max\left(I(x) - \frac{c_1 + c_2}{2}\right)}. \quad (13)$$

这里: c_1 和 c_2 分别表示曲线内部区域和外部区域的像素灰度平均值, $c_1 \neq c_2$, 定义为

$$\begin{cases} c_1 = \text{mean}(I \in \{x \in \Omega | \phi(x) < 0\}), \\ c_2 = \text{mean}(I \in \{x \in \Omega | \phi(x) > 0\}). \end{cases} \quad (14)$$

该算法采用显式方案进行数值求解,引入时间步长 Δt , 式(12)离散为

$$\phi^{n+1} = \phi^n + \Delta t (\text{spf}(I(x)) \cdot \delta |\nabla \phi|). \quad (15)$$

对式(15)进行迭代求解可得到图像分割结果.在整个求解过程中,采用高斯滤波正则化水平集演化方法以避免水平集函数周期性初始化问题,即在每一次迭代求解过程中,均对水平集函数进行高斯滤波,有

$$\phi^{n+1} = G_\theta \times \phi^n. \quad (16)$$

其中: δ 为调节参数, θ 为高斯核尺度参数.在对图像进行分割时,需要给定初始轮廓.该算法对初始轮廓并不敏感,因此随机给定初始轮廓.图2为不同初始轮廓下的分割结果.

利用 C-V 模型对联合探测概率图进行了准确分

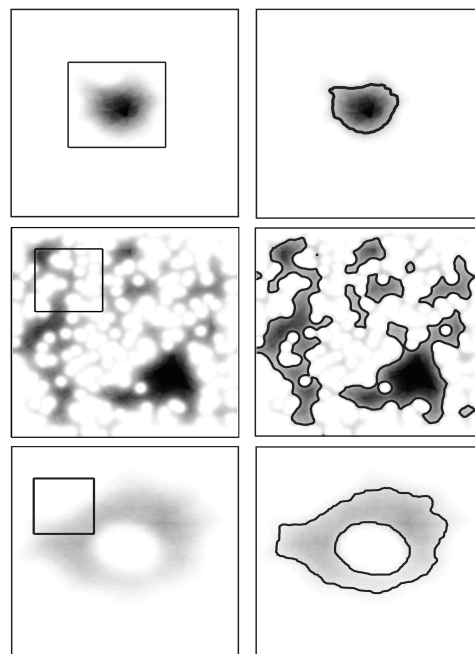


图 2 3 种不同初始轮廓下的分割结果

图 2 3 种不同初始轮廓下的分割结果

割后,再利用先验知识对覆盖空洞区域进行判断.所提出算法将图像分割为对应 $\phi > 0$ 和 $\phi < 0$ 的两个区域,覆盖空洞对应于灰度较低的区域,对 $\phi > 0$ 和 $\phi < 0$ 两个区域的灰度均值 c_1 和 c_2 的大小进行判断,最终确定覆盖空洞区域.

基于 C-V 模型的网络覆盖空洞检测算法具体步骤描述如下.

Step 1: 将监测区域划分为 $m \times n$ 个网格.

Step 2: 由式(9)计算每个格子所处位置的联合探测概率,生成联合探测概率图.

Step 3: 对水平集函数 $\phi(x)$ 进行初始化,即

$$\phi(x) = \begin{cases} -c_0, & x \in R; \\ c_0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (17)$$

其中: c_0 为常数, R 为图像中任意一个闭合区域.

Step 4: 由式(14)计算 c_1 和 c_2 .

Step 5: 由式(15)演化水平集.

Step 6: 由式(16)正则化水平集.

Step 7: 采用文献[13]中方法对水平集函数进行判断,看其是否收敛,定义如下:

$$Q = |L(C(q)) - L(C(q-1))|, \quad (18)$$

其中 $|L(C(q)) - L(C(q-1))|$ 为曲线 C 在相邻 2 次迭代时的长度改变量.如果 Q 小于阈值,则水平集函数收敛,停止演化;否则,返回 Step 5.

Step 8: 判断两个区域内灰度均值 c_1 和 c_2 的大小,灰度均值较小的区域为覆盖空洞区域.

3 基于改进粒子群的网络修复策略

当检测出空洞的位置后,会得到 V ($V > M$) 个候

选格点, 如何将 M 个移动节点移动到合适的位置既能提高网络的覆盖率又可以降低节点的移动距离, 成为整个网络修复问题的关键. 将其转化为目标优化问题, 并采用改进的粒子群算法 (I-PSO)^[14] 进行求解, 利用一种粒子对模型 (PPM) 代替原始粒子群算法中的个体粒子, 使粒子群中的最小组成单元是粒子对.

粒子群算法的关键构成要素包括以下几个方面.

1) 粒子群属性.

在 I-PSO 算法中, 将粒子群分成若干粒子对, 构建 PPM 模型. I-PSO 算法选择粒子数为 40.

2) 适值函数.

适值函数如下:

$$\min F = \frac{\sum_{a=1}^V \gamma_a \left[\sum_{b=1}^M \varepsilon_b \|P_b^Q - \varphi_a\| \right]}{\text{ACR}}. \quad (19)$$

其中: P_b^Q 表示第 b 个移动节点在未移动前的坐标, φ_a 表示第 a 个格点的坐标.

3) 最优值.

在迭代过程中, 粒子通过跟踪最优值进行更新操作. 最优值包括个体粒子的历史最优值 p_{best} 和当前全部粒子的最优值 g_{best} 以及粒子的邻近最优值 l_{best} , 其中在同一粒子对中的两个粒子拥有相同的 p_{best} .

4) 更新粒子.

速度更新策略是粒子群算法的核心, 直接影响到算法的执行效率和最优解的精度. I-PSO 中基于 3 种最优值的 3 个速度更新如下:

基于 g_{best}

$$v_g^j(t+1) = wv_g^j(t) + us(g_{\text{best}}^j(t) - z_g^j(t)); \quad (20)$$

基于 p_{best}

$$v_g^j(t+1) = wv_g^j(t) + us(p_{\text{best}}^j(t) - z_g^j(t)); \quad (21)$$

基于 l_{best}

$$v_g^j(t+1) = wv_g^j(t) + us(l_{\text{best}}^j(t) - z_g^j(t)). \quad (22)$$

粒子位置更新公式为

$$z_g^j(t+1) = z_g^j(t) + v_g^j(t+1). \quad (23)$$

其中: w 为惯性权重; u 为学习因子, 取 1.49; s 为 $[0, 1]$ 区间内均匀分布的随机数.

I-PSO 算法通过引入选择率 p_1 和 p_2 来确定粒子的速度更新公式. 将速度更新策略分为两类: g_{best} 更新策略为第 1 类, p_{best} 和 l_{best} 更新策略为第 2 类. 设定基于 g_{best} 的速度更新公式选择率 p_1 随着迭代次数进行更新, 有

$$p_1(t) = p_{\text{max}} - (p_{\text{max}} - p_{\text{min}}) \frac{t}{t_{\text{max}}}. \quad (24)$$

其中: p_{min} 和 p_{max} 通常设置为 0.3 和 0.85.

同理, 对应于基于 p_{best} 和 l_{best} 的速度更新公式的选择率 p_2 , 通常设置为 0.8.

5) 重初始化.

为了防止粒子陷入局部最优, I-PSO 算法设置迭代次数阈值 T_1 和 T_2 . 如果 T_1 次迭代内某粒子的 p_{best} 无变化, 则重初始化粒子的速度和位置; 如果 T_2 次迭代内 g_{best} 无变化, 则重初始化拥有最坏 p_{best} 的粒子对中两个粒子的速度和位置. 重初始化后粒子的原有信息不再保留.

6) 停止准则.

选择最大迭代次数作为停止准则, 最大迭代次数选择为 100.

4 实验结果及分析

采用 Matlab 仿真软件对所提出的算法进行仿真验证. 仿真环境如图 1(a) 所示: 在 $400 \text{ m} \times 400 \text{ m}$ 区域内随机部署 200 个静态节点和 80 个移动节点, 基站定期计算出覆盖空洞的个数、大小和覆盖率, 发现覆盖空洞后唤醒移动节点并移动到合适的位置进行网络修复. 将本文算法与 Random 算法、C-V 算法、Delaunay 算法和 PSO 算法进行比较以验证本文算法的有效性.

图 3 为移动节点数量与平均移动距离之间的关系. 如图 3 所示, 移动节点的数量对平均移动距离的影响较大. 随着被唤醒移动节点个数的增加, 大量的移动节点被调用放置到覆盖空洞, 有效降低了移动节点的平均移动距离. 由图 3 可见, 本文算法与 Delaunay 算法、PSO 算法在移动节点增加的情况下具有相近的性能, 且略优于 Delaunay 算法和 PSO 算法, 3 种算法的平均移动距离均明显小于 Random 算法和 C-V 算法的平均移动距离.

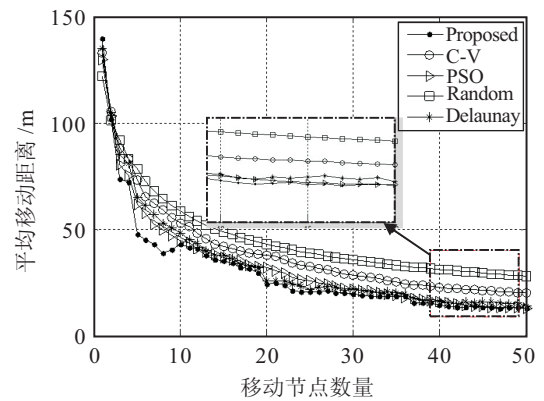


图 3 移动节点数量与平均移动距离之间的关系

图 4 为移动节点数量与网络覆盖率之间的关系. 可以看出, 在探测到覆盖空洞之后, 随着被唤醒移动节点个数的增加, 5 种算法的覆盖率也都随之增加, 本文算法和 Delaunay 算法、PSO 算法的覆盖率明显优于 Random 算法和 C-V 算法. 当移动节点个数为

47时, Delaunay 算法的覆盖率趋近于1; 当移动节点个数为45时, PSO算法的覆盖率趋近于1; 当移动节点个数增加到30时, 本文算法便达到饱和, 实现了全覆盖, 而且其覆盖率始终高于 Delaunay 算法。

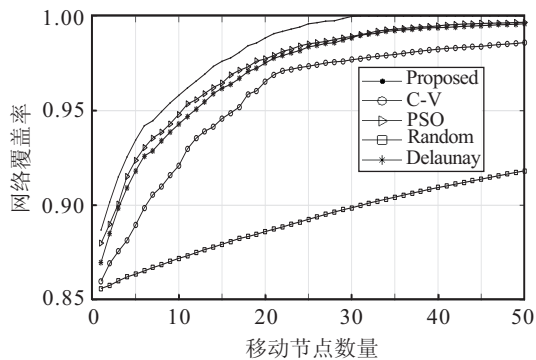


图4 移动节点数量与网络覆盖率之间的关系

图5为当移动节点为40时, 误警率与网络覆盖率之间的关系. 由图5可知, Random算法受误警率的影响较大. 误警率相同的情况下, Random算法的覆盖率明显低于Delaunay算法、C-V算法、PSO算法和本文算法. 随着误警率的不断增加, Random算法的网络覆盖率也随之降低. 误警率对Delaunay算法、PSO算法和本文算法影响较小, 且本文算法覆盖率最高.

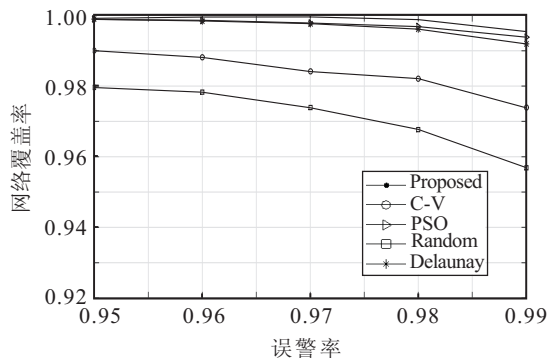


图5 误警率与网络覆盖率之间的关系

5 结论

本文针对无线传感器网络中的覆盖空洞的探测问题和网络修复问题进行了研究. 首先利用基于奈曼-皮尔逊准则的节点探测模型获得节点的探测概率; 然后根据联合概率探测图提出了一种基于C-V模型的覆盖空洞探测算法; 最后提出了基于改进粒子群算法的覆盖空洞修复算法, 并对网络进行修复. 仿真结果表明, 该算法可以有效对覆盖空洞进行修复, 提高了网络的覆盖率, 延长了网络寿命.

参考文献(References)

[1] Wang B, Lim H B, Ma D. A survey of movement strategies for improving network coverage in wireless sensor networks[J]. *Computer Communications*, 2009, 32(13/14): 1427-1436.

[2] Chen J M, Li J K, He S B, et al. Energy-efficient coverage based on probabilistic sensing model in wireless sensor networks[J]. *IEEE Communication Letters*, 2012, 14(9): 833-835.

[3] Yang Q Q, He S B, Li J K, et al. Energy-efficient probabilistic area coverage in wireless sensor networks[J]. *IEEE Trans on Vehicular Technology*, 2015, 64(1): 367-377.

[4] Wang X B, Han S H, Wu Y B, et al. Coverage and energy consumption control in mobile heterogeneous wireless sensor networks[J]. *IEEE Trans on Automatic Control*, 2013, 58(4): 975-988.

[5] Kosar R, Onur E, Ersoy C. Redeployment based sensing holes mitigation in wireless sensor networks[C]. *Proc of IEEE Wireless Communications and Networking Conf. Budapest*, 2009: 1-6.

[6] Ghosh A. Estimating coverage holes and enhancing coverage in mixed sensor networks[C]. *Proc of the 29th Annual IEEE Int Conf on Local Computer Networks*. Tampa, 2004: 68-74.

[7] Li W. A novel graphic coverage hole description in wireless sensor networks[J]. *IEEE Communications Letters*, 2014, 18(12): 2205-2208.

[8] Mei Y, Xian C, Das S, et al. Sensor replacement using mobile robots[J]. *Computer Communications*, 2007, 30(13): 2615-2626.

[9] Senouci M R, Mellouk A, Assnoute K. Localized movement-assisted sensor deployment algorithm for hole detection and healing[J]. *IEEE Trans on Parallel and Distributed Systems*, 2013, 25(2): 1267-1277.

[10] Wu C, Cheng L, Zhang Y. Node redeployment for effective prolong maintenance period in wireless sensor networks[J]. *IEICE Trans on Communications*, 2012, E95B(10): 3179-3186.

[11] Yang Y, Blum R S, Sadler B M. Energy-efficient routing for signal detection in wireless sensor network[J]. *IEEE Trans on Signal Processing*, 2009, 57(6): 2050-2063.

[12] Zhang K, Zhang L, Song H, et al. Active contours with selective local or global segmentation: A new formulation and level set method[J]. *Image and Vision Computing*, 2010, 28(4): 668-676.

[13] Wang X, Huang D, Xu H. An efficient local Chan-Vese model for image segmentation[J]. *Pattern Recognition*, 2010, 43(3): 603-618.

[14] Han W, Xu J, Wang P, et al. Defect profile estimation from magnetic flux leakage signal via efficient managing particle swarm optimization[J]. *Sensors*, 2014, 14(6): 10361-10380.