

基于量子粒子群算法的移动节点覆盖优化

王建华, 史明岳, 王婷婷

(江苏科技大学, 江苏 镇江 212003)

摘 要: 提出了基于量子粒子群的无线传感器网络覆盖优化算法. 由于在量子空间中粒子满足集聚态性质完全不同, 使得该算法可以在整个可行区域内搜索, 全局搜索能力远远优于基本粒子群, 克服了粒子群算法容易陷入局部最优的缺点. 仿真结果表明, 该算法比基本粒子群算法拥有更好的覆盖优化效果.

关键词: 无线传感器网络; 量子; 粒子群; 覆盖优化; 覆盖率

中图分类号: TP393

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2012)06-0096-04

Coverage Optimization of Dynamic Nodes Based on Quantum-Behaved Particle Swarm Algorithm

WANG Jian-hua, SHI Ming-yue, WANG Ting-ting

(Jiangsu University of Science and Technology, Zhenjiang 212003, China)

Abstract: An optimization method of wireless sensor networks coverage based on quantum-behaved particle swarm optimization(QPSO) is proposed in this paper. The aggregation characteristic of every particle in the quantum space is unique, so the algorithm can search throughout the entire feasible region. Thus the QPSO, of which global search ability is much better than PSO, can avoid the disadvantages of being easily trapped into a local extremum. Simulation results show that the proposed algorithm is superior to particle swarm optimization in coverage optimization.

Key words: WSN; quantum; particle swarm algorithm; coverage optimization; coverage rate

1 引言

对于无线传感器网络的各种应用, 网络的覆盖质量是一个重要衡量标准^[1]. 为达到预定的网络覆盖率, 通常采用的方法是大规模部署静态节点, 使用轮换节点状态和能量感知等节能覆盖方案^[2]. 然而, 过多的节点容易引起通信冲突, 因此现在越来越多利用移动节点来改善这种状况, 而如何优化移动节点位置, 有限的节点到达最大的覆盖范围, 成为一个值得研究的领域. 文献[3]将模糊控制机制引入移动节点部署中, 实现了覆盖优化. 文献[4]提出基于粒子群算法的覆盖优化方法, 这些方法可以提高覆盖率, 但基本粒子群算法在空间搜索时, 易陷入“早熟”现象, 影响覆盖优化效果. 文献[3-4]在基本粒子群中引入扰动因子, 提出改进的粒子群覆盖控制策略,

但其计算量很大, 不适用于节点数多的情况.

本文将粒子群算法与量子理论相结合, 提出了基于量子粒子群的无线传感器网络覆盖优化算法.

2 问题描述

2.1 网络模型

假设在监测区域内随机布设 n 个节点, s_i 表示无线传感器网络中的第 i 号节点, 传感器节点集合可表示为 $s = \{s_1, s_2, s_3, \dots, s_n\}$. 针对无线传感器网络特性, 作如下假设:

(1) 网络中的各节点具有相同的感知半径 R_s 和通信半径 R_c , 且有 $R_c = 2R_s$.

(2) 各节点自身的位置信息及其另邻居节点位置信息均可知.

(3) 所有移动节点能量都是充足的,可保证完成最终的位置移动。

2.2 节点测量模型

采用概率测量模型来计算网络覆盖率. 设无线传感器网络中的节点 s_i 的坐标为 (x_i, y_i) . 假定一个二维平面监测区域中任意点 p 的坐标为 (x_p, y_p) , 则节点 s_i 对目标点 p 的检测概率为

$$C_p(s_i, p) = \begin{cases} 1, & \text{if } d(s_i, p) \leq R_s - R_e \\ e^{(-\lambda_1 \alpha_1^{\beta_1} / (\alpha_2^{\beta_2} + \lambda_2))}, & \text{if } R_s - R_e < d(s_i, p) < R_s + R_e \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

式中, $d(s_i, p)$ 为传感器节点 s_i 与目标点 p 的欧氏距离; R_e ($0 < R_e < R_s$) 是传感器节点测量可靠性参数; $\alpha_1 = R_e - R_s + d(s_i, p)$, $\alpha_2 = R_e + R_s - d(s_i, p)$; $\lambda_1, \lambda_2, \beta_1, \beta_2$ 是与传感节点特性有关的测量参数. 图1所示为式(1)定义下, λ 和 β 取不同值时目标点检测概率的变化曲线。

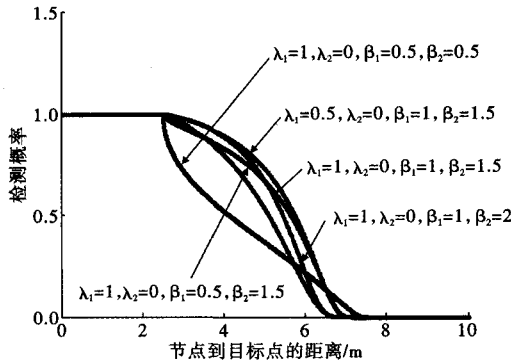


图1 检测概率的变化曲线

因此,整个二维平面监测区域内的 n 个传感器节点对目标点 p 的联合检测概率为

$$C_p(s_{all}, p) = 1 - \prod_{i=1}^n (1 - C_p(s_i, p)) \quad (2)$$

式中, s_{all} 为测量目标点的传感器节点集合. 为了满足覆盖要求,通常要求联合检测概率不低于根据网络需求所设定的阈值 c_{th} , 则目标点能被有效检测到的条件为

$$\min_{x_p, y_p} \{C_p(s_{all}, p)\} \geq c_{th} \quad (3)$$

2.3 网络覆盖模型

为了有效评价网络覆盖性能,文中采用网格化方法将待监测区域划分成个 $m \times n$ 个网格,再将单元格简化为像素点. 本文中,网络覆盖率定义为满足式(3)要求的单元格数量占总的单元格数量的比例,

即:

$$C_r = \frac{\sum_{x_p=1}^m \sum_{y_p=1}^n C_p(s_{all}, p)}{m \times n} \quad (4)$$

为比较各算法的覆盖性能,文中引入文献[5]提出一项评价指标 R_d , 文中表示成

$$R_d = \frac{\text{cov}_f - \text{cov}_i}{D} \quad (5)$$

式中, $\text{cov}_i, \text{cov}_f$ 分别表示优化前后的网络覆盖率, D 表示节点平均移动距离, 这里平均移动距离是指节点从初始位置到优化后的网络中各自最优位置所移动距离的平均值, D 越小, 系统因移动消耗的总能量就越少. 故 R_d 越大, 则在相同 D 下, 网络覆盖率改变值越大。

3 基于量子粒子群的无线传感器网络覆盖优化

3.1 基本粒子群算法描述

设搜索空间为 j 维, 粒子群规模为 m . 对于粒子 i 来说 $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, x_{i3}, \dots, x_{ij})$ 表示其位置, 它在空间以某个速度飞行, 速度表示为 $V_i = (v_{i1}, v_{i2}, v_{i3}, \dots, v_{ij})$, 它所经历的最佳位置为 $P_i = (p_{i1}, p_{i2}, p_{i3}, \dots, p_{ij})$, 也记作个体极值 $pbest$, 整个粒子群中所有粒子在历代搜索过程中所达到的最优解称为全局最优解 $gbest$.

每次迭代中粒子 i 根据以下公式来更新自己的速度和位置:

$$v_{ij}^{k+1} = w(k) \times v_{ij}^k + c_1 r_{1j} (pbest_{ij}^k - x_{ij}^k) + c_2 r_{2j} (gbest_{gj}^k - x_{ij}^k) \quad (6)$$

$$x_{ij}^{k+1} = x_{ij}^k + v_{ij}^{k+1} \quad (7)$$

式中, c_1 为微粒自身加速度权重系数, c_2 为全局加速度权重系数, r_{1j} 和 r_{2j} 为 $0 \sim 1$ 内的随机数, x_{ij}^k 和 v_{ij}^k 分别为粒子 i 在第 k 次迭代中第 j 维的位置和速度, 二者均被限制在一定范围内; $pbest_{ij}^k$ 是粒子 i 在第 j 维的个体极值的位置; $gbest_{gj}^k$ 是群体在第 j 维的个体极值的位置; w 为惯性权重系数, 表示为

$$w(k) = 0.9 - 0.5 \times k / \text{max_step} \quad (8)$$

式中, k 为当前的迭代步数, max_step 为最大迭代数。

3.2 量子粒子群算法原理

在量子空间中粒子满足聚集态的性质完全不同, 这使得它可以在整个可行空间进行搜索, 因而 QPSO 算法的全局搜索能力远优于基本 PSO 算法。

处于量子空间中的粒子的速度和位置是不能同时确定的,在 QPSO 算法中,粒子的状态只通过波函数 $\Psi(x, t)$ 来描述,当 $\Psi(x, t)$ 确定后,粒子的任何一个力学量的平均值及其测值几率的分布都完全确定.通过求解薛定谔方程来得到粒子在空间某一点出现的概率密度函数,随后通过蒙特卡罗随机模拟的方法得到粒子的位置的方程^[6]:

$$x(t+1) = p \pm \beta \cdot |mBest - x(t)| \cdot \ln\left(\frac{1}{u}\right) \quad (9)$$

其中,

$$p_j = (\varphi_1 p_{ij} + \varphi_2 p_{gj}) / (\varphi_1 + \varphi_2) \quad (10)$$

表示第 j 个粒子的个体极值, $\varphi_1 + \varphi_2 = 1$.

$$\begin{aligned} mBest &= \sum_{i=1}^M p_i / M \\ &= \left(\sum_{i=1}^M p_{i1} / M, \sum_{i=1}^M p_{i2} / M, \dots, \sum_{i=1}^M p_{id} / M \right) \end{aligned} \quad (11)$$

表示为所有粒子的平均极值. M 为种群规模, $u = rand(0, 1)$ 为产生的随机数,若 $u > 0.5$ 则式(9)中 β 前的符号取负值,否则取+. β 为收缩扩张因子,实验表明 β 从 1.0 线性减小到 0.5 时优化效果很好.

在量子空间中粒子满足集聚态性质完全不同,因此量子粒子群算法可以在整个可行区域内搜索,全局搜索能力优于基本粒子群,克服了粒子群算法容易陷入局部最优的缺点.在量子粒子群中取消了速度的概念,只是通过位置进行更新优化,这使得算法的控制参数更少,操作简单,具有更快的收敛速度.

3.3 基于量子粒子群的无线传感器网络覆盖优化算法

假设群体中有 m 个粒子,每个粒子包含 n 个节点,每个粒子表示一种节点的分布方案.以 x_i 表示粒子 i 的位置向量, $x_i = (x_{i1}, y_{i1}, x_{i2}, y_{i2}, \dots, x_{ik}, y_{ik}, \dots, x_{in}, y_{in})$. 其中, x_i 中各个元素依次分别表示节点 1 到 n 的横坐标和纵坐标.

基于量子粒子群的无线传感器网络覆盖优化过程如下:

(1) 初始化 n 个传感器节点位置,在监测区域内随机生成各个粒子的位置,根据式(1)~式(4)计算初始分布时的网络覆盖率.

(2) 初始化每个粒子的个体最优位置 p_{best} 和群体最优位置 g_{best} .

(3) 对各个粒子按式(9)~(11)更新粒子的位

置,重新根据式(1)~(4)计算每个粒子经过位置更新后的网络覆盖率.

(4) 将每个粒子更新位置后的覆盖率与 p_{best} 对应的覆盖率作比较,若较大,则更新 p_{best} .

(5) 将群体中的每个粒子的个体最优 p_{best} 对应的覆盖率与 g_{best} 对应的覆盖率作比较,若较大,则更新 g_{best} .

(6) 如果到达最大迭代次数 $\max_step$,则结束优化过程,此时返回群体的最优分布,否则返回(2).

4 仿真实验与结果分析

4.1 仿真参数设置

假定需要对某 $50 \text{ m} \times 50 \text{ m}$ 的二维区域进行监测.初始时,在监测区域内随机抛撒 30 个节点.节点感知半径 $R_s = 5 \text{ m}$,节点通信半径 $R_c = 10 \text{ m}$,概率检测模型参数 $\lambda_1 = 1, \lambda_2 = 0, \beta_1 = 1, \beta_2 = 1.5$,网格覆盖率阈值 $C_{th} = 0.8$,最大迭代次数 $\max_step = 300$.

4.2 实验结果分析

本文利用 MATLAB 软件进行算法仿真.为了对比分析两种算法的覆盖性能优劣,文中采用相同的仿真条件.如图 2 所示,首先在监测区域内随机生成传感器初始节点的位置.图中矩形框表示所要覆盖的目标区域,“+”表示传感节点的位置,圆表示感知半径的覆盖区域.

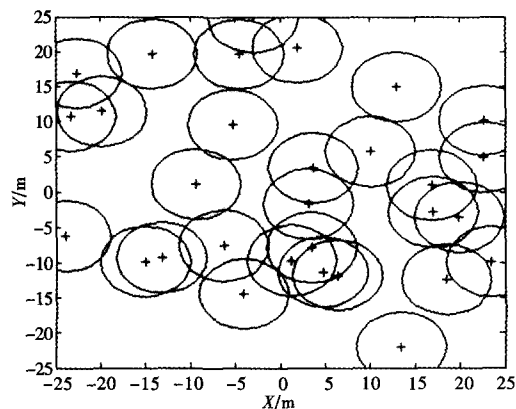


图2 初始节点分布

图 3 和图 4 分别表示经过基本粒子群和量子粒子群算法优化后,传感器节点移动后的最终位置.

对比图 3 和图 4 可发现,经过基本粒子群算法优化后,较初始条件下有一定改善,但节点分布不是很均匀,重复覆盖区域仍然较多;而经过量子粒子群算法优化的节点分布会均匀得多,重复覆盖区域相对较少.

如图 5 所示,网络初始随机分布时的覆盖率为

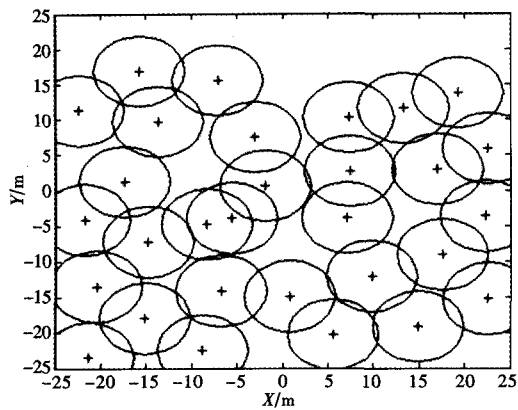


图 3 基本粒子群优化后分布

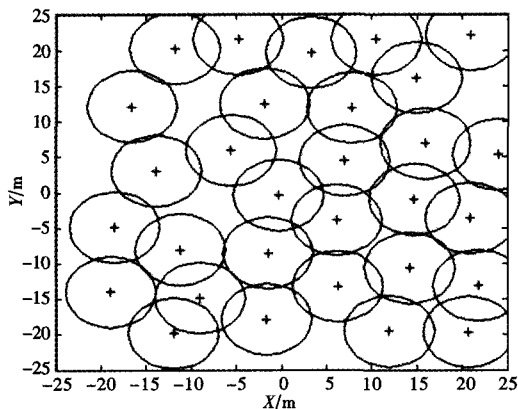


图 4 量子粒子群优化后分布

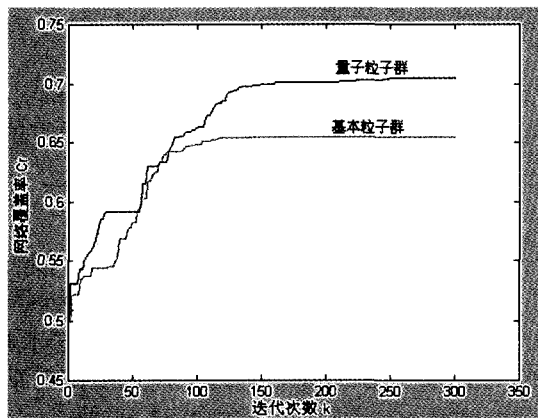


图 5 两种算法覆盖率曲线对比

49.92%,经过 136 次迭代后基本粒子群的网络覆盖率收敛至稳定值 64.96%;而此时量子粒子群的网络覆盖率为 69.76%,之后不断增加,在经过 300 次迭代后收敛至全局最优解,覆盖率达到 70.52%。这些数据表明,早期时,量子粒子群算法比基本粒子群能够更快搜索到群体最优;到后期时,基本粒子群会陷入局部最优,而由于量子粒子群可在整个可行空间内进行搜索,不易陷入局部最优,全局搜索能力远

远优于基本粒子群,可以更好地进行节点位置优化,提高网络覆盖率。

按实验结果,表 1 中给出两种算法覆盖性能的比较,其中包括覆盖率,耗时, Rd 以及平均移动距离。

表 1 算法覆盖性能比较

算法	覆盖率	耗时	Rd	平均移动距离
PSO	64.96%	757.1 s	0.005 9	25.330 0
QPSO	70.52%	752.8 s	0.008 2	24.277 2

由表 1 可见,基于量子粒子群的覆盖优化算法比基于基本粒子群的在覆盖率上要提高 5.56%,并且耗时更短, Rd 也比后者大,这说明其覆盖率改善效果远优于基本粒子群,覆盖效果更优;同时,节点的平均移动距离少了约 1.05 m,这样可以减少节点移动所消耗的能量,延长网络生命周期。

5 结束语

本文将量子理论与粒子群算法相结合,提出了基于量子粒子群的无线传感器网络覆盖优化算法。该算法采用概率检测模型,以网络覆盖率为目标,利用量子空间中粒子满足集聚态性质完全不同的特点,在整个可行空间内进行搜索,避免陷入局部最优,全局性能远优于基本粒子群。仿真结果表明,该算法较基本粒子群算法收敛速度更快,在提高网络覆盖率的同时,可减少节点移动距离,节省节点能量,达到了对整体覆盖性能的优化。

参考文献:

[1] Huang C F, Tseng Y C. The coverage problem in a wireless sensor network[J]. Mobile Networks and Applications, 2005,10(4):519-528.

[2] 毛莺池,周晓峰,王志坚,等. 能量感知的无线传感器网络覆盖控制协议[J]. 微电子学与计算机,2008,25(10):27-29.

[3] 林祝亮,冯远静,俞立. 无线传感器网络覆盖的粒子群进化优化策略研究[J]. 传感技术学报,2009,22(6):873-877.

[4] 林祝亮,冯远静. 基于粒子群算法的无线传感器网络覆盖优化策略[J]. 计算机仿真,2009,26(4):190-193.

[5] 向西西,黄宏光,李予东. 基于粒子群算法的混合无线传感网覆盖优化[J]. 计算机应用研究,2010,27(6):2273-2275.

程序要求的 CPU 服务时间平均值小于要求的数据库事务管理器服务时间,则,数据库事务管理器是性能瓶颈。

5 结束语

本文把排队网路理论中的理论和方法应用到数据库系统中各部件的瓶颈分析中,为查找数据库系统中的瓶颈提供一种有效的分析方法。

随着数据库系统规模的日益增大,数据库系统的性能分析和评价变得越来越重要,计算机系统的其它性能评价方法,比如随机 *petri* 理论^[6-7]都可以对数据库系统的分析提供不同的分析方法。

参考文献:

- [1] 吴庆春. 数据库性能优化主要方法[J]. 硅谷, 2010(3):53-53.
- [2] 李泽朋,王国良,刘学辉. 提高网络资源库性能的策略研究[J]. 计算机与网络, 2009(5): 51-53.
- [3] 刘琼,李世银,王秀娟. 自相似网络流量建模及分析[J]. 微电子学与计算机, 2009, 26(11): 131-134.
- [4] 林闯. 计算机系统性能评价[M]. 北京:清华大学出版社, 2003:74-87.
- [5] Abraham Siberschatz. 数据库系统概念[M]. 5版. 杨冬青,译. 北京:机械工业出版社, 2008:574-576.
- [6] Lin Zhang, Lars M, Kristensen. A coloured petri net

based tool for course of action development and analysis[C]//CRPIT '02 Proceedings of the conference on Application and theory of petri nets: formal methods in software engineering and defence systems-Volume 12. Australian Computer Society; 2002.

- [7] 王亚文,刘智平. 一种基于时间权重的 Petri Net 工作流程建模[J]. 微电子学与计算机, 2011, 28(3): 153-156.

作者介绍:



苏桂平 女, (1963—), 博士, 副教授, 硕士生导师. 研究方向为信息安全、计算机理论和应用。



李斌臣 男, (1987—), 硕士研究生. 研究方向为数据库性能分析与提升。

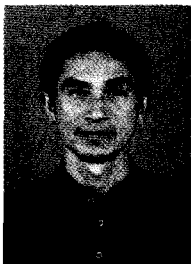
(上接第 99 页)

- [6] Sun J, Feng B, Xu WB. Particle swarm optimization with particles having quantum behavior[C]//Proceedings of 2004 Congress on Evolution Computation. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2004:325-331.

史明岳 男, (1987—), 硕士研究生. 研究方向为无线传感器网络。

王婷婷 女, (1988—), 硕士研究生. 研究方向为智能信号处理。

作者简介:



王建华 男, (1956—), 副教授, 硕士研究生导师. 研究方向为雷达信号处理和智能控制。