

文章编号: 2095-4980(2015)03-0486-06

基于改进粒子群算法的无线传感网络覆盖优化

冯琳*, 冉晓旻, 梅关林

(信息工程大学 信息工程学院, 河南 郑州 450001)

摘要: 针对传统粒子群算法容易陷入早熟陷阱而导致无线传感网络(WSN)的覆盖优化效果欠佳的现象, 提出一种引入种子杂交策略的粒子群优化(PSO)改进算法。通过将前期的 PSO 算法寻优与后期的种子杂交策略相结合, 从而完成覆盖性能的优化。综合理论分析与实验仿真可知, 相比于其他算法, 本文算法改善了覆盖率与 RD 指标, 在改善网络覆盖性能方面具有一定优势。

关键词: 混合传感网; 覆盖; 粒子群优化(PSO); 种子杂交

中图分类号: TN711.1; TP393 **文献标识码:** A **doi:** 10.11805/TKYDA201503.0486

WSN coverage optimization by improved artificial PSO algorithm

FENG Lin*, RAN Xiaomin, MEI Guanlin

(School of Information Systems Engineering, Information Engineering University, Zhengzhou Henan 450001, China)

Abstract: Traditional PSO(Particle Swarm Optimization) algorithm is liable to fall into the trap of premature, which will lead to poor optimization coverage results of WSN(Wireless Sensor Network). An improved PSO algorithm with the strategy of hybrid seeds is proposed. It completes the coverage performance optimization through combining the early post-PSO algorithm and hybrid seeds strategy. In contrast to other algorithms, this proposed algorithm can improve the coverage and RD index according to theoretical analysis and simulation results.

Key words: hybrid sensor networks; coverage; Particle Swarm Optimization (PSO); hybrid seeds

针对 WSN 网络的覆盖优化问题, 传统的方法在节点部署获取较优解方面存在一定困难^[1-2]。目前, 无线传感器网络存在节点能耗过快、区域覆盖率较难提高以及节点之间的通信障碍等一系列有待改善的难题, 其中, 如何保证目标区域的覆盖率是组网后期延长网络生存时间、调整部署策略以及改善通信协议的基础, 是确保 WSN 功能正常时限的关键步骤^[3]。群智能优化算法的出现, 为许多复杂问题的解决提供了一种新理念。在最初随机播撒后, 移动节点通过算法控制自己的位置来弥补最初的覆盖缺陷, 从而达到提高监测区域覆盖率的目的。文献[4]采用人工鱼群算法进行布设优化, 但算法在后期运行搜索的盲目性较大。文献[5]采用蚁群算法, 虽具有较好的可扩充性, 但是容易出现停滞, 算法收敛时间较长。针对传统的 PSO 算法在无线传感网的覆盖优化应用中表现出的“早熟”问题, 本文提出了一个基于改进的 PSO 算法的 WSN 覆盖优化策略。WSN 节点部署时粒子要进行空间最佳位置的搜索, 在这过程中粒子通常将历史最佳位置与群体历史最佳位置作为目标运动位置, 而这会局限算法的搜索范围, 得不到最优解。针对 PSO 算法这一明显缺陷, 传统方法通常是增加种群的粒子数或者减弱粒子对当前种群搜索到的全局最优位置的追逐, 虽然起到了一定作用, 但是增加粒子数量也会提高算法的复杂度, 减弱粒子对全局最优点的追逐, 使得算法收敛难度增大。本文在基本 PSO 算法基础上引入了种子杂交策略, 既避免了算法复杂度以及收敛难度的增大, 又通过粒子杂交成功地使算法跳出“早熟”陷阱。

1 覆盖问题模型

假定网络所在区域是一个二维矩形平面, 移动节点满足文献[6]所述条件: a) 自身位置信息的获取; b) 信息的感知、处理与转发; c) 节点的自移动能力; d) 同一部署位置不存在重复节点。

收稿日期: 2014-06-16; 修回日期: 2014-08-13

基金项目: 国家科技重大专项基金资助项目(2014ZX03006003)

*通信作者: 冯琳 emil:732363731@qq.com

针对传感节点部署特点, 假设: a) 覆盖区域内存在一个中心节点, 足以处理其他节点的感知信息; b) 所有节点时钟同步^[7], 节点位置信息可以通过定位技术得到; c) 初期部署采取随机播撒的方式完成。

1.1 节点覆盖模型及覆盖率

假设节点部署在二维平面 Z , 将目标区域进行像素点离散化($M \times N$), 所部署的 N 个(包括静态节点和移动节点)节点为同构节点, 即节点的参数信息都一致, 节点感知半径均为 r 。

通信半径 R 为感知半径 r 的 2 倍^[8], 即 $R = 2r$, 每个节点的坐标均已知。 $C = \{c_1, c_2, \dots, c_n\}$ 代表所有的布设节点。其中 $c_i = (x_i, y_i, r)$ 表示以节点坐标的圆心位置为 $\{x_i, y_i\}$, 感知半径为 r 。节点采用简单的布尔感知模型, 即感知节点 c_i 对于目标点 (x, y) 的覆盖率只有 0, 1 两种情况:

$$p_{\text{cov}}(x, y, c_i) = \begin{cases} 1 & d \leq r \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

式中 $d = \sqrt{(x_i - x)^2 + (y_i - y)^2}$ 代表感知节点与感知目标之间的距离。

布设节点集的联合测量概率为:

$$p_{\text{cov}}(C) = 1 - \prod_{c_i \in C} (1 - p_{\text{cov}}(x, y, c_i)) \quad (2)$$

1.2 区域覆盖率

定义区域覆盖率为: 节点集的覆盖面积与监测区域的总面积之比, 记节点集的区域覆盖率为 $R_{\text{cov}}(C)$ 。目标点被传感器节点所组成集合的覆盖率的衡量标准是联合测量概率 $p_{\text{cov}}(C)$, 因此节点集 C 的区域覆盖率为:

$$R_{\text{cov}}(C) = \frac{\sum p_{\text{cov}}(C)}{mn} \quad (3)$$

区域覆盖率的计算步骤如下:

步骤 1: 由式(1)对每个目标点的覆盖率进行计算。

步骤 2: 由式(2)算出所有目标点(所有像素点)对传感器节点集合的联合覆盖率。

步骤 3: 最后由式(3)算出传感器节点集的区域覆盖率 $R_{\text{cov}}(C)$, 并将 $R_{\text{cov}}(C)$ 作为本文覆盖优化算法的优化目标函数。

2 基于改进粒子群算法的 WSN 覆盖优化

理论研究和工程实践中, 很多问题的最终解决需要最优化的求解^[9], 而目标函数通常不止一个, 由此衍生出了多目标优化问题。如何在基于多个目标函数下的多个最优解之间寻求一个整体利益最大化的均衡解, 就是所谓的折中解的集合。GA 算法、粒子群算法、鱼群算法等在解决最优化问题中都有各自的优缺点, 其主要表现在寻找最优解的精确度与寻优的收敛速度两个方面。鱼群算法在精确度方面较难达到寻优要求, GA 算法在收敛速度方面也存在较大缺陷且工程量较大。本文在现有 PSO 算法基础上进行改进, 以实现覆盖优化。

2.1 粒子群算法的基本思想

PSO 算法属于进化算法的一种, 受生物启发对鸟群觅食过程中的迁徙和群集进行模拟, PSO 算法基于一个假定的随机解, 通过不断改变粒子速度、不断地迭代寻优来找到最佳位置, 目标函数值是每一步迭代的评价标准, 它不需要像 GA 算法那样不断进行繁重的“交叉”和“变异”, 因此单纯从算法角度比 GA 算法简单。作为一种并行算法, 它通过追随当前搜索到的最优值来寻找全局最优。

随着粒子群的发展, 文献[10]提出惯性因子 w 线性递减的改进算法, 国际上逐渐称带惯性因子的粒子群算法为标准粒子群算法。设粒子群由 m 个粒子组成, 粒子在 D 维的目标空间中搜索, $z_i = (z_{i1}, z_{i2}, \dots, z_{im})$ 为第 $i = (i = 1, 2, \dots, m)$ 粒子的位置矢量, $v_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{im})$ 为第 i 个粒子的飞行速度, 即粒子位置移动的快慢, $p_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{im})$ 为第 i 粒子搜索到的最优位置, $p_g = (p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gn})$ 为整个粒子群搜索到的最优位置。在每次迭代中, 标准粒子群算法根据下式更新速度和位置:

$$v_{id}^{k+1} = wv_{id}^k + c_1r_1(p_{id} - z_{id}^k) + c_2r_2(p_{gd} - z_{id}^k) \quad (4)$$

$$z_{id}^{k+1} = z_{id}^k + v_{id}^{k+1} \quad (5)$$

式中： $i=1,2,\dots,m$ ； d 为当前维数， $d=1,2,\dots,D$ ； k 为当前迭代次数， r_1 为 $[0,1]$ 之间的随机数。 c_1 和 c_2 为学习因子，也称为加速因子。

惯性权重 w 为：

$$w = w_{\max} - \frac{w_{\max} - w_{\min}}{iter_{\max}} \times k \quad (6)$$

式中： w_{\max} 为初始权重； w_{\min} 为最终权重； $iter_{\max}$ 为最大迭代次数； k 当前迭代次数。

文献[11]提出了基于概率测量模型的改进粒子群优化方法，取得了很好的效果。文献[1]通过对粒子分簇并行搜索，采取碰撞理论的改进方法，有效地提高了算法的稳定性。

2.2 引入种子杂交策略改进算法

所谓“早熟”问题^[12]，就是算法在寻优过程中，在没有达到最优效果前过早地停止了搜索过程，当前得到的解称之为局部最优。如何避免陷入局部最优情况是本文研究的重点，从单个粒子跳出局部最优状态角度出发，避免全局陷入局部最优，种子杂交策略的引入恰恰能改善这种现象。

2.2.1 改进算法可行性分析

1) 种子杂交策略^[3]运用遗传算法的思想，在寻优过程中结合了粒子前面解的继承性与周围解的关联性，有效跳出“早熟”陷阱。

2) 改进算法不需要对初始解进行重新赋值，只需借助周边粒子解，效果也优于在后期加入随机扰动，因此可以作为一种好策略来逃逸局部最优状态^[13]。

3) 种群的粒子数量不需要增大，不会引起算法复杂度的增加。

4) 种群例子的搜索能力没有减弱，算法的收敛性能也不会降低。

2.2.2 杂交的主要思想

主要思想是：设 $T_{\text{init}}^{(1)}$ 是某粒子周边多个粒子解，运行寻优算法，记粒子第1次局部最优状态的解为 $T_{\text{best}}^{(1)}$ 。将 $T_{\text{init}}^{(1)}$ 与 $T_{\text{best}}^{(1)}$ 进行杂交得到 $T_{\text{init}}^{(2)}$ 。具体杂交方法为：将粒子此时的局部最优解 $T_{\text{best}}^{(1)}$ 与其周边多个粒子解 $T_{\text{init}}^{(1)}$ 进行杂交求值，即求得共10个粒子的所有维数坐标的均值。将第1步杂交得到的 $T_{\text{init}}^{(2)}$ 作为下一次的运算初值，继续运行算法，记第2次粒子局部最优状态的解为 $T_{\text{best}}^{(2)}$ ，粒子杂交方法同第1次杂交，继续运行算法。通过不断的杂交过程后，可以发现所得到的最优解不断得到优化。如果还没有得到需要的最优解，则必须对陷入局部最优状态的粒子不断执行杂交策略，采取与上述相同的方法继续进行寻优的过程，直到找到最优解为止。

2.3 算法主要步骤描述

目标函数为将1.2节中的式(3)，改进的PSO算法中的寻优粒子就是目标区域内所部署的 M 个移动传感器节点，算法步骤如下：

a) 对移动粒子的位置 Z_i 和速度 V_i 进行初始化，根据式(3)计算区域的初始覆盖率。

b) 通过2.1中式(4)、式(5)进行计算，得到新的粒子速度信息值与位置信息值并进行更新。

c) 同样根据式(3)计算得到粒子第1次迭代后区域覆盖率 R_{new} 。

d) 比较上一步中得到的覆盖率与粒子自身最佳位置时的覆盖率 R_{best} 。若 $R_{\text{new}} > R_{\text{best}}$ ， $R_{\text{best}} = R_{\text{new}}$ ；否则， R_{best} 保持不变。

e) 求得当前粒子得到的覆盖率 R_{new} 与上一次粒子覆盖率 R_1 的差值并与判定标准进行比较，如果连续多次 $|R_{\text{new}} - R_1| < K$ (本文中判定标准 K 设为0.5%)，则从此状态开始进行粒子杂交，具体杂交方法按照2.2.2中步骤进行；否则，返回步骤b)。

f) 比较杂交后得到的群体中每个粒子位置与该群体最好位置的 R_{gbest} ，如果有粒子的位置优于群体最好位置，则对 R_{gbest} 进行重新赋值更新。

g) 判定覆盖率是否达到要求或者迭代次数是否达到实验仿真设定值，满足条件则算法停止，并将得到的群体最佳位置作为算法最终解；否则，返回步骤b)。

为了进一步明确算法的步骤，给出算法的运行流程图，如图1所示。

算法改进的关键步骤：

将标准 PSO 算法作如下改进：在标准算法的第 4 步完成后，类似于判断是否引入扰动因子一样，必须设定一个判定标准 K (本文设定其为 0.5%)，对上一次得到的粒子目标值与当前所得目标函数值进行差值计算，然后将所得差值与判定标准进行比较，如若连续多次差值小于判定标准，认为该粒子进入局部最优状态，丧失寻优能力，对局部最优值进行种子杂交，首次杂交的局部最优值就是 2.2.2 中提到的 $T_{best}^{(1)}$ 。

3 引入种子杂交策略的改进 PSO 覆盖优化仿真实验

3.1 仿真环境及参数设置

假设在 $80\text{ m} \times 80\text{ m}$ 的正方形区域中离散化 80×80 个栅格点，布置 N 个无线传感节点，移动节点数量为 20 个，节点移动位置为除去固定节点覆盖区域的空洞区域。传感器感知半径 $r=8\text{ m}$ ，通信半径为 $R=2r=16\text{ m}$ ，设定参数 $c_1=c_2=1$ ，最大迭代次数 $T=80$ 。最大惯性系数与最小惯性系数分别为 $w_{\max}=0.9$ ， $w_{\min}=0.4$ ，种群规模为 30。本文采用主频为 2.0 GHz 的计算机在 Matlab2009b 环境下进行本文算法的覆盖优化仿真。

3.2 优化效果图及分析

图 2、图 3 中以实心圆为圆心的节点代表静态节点，以实心三角形为圆心的节点代表移动节点。图 2 为通过随机播撒后区域的初始覆盖效果图；图 3 为优化后的覆盖效果图。经过 80 次迭代，移动节点从相对密集的区域向相对空旷的区域移动，区域的整体覆盖率明显提高。由此可见本文提出的算法效果明显。

3.3 覆盖优化算法效果对比

图 4 为覆盖率变化曲线，随迭代次数增加，最终区域的覆盖率从最初的 67.23% 提高到 79.79%。在前 10 次迭代中，覆盖率变化较快；到 30 次以后覆盖率的增幅变缓，在这一过程中惯性因子 w 发挥了主要作用，在 PSO 算法中，开始迭代时算法容易找到较优解，所得到的解通常优于前一解。随着迭代的进行，种子杂交策略开始发挥重要作用，虽然结果逐渐趋于稳定，但覆盖率还在慢慢提高。

为了验证改进算法的可行性，对本文算法、标准 PSO 算法、文献[14]方法这 3 种方法，在相同参数条件下进行仿真对比，得到结果如图 5。从图 5 中的曲线可以看出，标准粒子群算法易陷入早熟收敛问题，优化结果不理想。文献[14]提出的利用扰动因子改进的算法避免了早熟问题，提高了覆盖率，但是比本文算法优化的覆盖率略低，且该算法中如何选取合适的扰动因子存在一定困难，选取不当可能导致覆盖优化效果的下降。

RD 指标是文献[15]中所提出的衡量覆盖算法性能的指标： $RD = \text{覆盖率} / \text{平均移动距离}$ 。显然， RD 越大，说明网络改善性能越好。首先得到移动节点所占比例不同的情况下 4 种优化策略的覆盖率变化曲线，如图 6 所示。在移动节点分别占 10%、20%、30%、40%、50% 的状态下，得到本文算法与文献[14]、文献[15]算法的 RD 指标对比见表 1，由表 1 看出，本文的 RD 指标明显优于另外 2 种算法。因此可以说明本文改进方法在对于网络覆盖的改善性能方面较为优秀。

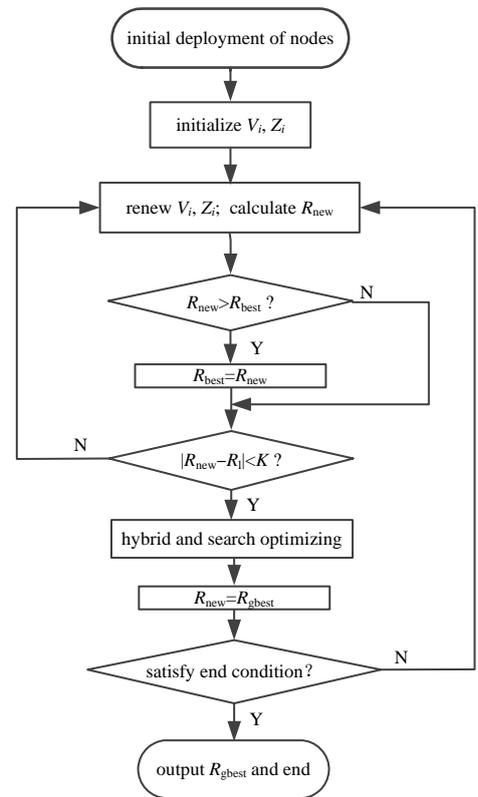


Fig.1 Flow of proposed algorithm
图 1 算法步骤流程图

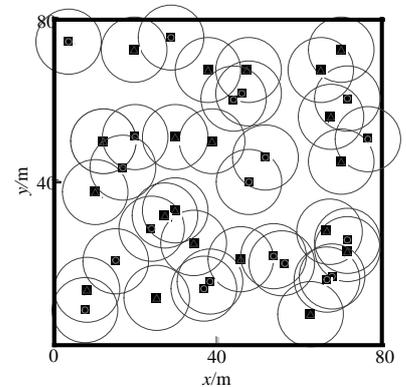


Fig.2 Initial distribution of nodes
图 2 节点初始分布图

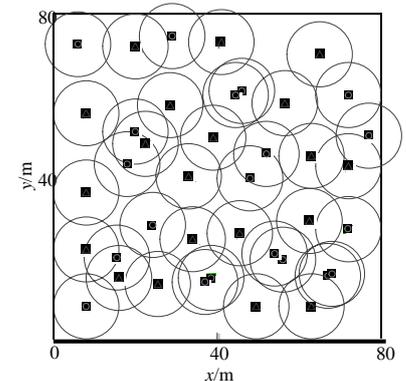


Fig.3 Optimized nodes overlay
图 3 优化后节点覆盖图

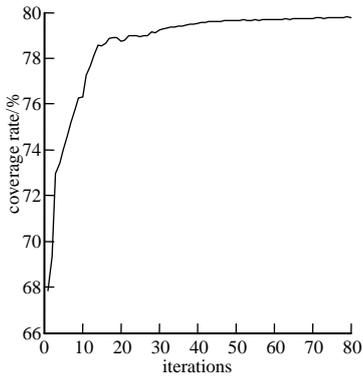


Fig.4 Coverage curve
图 4 覆盖率变化曲线

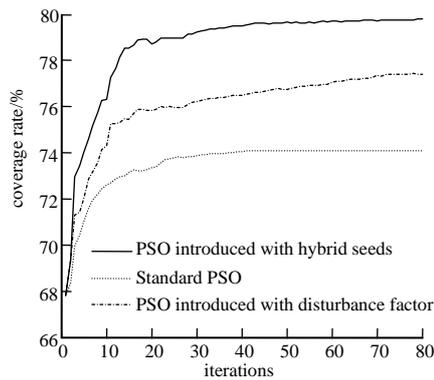


Fig.5 Coverage comparison
图 5 覆盖率变化对比图

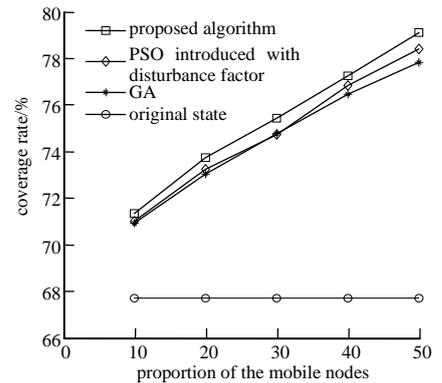


Fig.6 Coverage comparison among the mobile nodes with different proportions
图 6 不同比例移动节点的覆盖率对比

表 1 三种算法的 RD 指标对比

Table1 RD comparison among the three algorithms

proportion of the mobile node /%	GA	PSO introduced with disturbance factor	proposed algorithm
10	2.181	2.184	2.192
20	2.502	2.532	2.564
30	2.811	2.877	2.936
40	3.097	3.137	3.203
50	3.388	3.403	3.464
average RD	2.796	2.827	2.872

3.4 仿真总结

从 3.2 和 3.3 可以看出, 本文算法理论上改善效果明显, 引入的种子杂交策略对算法收敛性有明显提高。即使移动距离可能大于其他 2 种算法, 但是最终的 RD 指标较优, 且不需要对扰动因子等参数进行控制就可避免 PSO 算法的早熟陷阱。相比于 GA 算法, 本文算法实现起来更为简单, 更利于在多样的复杂环境中运用。

4 结论

本文基于现有的 PSO 算法存在的早熟陷阱问题, 引入种子杂交策略对其进行改进, 通过仿真, 理论上证明了算法的可行性, 有效地改善了混合传感器网络的覆盖性能。混合传感器网络是今后 WSN 覆盖的重点研究方向, 今后更应着眼于如何加快算法的收敛速度, 减少节点移动距离, 提高 RD 指标等问题, 更好地改善 WSN 的覆盖优化问题。

参考文献:

- [1] 冯智博, 黄宏光, 李奕. 基于改进粒子群算法的 WSN 覆盖优化策略[J]. 计算机应用研究, 2011, 28(4): 1272-1275. (FENG Zhibo, HUANG Hongguang, LI Yi. Strategy of wireless sensor networks coverage optimization by improved particle swarm algorithm[J]. Application Research of Computers, 2011, 28(4): 1272-1275.)
- [2] WU K, GAO Y, LI F. Light weight deployment ware scheduling for Wireless Sensor Networks[J]. Mobile Networks and Applications Special Issue on Energy Constraints and Lifetime Performance in Wireless Sensor Networks, 2005, 10(6): 837-852.
- [3] 李善仓, 张德运. 一种高效节能分布式传感器网络覆盖协议[J]. 西安交通大学学报, 2007, 41(10): 1132-1136. (LI Shancang, ZHANG Deyun. Distributed high efficiency and energy-saving coverage protocol of Wireless Sensor Networks[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2007, 41(10): 1132-1136.)
- [4] 王蕊, 刘国枝. 基于鱼群优化算法的无线传感器网络部署[J]. 振动与冲击, 2009, 28(2): 8-11. (WANG Rui, LIU Guozhi. Wireless Sensor Network deployment based on fish-based optimization algorithm[J]. Journal of Vibration and Shock, 2009, 28(2): 8-11.)
- [5] HUANG Ru, ZHU Jie, XU Guanghui. Energy-efficient mechanism based on ACO for the coverage problem in sensor networks[J]. Journal of Southeast University: English Edition, 2007, 23(2): 255-260.
- [6] 周彤, 洪炳榕, 朴松昊. 基于虚拟力的混合感知网节点部署[J]. 计算机研究与发展, 2007, 44(6): 965-972. (ZHOU Tong, HONG Bingrong, PIAO Songhao. Hybrid sensor networks deployment based on virtual force[J]. Journal of Computer Research and Development, 2007, 44(6): 965-972.)

(下转第 496 页)