

基于改进鱼群算法的 WSN 覆盖优化策略

李 丽¹, 李 会¹, 张天丽², 陶佰睿¹, 张文秀¹

(1. 齐齐哈尔大学 通信与电子工程学院, 黑龙江 齐齐哈尔 161006;

2. 北京航空航天大学 材料科学与工程学院, 北京 100191)

摘 要: 本文提出了一种基于改进人工鱼群算法的无线传感器网络覆盖优化策略. 通过对人工鱼群视野范围和步长的自适应调整, 提高了算法的寻优精度、收敛速度以及稳定性; 再结合 WSN 网络覆盖的性能, 使网络覆盖得以优化. 仿真结果表明, 改进的人工鱼群算法优化的网络覆盖率比基本人工鱼群算法的网络覆盖率提高了 17%.

关键词: 无线传感器网络; 鱼群算法; 覆盖优化

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2013)02-0083-04

Strategy of WSN Coverage Optimization by Improved Artificial Fish Swarm Algorithm

LI Li¹, LI Hui¹, ZHANG Tian-li², TAO Bai-rui¹, ZHANG Wen-xiu¹

(1 Institute for Communication Engineering, Qiqihar University, Qiqihar 161006, China;

2 School of Materials Science and Engineering, Beihang University, Beijing 100191, China)

Abstract: This paper presents a coverage optimization strategy based on improved artificial fish swarm algorithm for wireless sensor networks. by adjusting the artificial fish swarm range of vision and step adaptively improved the accuracy of optimization, convergence speed and stability, then combined with the nature of the WSN network coverage, the network can be optimized. The simulation results show that: Compared to the basic artificial fish swarm algorithm, the improved artificial fish swarm algorithm optimize the network coverage of the network coverage improved 17%.

Key words: wireless sensor networks; fish swarm algorithm; coverage optimization

1 引言

WSN 网络的优化问题, 目的是使节点数目最少或是使覆盖率最大, 用传统的方法都难以得到较优的解^[1-4]. 相关算法比较复杂^[3], 收敛速度慢且不容易实现. 群体智能寻优算法群体优势强, 在没有集中控制以及全局模型条件下, 为许多复杂的问题提供了新的思路. 本文根据无线传感器的相关特征, 设计了一个基于改进的人工鱼群算法的覆盖优化策略. 目标是使覆盖范围变大, 网络寿命变长, 运行时间变短, 更好地优化传感器网络.

2 覆盖问题模型

2.1 节点覆盖率以及节点集覆盖率

假设监测区域 Z 为二维平面, 且 Z 被数字离散化为 $m \times n$ 个像素, 像素点坐标为 (x, y) , 在监测区域上投放参数相同的传感器节点, 传感器节点的数目为 N , 每个节点的坐标均已知, 且感知半径均为 r , 通信半径 R 为感知半径 r 的两倍, 即 $R = 2r$. 传感器节点集表示为 $C = \{c_1, c_2, \dots, c_N\}$. 其中 $c_i = \{x_i, y_i, r\}$ 表示以节点坐标 $\{x_i, y_i\}$ 为圆心, 感知半径为 r 的圆. 由节点坐标和像素点坐标我们得到了

收稿日期: 2012-05-15; **修回日期:** 2012-06-18

基金项目: 国家自然科学基金项目(91016006); 黑龙江省自然科学基金项目(F201008); 齐齐哈尔市科学技术计划项目(GYGG2010-03-1)

目标像素点与传感器节点之间的距离 $d = \sqrt{(x_i - x)^2 + (y_i - y)^2}$, 则像素点 (x, y) 被传感器节点 C_i 所覆盖的概率为:

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

节点集的联合测量概率为

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

2.2 区域覆盖率

把节点集的覆盖面积与监测区域的总面积之比定义为节点集的区域覆盖率, 节点集的区域覆盖率记为 $R_{\text{cov}}(C)$. 我们用节点集的联合测量概率 $p_{\text{cov}}(C)$ 来衡量像素点被传感器节点集的覆盖情况, 而监测区域 Z 被数字离散化为 $m \times n$ 个像素, 因此节点集 C 的区域覆盖率为:

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

区域覆盖率的计算步骤如下:

(1) 由式(1)算出一个像素点对传感器节点的覆盖率.

(2) 由式(2)算出一个像素点对传感器节点集合的联合覆盖率.

(3) 重复(1)和(2) 算出监测区域中每个像素点对传感器节点集的联合覆盖率.

(4) 最后由式(3)算出传感器节点集的区域覆盖率 $R_{\text{cov}}(C)$.

3 基于鱼群算法的 WSN 覆盖优化策略

3.1 基本人工鱼群算法和行为描述

3.1.1 基本人工鱼群算法

人工鱼群算法是一种模仿鱼类行为方式的优化方法. 它通过构造人工鱼来模仿鱼群的觅食、聚群及追尾行为, 从而实现寻优. 在基本鱼群算法中, 主要是利用了鱼的觅食、聚群和追尾行为, 从构造单条鱼的底层行为做起, 通过鱼群中各个体的局部寻优, 达到全局最优值在群体中突现出来的目的, 即它主要利用单条鱼的觅食、聚群、追尾等个体行为和鱼群之间的相互协作进行全局最优值的寻找.

3.1.2 行为描述

第 i 条人工鱼个体的状态可表示为 $X_i = (x_1, x_2, \dots, x_m)$, 其中 $x_i (i = 1, 2, \dots, m)$ 为欲寻优的变量, 人工鱼当前所在位置的食物浓度可表示为 $Y_i = f(X_i)$, 其中 Y_i 为目标函数值, 人工鱼个体之间的距离表示为 $d_{i,j} = |X_i - X_j|$. visual 表示人工鱼的视

野范围, step 表示人工鱼移动的步长, δ 表示拥挤度因子.

3.1.2.1 觅食行为

觅食行为: 一般情况下鱼在水中随机地自由游动, 当发现食物时, 则会向食物逐渐增多的方向快速游去. 设人工鱼当前状态为 X_i , 在其视野范围内随机选择一个状态 X_j , 如果该状态周围的食物浓度大于当前状态时, 则向该方向前进一步; 反之, 再重新随机选择状态 X_j , 判断是否满足前进条件. 试探 try_number 次后, 如果仍不满足前进条件, 则执行随机行为.

3.1.2.2 聚群行为

聚群行为: 鱼在游动过程中为了保证自身生存和躲避危险会自然地聚集成群. 鱼聚群时遵守三条规则: (1) 分隔规则: 尽量避免与临近伙伴过于拥挤; (2) 对准规则: 尽量与临近伙伴的平均方向一致; (3) 内聚规则: 尽量朝临近伙伴的中心移动. 设人工鱼当前状态为 X_i , 在其可视范围内的同伴的个数为 N_f , 中心位置为 X_c . 如果伙伴中心有较多食物且不太拥挤, 则人工鱼向中心位置 X_c 的方向前进一步, 否则执行其他行为.

3.1.2.3 追尾行为

追尾行为: 设人工鱼当前状态为 X_i , 该个体人工鱼 X_i 在其可视范围内寻找状态最佳的邻居, 设为 X_{max} , 如果 $Y_i < Y_{\text{max}}$, 并且满足 $N_f/n < \delta$. 表明 X_{max} 的附近有较多的食物并且不太拥挤, 则向 X_{max} 的位置前进一步, 否则执行觅食行为.

3.1.2.4 随机行为

随机行为: 人工鱼在视野中随机选择一个状态, 然后向该方向移动, 它是觅食行为的一个缺省行为. 在觅食行为中, 当重复尝试次数 try_number 较小时, 为人工鱼提供了随机游动的机会, 增加了种群的多样性, 以实现跳出局部极值.

3.1.2.5 公告板

公告板: 是记录最优人工鱼个体状态的地方, 每条人工鱼在执行完一次行为后, 将自身当前状态与公告板中记录的状态进行比较, 如果优于公告板中的状态则用自身状态更新公告板中的状态, 否则公告板的状态不变, 当整个算法的迭代结束后, 输出公告板的值, 即为所求的最优值.

3.1.2.6 行为选择

根据所要解决问题的性质, 每条人工鱼对当前所处的环境进行评价, 从而选择一种合适的行为来执行, 如对于求最大值问题, 最简单的就是先模拟执

行聚群、追尾等行为,然后评价行动后的值,选择其中的最大者来实际执行,缺省的行为方式为觅食行为。最终,大量人工鱼会聚集在几个局部极值的周围,这有助于获取全局极值域,而值较优的极值区域周围一般会聚集大量的人工鱼,这有助于获取全局极值,从而达到了寻优的目的。

3.2 改进的人工鱼群算法

根据个体鱼自适应值与整个鱼群的平均自适应值作比较,将人工鱼群分为三组,并动态调整每组鱼的视野范围和步长。具体实现如下。

设人工鱼 X_i 的适应值为 Y_i ,最优人工鱼的适应值是 Y_{best} ,人工鱼群的平均适应值是 $Y_{avg} = \frac{1}{m}(Y_1 + Y_2 + \dots + Y_m)$;将优于 Y_{avg} 的个体鱼的适应值求平均得到 Y'_{avg} ;定义 $\Delta = |Y_{best} - Y'_{avg}|$ 。依据 Y_i 、 Y'_{avg} 和 Y_{avg} 将人工鱼群群体分为三类子群,分别进行不同的自适应操作。其视野范围的调整如下:

(1)将适应值 Y_i 优于 Y'_{avg} 的人工鱼分为第一组,其视野动态调整为: $visual = visual - (visual - visual_end) * \left| \frac{Y_i - Y'_{avg}}{Y_{best} - Y'_{avg}} \right|$, 其中: $visual_end$ 是预先设定的最小视野范围值。

(2)将适应值 Y_i 优于 Y_{avg} 但次于 Y'_{avg} 的人工鱼分为第二组,其视野范围保持固定不变。

(3)将适应值 Y_i 次于 Y_{avg} 的人工鱼分为第三组,动态调整其视野为:

$$visual = 1.5 - \frac{1}{(1 + k_1) \exp(-k_2 * \Delta)}$$

第一组人工鱼是较优秀的人工鱼,因为已经接近全局最优解,所以赋予较小的视野范围,能够达到强化局部搜索能力的效果;第二组人工鱼为一般人工鱼,将其视野范围固定某一常数,可以实现在全局搜索和局部搜索之间的平衡;第三组人工鱼为较差的人工鱼,借鉴自适应调整遗传算法控制参数的方法进行调整。 k_1 、 k_2 和 Δ 为控制参数,若 Δ 较大,则人工鱼群分布较为分散, $visual$ 较小;算法能够加强局部搜索能力使群体趋于收敛;若 Δ 较小,则人工鱼群分布较为集中, $visual$ 较大,算法具有较强的全局搜索能力,从而有效地跳出局部极值。

为了验证此改进的人工鱼群算法的有效性选取 Schaffer 函数作为优化目标,利用 MATLAB 编程进行实验。

Schaffer 函数如下:

$$f(z) = 0.5 + \frac{\sin^2 \sqrt{z_1^2 + z_2^2} - 0.5}{[1 + 0.001(z_1^2 + z_2^2)]^2}$$

此函数是一多峰函数,在搜索区域内有无数个全局最小值,但只有一个全局最小值。此函数具有强烈的震荡性,故其难以收敛。搜索范围为 $-10 \leq z_i \leq 10$ 。全局最优值为 $f(0,0,\dots,0) = 0$ 。

设定人工鱼群规模为 $N_p=20$,最大迭代次数为 100,拥挤度因子 $\delta = 4.5$ (表示在接近极值 90% 水平的邻域内不会有超过 5 个人工鱼聚集),算法运行 50 次,维数为 2 维。以最小值、最大值、平均值及方差为参考量对两种算法进行比较,在 Schaffer 函数中可以看出,本文改进的算法收敛性能和优化精度明显优于基本人工鱼群算法,如表 1 所示。

表 1 两种鱼群算法的仿真结果

算法	平均值	方差	最小值	最大值
基本鱼群算法	0.0092	4.0203e-005	4.1874e-004	0.0114
改进算法	0.0063	1.0639e-006	1.8482e-012	0.0097

通过表 1 中实验数据可以看出本文提出的算法应用于人工鱼群算法中取得了较好的仿真结果。数据分析如下:

(1)平均值分析:从平均值来看,本文算法比基本鱼群算法小。由此可见,本文算法的寻优精度和优化效果要好于基本鱼群算法。

(2)方差分析:从方差来看本文算法的方差达到的数量级是基本鱼群算法的 10^{-1} 倍,从而说明本文算法在寻优过程中比基本鱼群算法要有更好的稳定性。

(3)最小值分析:指在算法运行 50 次寻找极小值过程中所得的极小值。从最小值来看,本文算法能达到 10^{-12} 的数量级。

(4)最大值分析:最大值是指在算法运行 50 次寻找极小值过程中所得的最大的极小值。从表 1 中可以看出本文算法所寻得的最大值远小于基本鱼群算法,结果远远优于基本鱼群算法。

3.3 WSN 覆盖优化策略

(1)产生初始化群体:设置初始迭代次数 $T=0$,人工鱼个体数 N ,形成初始鱼群。

(2)公告板赋初值:计算人工鱼个体当前状态的食物浓度并比较食物浓度的大小,将最大食物浓度和这个人工鱼个体存于公告板。

(3)行为选择:人工鱼个体的行为由该人工鱼的食物浓度决定。若人工鱼的食物浓度低于平均食物浓度水平,则该人工鱼执行追尾行为;若人工鱼的食物浓度高于平均食物浓度水平,则该人工鱼执行聚群行为。

(4)公告板:每条人工鱼执行一次行为后,将自

身的食物浓度与公告板的食物浓度作比较,若优于公告板,则取代公告板上的值。

(5)终止条件判断:判断 T 是否达到最大迭代次数 T_{max} 。如果达到最大迭代次数则执行第(6)步;若不满足,则执行 $T=T+1$,转而执行第(3)步。

(6)算法终止,输出最优解。

4 实验仿真

假设无线传感器网络监测区域为 $50\text{m} \times 50\text{m}$, 传感器节点为 $N=40$ 个,感知半径 $r=5\text{m}$,采用改进的鱼群算法对该监测区域进行无线传感器网络覆盖优化。设定人工鱼个数为 30,鱼群算法最大迭代次数为 300。人工鱼视野为 5m ,步长为 5m , try_number 为 3,拥挤度因子为 0.6。

为了验证改进人工鱼群算法的有效性,我们用 MATLAB 进行两种模式下的仿真实验。即采用文献[5]的基于基本人工鱼群算法的无线传感网络覆盖优化策略与本文的优化算法进行对比。由于这两种算法都存在一定的随机性,因此在对照中分别进行了 20 组实验,最后将结果求平均。

仿真结果如图 1、图 2 所示。其中圆盘表示传感器节点的感知范围,圆心为传感器节点位置。

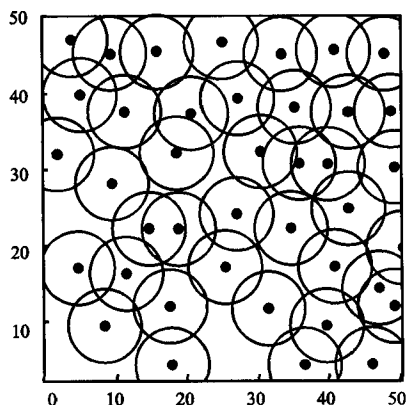


图 1 基本人工鱼群算法

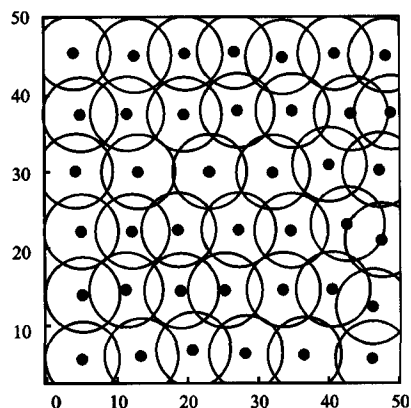


图 2 改进的人工鱼群算法

基本人工鱼群算法的优化结果为 76.9%,而用改进的人工鱼群算法优化的网络覆盖率可以达到 94.3%。从图中也可以看出,后者优化后的网络节点更加均匀地布满了整个目标区域。

基于以上比较,本文通过对人工鱼算法的视野动态调整并有效结合 WSN 网络的覆盖性质,提高了算法的收敛速度,减小了网络冗余,具有更好的实时性,能够高效地求解近似最优覆盖节点集。

5 结束语

本文针对无线传感器的网络覆盖优化问题提出了一种基于改进人工鱼群算法的覆盖优化策略。仿真结果表明改进的人工鱼群算法能够增强鱼群在空间的探索能力和搜索速度,提高了求解精度,有利于求解近似最优覆盖节点集,对传感器网络的优化效果更加明显。

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.
- [2] 廖灿星,张平,李行善,等. 基于混合人工鱼群算法的传感器网络优化[J]. 北京航空航天大学学报,2010,36(3):373—377.
- [3] Slijepcevic S, Potkonjak M. Power efficient organization of wireless sensor networks[C]// Proc of the IEEE Int'l Conference on Communications (ICC). Helsinki: IEEE,2001:472—476.
- [4] 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.
- [5] 周利民,杨科华,周攀. 基于鱼群算法的无线传感网络覆盖优化策略[J]. 计算机应用研究,2010,27(6):2276—2279.

作者简介:

李丽女,(1979—),硕士,讲师.研究领域为群体智能算法、网络。