

基于空间权重与模糊感知的节点部署策略

丁承君^{1,2}, 刘 强^{1,2}

(1. 河北工业大学 机械工程学院, 天津 300130;

2. 泰华宏业(天津)机器人技术研究院有限责任公司, 天津 300401)

摘 要: 为提高环境监测应用中节点部署的准确性, 提出一种基于空间权重与模糊感知的粒子群优化算法。引入空间权重量化区域重要性, 建立模糊感知模型描述节点感知性能, 设计加权覆盖率作为算法评价函数。在此基础上, 挖掘感知模型中的粒子飞行特性, 并利用权重引力优化粒子进化方程, 提高算法的寻优能力。仿真结果表明, 与粒子群优化算法、虚拟力算法和外推人工蜂群算法相比, 该算法最高可使目标覆盖率提升 13%, 节点数减少 15%。

关键词: 环境监测; 无线传感器网络; 节点部署; 空间权重; 模糊感知; 粒子群优化

中文引用格式: 丁承君, 刘强. 基于空间权重与模糊感知的节点部署策略[J]. 计算机工程, 2019, 45(7): 140-146, 153.

英文引用格式: DING Chengjun, LIU Qiang. Node deployment strategy based on spatial weight and fuzzy perception[J]. Computer Engineering, 2019, 45(7): 140-146, 153.

Node Deployment Strategy Based on Spatial Weight and Fuzzy Perception

DING Chengjun^{1,2}, LIU Qiang^{1,2}

(1. School of Mechanical Engineering, Hebei University of Technology, Tianjin 300130, China;

2. Taihua Hongye(Tianjin) Robot Technology Research Institute Co., Ltd., Tianjin 300401, China)

[Abstract] In order to improve the accuracy of node deployment in environmental monitoring application, this paper proposes a Particle Swarm Optimization (PSO) algorithm based on spatial weight and fuzzy perception. The spatial weight is introduced to quantify the importance of the region, the fuzzy perception model is established to describe the perceived performance of the nodes, and the weighted coverage rate is designed as the algorithm evaluation function. On this basis, the particle flight characteristics in the perception model are excavated, and the particle evolution equation is optimized by using the weighted gravity to improve the optimization ability of the algorithm. Simulation results show that, compared with PSO algorithm, Virtual Force (VF) algorithm and Extrapolation Artificial Bee Colony (EABC) algorithm, the proposed algorithm can increase the target coverage rate by up to 13% and reduce the number of nodes by up to 15%.

[Key words] environmental monitoring; Wireless Sensor Network (WSN); node deployment; spatial weight; fuzzy perception; Particle Swarm Optimization (PSO)

DOI: 10.19678/j.issn.1000-3428.0051341

0 概述

无线传感器网络(Wireless Sensor Network, WSN)为环境信息的实时采集、传输与处理提供解决方案, 而传感器节点的部署是 WSN 的基本问题之一^[1-3]。环境监测应用可以划分为 2 类^[4]: 异常事件监测和连续采样监测。异常事件监测, 即传感器监测目的是探测环境区域内异常事件发生的类型以及时空信息, 如地震、森林火灾等; 连续采样监测, 即对区域内环境数据的连续采样以体现区域内环境变化的趋势, 需要满足区域的高覆盖率, 且重点区域需要多重覆盖以提高采样精度, 本文所讨论的环境监测也属

于此类。

国内外学者就节点的部署问题展开了相关研究。文献[5]将节点部署问题转化为粒子寻优过程, 但存在迭代过慢或粒子陷入局部解的问题。文献[6-7]以最大化网络覆盖率为目标, 通过对人工蜂群算法进行改进, 使算法具有较快的寻优速度和摆脱局部最优的能力。文献[8]通过引入物理学中的势场力, 认为节点间存在一种作用力, 以力的平衡位置作为节点的最优位置, 该方法迭代速度快, 但覆盖结果并不乐观, 需要结合其他算法进一步改进。文献[9]则将虚拟力算法和智能群算法相结合, 以虚拟力算法进行节点初次部署, 利用果蝇算法进行重部

基金项目: 天津市科技支撑计划项目(15ZXHLGX00210); 天津市产学研合作项目(14ZCZDSF00025)。

作者简介: 丁承君(1973—), 男, 教授、博士、博士生导师, 主研方向为无线传感器网络、移动机器人智能控制; 刘强(通信作者), 硕士研究生。

收稿日期: 2018-04-25 **修回日期:** 2018-05-31 **E-mail:** 1164160418@qq.com

署加以优化,取得了一定的效果。上述研究均在节点部署应用中取得了不同进展,但以上算法的应用模型均为传统的二值感知模型或者概率感知模型,没有考虑到节点感知区域边缘的模糊感知特性,并且算法均把监测区域视为均匀区域,没有考虑到目标区域中需要重点监测的区域。而在实际应用中,环境区域中各个位置所需的监测力度、覆盖程度也因地理因素存在差异性。此外,文献[10]针对无线 Mesh 网络骨干节点部署问题提出一种优化算法,但没有考虑节点之间的干扰及无线网络的可靠性。

针对上述问题,本文采用模糊感知模型替代传统的概率模型,以提高对覆盖点的判断准确性,同时对区域内各点的重要程度进行空间分权,引入权重描述感知力度。在此基础上,根据模型特性研究粒子迭代过程中的飞行趋势,结合权重引力改进粒子更新方程,利用模糊感知优化评价函数,提出一种改进的粒子群算法,以期在减少迭代次数的同时,提高算法寻优效果和对重点区域的监测能力。

1 模型描述

1.1 基本假设

为保证本文算法能够适用于一般性节点部署,作以下假设:

1) 假设待监测区域是一个二维平面,将其抽象为矩形区域。

2) 假设所有的感知节点都是静态的,在执行算法后一次性部署在区域内。

3) 假设所有的节点软硬件同构,其通信半径为感知半径的 2 倍^[11]。

1.2 网格划分

区域网格化是无线传感网络节点部署中常见的一种方法,其将目标区域按照一定的粒度(m, n 等分)划分成若干边长一致的网格,即将区域离散为一系列的网格点,用网格点映射局部区域,根据区域地理特性映射网格点权重,即将每个网格点 Q_i 定义为三元组 (x_i, y_i, p_i) ,其中, p_i 表示该网格点映射的空间权重,由网格点地理特性决定,其值越大,代表该点在监测区域中的重要性越强。

显然,环境监测中的不同区域监测力度、节点的覆盖度都因地理特性存在差异性,某些环境污染重点区域应具有较大的权重,而环境参数变化细微的区域应具有较小的权重。空间权重在另一意义上可以抽象为算法空间域中对飞行粒子的引力。

1.3 模糊感知模型

在现有研究中,众多学者对感知节点感知模型使用最多的是二值感知模型,也有学者对二值模型进行改进,建立概率感知模型,利用联合概率判断节点覆盖情况,但可靠性低。目前这两种模型均无法

准确描述节点的实际感知性能。节点的感知能力受多因素影响,并无一般规律可循,通常只有强弱之分,在一定程度上表现出模糊性。

文献[12]建立一种有向传感器模糊感知模型,将节点感知角度内的区域分为确定感知区域和模糊感知区域,同时给出了节点数据融合规则,具有一定的参考价值,而本文所涉及的传感器均为全向型传感器。因此,本文在该模型的基础上通过逆推法将传统的概率模型转化为感知节点的模糊模型,再通过解模糊规则进行确定性覆盖判断。

环境监测区域中的 N 个感知节点可以表示为 $S = \{S_1, S_2, \dots, S_N\}$, 任意感知节点 S_j 位置可以表示为 (x_j, y_j) , 目标监测点 Q_i 其位置可以表示为 (x_i, y_i) 。

定义 1 $d(Q_i, S_j)$ 为节点 S_j 与网格点 Q_i 间的欧几里得距离,表示如下:

$$d(Q_i, S_j) = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2} \quad (1)$$

定义 2 节点感知概率:

$$P(Q_i, S_j) = \begin{cases} 1, d(Q_i, S_j) \leq R_s \\ e^{-\lambda(d(Q_i, S_j) - R_s + R_e)\beta}, |d(Q_i, S_j) - R_s| \leq R_e \\ 0, d(Q_i, S_j) > R_s + R_e \end{cases} \quad (2)$$

其中, λ, β 为感知概率系数, R_s 为感知节点的确定感知半径, R_e 为模糊感知范围,节点模糊感知示意图如图 1 所示。

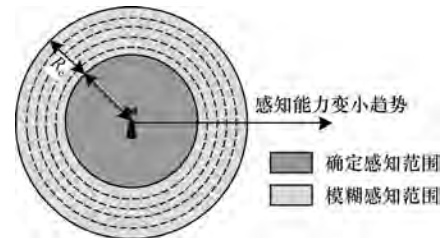


图 1 模糊感知示意图

对概率模型进行逆推,得到节点的模糊距离判断式:

$$D_i(P) = -\frac{\ln P}{\lambda\beta} + R_s - R_e \quad (3)$$

结合模糊距离判断式对节点模糊感知范围进行模糊化,映射 7 种不同的感知模糊等级,如表 1 所示。

表 1 感知模糊等级

模糊距离	节点感知模糊等级
$d(Q_i, S_j) \leq R_s$	感知
$R_s < d(Q_i, S_j) \leq D_i(0.8)$	强
$D_i(0.8) < d(Q_i, S_j) \leq D_i(0.6)$	较强
$D_i(0.6) < d(Q_i, S_j) \leq D_i(0.4)$	中
$D_i(0.4) < d(Q_i, S_j) \leq D_i(0.2)$	较弱
$D_i(0.2) < d(Q_i, S_j) \leq R_s + R_e$	弱
$d(Q_i, S_j) > R_s + R_e$	不感知

1.4 覆盖率模型

模糊感知模型将节点对网格点的感知能力进行模糊化,但算法计算覆盖率时需要准确的网格点覆盖情况,因此,当网格点处于多个节点的模糊区域内时,对该点进行解模糊处理是有必要的,且直接关系到算法的运行结果。

定义 3 (模糊集) 当网格点 Q 有几率被节点 S_i 感知到,就认为 Q 与 S_i 互为邻居节点。根据模糊规则,统计出网格点 Q 的模糊集,记作 $L(l_1, l_2, \dots, l_k)$ 。

定义 4 (模糊频次集) 根据模糊集 L 统计出各感知强度的出现次数,记作 $N \{n_1, n_2, \dots, n_7\}$,其中 $\sum_{i=1}^7 n_i = k$ 。

定义 5 (影响度集) 在网格点覆盖情况判定时,模糊化的多种感知强度在多种程度上影响最终判定结果,此处定义了 7 种感知强度的影响权重集,记作 $C(c_1, c_2, \dots, c_7)$,其中 $c_1 \rightarrow \infty, c_7 = 0$ 。

定义 6 (覆盖力度) 根据模糊频次集和影响度集计算网格点 Q_i 的覆盖力度:

$$H_Q = |N \cdot C^T| = \sqrt{\sum_{i=1}^7 (n_i \cdot c_i)^2} \cdot \sqrt{a^2 + b^2} \quad (4)$$

定义 7 (确定性覆盖点) 如果感知网内某网格点 Q_i 的覆盖力度高于临界覆盖力度 H_c ,则称该网格点为确定性覆盖点。

解模糊规则即是利用模糊感知模型求得模糊频次集,计算出网格点覆盖力度,通过该值大小对该点覆盖情况进行精准判定。

在当前节点部署研究中,算法评价函数使用最多的还是区域覆盖率,并没有考虑到重点区域的优先覆盖和 k 覆盖问题,本文研究在保证区域覆盖率的同时,同样关注于重点区域的覆盖情况。因此,引入加权覆盖率作为本文算法的目标函数,定义如下:

定义 8 (加权覆盖率) 区域网格点权重覆盖率和区域面积覆盖率的加权和:

$$\theta = \lambda_1 \cdot f_1 + \lambda_2 \cdot f_2 = \lambda_1 \cdot \frac{\sum_{k=1}^{(m+1)(n+1)} u_k \cdot p_k}{\sum_{i=1}^{(m+1) \times (n+1)} p_i} + \lambda_2 \cdot \frac{\sum_{i=1}^N S_i}{S} \quad (5)$$

在式(5)中: f_1 表示区域权重占比; f_2 表示区域面积占比; $u_k \in U \{u_1, u_2, \dots, u_{(m+1)(n+1)}\}$, $u_k = 1$ 表示 Q_k 为确定性覆盖点,否则 $u_k = 0$; S 表示区域总面积; S_i 表示单节点覆盖面积; λ_1 和 λ_2 为权重系数,两者之和为 1。

就加权覆盖率而言:区域网格点权重覆盖率为区域内网格点权重在总权重中的占比,由于高权重网格点对整体覆盖率的贡献大,因此在该模型上,算法更易于优先覆盖高权重点,以保证重点区域的

k 覆盖;区域面积覆盖率的计算是为了防止重点区域内节点的过度冗余减小整体覆盖面积,其中,权重系数的选取对算法结果产生一定的影响。

2 节点部署策略

文献[13]证明了本文研究的这一类节点部署问题是 NP 问题。粒子群算法最早用于解决这一类问题,其基本核心是利用群体中的个体对信息的共享从而使得整个群体的运动在问题求解空间中产生从无序到有序的演化过程,但该算法存在 2 个问题^[2]:迭代过慢和局部早熟。

本文在基于空间权重和模糊感知的优化模型基础上,研究粒子飞行过程中的一般规律,利用空间权重优化粒子更新方程,通过模糊感知优化评价函数,加快算法收敛速度并使算法具有摆脱局部最优的能力。

2.1 PSO 节点部署策略

文献[2]证明了当通信半径大于等于 2 倍的感知半径时,满足节点的覆盖即可保证节点的连通,所以,在感知节点覆盖中考虑节点的覆盖问题即可保证节点的连通性。

假设群体中有 a 个粒子 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_a\}$,粒子群在 b 维的解空间内飞行,并通过覆盖率进化函数进行进化以寻找最优位置。其中某一粒子 i 的位置 $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ib})$,其速度 $V_i = (V_{i1}, V_{i2}, \dots, V_{ib})$,该粒子经过的最优位置为 P_{gi} ,种群经过的最优位置 P_g ,且全局共享。

单粒子 i 局部最优位置 P_{gi} 更新方程为:

$$P_{gi}^k = \begin{cases} P_{gi}^{k-1}, \theta(X_i^k) \leq \theta(P_{gi}^{k-1}) \\ X_i^k, \theta(X_i^k) > \theta(P_{gi}^{k-1}) \end{cases} \quad (6)$$

粒子群全局最优位置为:

$$P_g^k = \operatorname{argmax} \{ \theta(P_{g0}^k), \theta(P_{g1}^k), \dots, \theta(P_{ga}^k) \} \quad (7)$$

在迭代过程中,粒子通过式(6)和式(7)不断更新局部最优解和全局最优解,并以此为依据更新自身飞行的速度和位置。

$$V_{id}^{k+1} = w V_{id}^k + c_1 r_1 (P_{gd}^k - X_{id}^k) + c_2 r_2 (P_{gd}^k - X_{id}^k) \quad (8)$$

$$X_{id}^{k+1} = X_{id}^k + V_{id}^{k+1} \quad (9)$$

在式(8)中: c_1 和 c_2 为认知因子和社会因子,用于调节最大搜索步长; r_1 和 r_2 是区间 $[0, 1]$ 内的随机数; w 为惯性权重,代表粒子飞行的惯性力; w 的大小体现出粒子运动的随机性,较大的惯性力能够加强粒子的搜索精度,而较小的惯性力能够加快粒子搜索速度。为了更好地平衡两者,本文使用递减式对 w 进行动态调整,调整规则如下:

$$w(k) = w_{\max} - (w_{\max} - w_{\min}) \cdot \frac{k}{\operatorname{run}_{\max}} \quad (10)$$

在式(10)中: $w_{\max}$ 和 $w_{\min}$ 分别为最大、最小惯性权重; k 为当前迭代次数; $run_{\max}$ 为最大迭代次数。文献[14]证明了最大惯性权重、最小惯性权重分别取0.9、0.4时,算法性能较好。

2.2 算法优化

上述标准粒子群算法在解决节点部署这一类问题中具有通用性,但粒子飞行的方向感较弱,导致算法迭代过慢。本文在引入空间权重和模糊感知对模型进行优化后,利用该模型特性,挖掘出粒子飞行的一般性规律。

由于空间权重对加权覆盖率的增益不同,在另一个意义上,空间权重体现了解空间内对飞行粒子的引力,即粒子在飞行过程中总是优先覆盖空间权重较大的点。同时高权重点的引力有助于粒子摆脱局部最优的困境,有益于算法快速收敛。下文基于这一理论对标准粒子群算法进行改进。

对于群体中的某粒子 $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ib})$, $b = 2N$,对其作如下映射: N 个节点的横坐标分别对应粒子的前 N 维,纵坐标对应粒子的后 N 维,即 $(x_{ik}, x_{i(N+k)})$ 代表一个节点位置。同理,速度 $V_i = (V_{i1}, V_{i2}, \dots, V_{ib})$ 也以此划分。

如图2所示,对于 N 个感知节点,在每一次的迭代中,对应其横纵坐标的速度和位置维度都有向高权重网格点靠拢的趋势,因此,利用粒子的这一特性结合空间权重优化粒子的速度更新方程来加快算法迭代速度。

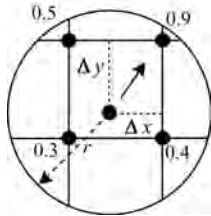


图2 权重引力示意图

每一次迭代,粒子中每一个感知节点以搜索半径 r 搜索邻域内的网格点,搜索方程如下:

$$\begin{cases} x_{ik} - r < x_j < x_{ik} + r \\ x_{i(N+k)} - r < y_j < x_{i(N+k)} + r \\ d_{kj} < r \end{cases} \quad (11)$$

根据邻域内覆盖点的三元组更新节点邻域的权重矩阵 P_i^δ 和位置矩阵 X_i^δ, Y_i^δ :

$$P_i^\delta = [p_{i1} \quad p_{i2} \quad \dots \quad p_{i\delta}]$$

$$X_i^\delta = [x_{i1} \quad x_{i2} \quad \dots \quad x_{i\delta}]$$

$$Y_i^\delta = [y_{i1} \quad y_{i2} \quad \dots \quad y_{i\delta}]$$

其中, p_{i1} 表示第 i 个感知节点邻域内的第1个网格点权重值, x_{i1} 表示第 i 个感知节点邻域内的第1个网格点横坐标。

根据式(12)计算邻域内各网格点和感知节点横坐标差量矩阵:

$$\Delta X_i^\delta = [\Delta x_{i1} \quad \Delta x_{i2} \quad \dots \quad \Delta x_{i\delta}] =$$

$$X_i^\delta - [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iN}] \quad (12)$$

ΔX_i^δ 代表的是节点和网格点的位置关系,但没有涉及到网格点权重因素,粒子在飞行中受到的权重引力同时受权重和距离影响。距离越大,引力的作用相对弱化,因此,将横纵坐标差量矩阵 ΔX_i^δ 和权重矩阵 P_i^δ 每一个位置上的值作积,可得感知节点 i 在空间中受到的横纵引力阵 ΔF_{ix} :

$$\Delta F_{ix} = \Delta X_i^\delta \cdot P_i^{\delta T} = [\Delta x_{i1} p_{i1} \quad \Delta x_{i2} p_{i2} \quad \dots \quad \Delta x_{i\delta} p_{i\delta}]$$

横纵引力矩阵表示节点在解空间中受到的引力,对每个节点的横纵引力矩阵求和可得到节点 x 轴合力 $F_x = (F_{x1}, F_{x2}, \dots, F_{xN})$, y 轴合力 F_y 同理可得。

力的作用最终会导致粒子轨迹的变化,将该因素考虑进粒子的速度和位置更新方程,得到改进式如下:

$$\begin{cases} V_{id}^{k+1} = w V_{id}^k + c_1 r_1 (P_{id}^k - X_{id}^k) + \\ \quad c_2 r_2 (P_{gd}^k - X_{id}^k) + c_3 r_3 F_{ml}^k \\ X_{id}^{k+1} = X_{id}^k + V_{id}^{k+1} \end{cases} \quad (13)$$

其中, c_3 是引力因子, F_{ml}^k 对应于粒子 m 的位置向量中第 l 维改进的距离。 F_{ml}^k 表达式如下:

$$F_{ml}^k = \begin{cases} \frac{F_{xl}}{\sqrt{F_{xl}^2 + F_{yl}^2}} D_{\text{step}}, 1 \leq l \leq N \\ \frac{F_{y(l-N)}}{\sqrt{F_{x(l-N)}^2 + F_{y(l-N)}^2}} D_{\text{step}}, N+1 \leq l \leq 2N \end{cases} \quad (14)$$

其中, D_{step} 是每次迭代粒子受引力影响移动的最大步长,最大步长的引入是为了调节引力带来的粒子位置上变化的灵敏度。

2.3 算法设计

粒子评价函数的好坏直接影响算法性能,本文将空间权重引入到加权覆盖率中,保证重点区域的覆盖率,算法评价函数伪代码如下:

算法1 粒子群算法评价函数

输入 网格划分数 m, n , 网格点 Q_k 三元组 (x_k, y_k, p_k) , 粒子序号 i , 感知节点位置 $(x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iN})$, 确定感知半径 R_s , 模糊感知距离 R_e , 权重系数 λ_1, λ_2

输出 加权覆盖率 $\theta(X_i)$

初始化 覆盖总权重 P_i , 已覆盖权重 P

1. For $k = 1: (m+1)(n+1)$
2. For each front N dimension j of particle i
3. if $d_{kj} \leq R_s$
4. 存储网格点 k 的确定性节点 j ;
5. else if $R_s < d_{kj} < R_s + R_e$
6. 存储网格点 k 的模糊节点 j ;
7. 根据式(4)计算感知强度;
8. 更新模糊频次集 N ;
9. end
10. end

11. if 网格点 k 有确定性节点
12. $P = P + p_k$;
13. else if 网格点 k 有模糊节点
14. 根据式(5)计算覆盖力度 H_Q ;
15. if 覆盖力度 $H_Q >$ 临界覆盖力度 H_c
16. $P = P + p_k$;
17. end
18. end
19. end
20. 计算节点的总覆盖区域 $U \{S_1, S_2, \dots, S_N\}$;
21. 根据式(6)计算加权覆盖率 θ ;

基于空间权重和模糊感知的优化粒子群算法
WFSP0 伪代码如下:

算法 2 WFSP0

输入 感知节点个数 N , 邻域搜索半径 r , 最大、最小惯性权重 $w_{\max}, w_{\min}$, 感知节点初始位置 $(x_1, x_2, \dots, x_{2N})$

输出 感知节点最优位置 $(x_{q1}, x_{q2}, \dots, x_{q2N})$

初始化 迭代次数 $run_{\max}$, 认知因子 c_1 , 社会因子 c_2 , 引力因子 c_3 , 惯性权重 w , 粒子个数 z , 粒子速度 $V_{\max}, V_{\min}$, 区域范围 $x_{\min}, x_{\max}, y_{\min}, y_{\max}$, 局部最优 P_i , 全局最优 P_q

1. For $k = 1: run_{\max}$
2. 根据式(11)计算惯性权重 w ;
3. For each particle i
4. For each dimension j
5. 根据式(12)以半径 r 搜索邻居节点;
6. 根据式(13)计算引力阵 $\Delta F_x, \Delta F_y$;
7. 根据式(15)计算引力位移 F_{mi}^k ;
8. 根据式(14)计算第 j 维速度向量 V_{ij} 和位置向量 X_{ij} ;
9. if $j < N + 1$
10. 限制节点横坐标边界;
11. else if $j > N$
12. 限制节点纵坐标边界;
13. end
14. 限制粒子最大、最小速度;
15. end
16. if $\theta(X_i) > \theta(P_i)$
17. 更新局部最优位置 $P_i = X_i$;
18. end
19. if $\theta(X_i) > \theta(P_q)$
20. 更新全局最优位置 $P_q = X_i$;
21. end
22. end

3 算法仿真与性能评价

为验证 WFSP0 算法性能, 使用 Matlab R2014a 对 WFSP0 算法进行仿真模拟与分析。仿真模型环境设置: 目标区域 $100 \text{ m} \times 50 \text{ m}$, 网格边长 10 m , 网格数目 5×10 , 感知节点确定感知半径 $R_s = 7.5 \text{ m}$, 模糊感知距离 $R_c = 1.5 \text{ m}$, 感知强度的影响权重集 $C \{16, 8, 6, 4, 3, 2, 0\}$, 临界覆盖力度 $H_c = 8$, 邻域搜索半径 $r = 10 \text{ m}$, 最大、最小惯性权重 $w_{\max}, w_{\min}$ 为 $0.9, 0.4$ 。WFSP0 算法参数 $c_1 = c_2 = 2, c_3 = 1.6$, 最大步

长 $D_{\text{step}} = 1 \text{ m}$, 最大迭代次数 $run_{\max} = 30$, 感知节点个数 $N = 24$ 。

3.1 算法参数估计

WFSP0 算法在选取粒子评价函数时, 引入了加权覆盖率, 用于调节网格点权重覆盖率和区域面积覆盖率。前者粒子进化时倾向于权重较大的网格点, 而后者粒子更关注区域整体的覆盖情况。而权重参数 λ_1, λ_2 的选取直接影响算法的最终结果。因此, 本文在保持其余参数恒定的基础上, 分析不同 λ_2 取值下的区域面积覆盖率情况, 如图 3 所示。

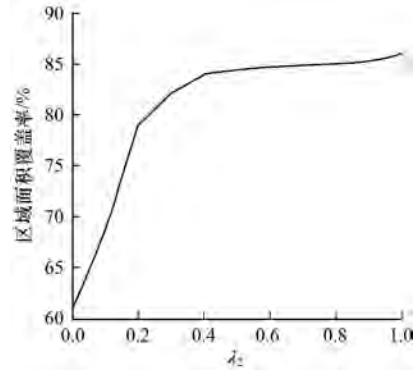


图 3 权重系数估计结果

由图 3 可见, λ_2 的增加带来区域面积覆盖率的不断提升, 但当 $\lambda_2 \geq 0.4$ 时, 区域覆盖率的提升有限。从模型上看, 这是由于当感知节点覆盖大部分网格点时, 也能覆盖较多区域, 即网格点权重覆盖率在一定程度上也保证了区域面积覆盖率。而文献[15]中重点区域覆盖率权重系数为整体覆盖率权重系数的 2 倍时, 覆盖效果最优的这一论断也恰好印证了这一现象。结合此, 本文反复对 λ_1, λ_2 进行估计, 最终选取 $\lambda_1 = 0.6, \lambda_2 = 0.4$ 。

粒子群算法的粒子数目直接关系到算法收敛速度, 为确定最佳粒子数, 本文研究粒子数目和与算法达到预期覆盖率时的迭代次数之间的关系。粒子数估计结果如图 4 所示, 可以看出, 粒子个数越多, 算法收敛越快, 但当粒子个数过多时, 粒子个数对算法收敛速度的影响减弱。

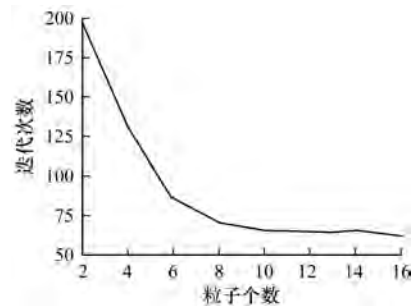


图 4 粒子个数估计结果

粒子群算法利用粒子的运动性来搜索空间最优,过少的粒子会使得粒子方向感减弱,算法随机性过大,但由于粒子运动的社会认知、自我认知以及权重引力等因素,粒子运动存在趋势性,过大的粒子数对算法的增益有限,反之带来算法迭代的冗余。综合考虑,本文确定粒子数为10,对算法做进一步仿真。

3.2 算法仿真

基于上述算法参数的讨论,实验对研究的模型和参数进行了仿真验证。显然,算法的运行结果和空间权重分布,也就是区域重要程度紧密相关。基于此,本文给出了3种权重分布情况下的对应仿真结果,如图5所示。其中:图5(a)对应重点区域和非重点区域混杂情况,即权重表现出随机分布的趋

势;图5(c)对应中心点重点区域,即中心点权重普遍大于边界;图5(e)对应边界重点区域,即边界的权值均高于重点区域;图5(b)、图5(d)、图5(f)分别是对应图5(a)、图5(c)、图5(e)3种权重分布情况的WFSP0算法仿真结果。

从整体来看,WFSP0算法在保证所有节点连通的前提下,能够覆盖大部分网格点,且保持较好的区域面积覆盖,尤其在重点区域的覆盖上有较好的表现。通过对比3种权重分布情况下的仿真结果可以发现,节点覆盖的过程在受权重引力的作用下,总有向高权重区域靠拢的趋势,且在重点区域有一定的覆盖冗余,而节点的覆盖漏洞往往出现在低权重区域,这在一定程度上保证了重点区域的k覆盖,且提高了覆盖的容错率。

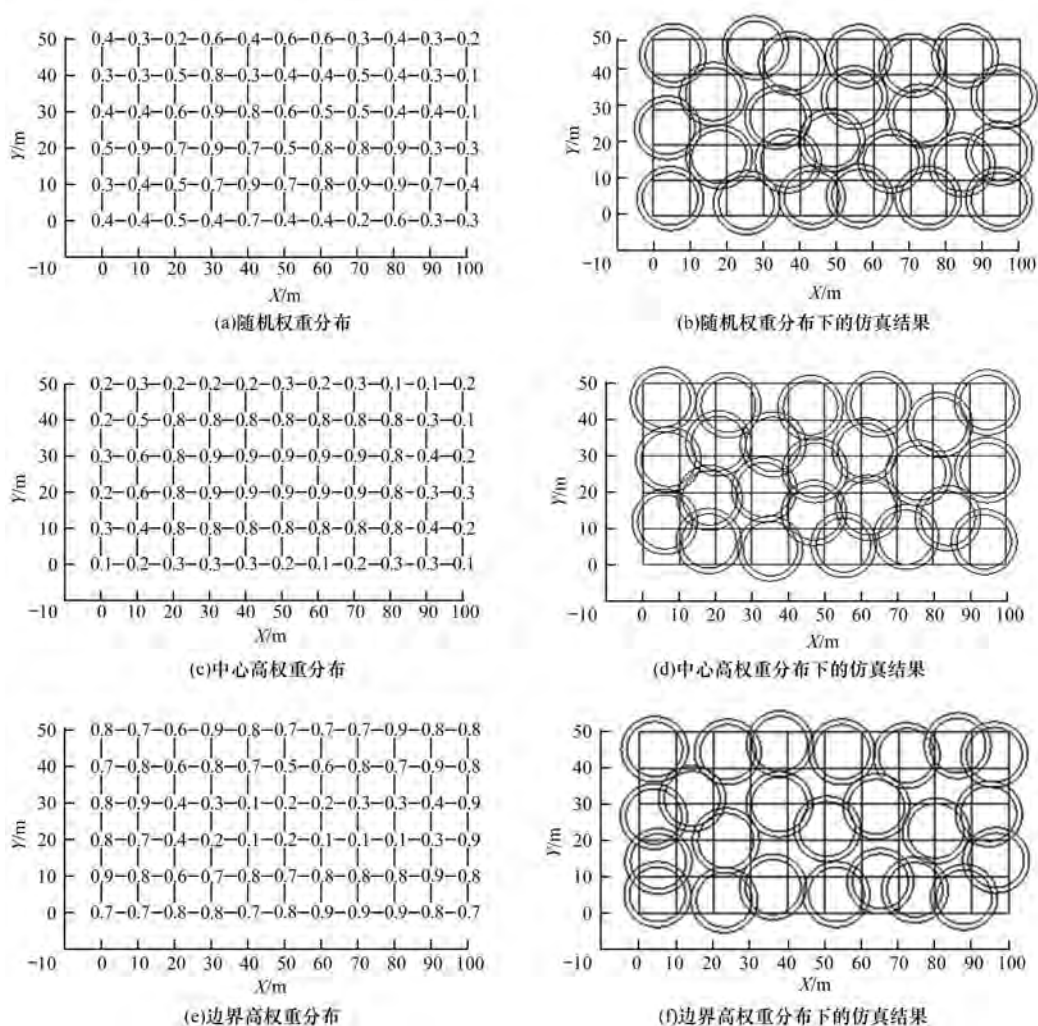


图5 WFSP0算法仿真结果

3.3 性能分析

为进一步分析算法性能,本文将标准粒子群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)算法、虚拟力

(Virtual Force, VF)算法^[8]、外推人工蜂群(Extrapolation Artificial Bee Colony, EABC)算法^[6]和本文WFSP0算法进行仿真对比,如图6所示。

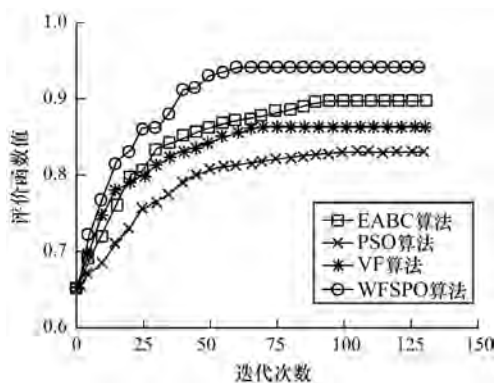


图 6 4 种算法性能对比

图 6 结果显示,本文算法经过 63 次迭代,加权覆盖率最终稳定为 0.94。就覆盖率而言,本文算法相比标准粒子群算法提升 13%,相比虚拟力算法提升 8%,相比外推人工蜂群算法提升 4%。同时,从算法收敛速度来看,本文算法对比 PSO、VF、EABC 算法,收敛速度各提升 40%、14%、33%。PSO 算法未考虑到粒子运动空间中的权重引力,仅靠粒子的自我认知和社

会认知引导粒子进化,导致算法迭代过慢且难以获得全局最优结果;VF 算法迭代快但覆盖效果并不理想;而 EABC 算法则是对群智能算法的典型改进,通过外推方程加快迭代并改善寻优效果,但未充分挖掘模型中的相关特性,导致效果并不如本文算法。

表 2 给出了在 $100\text{ m} \times 50\text{ m}$ 的区域下,不同感知节点个数下的各算法运行后的覆盖情况,其中, f_1 代表区域权重覆盖率, f_2 代表区域面积覆盖率。显然,随着节点个数的增加,区域的覆盖率也随之提高。由表 2 可以看出,本文的 WFSPO 算法在区域覆盖上的表现均优于其他 3 种算法,尤其在重点区域覆盖上,本文算法考虑到了重点区域的优先覆盖,能够保持较高的重点区域覆盖率,且当节点数量越少时,这种优势越明显。例如,当 $N=16$ 时,WFSPO 算法的区域权重覆盖率比 EABC 算法、VF 算法、PSO 算法平均提高 30% 左右,其他 3 种算法由于没有区分区域重要性,其在重点区域的覆盖上表现出一定的随机性。

表 2 不同节点数量下各算法的覆盖率比较

%

节点个数	WFSPO 算法		EABC 算法		VF 算法		PSO 算法	
	f_1	f_2	f_1	f_2	f_1	f_2	f_1	f_2
16	80.1	65.1	60.4	59.3	60.2	57.1	63.0	53.4
18	89.1	74.9	67.9	66.2	67.2	63.5	70.1	61.1
20	91.2	81.2	74.2	73.8	74.4	72.0	77.8	68.5
22	94.1	90.5	83.7	82.6	82.1	79.2	82.0	76.1
24	96.2	92.5	91.1	89.6	90.1	86.3	89.1	83.1

WFSPO 算法的优势一部分归功于模型中空间权重这一特性,本文进一步分析模型的模糊感知特性对算法的增益。从理论上讲,节点的模糊感知特性可以使得处于确定感知范围之外的区域在解模糊后有较大覆盖几率,即模糊感知特性间接增加了节点感知范围。

通过仿真,对比传统的二值感知模型、概率模型和本文的模糊感知模型在满足相同区域面积覆盖率的基础上,所需要的平均感知节点个数,结果如图 7 所示。

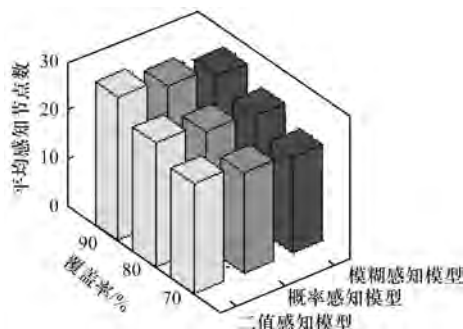


图 7 3 种模型的平均感知节点数对比

可以看出,同理论分析一致,在满足相同覆盖水平的基础上,模糊感知利用自身的模糊特性能够节约 13% ~ 15% 的节点部署个数。

4 结束语

环境监测 WSN 节点部署策略是目前的研究热点。本文提出基于空间权重和模糊感知的优化粒子群算法 WFSPO,并在此基础上分析算法参数选择问题。仿真结果表明,该算法能够充分挖掘模型中粒子飞行的特性,具有较好的寻优能力,其在保证节点连通性的同时可保持较高的区域覆盖率。下一步将研究节点感知路径中的能量消耗问题,并且考虑重点区域的 k 覆盖问题,根据区域的重要程度改变区域的覆盖范围。

参考文献

- [1] DYO V, ELLWOOD S A, MACDONALD D W, et al. Wildsensing: design and deployment of a sustainable sensor network for wildlife monitoring [J]. ACM Transactions on Sensor Networks, 2012, 8(4): 1-33.
- [2] 杨新华, 薛健, 王彦龙. 基于改进人工蜂群算法的集成网络节点部署优化 [J]. 计算机工程, 2016, 42(3): 116-120.
- [3] XU Jie, NING Fanglu, JIANG Dawei. The analysis and research of wireless sensor network coverage optimization algorithm [C] // Proceedings of ACAI' 12. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2012: 2052-2055.

(下转第 153 页)

(上接第 146 页)

- [4] 刘卉,孟志军,徐敏,等. 基于规则网格的农田环境监测传感器节点部署方法[J]. 农业工程学报,2011,27(8):265-270.
- [5] ZENG Xulong, CHEN Weineng, ZHANG Jun. An analysis of binary particle swarm optimizers for task assigning problem in wireless sensor networks[C]//Proceedings of 2015 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2015: 1974-1979.
- [6] 于文杰,李迅波,羊行,等. 外推人工蜂群算法在 WSN 部署优化中的应用研究[J]. 仪表技术与传感器, 2017(6):158-160,164.
- [7] 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.
- [8] ZOU Yao, CHAKRABARTY K. Sensor deployment and target localization based on virtual forces [C]// Proceedings of the 22nd Annual Joint Conference of IEEE Computer Communications. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2003:1293-1303.
- [9] 张颖,乔运龙,张海洋. 基于虚拟力和果蝇优化算法混合控制水声传感器网络部署策略[J]. 上海交通大学学报,2017,51(6):715-721.
- [10] 曹圣灵,李枚毅,胡灿. 动态环境下无线 Mesh 网络骨干节点部署算法[J]. 计算机工程,2018,44(5):201-204,214.
- [11] YE Fan, ZHONG G, LU Songwu, et al. PEAS: a robust energy conserving protocol for long-lived sensor networks[C]//Proceedings of the 10th IEEE International Conference on Network Protocols. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2003:28-37.
- [12] 张聚伟,王宇. 一种有向传感器网络强栅栏覆盖算法[J]. 电子测量与仪器学报,2017,31(1):83-91.
- [13] AITSAADI N, ACHIR N, BOUSSETTA K, et al. Multi-objective WSN deployment: quality of monitoring, connectivity and lifetime[C]//Proceedings of IEEE International Conference on Communications. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2010:1-6.
- [14] ZHANG Honghai, HOU J C. Maintaining sensing coverage and connectivity in large sensor networks[J]. Journal of Ad Hoc and Sensor Wireless Networks, 2005, 1(1/2):89-124.
- [15] 周宇,王红军,林绪森. 分布式无线感知网络节点部署算法研究[J]. 信号处理,2017,33(3):359-366.

编辑 金胡考