

基于区间多目标量子文化算法的无线传感器网络覆盖能效优化

郭一楠^{1,2}, 王春^{1a}, 刘海媛¹, 陈美蓉¹

(1. 中国矿业大学 a. 信息与电气工程学院, b. 理学院, 江苏徐州 221116;
2. 江苏省矿山智能采掘装备协同创新中心, 江苏徐州 221116)

摘要: 针对不确定环境下无线传感器网络覆盖能效优化问题, 提出一种传感器节点区间感知模型; 进而考虑网络覆盖率和节点冗余率, 将其转化为区间多目标优化问题. 基于一种新型区间个体依可能度占优关系, 提出区间多目标量子文化算法, 根据区间占优个体信息提取隐含知识, 用于指导量子个体更新及进化个体变异与选择. 不同环境下的仿真结果表明: 基于所提出算法获得的 Pareto 解具有更好的收敛性、分布性和延展性; 相应的无线传感器网络布局更合理.

关键词: 区间感知模型; 多目标量子文化算法; 无线传感器网络; 可能度占优
中图分类号: TP273 **文献标志码:** A

Energy-efficient coverage optimization of wireless sensor networks based on interval multi-objective quantum-inspired cultural algorithm

GUO Yi-nan^{1,2}, WANG Chun^{1a}, LIU Hai-yuan¹, CHEN Mei-rong¹

(1a. School of Information and Electrical Engineering, 1b. College of Science, China University of Mining and Technology, Xuzhou 221116, China; 2. Collaborative Innovation Center of Intelligent of Jiangsu Province, Xuzhou 221116, China. Correspondent: GUO Yi-nan, E-mail: guoyinan@cumt.edu.cn)

Abstract: Aiming at the energy-efficiency coverage optimization problem of wireless sensor networks under the uncertain environment, an interval sensing model for the sensor node is constructed. Subsequently, it is converted to an interval multi-objective optimization problem by taking the coverage rate and the node's redundancy rate as two objectives. A multi-objective quantum cultural algorithm with interval parameters is proposed based on a novel dominance relationship derived from the possibility degree, which is used to compare two interval individuals. In the belief space, the implicit knowledge extracted from non-dominated individuals is used to update the quantum individuals and guide the mutation or selection operation of the evolutionary individuals. The simulation results under various environments show that the optimal Pareto front obtained by the proposed algorithm has better convergence, uniformity and scalability. Corresponding wireless sensor network's layouts are more reasonable.

Keywords: interval sensing model; interval multi-objective quantum cultural algorithm; wireless sensor networks; dominant by possibility degree

0 引言

无线传感器网络 (WSNs) 覆盖能效优化是指在节点能量、无线网络通信带宽等资源受限的情况下, 根据不同的环境状况和应用需求, 通过改变节点的数目、相对位置或重新部署节点等策略来提高网络性能和鲁棒性^[1]. 该问题的关键是如何部署传感器节点: 一方面, 要求传感器节点能够最大覆盖整个监测区域; 另一方面, 为提高网络寿命, 要求尽量减少节点冗

余. 可见, 传感器节点部署问题本质上是一个多目标优化问题.

作为构建 WSN 的核心, 传感器节点的感知模型描述了节点探测周围环境的能力. 传统的确定性感知模型^[2] 仅考虑节点对周围环境的可探测性, 未对其探测可信程度加以描述. 基于概率论或模糊理论构建的不确定感知模型^[3-5] 虽然考虑了节点感知环境的不确定程度, 但是由于获得信息的不完备性导致构建的概

收稿日期: 2013-10-10; 修回日期: 2013-12-10.

基金项目: 国家973计划项目(2014CB046306); 江苏省自然科学基金项目(BK2010183); 江苏省高校骨干教师海外计划项目.

作者简介: 郭一楠(1975-), 女, 教授, 博士生导师, 从事智能优化算法与控制等研究; 王春(1988-), 男, 硕士生, 从事区间优化算法的研究.

率分布函数或模糊隶属度函数往往不精确. 为此, 本文提出一类区间感知模型, 并基于此构建WSN的区间覆盖模型, 从而将WSN覆盖能效优化问题转化为一个区间多目标优化问题.

针对区间多目标优化问题, 一些学者提出了区间进化算法. Philipp等^[6]定义了区间偏序关系和超体积测度, 并利用超体积测度调节Pareto前沿的分布性. 但其定义的区间序关系无法比较目标函数区间具有包含关系的解的优劣. Eskandari等^[7]针对目标函数含有噪声的多目标优化问题, 提出一种随机Pareto遗传算法. 但其定义的Pareto占优关系比传统的Pareto关系条件更苛刻. Gong等^[8]提出了基于NSGA-II的区间优化方法(II-MOEA), 定义了基于区间的Pareto占优关系和基于超体的拥挤距离测度. 但是区间个体占优的可能占优概率还是转化为个体的确定支配关系, 存在一定不合理性.

为了解决无线传感网络覆盖能效优化问题, 文献[9]提出了一类实数编码多目标量子文化算法, 但其考虑的传感器节点模型为0-1模型, 其网络覆盖能效优化为确定性多目标优化问题. 考虑到文化算法双层进化机制的有效性和量子算法的并行搜索能力, 本文基于文献[9]提出了一类区间多目标量子文化算法(IMOQCA). 它借鉴文化算法的双层进化结构, 底层种群空间采用区间量子算法; 上层信度空间提取种群空间非支配个体的不确定信息并以知识形式加以保存, 然后用于影响种群空间中进化种群的个体选择、变异策略和量子种群的更新策略. 通过知识的引导使个体朝优势方向进行, 从而使进化寻优过程能快速有效.

1 无线传感器网络区间覆盖能效优化模型

1.1 传感器节点区间感知模型

由于感知信息的不完备性, 使已有不确定感知模型中的精确概率分布函数或者模糊隶属度函数难以获得. 考虑到获得不确定参数的可能取值范围较为容易, 本文基于区间数定义, 提出一种传感器节点的区间感知模型. 定义传感器节点 s_i 对目标点 $o(x, y)$ 的检测能力为

$$\tilde{P}_{\text{cov}}(x, y, s_i) = \begin{cases} \exp\left(-\lambda_1\left(\frac{\tilde{d}^2}{\varepsilon}\right)^\beta\right), & d(s_i, o) \in [0, r - r_e], \tilde{d} \in [0, \varepsilon r_e - d(s_i, o)]; \\ \exp\left(-\lambda_2\left(\frac{\tilde{a}^2}{\tilde{d}}\right)^\beta\right), & d(s_i, o) \in [r - r_e, r + r_e], \\ & \tilde{d} \in [d(s_i, o), d(s_i, o) + \Delta d]; \\ 0, & d(s_i, o) \in (r + r_e, +\infty). \end{cases} \quad (1)$$

其中: r 为传感器节点的理想检测距离, r_e 反映其不确定检测能力, $\Delta d = \exp(-|d(s_i, o) - (r - r_e)|)$, $\tilde{d} = r + r_e - d(s_i, o)$, $\varepsilon = r_e[r/r_e]$, $\lambda_1 = (r - r_e)/2rr_e$, $\lambda_2 = 1/r_e$, β 用于调整节点检测概率, $\tilde{\alpha} = \tilde{d} - (r - r_e)$, \tilde{d} 反映与传感器节点到目标点之间距离相关的区间参数. 根据目标点在检测区域中所处的位置, \tilde{d} 的区间取值范围也有所变化. 显然, 该模型能反映与环境相适应的感知强度区间, 对实际环境具有更好的适用性.

WSN由多个传感器节点构成, 所以 $P(x, y)$ 被有效监测的概率取决于监测区域内所有传感器节点的综合作用, 定义为其联合感知概率, 即

$$\tilde{P}_{\text{cov}}(x, y, S) = 1 - \prod_{s_i \in S} (1 - \tilde{P}_{\text{cov}}(x, y, s_i)). \quad (2)$$

其中: S 为传感器节点集, $\tilde{P}_{\text{cov}}(x, y, S) \in [0, 1]$ 反映了实际环境中不确定因素对WSN感知能力的影响. 为合理表示目标点是否被WSN有效检测, 定义

$$\tilde{P}(x, y) = \begin{cases} 1, & \tilde{P}_{\text{cov}}(x, y, S) \geq C_{\text{th}}; \\ \left[0, \frac{\tilde{P}_{\text{cov}}(x, y, S) - C_{\text{th}}}{L(\tilde{P}_{\text{cov}}(x, y, S))}\right], & \\ \tilde{P}_{\text{cov}}(x, y, S) < C_{\text{th}} < \overline{\tilde{P}_{\text{cov}}(x, y, S)}; \\ 0, & \overline{\tilde{P}_{\text{cov}}(x, y, S)} < C_{\text{th}}. \end{cases} \quad (3)$$

其中

$$L(\tilde{P}_{\text{cov}}(x, y, S)) = \overline{\tilde{P}_{\text{cov}}(x, y, S)} - \underline{\tilde{P}_{\text{cov}}(x, y, S)}.$$

基于式(3), 进一步给出目标点被有效重叠覆盖的程度, 即

$$\tilde{G}(x, y) = \begin{cases} 1, & (\tilde{P}(x, y, s_{ij}) \geq C_{\text{th}}) \text{ 且 } (\tilde{P}(x, y, s_{kl}) \geq C_{\text{th}}); \\ 0, & (\tilde{P}(x, y, s_{ij}) < C_{\text{th}}) \text{ 且 } (\tilde{P}(x, y, s_{kl}) < C_{\text{th}}); \\ \tilde{P}(x, y, s_{ij})\tilde{P}(x, y, s_{kl}), & \text{others.} \end{cases} \quad (4)$$

其中: $i \neq j \neq k \neq l \in [1, N]$, N 为传感器节点的数目, $\tilde{P}(x, y, s_{ij})$ 表示目标点被传感器节点 s_i 和 s_j 联合感知到的概率, 由式(2)计算获得.

1.2 WSN覆盖能效评价标准

网络覆盖率反映WSN对目标区域或目标点的覆盖程度, 是衡量覆盖控制算法优劣的重要标准, 但它无法准确反映节点部署的均匀性. 节点冗余率可有效衡量节点的分布均匀程度, 定义为目标区域中所有节点覆盖范围的重叠面积与节点理论覆盖范围总和的比值. 因此, 本文采用网络覆盖率和节点冗余率作为WSN服务质量的评价标准, 依据格点法^[10]近似计算覆盖面积. 设 a, b 分别为二维监测区域沿 X, Y 方向

离散化后的格点数, 定义网络覆盖率和节点冗余度为

$$\tilde{f}_1 = \frac{A_{\text{area}}(S)}{A} = \sum_{x=1}^a \sum_{y=1}^b \tilde{P}(x, y) / (a \times b), \quad (5)$$

$$\tilde{f}_2 = \frac{R_{\text{area}}(S)}{T_{\text{area}}(S)} = \sum_{x=1}^a \sum_{y=1}^b \tilde{G}(x, y) / T_{\text{area}}(S). \quad (6)$$

其中: A 为检测区域总面积, $A_{\text{area}}(S)$ 为节点有效覆盖面积, $R_{\text{area}}(S)$ 为节点重叠覆盖面积, $T_{\text{area}}(S)$ 为节点理论覆盖面积. 在 WSN 覆盖能效优化问题中, 通常既要保证网络充分覆盖, 又要使得待监测区域内的多重覆盖面积最小, 尽量减少冗余工作节点数目. 因此, 该问题本质上是获得一组最优传感器节点集, 使其满足较大的网络覆盖率和较小的节点冗余率. 由于 WSN 感知能力采用区间数描述, WSN 覆盖能效优化问题便转化为一个区间多目标优化问题, 记为

$$\begin{aligned} \max F(S, \tilde{d}) &= \{f_1(S, \tilde{d}), 1 - f_2(S, \tilde{d})\}, \\ \text{s.t. } \tilde{d}_k &\in [\underline{d}_k, \overline{d}_k]. \end{aligned} \quad (7)$$

其中: $S = (S_1, S_2, \dots, S_N)$ 为 N 维决策变量, 区间参数 $\tilde{d} = (\tilde{d}_1, \tilde{d}_2, \dots, \tilde{d}_k)$. 由于参数 \tilde{d} 存在的不确定性, 导致函数值 $f_k(S_l, \tilde{d})$ 是一个区间数.

2 基于区间多目标量子文化算法的 WSN 覆盖能效优化

面向含区间参数的网络覆盖率和节点冗余率两个优化目标, 采用区间多目标量子文化算法来解决不确定环境下的 WSN 覆盖能效优化问题. 算法采用文化算法的双层进化结构, 下层种群空间采用区间量子进化算法; 上层信度空间提取种群空间非支配解的不确定信息, 并以规范知识和形势知识的形式加以存储, 进而通过影响函数指导种群空间中进化个体的变异和选择策略, 以及量子个体的更新. 算法具体步骤如下.

Step 1: 初始化种群空间和信度空间. 在监测区域内随机部署 N 个传感器节点, 构成初始节点集

$$\begin{aligned} p_i(0) &= \{s_{i1}, s_{i2}, \dots, s_{iN}\} = \\ &\{(x_{i1}, y_{i1}), (x_{i2}, y_{i2}), \dots, (x_{iN}, y_{iN})\}; \end{aligned}$$

由此生成量子个体

$$\begin{aligned} q_i(0) &= \\ &\{(cx_{i1}, wx_{i1}), (cy_{i1}, wy_{i1}), (cx_{i2}, wx_{i2}), \\ &(cy_{i2}, wy_{i2}), \dots, (cx_{iN}, wx_{iN}), (cy_{iN}, wy_{iN})\}, \end{aligned}$$

进而构成种群规模为 n 的初始量子种群

$$Q(0) = \{q_1(0), q_2(0), \dots, q_n(0)\}.$$

Step 2: 量子种群 $Q(t)$ 通过量子个体叠加获得其概率密度函数和累积概率分布函数, 并基于其逆函数生成具有相同种群规模的进化种群 $P(t)$. 计算进化个

体的网络覆盖率和节点冗余率, 根据个体之间的概率支配关系, 获得个体的非支配序和拥挤测度.

Step 3: 通过接受函数, 提取非支配个体作为样本, 同时更新信度空间知识.

Step 4: 通过影响函数, 利用知识影响进化个体变异操作, 生成子代种群 $P_m(t)$. 合并子代和父代进化种群 $P(t) \cup P_m(t)$, 计算进化个体的非支配序和拥挤测度, 采用知识引导的选择策略获得种群规模为 n 的进化种群 $P_s(t)$, 进而求取量子种群 $Q_s(t)$.

Step 5: 利用知识影响量子个体更新, 生成量子种群 $Q_k(t)$. 基于量子种群 $Q_s(t) \cup Q_k(t)$, 通过个体选择得到种群规模为 n 的量子种群 $Q(t+1)$.

Step 6: 判断是否满足算法终止条件, 如果满足则输出非支配个体集; 否则跳转到 **Step 2** 继续操作.

显然, 区间多目标量子文化算法解决 WSN 覆盖能效优化问题的核心在于: 种群空间中进化个体的概率支配关系及优劣关系的判定、信度空间的知识描述形式和知识影响方式.

2.1 进化个体概率支配关系及其评价方式

在区间多目标优化问题中, 各个目标函数值是区间数, 无法精确描述 Pareto 支配关系, 所以基于区间数来比较可能度定义^[11], 给出一种新型个体支配关系比较方法. 定义进化个体 p_i 和 p_j 的第 k 个目标的区间适应值为

$$\begin{aligned} f_k(p_i) &= [\underline{f}_k(p_i), \overline{f}_k(p_i)], \\ f_k(p_j) &= [\underline{f}_k(p_j), \overline{f}_k(p_j)]; \end{aligned}$$

区间跨度为

$$\begin{aligned} L(f_k(p_i)) &= \overline{f}_k(p_i) - \underline{f}_k(p_i), \\ L(f_k(p_j)) &= \overline{f}_k(p_j) - \underline{f}_k(p_j). \end{aligned}$$

针对第 k 个目标, 记 p_i 优于 p_j 的可能度和个体 p_j 优于 p_i 的可能度分别为

$$\begin{aligned} \sigma(p_i, p_j, k) &= \\ &\max\{0, L(f_k(p_i)) + L(f_k(p_j)) - \max(\overline{f}_k(p_j) - \underline{f}_k(p_i), 0)\} / (L(f_k(p_i)) + L(f_k(p_j))), \end{aligned} \quad (8)$$

$$\begin{aligned} \sigma(p_j, p_i, k) &= \\ &\max\{0, L(f_k(p_j)) + L(f_k(p_i)) - \max(\overline{f}_k(p_i) - \underline{f}_k(p_j), 0)\} / (L(f_k(p_i)) + L(f_k(p_j))). \end{aligned} \quad (9)$$

上述两种可能度满足

$$\sigma(p_i, p_j, k) + \sigma(p_j, p_i, k) = 1.$$

由此, 定义 p_i 和 p_j 的可能支配关系如下:

1) $\forall k \in \{1, 2, \dots, M\}, \sigma(p_i, p_j, k) \geq \sigma(p_j, p_i, k)$,
 $\exists l \in \{1, 2, \dots, M\}, \sigma(p_i, p_j, l) > \sigma(p_j, p_i, l)$, 有

$$\sigma(p_i \succ p_j) = \prod_k \sigma(p_i, p_j, k).$$

2) $\forall k \in \{1, 2, \dots, M\}, \sigma(p_j, p_i, k) \geq \sigma(p_i, p_j, k),$
 $\exists l \in \{1, 2, \dots, M\}, \sigma(p_j, p_i, l) > \sigma(p_i, p_j, l),$ 有

$$\sigma(p_j \succ p_i) = \prod_k \sigma(p_j, p_i, k).$$

3) $\exists k \in \{1, 2, \dots, M\}, \sigma(p_i, p_j, k) \geq \sigma(p_j, p_i, k),$
 $\exists l \in \{1, 2, \dots, M\}, \sigma(p_j, p_i, l) \geq \sigma(p_i, p_j, l),$ 有

$$\sigma(p_i \| p_j) = 1 - \prod_k \sigma(p_i, p_j, k) - \prod_l \sigma(p_j, p_i, l).$$

其中: $\sigma(p_i \succ p_j)$ 表示 p_i 依可能性占优 p_j ; $\sigma(p_i \| p_j)$ 表示 p_i 与 p_j 依可能性互不占优.

基于上述可能度支配关系, 将 NSGA-II 的占优排序思想扩展到区间多目标优化问题中, 确定个体的占优序如下.

Step 1: 初始化所有个体的序号 $\text{rank}(p_i) = 1, i = 1, 2, \dots, n.$

Step 2: 对于任意两个个体, 若 $\sigma(p_i(t) \succ p_j(t)),$ 则
 $\text{rank}(p_j(t)) = \text{rank}(p_j(t)) + \sigma(p_i(t) \succ p_j(t)),$
 $\text{rank}(p_i(t)) = \text{rank}(p_i(t));$

若 $\sigma(p_j(t) \succ p_i(t)),$ 则

$\text{rank}(p_i(t)) = \text{rank}(p_i(t)) + \sigma(p_j(t) \succ p_i(t)),$
 $\text{rank}(p_j(t)) = \text{rank}(p_j(t));$

若 $\sigma(p_i(t) \| p_j(t)),$ 则

$$\begin{aligned} \text{rank}(p_i(t)) &= \text{rank}(p_i(t)), \\ \text{rank}(p_j(t)) &= \text{rank}(p_j(t)). \end{aligned}$$

Step 3: 构建非支配解集为

$$\Phi(t) = \{p_i(t) | \text{rank}(p_i(t)) = 0\}.$$

2.2 量子个体实数编码及生成机制

实数编码的量子个体采用矩形区域来描述进化个体中的变量, 包括中心位置、宽度和高度. 其中, 前两个要素能唯一确定矩形区域的大小. 面向多目标优化问题, 高度由个体支配关系计算获得^[12]. 本文将其扩展到区间多目标优化问题中, 基于个体占优序 $\text{rank}(p_i(t))$ 计算其高度. 若量子个体占优其他个体的程度越高, 则其对应的矩形区域高度也越高. 以节点 i 的 x_j 位置为例, 有

$$h_{ij} = 1 - \frac{\text{rank}(p_{ij}(t))}{\sum_{k=1}^n \text{rank}(p_{kj}(t))}. \quad (10)$$

量子个体之间处于纠缠状态^[12], 通过叠加量子个体的矩形区域, 获得个体基因位的概率密度函数 $\text{PDF}_j = \sum_{i=1}^n q_{ij}$ 和累积概率密度函数 $\text{CDF}_j = \int \text{PDF}_j.$ 叠加后某个区域的高度越高, 说明该区域存

在较优解的可能性越大. 通过这种叠加过程可以增加较优个体被观测到的概率, 使量子种群向最优解迁徙. 基于累积概率分布逆函数, 通过选取任意随机数 $\mu \sim N(0, 1),$ 即可在逆函数曲线上获得其映射点, 构成用实数向量组 $p_{ij} = \text{CDF}_j^{-1}(\mu)$ 表示的进化个体.

2.3 隐含知识提取和利用

2.3.1 规范知识

规范知识描述传感器节点集的可行解空间及其构成的 WSN 所对应的覆盖性能目标空间, 定义为

$$K_1 = \langle L(t), U(t), LF(t), UF(t) \rangle.$$

其中

$$L(t) = \{l_1(t), l_2(t), \dots, l_m(t)\},$$

$$U(t) = \{u_1(t), u_2(t), \dots, u_m(t)\}$$

为传感器节点位置坐标的下限和上限; l_j 和 u_j 表示第 j 维坐标变量的下限和上限; $LF(t)$ 和 $UF(t)$ 对应于 WSN 目标空间的下限和上限. 考虑到 WSN 覆盖能效优化问题本质上是一个两目标区间优化问题, 因此定义

$$LF(t) = \{f_1^L(t), f_2^L(t)\},$$

$$UF(t) = \{f_1^U(t), f_2^U(t)\}.$$

随着进化的深入, 规范知识将会随着 WSN 中节点位置及其性能变化而更新, 记为

$$u_j(t+1) = \begin{cases} u_j(t), & p_{ij}(t) \leq u_j(t); \\ p_{ij}(t), & p_{ij}(t) > u_j(t); \end{cases} \quad (11)$$

$$l_j(t+1) = \begin{cases} l_j(t), & p_{ij}(t) \geq l_j(t); \\ p_{ij}(t), & p_{ij}(t) < l_j(t); \end{cases} \quad (12)$$

$$f_k^U(t+1) = \begin{cases} \overline{f_k(p_i(t))}, & \overline{f_k(p_i(t))} > f_k^U(t); \\ f_k^U(t), & f_k^U(t) \geq \overline{f_k(p_i(t))}; \end{cases} \quad (13)$$

$$f_k^L(t+1) = \begin{cases} \underline{f_k(p_i(t))}, & \underline{f_k(p_i(t))} < f_k^L(t); \\ f_k^L(t), & f_k^L(t) \leq \underline{f_k(p_i(t))}. \end{cases} \quad (14)$$

2.3.2 形势知识

形势知识储存的是进化过程中产生的 Pareto 非支配解集, 其结构描述为 $K_2(t) = \{e_1, e_2, \dots, e_s\},$ s 是形势知识容量. 形势知识随进化过程的深入而不断更新其记录的非支配解. 记 $\Phi(t)$ 为第 t 代产生的最优非支配解集, $K_2'(t+1) = K_2(t) \cup \Phi(t+1).$ 根据已给出的可能度支配关系, 更新形势知识如下:

1) 剔除重复个体.

$$\begin{aligned} K_2(t+1) &= \\ &\{K_2'(t+1) \setminus p_i(t+1) | p_i(t+1) = \\ &e_i(t) \in K_2(t), p_i(t+1) \in \Phi(t+1)\}. \end{aligned}$$

2) 剔除被依可能性占优个体.

$$K_2(t+1) = \{K'_2(t+1) \setminus p_i(t+1) | \sigma(p_j(t+1) \succ p_i(t+1)), p_i(t+1) \in K'_2(t+1), p_j(t+1) \in K'_2(t+1)\}.$$

3) 剔除掉重复个体和劣势个体后, 判断其个体数目. 如果不大于形势知识容量, 则将筛选后的所有个体全部放入形势知识中; 反之, 剔除具有最小超拥挤测度个体. 记 $C(p_j(t+1))$ 为超拥挤测度^[8], 则

$$K_2(t+1) = \begin{cases} K'_2(t+1), |K'_2(t+1)| < |s|; \\ K'_2(t+1) \setminus p_i(t+1) | i = \arg \min_j C(p_j(t+1)), \\ |K'_2(t+1)| > |s|. \end{cases} \quad (15)$$

2.3.3 规范知识和形势知识的引导操作

信度空间知识用于指导进化个体变异操作、选择操作和量子个体的更新过程.

1) 进化个体变异操作. 令

$$e_{kj}(t) = \arg \min_k \|e_k(t) - p_i(t)\|,$$

$\|e_k(t) - p_i(t)\|$ 为形势知识储存的 Pareto 前端的第 k 个个体与进化个体 $p_i(t)$ 之间的欧式距离. 记 $Z(I_j) = |u_j - l_j|$ 为变步长, $\delta \sim N(0, 1)$. 受两类知识影响的个体变异算子为

$$\bar{p}_{ij}(t) = \begin{cases} p_{ij}(t) + |\delta \cdot Z(I_j)|, p_{ij}(t) < e_{kj}(t); \\ p_{ij}(t) - |\delta \cdot Z(I_j)|, p_{ij}(t) > e_{kj}(t); \\ p_{ij}(t) + \lambda \delta \cdot Z(I_j), \text{others.} \end{cases} \quad (16)$$

2) 进化个体选择操作. 区间多目标量子文化算法中, 为保留所有最优非支配解, 采用规范知识引导的选择策略来防止变异带来的优势个体丢失. 记 $P(t)$ 和 $P_m(t)$ 为变异前后的进化种群, 集合 $\Phi(t) = P(t) \cup P_m(t)$. 对于任意 $p_i(t) \in \Phi(t)$, 根据其可能支配关系和拥挤测度, 确定强化支配程度 $\xi_i(t)$, 并依次降序排列集合 $\Phi(t)$; 选取前 n 个个体构建 $P(t+1)$. 定义强化支配程度如下.

规则 1: 若 p_i 依可能性支配 p_j , 则 $\xi_i(t) = \xi_i(t) + 1$.

规则 2: 若 p_i 和 p_j 依可能性互不支配, 则比较其拥挤测度

$$\xi_i(t) = \begin{cases} \xi_i(t) + 1, C(p_i(t)) < C(p_j(t)); \\ \xi_i(t), C(p_i(t)) \geq C(p_j(t)). \end{cases} \quad (17)$$

规则 3: 若 p_i 的适应度值超出规范知识覆盖范围, 即 $(f_k(p_i(t))) > f_k^U(t)$ 或 $(f_k(p_i(t))) < f_k^L(t)$, 则 $\xi_i(t) = \xi_i(t) + 1$.

规则 4: 若 p_i 依可能性被 p_j 支配, 则 $\xi_i(t) = \xi_i(t)$.

3) 量子个体更新操作. 记 $e_l(t)$ 为从形势知识中选出的非支配个体. 受其影响的量子个体更新操作如下:

$$cx_{ij}(t+1) = cx_{lj}(t); \quad (18)$$

$$wx_{ij}(t+1) = wx_{ij}(t)\theta^{-\delta_i(t)}; \quad (19)$$

$$\delta_i(t) = \begin{cases} -1, \text{IH}(K_2(t)) > \text{IH}(K_2(t-1)); \\ 1, \text{IH}(K_2(t)) > \text{IH}(K_2(t-1)); \\ 0, \text{others.} \end{cases} \quad (20)$$

其中: θ 为步长收缩因子; δ_i 反映知识进化程度; IH 为既能反映所求 Pareto 解集的收敛性又能反映 Pareto 前端分布性的测度, IH 测度越大, Pareto 前端的收敛性和分布性越好. $\delta_i(t)$ 为负值意味着缩短矩形宽度可以减小搜索区域, 使变量搜索范围更靠近优势个体; 相反, $\delta_i(t)$ 正值会拓展矩形宽度可以扩大搜索区域; 否则宽度不变.

3 仿真实验分析与比较

在 WSN 覆盖能效优化问题中, 传感器节点数目及覆盖区域大小都会对算法性能产生影响. 因此, 本文设置表 1 所列的 4 种具有不同节点数目和待测区域规模的实验环境, 以测试算法在不同情况下的性能.

表 1 实验环境的 4 种设置

环境情况	监测区域 A/m^2	节点个数 N	密度 (N/A)
In1	20×20	15	0.0375
In2	20×20	20	0.0500
In3	30×30	20	0.0222
In4	40×40	40	0.0250

3.1 算法性能测度

区间多目标优化问题中, 所求目标函数值为区间数, 所以 Pareto 前端是由多个小超体构成的一个(或多个)大超体. 因此, 本文采用 IH 测度^[6]、 IX 测度^[6]、 IC 测度^[13]和 ISP 测度^[13]度量其性能. 其中: IH 测度为区间数, 采用 Pareto 前端超体张成面积比例来度量算法的收敛性和分布性; IC 测度是衡量算法的收敛性; ISP 测度和 IX 测度分别度量非支配解集在目标空间中的分布情况和不确定度.

为了进一步分析 Pareto 前端的延展性, 本文将 Zitzler 提出的 S 测度^[14]扩展到区间多目标优化中, 提出 Interval scalability(IS) 测度

$$\text{IS}(S_p) = \sqrt{\sum_{j=1}^M \left(\max_{i=1, \dots, n} \overline{f_j(p_i)} - \min_{i=1, \dots, n} \underline{f_j(p_i)} \right)^2}. \quad (21)$$

显然, IS 测度越大, 算法的延展性能越好.

3.2 模型参数对算法性能的影响

算法参数设置为 $r = 5$, $r_e = 2$, $\beta = 0.5$, 种群规

模 $n = 20$, 进化终止代数 100.

在 WSN 区间覆盖模型中, 概率阈值 C_{th} 直接影响节点感知有效性. 因此, 面向环境 In1, 分别设置 C_{th} 为 0.3、0.5、0.7、0.9, 分析其对 WSN 覆盖结果的影响程度, 测试结果如表 2 所示. 从表 2 可以看出, 当 C_{th} 从 0.5 递增变化到 0.9 时, IH 测度对应的最好超体积和最坏超体积及 IS 测度都逐渐增大, ISP 和 IX 测度则逐渐减小, 算法总体性能趋好. 但是当 $C_{th} = 0.9$ 时, 区间节点模型可近似为 0-1 模型, 不能完全体现区间感知概率. 综上所述, 本文选取概率阈值 $C_{th} = 0.7$.

表 2 概率阈值对网络覆盖性能的影响

C_{th}		0.3	0.5	0.7	0.9
IH(最坏超体积)	μ	7.12e-01	7.07e-01	7.32e-01	7.31e-01
	σ	3.40e-03	3.86e-02	6.01e-02	1.17e-01
IH(最好超体积)	μ	7.13e-01	7.10e-01	7.44e-01	8.17e-01
	σ	3.90e-03	3.75e-02	6.26e-02	2.30e-01
ISP	μ	6.28E-02	5.50e-02	4.29e-02	3.96e-02
	σ	1.89e-02	2.96e-02	1.69e-02	1.50e-02
IX	μ	1.25e-06	8.14e-06	6.91e-05	1.70e-03
	σ	6.04e-07	1.63e-06	1.65e-05	3.55e-04
IS	μ	6.12e-01	5.56e-01	6.38e-01	7.30e-01
	σ	6.19e-02	9.06e-02	9.46e-02	1.17e-01

3.3 不同算法性能比较

一方面, 为分析知识引入的有效性, 将 IMOQCA 与不加入知识的区间多目标量子进化算法 (IMOQA) 进行仿真比较; 另一方面, 将 IMOQCA 与已有 II-MOEA

MOEA^[8]和 IMOCA^[15]作对比分析. 取各算法运行 20 次的平均测度进行分析.

对比 IMOQCA 与 IMOQA 的仿真结果 (见图 1 和表 3) 可知, 4 种探测环境下, IMOQCA 的 IH 测度、IC 测度和 IS 测度都比 IMOQA 大, 表明 IMOQCA 获得的 Pareto 前端收敛性和延展性更好. 除了在环境 In2 下, IMOQCA 的 ISP 测度都较小, 说明 IMOQCA 获得的 Pareto 前端分布性更好. 但是, IMOQCA 所得 WSN 分布的 IX 测度较大, 说明它不能更好地控制占优个体的不确定度. 综上所述, 隐含知识的引导作用可以很好地改善算法的收敛性、分布性和延展性, 但不能有效控制算法的不确定性.

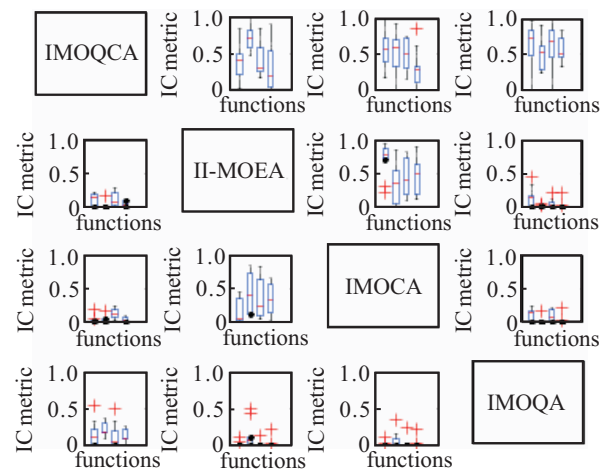


图 1 不同算法的 IC 测度

表 3 算法的 IH、ISP、IX、IS 测度比较

环境情况	算法	IH(最坏超体积)		IH(最好超体积)		ISP		IX		IS	
		μ	σ	μ	σ	μ	σ	μ	σ	μ	σ
In1	IMOQCA	7.32e-01	6.01e-02	7.44e-01	6.26e-02	4.29e-02	1.69e-02	6.91e-05	1.65e-05	6.38e-01	9.46e-02
	IMOQA	5.28e-01	4.94e-02	5.50e-01	5.26e-02	5.49e-02	3.12e-02	5.36e-05	1.95e-05	4.17e-01	1.02e-01
	IMOCA	6.40E-01	2.01e-02	6.50e-01	1.74e-02	2.37e-02	8.70e-03	6.48e-05	1.23e-05	1.80e-01	4.75e-02
	II-MOEA	6.54e-01	1.70e-02	6.66e-01	1.82e-02	2.65e-02	1.10e-02	6.59e-05	1.43e-05	1.92e-01	4.27e-01
In2	IMOQCA	6.93e-01	9.10e-03	7.03e-01	8.30e-03	4.69e-02	1.73e-02	7.84e-05	1.66e-05	7.18e-01	5.90e-02
	IMOQA	6.04e-01	2.93e-02	6.21e-01	3.17e-02	4.03e-02	1.60e-02	6.77e-05	1.33e-02	4.32e-01	8.91e-02
	IMOCA	5.55e-01	5.90e-02	5.70e-01	6.07e-02	4.08e-02	2.05e-02	4.84e-05	2.03e-05	1.96e-01	6.34e-01
	II-MOEA	5.72e-01	4.31e-02	5.87e-01	4.42e-02	3.00e-02	9.50e-02	8.60e-05	2.54e-05	3.13e-01	5.61e-01
In3	IMOQCA	6.55e-01	5.19e-02	6.67e-01	4.99e-02	2.71e-02	1.51e-02	8.02e-05	2.08e-05	5.02e-01	1.51e-01
	IMOQA	3.12e-01	1.67e-02	3.31e-01	1.58e-02	3.31e-02	2.06e-02	2.52e-05	6.11e-05	2.38e-01	7.97e-02
	IMOCA	6.48e-01	5.34e-02	6.66e-01	5.36e-02	2.94e-02	1.02e-02	1.31e-04	1.71e-05	1.86e-01	4.91e-01
	II-MOEA	6.36e-01	5.42e-02	6.52e-01	5.51e-02	3.13e-02	1.53e-02	1.36e-04	1.43e-05	1.80e-01	2.57e-01
In4	IMOQCA	6.41e-01	6.98e-02	6.56e-01	7.08e-02	2.80e-02	7.70e-03	7.98e-05	8.38e-06	6.41e-01	6.51e-02
	IMOQA	3.87e-01	6.61e-02	4.02e-01	6.69e-02	4.43e-02	2.09e-02	2.64e-05	6.52e-06	3.73e-01	1.08e-01
	IMOCA	5.83E-01	2.77e-02	5.99e-01	2.78e-02	2.32e-02	1.03e-02	1.32e-02	7.02e-06	1.31e-01	3.89e-02
	II-MOEA	5.89e-01	4.80e-02	6.07e-01	5.35e-02	2.38e-02	1.46e-02	1.31e-04	2.13e-05	1.55e-01	4.46e-02

对比 IMOQCA、II-MOEA 和 IMOCA 的实验结果可知, 本文所提出算法的 IH 测度、IC 测度和 IS 测度都较大, 表明 IMOQCA 的收敛性和延展性较好. 除了在环境 In1 下, IMOQCA 的 IX 测度都比其余 2 种算法

小, 说明本文所提出算法能更有效地控制不确定性. IMOQCA 的 ISP 测度除了在环境 In3 下都是最差的, 表明其分布性较差. 但是, 从图 2 可以看出, IMOQCA 获得的 Pareto 前端的延展性较好且跨度较大, 其余 2

种算法只是集中于 IMOQCA 所获得的 Pareto 前端附近的一部分, 从而影响到算法的整体 ISP 测度. 综上所述, 本文所提出算法获得的 Pareto 前端优于 II-MOEA 和 IMOCA.

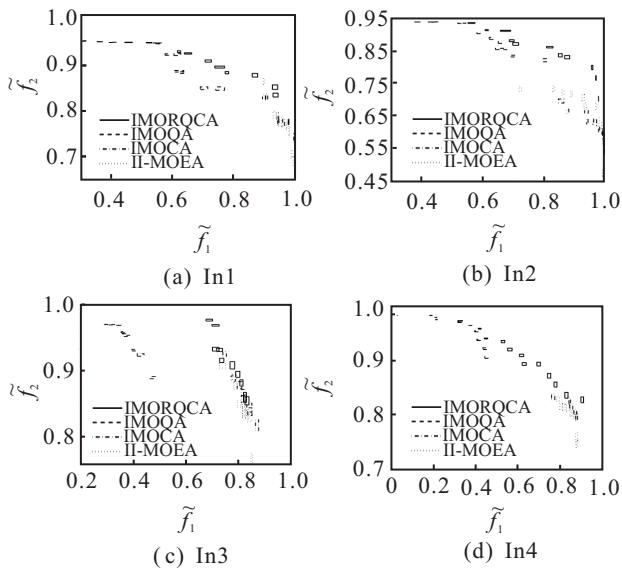


图2 不同算法的 Pareto 前沿分布

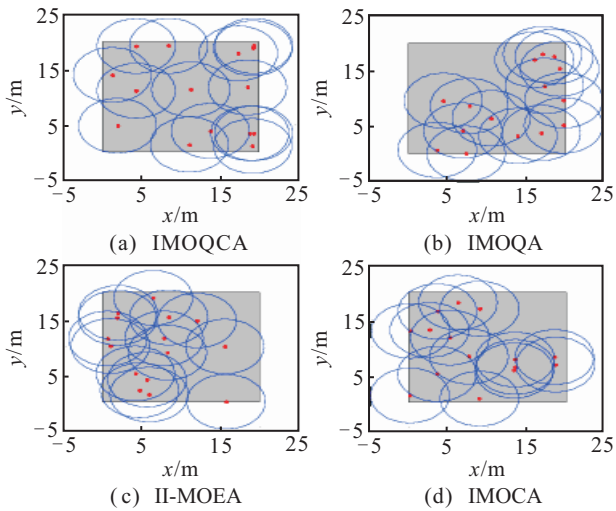


图3 环境 In1 下 4 种算法优化后无线传感网络节点分布

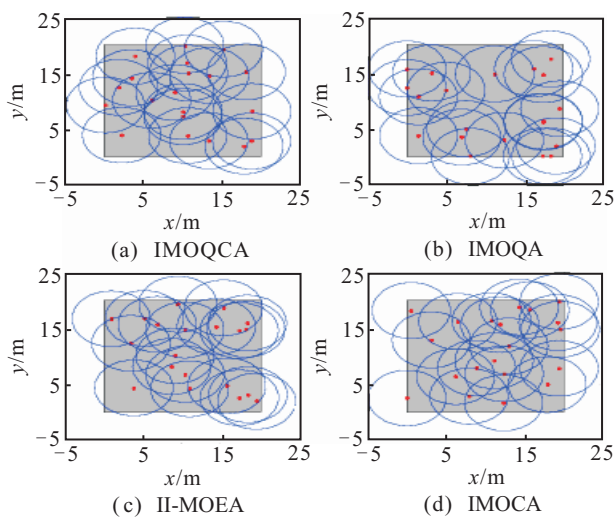


图4 环境 In2 下 4 种算法优化后无线传感网络节点分布

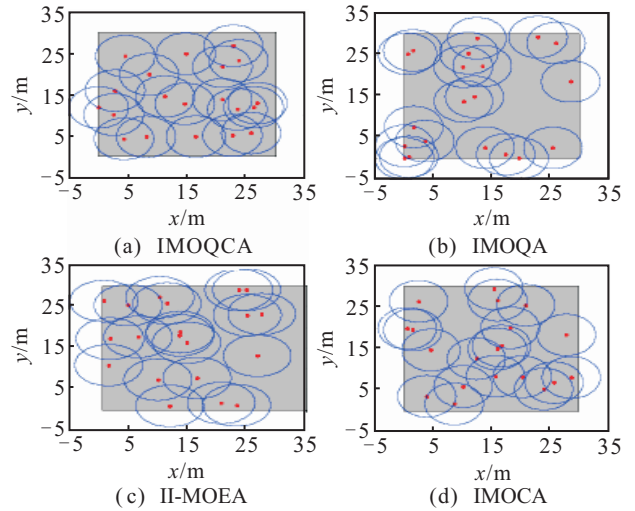


图5 环境 In3 下 4 种算法优化后无线传感网络节点分布

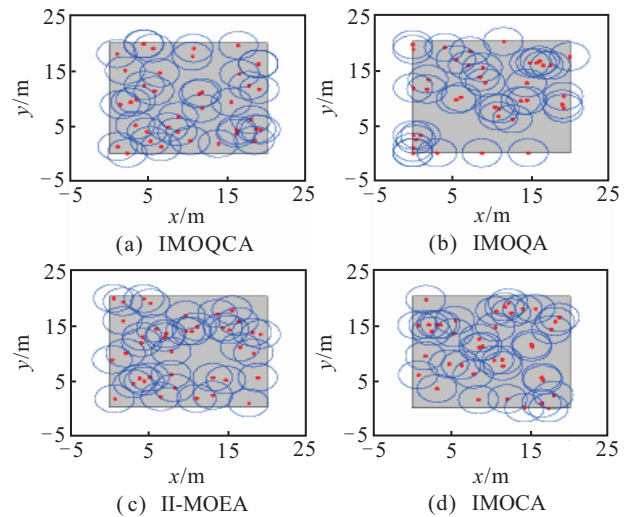


图6 环境 In4 下 4 种算法优化后无线传感网络节点分布

从图3~图6所绘制的不同算法所获得的 WSN 最优覆盖率节点分布图可见, 本文所提出算法可以获得覆盖率更优且节点冗余率更小的无线传感器网络.

4 结 论

考虑到实际应用环境中不确定因素对传感器节点感知能力的影响, 以及已有概率感知模型和模糊感知模型中参数获取的困难, 本文提出一种区间感知模型来有效地描述节点感知性能, 进而构建以网络覆盖率和节点冗余率为优化目标的网络区间覆盖能效优化模型. 为解决该区间多目标优化问题, 提出一类含区间参数的多目标量子文化算法. 首先, 定义了一种新型的区间个体依可能度占优关系, 并基于该新型占优关系排序, 提出一类面向区间多目标优化问题的量子个体矩形区域高度计算方法; 其次, 提取区间占优个体信息, 给出相应规范知识和形势知识描述, 并用于指导量子个体更新和进化个体的选择与变异策略; 最后, 为深入比较不同算法的延展性, 构建了用于度量区间优化方法的 IS 测度. 通过面向 4 种环境及不同

模型参数的仿真实验, 表明了在多目标量子进化算法中引入知识可以有效地改善进化过程, 使算法具有更好的收敛性、分布性和延展性, 获得更优的 WSN 分布.

参考文献(References)

- [1] Dargie W, Poellabauer C. Fundamentals of wireless sensor networks: Theory and practice[M]. Chichester: John Wiley and Sons, 2010.
- [2] Chakrabarty K, Iyengar U, Qi H, et al. Coding theory framework for target location in distributed sensor networks[C]. Proc of International Symposium on Information Technology: Coding and Computing. Las Vegas, 2001: 130-134.
- [3] Dhillon S S, Chakrabarty K, Iyengar S S. Sensor placement for grid coverage under imprecise detection[C]. Proc of Int Conf on Information Fusion. Annapolis: Loews Annapolis Hotel, 2002: 1581-1587.
- [4] Wang B, Wang W, Srinivasan V, et al. Information coverage for wireless sensor networks[J]. IEEE Communications Letters, 2005, 9(11): 967-969.
- [5] 王瑞, 曹文明, 谢维信. 传感器网络模糊覆盖[J]. 仪器仪表学报, 2009, 30(5): 954-959.
(Wang R, Cao W M, Xie W X. Fuzzy coverage for sensor networks[J]. Chinese J of Scientific Instrument, 2009, 30(5): 954-959.)
- [6] Philipp L, Daniel E S. An Optimization Algorithm for Imprecise Multi-objective Problem Functions[C]. Proc of the IEEE Congress on Evolutionary Computation. Edinburgh: IEEE Press, 2005: 459-466.
- [7] Eskandari H, Geiger C D, Bird R. Handling uncertain in evolutionary multi-objective optimization: SPGA[C]. Proc of IEEE Congress on Evolutionary Computation. New York: IEEE Press, 2007: 4130-4137.
- [8] Gong D W, Qin N N, Sun X Y. Evolutionary algorithm for multi-objective optimization problems with interval parameters[C]. Int Conf on Intelligent Computing. Changsha, 2010: 411-420.
- [9] Guo Y N, Liu D D, Chen M R, et al. An energy-efficient coverage optimization method for wireless sensor networks based on multi-objective quantum-inspired cultural algorithm[J]. Lecture Notes in Computer Science, 2013(7951): 343-349.
- [10] Chen H, Wu H, Zeng N F T. Grid-based approach for working node selection in wireless sensor networks[C]. IEEE Int Conf on Communications. Paris, 2004: 3673-3678.
- [11] 达庆利, 刘新旺. 区间数线性规划及其满意解[J]. 系统工程理论与实践, 1999, 19(4): 3-7.
(Da Q L, Liu X W. Interval number linear programming and its satisfactory solution[J]. Systems Engineering-Theory & Practice, 1999, 19(4): 3-7.)
- [12] 郭一楠, 刘丹丹, 程健, 等. 一种实数编码量子文化算法[J]. 中南大学学报: 自然科学版, 2011, 42(9): 130-137.
(Guo Y N, Liu D D, Cheng J, et al. A novel real-coded quantum-inspired cultural algorithm[J]. J of Central South University: Science and Technology, 2011, 42(9): 130-137.)
- [13] 张勇, 巩敦卫, 郝国生, 等. 含区间参数多目标系统的微粒群优化算法[J]. 自动化学报, 2008, 34(8): 921-928.
(Zhang Y, Gong D W, Hao G S, et al. Particle swarm optimization for multi-objective systems with interval parameters[J]. Acta Automatica Sinica, 2008, 34(8): 921-928.)
- [14] Zitzler E, Deb K, Thiele L. Comparison of multi-objective evolutionary algorithms: Empirical results[J]. Evolutionary Computation, 2000, 8(2): 173-195.
- [15] Coello C, Carlos A, Becerra R L. Evolutionary multiobjective optimization using a cultural algorithm[C]. IEEE Swarm Intelligence Symposium. Indiana: IEEE Press, 2003: 6-13.

(责任编辑: 孙艺红)