

基于量子狼群进化的多目标汇聚节点覆盖算法

金 杉^{*①②} 金志刚^①

^①(天津大学电气自动化与信息工程学院 天津 300072)

^②(天津市公安消防局 天津 300020)

摘 要: 在构建双层无线传感器网络中, 汇聚层覆盖需要考虑无重复覆盖面积、汇聚节点连通性和能耗平衡这 3 个关键问题。该文将上述 3 个问题统筹为多目标优化难题(MOP), 提出一种面向汇聚节点覆盖的量子狼群进化算法(QWPEA), 选择出候选头狼(CLW)群体, 以滑模交叉、量子旋转门、非门变异等方法产生寻优高效的下一代量子编码人工狼。仿真结果表明, 该文所提算法能够有效减少汇聚节点数, 提高汇聚层结构稳定性, 并平衡网络能耗, 适于大范围, 大规模传感器节点网络部署环境。在 800 m×800 m 面积部署传感器节点达到 1000 个时, 汇聚有效覆盖率较 MOPSO, NSGA-II 算法分别高 29.55%和 25.93%, 汇聚通信能耗率分别高 15.27%和 18.63%, 汇聚占通率分别低 14.01%和 15.46%。

关键词: 无线传感器网络; 量子狼群进化算法; 覆盖; 多目标; 汇聚节点

中图分类号: TP393

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2017)05-1178-07

DOI: 10.11999/JEIT160693

Multi-objective Sink Nodes Coverage Algorithm Based on Quantum Wolf Pack Evolution

JIN Shan^{①②} JIN Zhigang^①

^①(Electrical, Automation and Information Engineering College, Tianjin University, Tianjin 300072, China)

^②(Public Security Fire Department of Tianjin, Tianjin 300020, China)

Abstract: Satisfying non-repeated coverage, connectedness, and energy balance of sink layer are critical problems in multi-layers' Wireless Sensor Networks (WSNs). They are overall planed as a Multi-objective Optimization Problem (MOP). For resolving it, the Quantum Wolf Pack Evolutionary Algorithm (QWPEA) is proposed, which actualizes the Candidate Leader Wolf (CLW) selection, sliding mode crossing, quantum rotating gate, and NOR gate mutation are used to obtain the more accurate wolf's location. Simulation results show that QWPEA can minus the number of sink nodes, promote the steadiness, and balance the energy consumption in a huge scale of WSNs effectively. While 1000 sensors are deployed on 800 m×800 m with QWPEA, the sink effective coverage ratio is higher than either MOPSO as 29.55% or NSGA-II as 25.93%. And the sink communication energy consumption ratio is higher than the latter two methods as 15.27% and 18.63% separately. Also, the sink occupied ratio is lower than them as 14.01% and 15.46% severally.

Key words: Wireless sensor networks (WSNs); Quantum Wolf Pack Evolutionary Algorithm (QWPEA); Coverage; Multi-objective; Sink node

1 引言

覆盖问题是无线传感器网络(Wireless Sensor Networks, WSNs)研究的核心问题之一^[1]。随着

WSNs 规模的扩大, 原先的同构传感器节点按照功能细化为传感器节点、汇聚节点等将大规模 WSNs 的各传感器节点纳入汇聚层网络覆盖范围, 保证每一个汇聚节点能够接入汇聚层, 减少汇聚节点数和重复覆盖, 增加网络寿命, 是必须研究解决的问题^[2]。

根据研究环境和对象特点不同, 现有的静态覆盖方法思路大致归纳为 2 类: 静态模拟、目标平衡。(1)静态模拟方法面向地理位置稳定的目标环境, 采用概率论及其衍生方法, 解决节点随机分布后需要优化移动和适用节点数量的问题。文献[3]建立了一

收稿日期: 2016-07-04; 改回日期: 2016-12-09; 网络出版: 2017-02-09

*通信作者: 金杉 shanye2006@163.com

基金项目: 国家自然科学基金(61571318), 青海省科技项目(2015-ZJ-904), 海南省科技项目(ZDYF2016153)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (61571318), The Qinghai Province Science and Technology Program (2015-ZJ-904), The Hainan Province Science and Technology Program (ZDYF2016153)

种可调节监测范围的节点覆盖模型，将各节点划入传感器盖子集，以文化基因算法优化最大传感器盖数量，达到降低能耗的目的。文献[4]以改进的遗传算法(Genetic Algorithm, GA)和二进制蚁群算法优化覆盖，按照活动节点最大覆盖面积和最小数量条件计算最优活动节点集。(2)目标平衡方法是采取加权或约束的方法，实现对一定节点数量下的监测覆盖范围与能耗之间的平衡。文献[5]建立了一种基于分解的多目标进化算法(MOEA/D)，将该方法用于异构 WSNs 环境中，有效满足了覆盖与节能需求。文献[6]研究得到另一种多目标覆盖方法 MOCOAMA，它关注覆盖等级、节点活动、剩余能量，以及 1-覆盖的多目标问题。可见，根据对网络需求的不同，考虑多目标平衡，研究相应的智能优化算法，已成为解决静态覆盖问题的重要方法。现有研究注重于传感器节点覆盖，对应用于大规模、大空间的多层拓扑 WSNs 的汇聚层节点覆盖问题研究很少，因此，本文则专注于研究地理位置稳定状态下，结合静态模拟与目标平衡方法思路，解决汇聚层各节点对目标传感器的覆盖问题。

为实现地理位置不变的 WSNs 中部署最少的汇聚节点以覆盖所有传感器节点^[7]，关键问题有 3 个：(1)汇聚层非重叠的覆盖区域面积；(2)保证汇聚层内、汇聚与传感器层间能够正常通信；(3)与汇聚节点相关的通信的能量有效。本文解决方法的主要思想是：先将上述多目标问题变换为适值函数，将初始汇聚节点位置纳入到狼群中编码，再经过相关群体智能算法的行为和迭代优化处理，以达到在部署区域汇聚节点覆盖所有的传感器节点，同时达到汇聚层节点数目最少、通信正常、能量有效的目的。

2 问题模型描述

本文采用传感器层和汇聚层的双层网络结构作为研究基础，以汇聚节点的覆盖部署方法为研究对象，以传感器节点作为点覆盖的离散目标点。在部署 WSNs 时，通常先部署传感器节点，形成既定监测区域，再考虑汇聚节点部署问题，因此本文各传感器节点位置固定。此外，汇聚节点不具有监测感知功能，可以同目标传感器、其他汇聚节点分别进行通信和信息处理，而通信半径与通信距离直接影响分布式节点的最主要能量消耗，由此必须考虑汇聚层内和层间两种通信方式的节点通信半径差异。

本文改进二元感知模拟双层 WSNs 通信行为。假定网络部署区域 A_{nt} 是 2 维平面，汇聚节点集合 $C_{sk} = \{c_1, c_2, \dots, c_i, \dots, c_N\}$ 。其中 $c_i = \{x_i, y_i, r\}$ 为汇聚节点 i 覆盖模型，其坐标为 (x_i, y_i) ，通信半径为 r 。监测

区域 A_{nt} 的通信范围总面积为 $A_s = \sum_{i=1}^N \pi (r_i^w)^2$ 。本文汇聚节点设置异频的 Wi-Fi 和 ZigBee 双通信模块。其中，Wi-Fi 链路用于汇聚节点之间通信，ZigBee 链路用于层间通信。 r^w 为 Wi-Fi 通信模块通信半径， r^z 为 ZigBee 模块通信半径。如式(1)存在：

$$r = \left\{ \begin{array}{l} r^w, r^z \\ r_i^w \geq 2r_i^z \end{array} \right\} \quad (1)$$

定义 1 汇聚有效覆盖率：本文将汇聚节点集 C_{sk} 的有效覆盖率 $R_{ar}(C_{sk})$ 定义为：汇聚节点集 C_{sk} 的非重叠有效覆盖面积 $A_{ar}(C_{sk})$ 和通信范围总面积 A_s 之间的比例，如式(2)，表示汇聚节点的覆盖效率。其中， g 表示 c_i 内的冗余覆盖区域内的多个汇聚节点覆盖层数。 $A_{cv}(x_i, y_i, C_{sk})$ 表示汇聚节点 i 的覆盖面积。 $A_{ex}(c_i, g)$ 表示 c_i 与其他全部 λ_i 个符合 $d(c_i, c_j) \leq 2r^z$ 条件的 $\forall c_j$ 之间，根据不同的覆盖层数 g 分别计算得到的冗余覆盖区域面积之和。

$$R_{ar}(C_{sk}) = A_{ar}(C_{sk})/A_s = \sum_{i=1}^N \left\{ \left[A_{cv}(x_i, y_i, C_{sk}) - \sum_{g=1}^{\lambda_i} \left(\frac{g-1}{g} A_{ex}(c_i, g) \right) \right] / \pi (r_i^w)^2 \right\}, g, \lambda_i \in \mathbf{N}^+, g < \lambda_i \quad (2)$$

定义 2 汇聚占通率：式(3)中，定义汇聚节点之间汇聚占通率为 R_{ss} ，代表在目标传感器数量 N_s 不变的环境下，WSNs 连通的信息汇聚节点与目标传感器之间的比例。 R_{ss} 值高则目标分散，需要占用相互连通的汇聚节点数量多；反之，则目标集中，互连的汇聚节点部署合理，用相对少量汇聚节点达到覆盖目的。

$$R_{ss} = \sum_{i=1}^N \left[P \left(\sum_{j=1}^{N-1} P(d(c_i, c_j) \leq r^w) > 0 \right) \right] / N_s \quad (3)$$

其中， $d(c_i, c_j)$ 为汇聚节点间距， $P(d(c_i, c_j) \leq r^w)$ 表示随机部署的两汇聚节点 i 和 j 能够相互通信的条件概率， $P \left(\sum_{j=1}^{N-1} P(d(c_i, c_j) \leq r^w) > 0 \right)$ 表示汇聚节点 i 能够接入汇聚层通信的条件概率。

定义 3 汇聚通信能耗率：传感器网络涉及汇聚节点的 WSNs 通信能耗为 E_{cc} ，WSNs 整体通信能耗为 E_{a-c} ，二者比例为 R_{Ec} ，代表其计算方法可用式(4)， u 是节点通信参数，以能耗表示 WSNs 汇聚节点的通信传输状态。

$$R_{Ec} = E_{cc}/E_{a-c} = u \left(\sum_{i=1}^N (r_i^w)^2 + \sum_{k=1}^{N+M} (r_k^z)^2 \right) / E_{a-c} \quad (4)$$

以上述 R_{ar} ， R_{ss} ， R_{Ec} 作为需要同时优化的 3

个子目标函数, 本文将其转化为多目标优化难题 (Multi-objective Optimization Problem, MOP)。在汇聚节点部署过程中, 既要求汇聚有效覆盖率达到最高, 又要考虑汇聚层占通率和汇聚通信能耗率, 采用加权法能够兼顾平衡。式(5)和式(6)表示将全部子目标函数加权变换成取最小值的总目标函数, 即为适应度函数。函数 R_{ar} 和 R_{Ec} 分别取反。

$$\min f(x) = \begin{cases} f_1(x_1) = 1 - R_{ar} \\ f_2(x_2) = R_{s-s} \\ f_3(x_3) = 1 - R_{Ec} \end{cases} \quad (5)$$

$$f_{ob}(x) = \sum_{i=1}^K w_i n_i f_i(x_i), \sum_{i=1}^K w_i = 1 \quad (6)$$

式中, $f_{ob}(x)$ 是总目标函数。 K 是子目标函数个数, 此处 $K = 3$ 。 w_i 表示子目标函数权值, 本文 $w_1 + w_2 + w_3 = 1$ 。 n_i 表示归一化系数, 确保 $n_i f_i (i=1, 2, 3)$ 值数量级相近。 $f_{ob}(x) \in (0, 1)$ 的最小值为最优解。

3 多目标量子狼群进化算法

3.1 量子狼群进化算法基本原理

进化类算法常将总目标函数用作适应度函数, 通过个体适应度值搜索, 直接影响解的精度与收敛速度。而量子进化算法 (Quantum Evolutionary Algorithm, QEA)^[8] 以量子计算为基础。QEA 能够保证优质种群多样性。本文提出的量子狼群进化算法 (Quantum Wolf Pack Evolutionary Algorithm, QWPEA) 是一种结合了 QEA 和二进制狼群算法 (Binary Wolf Pack Algorithm, BWPA)^[9] 的新算法, 以量子比特和量子叠加态等概念为基础, 在问题规模较大时能够显著增强搜索的历遍性和收敛速度。在原有头狼选取和孕育大批优质后代的方法上进行优化, 使新一代狼群更能满足多目标的汇聚节点部署的总目标函数求解需要。

3.2 算法设计

3.2.1 狼群量子编码 在量子狼群进化算法中, 人工狼编码基于一组量子位和一组二进制数字表示, 每个量子位的状态如式(7)所示。

$$|\Psi\rangle = \alpha|0\rangle + \beta|1\rangle \quad (7)$$

式中, α 与 β 表示量子位对应态概率幅。 $|\alpha|^2$ 表示量子态被观测为 $|0\rangle$ 态概率, $|\beta|^2$ 为量子态被观测为 $|1\rangle$ 态概率。

在汇聚节点目标覆盖中, 分别对汇聚节点和目标传感器的覆盖关系和级联关系进行编码。设在 WSNs 中有 N 个汇聚节点和 M 个目标传感器, 式(8)显示了二者的覆盖关系:

$$\mathbf{C} = \begin{bmatrix} c_{1,1} & c_{1,2} & \cdots & c_{1,N} \\ c_{2,1} & c_{2,2} & \cdots & c_{2,N} \\ \vdots & \vdots & c_{m,n} & \vdots \\ c_{M,1} & c_{M,2} & \cdots & c_{M,N} \end{bmatrix}, \quad c_{m,n} \in \{0, 1\}, 1 \leq m \leq M, 1 \leq n \leq N \quad (8)$$

覆盖关系矩阵 \mathbf{C} 中, $c_{m,n}$ 表示汇聚节点 n 同目标传感器 m 的覆盖关系。 $c_{m,n} = 1$ 表示目标传感器 m 在汇聚节点 n 覆盖范围内; $c_{m,n} = 0$ 表示目标传感器 m 在汇聚节点 n 覆盖范围之外。

由于受到通信范围 πr^2 约束, 汇聚节点只能选择部署在覆盖范围内有限数量的目标传感器。式(9)中级联关系矩阵 \mathbf{S} 表示两层之间的节点级联关系:

$$\mathbf{S} = \begin{bmatrix} s_{1,1} & s_{1,2} & \cdots & s_{1,N} \\ s_{2,1} & s_{2,2} & \cdots & s_{2,N} \\ \vdots & \vdots & s_{m,n} & \vdots \\ s_{M,1} & s_{M,2} & \cdots & s_{M,N} \end{bmatrix}, \quad s_{m,n} \in \{0, 1\}, 1 \leq m \leq M, 1 \leq n \leq N \quad (9)$$

在级联关系矩阵 \mathbf{S} 中, $s_{m,n} = 1$ 表示目标传感器 m 和汇聚节点 n 连通, 而 $s_{m,n} = 0$ 表示二者不连通, 或者目标传感器 m 处于汇聚节点 n 的覆盖范围之外, 此时无需对该位进行编码。文献[10]中给出了一种矩阵间的映射关系, 仅对约束矩阵中值为 1 的位进行量子化编码, 缩短了量子编码的长度。本文在量子编码和二进制编码过程中将采用类似的方式, 针对级联关系矩阵 \mathbf{S} 中的第 m 行 n 列元素 $s_{m,n}$, 仅当覆盖关系矩阵 \mathbf{C} 中对应位置的 $c_{m,n} = 1$ 时, 才对该位的 $s_{m,n}$ 按照先行后列的顺序进行编码。

3.2.2 初始量子位生成 在初始狼群中, 狼群中每匹狼的所有量子位对应态的概率幅由式(10) Logistic 混沌映射产生。

$$x_{k+1} = \mu_{ch} x_k (1 - x_k), k = 0, 1, \dots, K \quad (10)$$

当 $\mu_{ch} = 4$ 时, Logistic 映射处于混沌状态。给定 x_0 为 $(0, 1)$ 间一个随机数, Logistic 映射得到 K 个混沌变量。

3.2.3 头狼产生规则 在初始空间, 把最接近最优总体目标函数值的狼视作头狼, 头狼直接进入迭代。算法运行中, 为求得当前狼群中的迭代最优狼, 需要测量狼群中每匹狼量子位的状态, 以获得对应的目标覆盖方案及适应度。第 l 位上的量子状态的测量过程如式(11)所示:

$$z_l = \begin{cases} 0, & \text{random}[0, 1] > |\alpha_l|^2 \\ 1, & \text{random}[0, 1] \leq |\alpha_l|^2 \end{cases} \quad (11)$$

式中, $Z = (z_1, z_2, \dots, z_L)$ 为状态测量后人工狼对应的二进制解形式, $\text{random}[0, 1]$ 为 $[0, 1]$ 间的随机数。经

过量子状态的测量，狼将转化为确定的二进制序列串，即获得了对应的目标覆盖方案。将迭代后量子位状态优于上一代头狼的人工狼即纳入 CLW 集合 Z^{cd} ，用于分别与新一代头狼迭代进化，产生更优秀后代。

3.2.4 狼群适应度评价更新 在确定每匹狼所有量子位的状态后，将由狼测量得到的解 Z 映射回级联关系矩阵 S 的形式，并代入式(5)求出每种方案对应目标函数值。将每匹狼新出现的适应度函数值与之前迭代出现的临时最优解 Z_{bc} 相比较，如果大于临时最优解，那么以新出现的适应度值取代 Z_{bc} 。对于不满足式(5)中 $f_1(x_1)$ 的狼，通过降低冗余目标传感器数量来满足约束。由于仅对覆盖关系矩阵 C 中对应位置的 $c_{m,n} = 1$ 的位进行了编码，所有狼均满足式(5)的 $f_2(x_2)$ 和 $f_3(x_3)$ 。

3.2.5 交叉量子位优化群体 不同于 BWPA “强者生存” 和 GA 轮盘赌规则，本文设计一种基于滑模原理的交叉量子位的遗传进化方法实现代际有向的拓展求解空间，趋近最优解。将选择之后产生的 CLW 集合 Z^{cd} 中的个体由最优向次优排序，分别与头狼染色体按照滑模方式交叉。式(12)和式(13)表示交叉参数 w_i^c 呈高斯分布(Gaussian distribution)。从染色体右端低量子位开始进行单点交叉，随 CLW 个体逐渐陷入局部解。如图 1，交叉点滑模按照式(14)向左移动，既避免了最优解的过度搜索，提升了搜索精度，又扩大了次优解搜索范围，从而增加了趋近最优总体目标函数的数量和质量。

交叉权值分布函数：

$$f_{gs}(e_i^c) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left[-\frac{(e_i^c - \mu)^2}{2\sigma^2}\right] \quad (12)$$

式中， $Z_i^{cd} = (z_{i,1}^{cd}, z_{i,2}^{cd}, \dots, z_{i,j}^{cd}, \dots, z_{i,L}^{cd})$, $j \in L$ 表示第 i 匹 CLW 染色体量子位 j 从最优至次优串排列。

交叉权值为

$$\left. \begin{aligned} w_i^c &= \int_{\frac{i-1}{I}\sigma}^{\frac{i+1}{I}\sigma} f_{gs}(e_i^c) de_i^c, \quad i \in I \\ \sum_{i=1}^I w_i^c &= 1 \end{aligned} \right\} \quad (13)$$

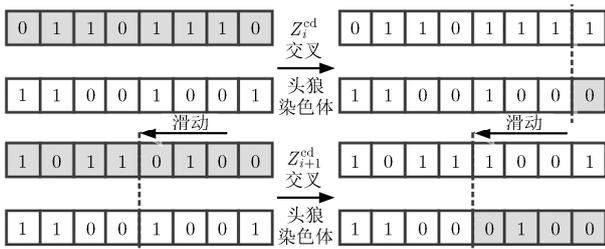


图 1 候选狼染色体量子位滑模交叉方法

其中， I 为当代 CLW 数量。

滑模位置为

$$j_i^{sl} = \begin{cases} L, & w_i^c \in [0, I^{-1}) \\ \lfloor L \times (1 - w_i^c) \rfloor, & w_i^c \in (I^{-1}, (I-2) \cdot I^{-1}] \\ 2, & w_i^c \in ((I-2) \cdot I^{-1}, 1] \end{cases} \quad (14)$$

其中， j_i^{sl} 表示滑模交叉结束量子位。可见，CLW 为最优解时 w_i^c 参数最小，滑模位置交叉得到的新解空间越临近现有解；反之， w_i^c 参数较大，滑模位置交叉得到的新解空间变化越大。

3.2.6 人工狼位置量子旋转门更新 当滑模交叉结束后，需要根据上一次迭代中的最优解对狼上的每一个量子位进行量子旋转门的更新，更新过程如式(15)：

$$\begin{bmatrix} \alpha_i^{nw} \\ \beta_i^{nw} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \theta & -\sin \theta \\ \sin \theta & \cos \theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \alpha_i \\ \beta_i \end{bmatrix} \quad (15)$$

式中， α_i^{nw} 和 β_i^{nw} 表示更新后量子位对应态概率幅， α_i 和 β_i 表示更新前量子位对应态概率幅。

3.2.7 狼群变异与取代 在量子狼群进化算法中，狼的变异过程由量子非门进行控制，如式(16)所示。

$$\begin{bmatrix} \beta_i \\ \alpha_i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \alpha_i \\ \beta_i \end{bmatrix} \quad (16)$$

3.3 算法步骤

步骤 1 编码得到人工狼初始量子位，建立各子目标函数与编码的对应关系，设置相应的算法参数，初始化狼群位置，首次生成头狼。测量每匹人工狼位置对应的目标函数值，计算评价狼群适应度。

步骤 2 依次执行游走、召唤、围攻。重复以上过程直至 $Y_i > Y_{ld}$ 或游走次数 T 多于游走次数上限 T_{max} 。其中， Y_i 与 Y_{ld} 分别表示探狼 i 与头狼位置对应的目标函数值。猛狼 i 和头狼间距为 d_{is} ，判定距离为 d_{nc} 。

步骤 3 更新适应度。测量量子位状态，更新头狼位置，选出新头狼和 CLW 群体。

步骤 4 采用滑模交叉量子位的遗传进化方法实现代际间有向的拓展求解空间，趋近最优解集。

步骤 5 狼群更新。按照量子旋转门方法和量子非门变异更新编码狼群，淘汰较差人工狼。

步骤 6 判断是否结束。如果满足预置优化精度，或者超出迭代次数上限 k_{max} ，此时以最新头狼位置作为全局最优解；反之，再进入步骤 3。

4 实验分析

4.1 实验设计

随机部署目标传感器，WSNs 部署范围(监测区域) A_{nt} 分别为 $400 \text{ m} \times 400 \text{ m}$, $800 \text{ m} \times 800 \text{ m}$ 。ZigBee

通信模块通信半径 r^z 设作 20 m; Wi-Fi 通信模块通信半径 r^w 设作 40 m; 目标传感器数目 N_{sn} 根据实验项目不同, 分别取 200 至 1000 个。如表 1, 本文根据文献[9], 文献[11], 文献[12]中最优解的经验参数, 考虑系统的精确计算能力, 设定了对比算法参数, 用于比较 3 个子目标函数性能。最后, 以总目标函数作为方法性能终极评价标准。

4.2 结果分析

4.2.1 汇聚有效覆盖率 如图 2 所示, QWPEA 具有良好的全局搜索能力, 群体优化和代际进化能力强, 其它 3 种算法不同程度地出现了早熟、进化慢等问题。在较大监测范围内, QWPEA 依然能够覆盖大量的目标传感器, 汇聚有效覆盖率分别较 MOPSO, NSGA-II, BWPA 算法提高 29.55%, 25.93%和 19.21%。

4.2.2 汇聚占通率 如图 3 所示, QWPEA 处理较大数量点覆盖问题时, 能够良好地兼顾网络汇聚层拓扑结构, 在目标传感器数量激增时, 凭借层内和层间不同通信方式通信半径之间的数理关系, 减少占用冗余汇聚节点通信。当目标传感器数量为 1000 个时, 汇聚占通率最低。由此 QWPEA 较另 3 种算法可连通更少的汇聚节点数量, 实现全网信息汇聚传输, 从而延长了网络寿命。

4.2.3 汇聚通信能耗率 如图 4 所示, QWPEA 的覆盖方案能够有效平衡能耗, 避免了另外 3 种算法出现的先期运行能耗过大使汇聚节点过快失效的问题, 维持了稳定的汇聚。QWPEA 在覆盖的目标传感器数量较大时, 较其他算法更能平衡能耗。在网络运行初期, QWPEA 部署的汇聚节点分布均衡, 间距适当使其通信半径内信道竞争少于其他算法,

表 1 比较算法参数表

算法	主要参数
MOPSO ^[11]	惯性权重 $\omega=0.7298$, 学习因子 $c_1 = c_2 = 2$, 个体速度限制为 $[0.5, 0.5]$
NSGA-II ^[12]	交叉概率 $p_c = 0.8$, 变异概率 $p_m = 0.01$, 代沟 $G_p = 0.95$, 选择采用轮盘赌法, 交叉与变异操作位置为随机多点
BWPA ^[9]	探狼比例因子 $\alpha=4$, 游走次数上限 $T_{max}=20$, 距离判定因子 $w=500$, 步长因子 $S=1000$, 迭代比例因子 $\beta = 6$
QWPEA	本文算法结果最小值为 $1e-8$, 滑模交叉 $\mu=0.2$, $\sigma=0.3$, $I=8$; $k_{max}=100$, 其他参数与 NSGA-II, BWPA 相同

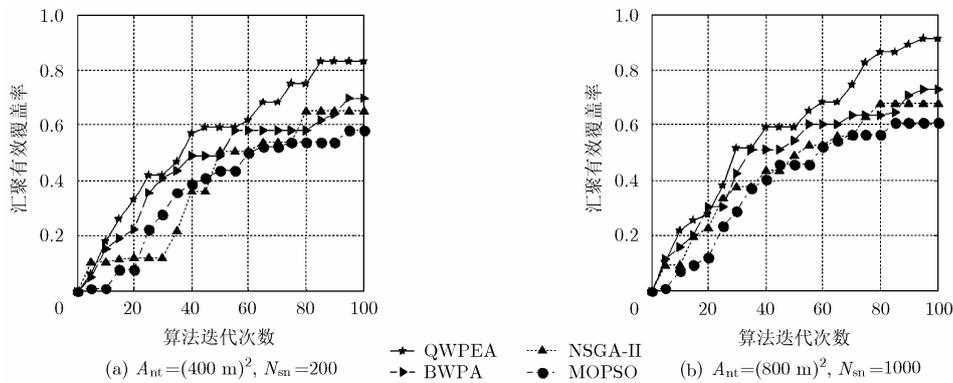


图 2 汇聚有效覆盖率变化

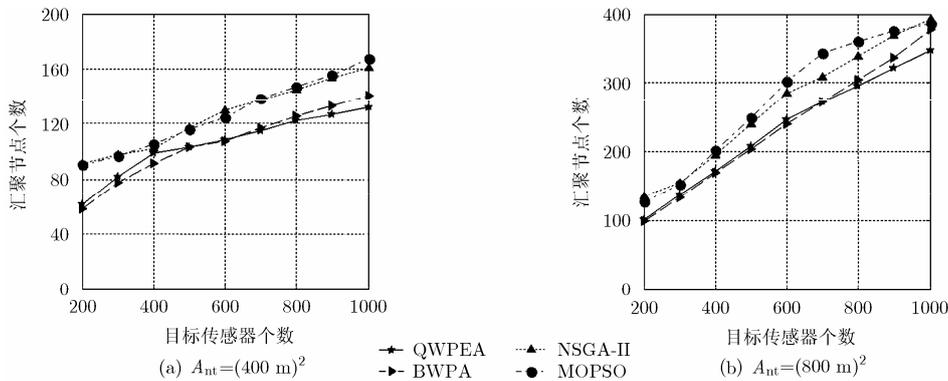


图 3 汇聚节点连通数量变化

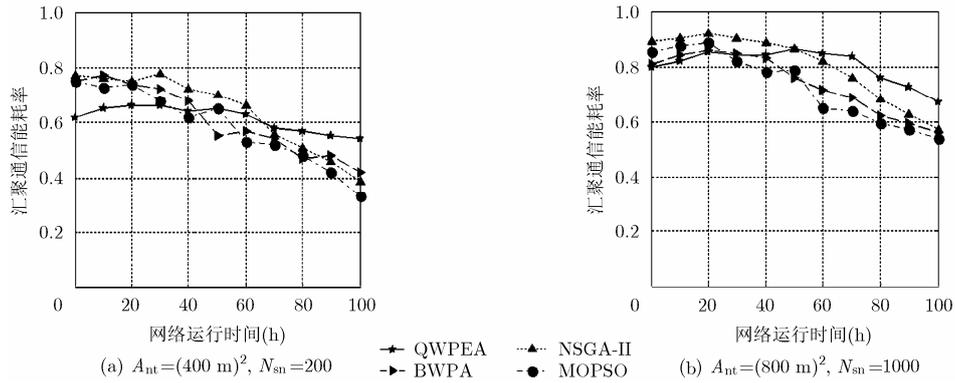


图 4 汇聚通信能耗率变化

减少了网络运行初期的汇聚节点同频互扰问题，同样延长了网络寿命。

4.2.4 总体目标优化结果 总体目标优化环境设置在面积 $A_{nt} = 800 \text{ m} \times 800 \text{ m}$, $N_{sn} = 1000$ 的 WSNs 监测区域 A_{nt} 中，因为其面积最大，覆盖对象最多，实验代表性强，泛化效果最佳。

本文前述 R_{ar} , R_{s-s} , R_{Ec} 不存在数量级差异，因此式 (6) 中 $n_1 = n_2 = n_3 = 1$ 。当取多目标权值为

$w_1 = 0.40$, $w_2 = 0.25$, $w_3 = 0.35$ 时，将 3 个子目标函数归一化比较。如表 2 所示，QWPEA 在各目标函数比较中均处于领先，尤其在汇聚有效覆盖率方面性能突出，多目标的覆盖结果实现了覆盖控制范围、网络拓扑结构稳定性和能耗利用平衡 3 个方面的统筹优化，有效解决了实际环境中的 WSNs 部署 MOP 问题。

表 2 4 种算法仿真结果对比(%)

算法	R_{ar}	R_{s-s}	R_{Ec}	$f_{ob}(x)$
MOPSO	67.34	43.85	51.64	43.35
NSGA-II	69.28	44.61	50.18	40.88
BWPA	73.17	40.23	53.27	37.15
QWPEA	87.23	37.71	59.53	28.69

5 结束语

本文设计了基于量子狼群进化的多目标汇聚节点覆盖算法。该算法针对双层拓扑 WSNs 中的汇聚层节点覆盖问题展开综合因素分析，在需要实现的子目标较少时，加权建立总体目标函数，将其作为适应度值设置在量子编码后的二进制狼群算法中，实施滑模交叉、量子旋转门、非门变异等方法迭代进化狼群染色体和更新适应度，得到 Pareto 最优解组。文中定义了汇聚有效覆盖率、汇聚占通率、汇聚通信能耗率 3 个反映汇聚节点算法性能的子目标函数。最后，经过仿真实验比较其他同类算法，有效减少了汇聚节点数，提高了汇聚层结构稳定性，平衡了网络能耗，也证明了 QWPEA 算法部署汇聚节点适用于大范围、大规模 WSNs 部署环境。

参考文献

[1] 罗旭, 柴利, 杨君. 异构传感器网络多目标多重覆盖策略[J]. 电子与信息学报, 2014, 36(3): 690-695. doi: 10.3724/SP.

J.1146.2013.00667.
 LUO Xu, CHAI Li, and YANG Jun. Multi-objective strategy of multiple coverage in heterogeneous sensor networks[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2014, 36(3): 690-695. doi: 10.3724/SP.J.1146.2013.00667.
 [2] ZHU Yanmin, XUE Cuiyao, CAI Haibin, et al. On deploying relays for connected indoor sensor networks[J]. *Journal of Communications and Networks*, 2014, 16(3): 335-343. doi: 10.1109/JCN.2014.000054.
 [3] ARIVUDAINAMBI D, SREEKANTH G, and BALAJI S. Energy efficient sensor scheduling for target coverage in wireless sensor network[C]. International Conference on Wireless Communications, Networking and Applications (WCNA), Shenzhen, China, 2014: 693-705. doi: 10.1007/978-81-322-2580-5_62.
 [4] TIAN Jingwen, GAO Meijuan, and GE Guangshuang. Wireless sensor network node optimal coverage based on improved genetic algorithm and binary ant colony algorithm [J]. *Eurasip Journal on Wireless Communications and*

- Networking*, 2016, 2016(1): 1-11. doi: 10.1186/s13638-016-0605-5.
- [5] OZDEMIR S, ATTEA B A, and KHALIL O A. Multi-objective evolutionary algorithm based on decomposition for energy efficient coverage in wireless sensor networks[J]. *Wireless Personal Communications*, 2013, 71(1): 195-215. doi: 10.1007/s11277-012-0811-3.
- [6] CHEN Zhi, LI Shuai, and YUE Wenjing. Memetic algorithm-based multi-objective coverage optimization for wireless sensor networks[J]. *Sensors*, 2014, 14(11): 20500-20518. doi: 10.3390/s141120500.
- [7] 李旭, 尹华锐, 卫国. 区域覆盖下的最优中继部署与功率分配[J]. *电子与信息学报*, 2015, 37(10): 2446-2451. doi: 10.11999/JEIT141444.
- LI Xu, YIN Huarui, and WEI Guo. Optimal relay deployment and power allocation for extending wireless coverage[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2015, 37(10): 2446-2451. doi: 10.11999/JEIT141444.
- [8] HE Yong, DENG Yun, and LUO Mingxing. The improved evolution paths to speedup quantum evolution[J]. *International Journal of Theoretical Physics*, 2016, 55(4): 1977-1987. doi: 10.1007/s10773-015-2838-1.
- [9] 吴虎胜, 张凤鸣, 战仁军, 等. 利用改进的二进制狼群算法求解多维背包问题[J]. *系统工程与电子技术*, 2015, 37(5): 1084-1091. doi: 10.3969/j.issn.1001-506X.2015.05.17.
- WU Husheng, ZHANG Fengming, ZHAN Renjun, *et al.* Improved binary wolf pack algorithm for solving multidimensional knapsack problem[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2015, 37(5): 1084-1091. doi: 10.3969/j.issn.1001-506X.2015.05.17.
- [10] ZHAO Zhijin, PENG Zhen, ZHENG Shilian, *et al.* Cognitive radio spectrum allocation using evolutionary algorithms[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2009, 8(9): 4421-4425. doi: 10.1109/TWC.2009.080939.
- [11] COELLO C A C and LECHUGA M S. MOPSO: A proposal for multiple objective particle swarm optimization[C]. *IEEE World Congress on Computational Intelligence (WCCI2002)*, Honolulu, USA, 2002: 1051-1056.
- [12] DEB K, PRATAP A, AGARWAL S, *et al.* A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2002, 6(2): 182-197. doi: 10.1109/4235.996017.
- 金杉: 男, 1982年生, 博士生, 工程师, 研究领域为无线传感器网络、信息系统、人工智能.
- 金志刚: 男, 1972年生, 教授, 博士生导师, 研究领域为水下传感器网络、网络系统性能评价、下一代宽带无线通信系统、网络管理与安全等.