基于 QPSO 的 WSAN 中执行器优化部署研究*

闫效莺[1]，程国建[1]，周冠武[2]
（1. 西安石油大学 计算机学院，西安 710065；2. 西安交通大学 机械学院，西安 710049）

摘　要：为了提高 WSAN 的工作效率，在量子粒子群算法的基础上，提出一种 WSAN 中执行器节点的优化部署策略。该策略中多个粒子群在独立搜索解空间的同时，以一定的通信频率共享最优值。仿真结果表明，该部署策略可提高节点的实时覆盖率，并与最新的 WSAN 部署策略进行了对比。

关键词：无线传感器执行器网络；量子粒子群优化；实时覆盖；节点优化部署；粒子进化；通信频率
中图分类号：TP393　　**文献标志码**：A　　**文章编号**：1001-3695(2012)10-3873-03
doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2012.10.071

QPSO based actor optimal deployment in WSAN

YAN Xiao-ying[1], CHENG Guo-jian[1], ZHOU Guan-wu[2]
(1. *School of Computer Science, Xi' an Shiyou University, Xi' an* 710065, *China*; 2. *School of Mechanical Engineering, Xi' an Jiaotong University, Xi' an* 710049, *China*)

Abstract: To improve the efficiency of WSAN, based on QPSO, this paper proposed a new coverage optimization strategy for actor deployment in WSAN. It adopted a number of particles independently searching for solution space, to share the current global optimal value at a certain communication rate. Through experiments, the results show that the proposed method can improve the real-time coverage rate, and then compare the performances of this algorithm with other latest WSAN deployment algorithms.

Key words: wireless sensor and actor networks (WSAN); quantum-behaved particle swarm optimization (QPSO); real-time coverage; node optimal deployment; particle evolution; communication frequency

无线传感器执行器网络 WSAN[1]，将执行器节点引入到传统的无线传感器网络 WSN 中，使其具有与环境进行交互的功能。WSAN 主要应用于对危急事件的监控处理，如高危病人监护、森林火灾探测等场合。实时性是 WSAN 的重要特征，对所感知的事件必须进行迅速准确地处理。因此，在理想的 WSAN 应用中，执行器节点应该覆盖所有的传感器节点，这样才能对每个被感知的事件进行直接、及时地处理。实际中数量较大的传感器节点部署大多采用飞机随机播撒方式，而执行器节点能量充足、资源丰富、成本高、数量有限。因此，如何根据传感器节点的分布来合理布置执行器节点，将有利于提高 WSAN 的工作效率，降低花费。

目前已有很多文献对 WSN 的节点部署进行了研究，即如何部署传感器节点 sensor 使感知覆盖范围最大化[2]。但是目前对 WSAN 中执行器节点部署的文献资料很少。与 WSN 部署主要解决的是 sensor 在感知区域的最大化覆盖不同，WSAN 部署应该解决 actor 节点覆盖最大化问题。已有的 WSN 覆盖算法很难在 WSAN 中直接适用，但是 WSAN 与 WSN 存在着许多相似性，因此许多 WSN 现有的技术成果仍可借鉴到 WSAN 中。文献[3]利用 Voronoi 图根据 actor 节点的分布将感知区域分割为若干个 Voronoi 多边形，通过最大化 actor 节点覆盖的 sensor 节点数量，利用 actor 节点的移动性，提出一种执行器节点的部署策略。

为解决 WSAN 中 actor 节点的优化部署问题，本文提出基于量子粒子群优化算法 QPSO 的节点优化部署策略。

1　实时覆盖模型及问题描述

为简化网络模型描述，同时针对 WSAN 网络特点，本文作以下假设：网络所在区域是一个二维矩形平面区域；网络由大量传感器节点、少量执行器节点和位置固定的基站构成，其中基站能量和计算能力较强，用于实现基于 QPSO 的执行器优化部署算法；各类节点均可获知自己的地理位置，并向基站报告；执行器节点具有移动能力，能够准确移动至优化后的位置；执行器节点能量充裕，能够支持移动节点完成位置迁移过程；执行器节点具有较强的执行能力，能对其覆盖区域内感知的事件进行直接、及时地处理。

1.1　实时覆盖模型

设二维平面监测区域 P 中部署 M 个 sensor 节点，每个 sensor 节点坐标已知。在 WSAN 的自主模式中，传感器节点感知环境，并将数据直接报告给执行器节点，之后执行器节点基于接收到的数据采取适当行动。为了提高执行器节点的实时响应速度，文献[4]证明了存在一个上界 R_n，只要传感器节点 s 到某个执行器节点 a 之间的距离小于 R_n，a 就能对 s 所发现的事件提供实时响应。即当 $D(a, s) \leqslant R_n$ 时，执行器节点 a 对传感器节点 s 实时覆盖，其中 $D(a, s)$ 为 s 到 a 的距离。

收稿日期：2012-01-16；**修回日期**：2012-02-22　**基金项目**：国家自然科学基金资助项目(40872087)；西安石油大学科技创新基金资助项目(2012QN006)

作者简介：闫效莺(1977-)，女，山西阳泉人，讲师，硕士，主要研究方向为无线传感器网络、计算智能等(xiaoying_yan@126.com)；程国建(1964-)，男，教授，博士，主要研究方向为计算智能、机器学习等；周冠武，男，博士研究生，主要研究方向为无线传感器网络.

1.2 问题描述

WSAN 中执行器节点部署问题可以描述为:假设某个 WSAN 中的执行器节点集合为 S_a,传感器节点集合为 S_s,感知区域为 $R\times R$ 时,传感器节点的位置函数为 $S_{\mathrm{loc}}:S_s\rightarrow R\times R$,则 WSAN 的实时覆盖问题定义为:对于某个上界 R_{rt},求执行器节点的位置函数 $A_{\mathrm{loc}}:S_a\rightarrow R\times R$,使式(1)成立:

$$\max|S_{\mathrm{sensor}}^{rt}=\{s\in S_{\mathrm{sensor}}|(\exists a\in S_{\mathrm{actor}})D(a,s)\leqslant R_{rt}\}| \tag{1}$$

节点集 S_a 对传感器节点的点覆盖率 $R(S_a)$ 定义为集合 S_a 覆盖的传感器节点数目与 S_s 中元素总数之比,即

$$R(S_a)=\frac{\sum p_{\mathrm{cov}}(S_a)}{|S_s|} \tag{2}$$

2 基于协同 QPSO 算法的 WSAN 执行器节点部署

2.1 量子粒子群算法 QPSO

粒子群优化(PSO)算法[5]是基于群智能的一种全局寻优算法,具有参数少、实现简单、搜索效率高等优点。近年来很多文献将 PSO 算法用于 WSN 节点部署的研究[6,7]。在标准粒子群算法中,M 个称为粒子的候选方案通过不断地迭代跟踪两个极值(pbest、gbest)来更新粒子状态,是以轨道形式进行收敛的,但在迭代后期速度会变为 0,粒子的搜索空间有限,容易陷入局部早熟状态,不能以概率 1 收敛于全局最优解[8]。

文献[8]从量子力学角度提出一种具有量子行为的粒子群优化(QPSO)算法。该算法过程不再是按照特定的轨迹飞行搜索,而是类似于量子行为:粒子以既定的概率可以出现在整个可行空间的某一任意位置。QPSO 的粒子进化由以下三个方程决定:

$$P_{\mathrm{id}}=\varphi\times\mathrm{pbest}_{\mathrm{id}}+(1-\varphi)\mathrm{gbest}_d \tag{3}$$

$$\mathrm{mbest}=\sum_{i=1}^{M}\frac{P_i}{M}=\left(\sum_{i=1}^{M}\frac{P_{i1}}{M},\sum_{i=1}^{M}\frac{P_{i2}}{M},\cdots,\sum_{i=1}^{M}\frac{P_{iD}}{M}\right) \tag{4}$$

$$X_{\mathrm{id}}(k+1)=\begin{cases}P_{\mathrm{id}}-a\times|\mathrm{mbest}_d-X_{\mathrm{id}}(k)|\times\ln(1/u) & u>0.5\\ P_{\mathrm{id}}+a\times|\mathrm{mbest}_d-X_{\mathrm{id}}(k)|\times\ln(1/u) & u\leqslant 0.5\end{cases} \tag{5}$$

其中:pbest 为粒子的个体最优位置;gbest 为粒子全体的最优位置;$0<\varphi<1$。因此,P_{id}是在自身 pbest 与全局最优 gbest 之间的一个随机位置。M 为粒子数目;mbest 是个体最优位置的平均值。式(5)为粒子中各节点位置的更新式,其中 a 是收缩扩张系数,它的选择对算法的收敛率有很重要的影响。文献[9]证明了,当 $a<1.782$ 时,算法可保证收敛。u 是[0,1]间的随机数,k 是当前迭代次数。

由式(3)~(5)可见,算法中只有一个控制参数 a,因此其实现比标准粒子群算法更简单。此外,在 QPSO 算法中引入了个体极值的平均值 mbest,使粒子间的协作性增强,同时打破了标准粒子群算法中搜索空间的限制,使粒子在每次迭代中都可以搜索整个解空间,提高了算法的全局搜索能力。但从式(5)可看出,当 $\mathrm{mbest}_d-X_{\mathrm{id}}$接近 0 时,会出现与标准粒子群算法类似的情况,即所有粒子向当前最优位置靠拢,若此最优解只是局部最优而不是全局最优时,粒子就可能陷入局部最优而无法摆脱,限制了粒子的搜索范围。文献[10]将协同进化思想引入到 QPSO 算法中,将粒子群分解为多个子种群,各自独立地采用 QPSO 算法进行进化并共享有用信息,提高了搜索能力。

2.2 粒子编码

节点部署问题中的每个粒子代表一种部署方案,多次迭代后的全局最优结果为执行器节点的最佳位置。每个执行器节点的位置具有(x,y)二维坐标,设需要部署 n 个执行器节点,则算法的搜索空间维数为 $2\times n$,粒子编码方式如图 1 所示。其中,(x_i,y_i)为粒子 k 中第 i 个执行器节点的横、纵坐标值,最后一列 fit_k 为粒子 k 的适应函数值。

x_0	y_0	x_1	y_1	…	…	x_n	y_n	fit_k

图1 粒子编码格式

2.3 QPSO 的适应值函数

与标准粒子群算法相同,适应值函数的确定是 QPSO 算法面向实际应用的关键。WSAN 中执行器节点部署的目标是最小化未被执行器覆盖的传感器节点数目。根据对前面问题的分析,粒子适应值函数一方面应该考虑执行器对 sensor 节点的覆盖率,另一方面要保证执行器对 sensor 节点事件的实时响应速度,因此执行器节点到本覆盖区域内 sensor 节点的平均距离越小越好。基于以上两点,QPSO 的适应值函数设置为

$$\mathrm{fit}=\varepsilon_1\frac{\sum\mathrm{Cov}(A)}{N_1}+\varepsilon_2\frac{N_2}{\sum\mathrm{Dis}(s2a)} \tag{6}$$

其中:$\sum\mathrm{Cov}(A)$是在当前部署方案中执行器节点集 A 能覆盖的传感器节点数目总和;N_1 为执行器节点数目;$\frac{\sum\mathrm{Cov}(A)}{N_1}$为点覆盖率,其值最大可保证未被执行器覆盖的传感器节点数目最少能提高覆盖率;$\mathrm{Dis}(s2a)$为每个传感器节点到距离其最近的执行器节点的距离;$\sum\mathrm{Dis}(s2a)$为所有距离之和;N_2 为传感器节点数目;$\frac{N_2}{\sum\mathrm{Dis}(s2a)}$为平均距离的倒数,该项最大可以使每个执行器节点到其覆盖区域内传感器节点的距离最小,保证实时性;ε_1 和 ε_2 为常量,且 $\varepsilon_1+\varepsilon_2=1$,设置 ε_1 和 ε_2 为不同值可以调整覆盖率和距离因素在执行器节点部署位置选择中的比重,选择使 fit 最大的方案可优化部署,本文优先考虑对传感器节点的覆盖率,因此确定 ε_1 和 ε_2 值分别为 0.7 和 0.3。

2.4 执行器节点部署步骤

在 QPSO 算法的粒子位置更新过程中,mbest 和 P_{id}起着重要的作用。为了增加种群的多样性,算法中把 m 个粒子划分为多个子种群,例如整个粒子群 A 由 j 个子种群构成,可以表示为 $A=(A_1,A_2,\cdots,A_j)$,每个子种群可表示为 $A_k=(X_1,X_2,\cdots,X_p)(k=1,2,\cdots,j)$。迭代中各子种群在各自进化的同时互相通信,共享各自的 mbest 和 gbest (P_{id}取决于 mbest 和 gbest 值),并将各子种群的 mbest 和 gbest 都调整为与具有最好 gbest 的子种群一样的值。各子种群之间的通信频率可以是固定的,也可以是随机的。本文采用单调递增函数 $A(k)=k/\max T$ 控制是否通信。采用:

$$C=A(k)^x\quad x=0.4,C\sim U(0,1) \tag{7}$$

每次迭代中取 0~1 间随机数 r。如果 $r\leqslant C$,则共享 mbest 和 gbest;否则各子种群不通信,各自进化。综上所述,基于 QPSO 的执行器优化部署策略流程描述如下:

a)网络部署。在问题定义域内随机产生 N_1 个传感器节点和 N_2 个执行器节点。

b)初始化微粒个体。在问题定义域内随机产生每个粒子的位置,群体规模为 m,粒子维数为 $2\times N_2$,编码方式如图 1 所示,将 m 个群体划分为 j 个子种群。

c)根据式(6)计算每个粒子的适应值 fit,用粒子当前值初

始化个体极值 pbest,分别计算每个子种群的全局极值 gbest(选取 fit 最大值)、个体最优位置的平均值 mbest,mark = 0(标志是否进行子种群间通信)。

d)计算通信控制函数。按式(7)计算第 k 次迭代时的 $C = A(k)^x$ 值。

e)判断是否进行通信。如果 rand(0,1) ≤ C,则选出具有最好 gbest 的子种群 k,并将其他子种群的 $mbest_i = mbest_k$,$gbest_i = gbest_k$,且 mark = 1;否则 mark = 0。

f)粒子更新。若 mar$k$ = 0,所有子种群使用式(3)和(4)计算 mbest 值;否则直接采用 $mbest_k$,并按式(5)更新粒子。

g)返回 c),直到迭代完成。最后具有最优适应值的子种群的 gbest 为最佳方案。

3　算法仿真及分析

为了验证算法性能,本文利用仿真工具 MATLAB 7.0 进行实验,实验场景是一个 1 200 m × 600 m 的矩形区域,随机分布 300 个传感器节点,执行器节点的数量和初始位置是模拟实验的可调参数,执行器节点的实时响应半径 R_{rt} 为 100 m。图 2 是在矩形网络区域中随机布撒 20 个执行器节点的初始状态(其中·为传感器节点,"△"为执行器节点,"△"外面的圆圈表示其覆盖区域),此时执行器节点被实时覆盖的数量为 157;图 3 是在应用提出算法的进化过程中执行器节点分布的中间过程,覆盖的传感器节点数目为 185;图 4 为最终的优化部署方案,覆盖率为 90%;图 5 为随机布撒 30 个执行器节点的最终分布状态;图 6 为随机布撒 40 个执行器节点的最终分布状态;图 7 为随机布撒 10 个执行器节点的最终分布状态。仿真结果表明,在 1 200 m × 600 m 区域中只部署 10 个执行器节点时最高只能达到 53% 的覆盖率;使用 20 个执行器节点可实现对 90% 传感器节点的覆盖,当执行器节点数目为 30 时,可达到 98% 的覆盖率。

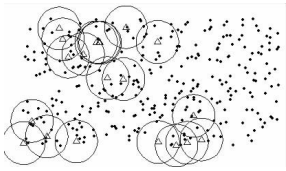

图2　Actor节点数为20时的初始分布状况

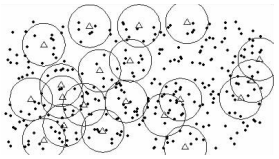

图3　Actor节点数为20时的中间过程分布状况

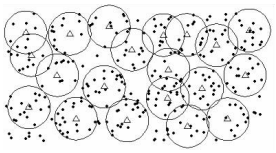

图4　Actor节点数为20时的最终分布状况

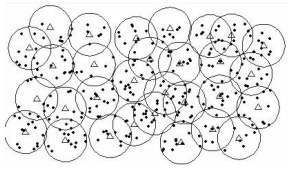

图5　Actor节点数为30时的最终分布状态

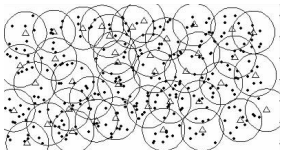

图6　Actor节点数为40时的最终分布状况

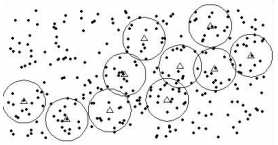

图7　Actor节点数为10时的最终分布状况

为了进一步验证新算法的有效性,将本文算法与文献[4]提出的基于 Voronoi 图的方案 MRT-VOR 对不同执行器节点数目的覆盖性能进行比较。图 8 为不同方案的覆盖节点数量比较。由图 8 可见,在相同数量的执行器节点条件下,基于 QPSO 的部署方案可提供更高覆盖率,具有更优越的性能。另外,MRT-VOR 算法采用分布式节点部署协议,为避免振荡发生,采用移动轮次和移动权限等措施来进行移动竞争。但是执行器节点在每轮中均要移动一次,这样移动次数较多,而每次节点移动都会消耗能量,并延长算法执行时间。与 MRT-VOR 相比,本文是由计算能力较强的基站利用网络的全局位置信息进行统一部署,算法执行速度快,故收敛时间短。基站执行 QPSO 算法后将最优部署方案通知到相应执行器,只做一次移动即可,因此部署策略稳定。

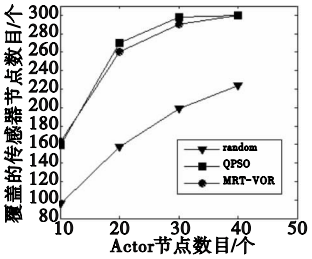

图8　不同方案的覆盖节点数量比较

4　结束语

本文在 QPSO 算法的基础上提出一种适用于 WSAN 的执行器节点优化部署策略,通过多个粒子群在各自进化的同时共享最优值,提高了搜索效率,有效避免了局部早熟问题。仿真实验证明,在 1 200 m × 600 m 的矩形区域内随机部署 300 个传感器节点,使用 20 个执行器节点可达到 90% 的覆盖率;当执行器节点数目为 30 时,覆盖率可达到 98%。与已有的 WSAN 部署方案相比,具有更优越的性能。

参考文献:

[1] AKYILDIZ I F, KASIMOGLU I H. Wireless sensor and actor networks: research challenges[J]. Ad hoc Network, 2004, 2(4): 351-367.

[2] 刘明, 曹建农, 郑源, 等. 无线传感器网络多重覆盖问题分析[J]. 软件学报, 2007, 18(1): 127-136.

[3] 车楠, 李治军, 姜守旭. WSANs 中基于实时性约束的 actor 节点优化部署策略[J]. 软件学报, 2011, 22(6): 1361-1372.

[4] GUNGOR V C, AKAN O B, AKYILDIZ I F. A real-time and reliable transport (RT)^2 protocol for wireless sensor and actor networks[J]. IEEE/ACM Trans on Networking, 2008, 16(2): 359-370.

[5] KENNEDY J, EBERHART R. Particle swarm optimization[C]//Proc of IEEE International Conference on Netural Networks. 1995: 1942-1948.

[6] 向西西, 黄宏光, 李予东. 基于粒子群算法的混合无线传感网覆盖优化[J]. 计算机应用研究, 2010, 27(6): 2273-2275.

[7] AZIZ N A B A, MOHMMED A W, ALLAS M Y. A wireless sensor network coverage optimization algorithm based on particle swarm optimization and voronoi diagram[C]//Proc of International Conference on Networking, Sensing and Control. 2009: 602-607.

[8] SUN Jun, XU Wen-bo, FENG Bin. A global search strategy of quantum-behaved particle swarm optimization[C]//Proc of IEEE Conference on Cybernetics and Intelligent Systems. 2004: 111-116.

[9] SUN Jun, XU Wen-bo, FENG Bin. Adaptiveal parameter control for quantum-behave particle swarm optimization on individual level [C]//Proc of IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics. 2005: 3049-3054.

[10] 周頔, 孙俊, 须文波. 具有量子行为的协同粒子群优化算法[J]. 控制与决策, 2011, 26(4): 582-586.