计算机科学 COMPUTER SCIENCE
http://www.jsjkx.com
DOI:10.11896/jsjkx.200200133

基于自适应粒子群的 WSN 覆盖优化

齐　薇[1]　虞慧群[1,2]　范贵生[1]　陈　亮[1]
1 华东理工大学计算机科学与工程系　上海 200237
2 上海市计算机软件测评重点实验室　上海 201112
(y30180724@mail.ecust.edu.cn)

摘　要　数据感知层的无线传感器网络覆盖范围对感知服务质量具有非常重要的意义。鉴于无线传感器网络初始部署的随机性所造成的覆盖冗余、覆盖空洞以及粒子群算法自身的早熟收敛等问题,提出一种基于二项感知覆盖的自适应虚拟力粒子群优化算法,以优化网络的有效覆盖率。该算法通过在网络中添加移动节点来进行位置调度的重部署分布,并计算种群进化程度和相对聚合程度以自适应调节惯性权重,同时利用适应度方差阈值判断当前状态是否需要引入虚拟力策略的干扰。文中重点分析了初始部署类别和移动节点占比对重部署覆盖性能的影响,并给出了相应的算法实现。仿真实验表明,相比 ACPSO,DACPSO,DVPSO 算法,改进的粒子群算法的覆盖率达到了 98.33%,并且具有较高的移动效率,充分证明了该算法的有效性。

关键词:混合传感器网络;自适应粒子群;虚拟力策略;覆盖控制;重部署
中图法分类号　TP311

WSN Coverage Optimization Based on Adaptive Particle Swarm Optimization

QI Wei[1],YU Hui-qun[1,2],FAN Gui-sheng[1] and CHEN Liang[1]
1 Department of Computer Science and Engineering,East China University of Science and Technology,Shanghai 200237,China
2 Shanghai Key Laboratory of Computer Software Evaluating and Testing,Shanghai 201112,China

Abstract　The wireless sensor network (WSN) coverage of data sensing layer has great significance on the quality of sensing services. In view of the problems of coverage redundancy,coverage void and premature convergence of particle swarm optimization caused by the randomness of initial deployment of wireless sensor network,an adaptive virtual force particle swarm optimization algorithm based on binomial perception coverage is proposed,which optimizes the effective coverage of the network. By adding mobile nodes to the network,the algorithm performs the redeployment distribution of position scheduling,adjusts the inertia weight by calculating the degree of population evolution and the degree of relative aggregation,and ueses the threshold of fitness variance to judge whether the intergerence of virtual force strategy is needed in the current state. This paper focuses on the analysis of the impact of the initial deployment category and mobile node proportion on the redeployment coverage performance,and gives the corresponding implementation algorithm. Simulation results show that compared with ACPSO,DACPSO and DVPSO,the improved PSO has 98.33% coverage and high mobile efficiency,which fully proves the effectiveness of the algorithm.

Keywords　Hybrid sensor networks,Adaptive particle swarm optimization,Virtual force strategy,Coverage control,Redeployment

1　引言

WSN 技术是在大数据和人工智能环境下构建智慧城市的核心技术之一,是 CPS 对物理世界有效感知的重要途径。WSN 是以数据为中心的网络,其通过移动和静态传感器以自组织和多跳的方式将覆盖区域内被感知的对象信息由汇聚节点传输到用户节点[1]。国防军事、智慧能源、精准农业以及融合生物信息采集验证的环境监测等都依赖于数据感知采集和处理的能力[2]。如何高效地部署这些传感器也是构建智慧城市的重要组成部分。

WSN 技术中最活跃和最新的研究热点是部署策略、能源效率和监测覆盖范围[3]。覆盖反映了无线传感器网络提供的感知服务质量。以环境监测为例,WSN 覆盖存在以下问题:1)大量的感知节点在监测区域内被随机播撒,初始部署不均

到稿日期:2020-02-29　返修日期:2020-05-23　本文已加入开放科学计划(OSID),请扫描上方二维码获取补充信息。
基金项目:国家自然科学基金(61702334,61772200);上海市自然科学基金资助项目(17ZR1406900,17ZR1429700);上海市高等教育学会规划课题(GJEL18135)
This work was supported by the National Natural Science Foundation of China (61702334,61772200),Project Supported by Shanghai Natural Science Foundation (17ZR1406900,17ZR1429700) and Planning Project of Shanghai Institute of Higher Education(GJEL18135).
通信作者:虞慧群(yhq@ecust.edu.cn)

匀;2)静态节点一经部署不再移动,如果采用轮询工作机制需要耗费大量的传感器进行弥补;3)电池为无线传感器提供能量,但由于环境约束无法及时补充能量,并且为成千上万的传感器更换电池是很难实现的。因此,需要在能耗约束下利用移动节点对 WSN 进行重部署,以提高其覆盖效率。

针对上述问题,为达到充分利用传感器资源、提高覆盖效率的目的,本文进行了以下工作:1)基于两种随机分布场景(均匀和高斯)分析 WSN 重部署,使研究更贴近实际应用场景;2)依据传感器的监测特点提出自适应虚拟力粒子群算法,提高重部署的覆盖效率;3)依据移动节点占比设置对比条件,并通过仿真实验证明所提算法的有效性。本文研究的监测区域内的感知节点都具有位置感知的能力,但由于其计算、存储等性能的局限性,算法需要在控制节点内实现,并借助节点之间的无线通信对移动传感器进行位置调度。

本文第 2 节阐述相关工作;第 3 节介绍 WSN 覆盖模型;第 4 节详细描述了重部署覆盖优化的具体实现;第 5 节进行仿真实验和性能分析;最后总结全文并对未来工作进行展望。

2 相关工作

无线传感器网络在动物栖息地监测、车辆监测、环境监测等数据感知方面起着至关重要的作用。无线传感器网络由于巨大的应用价值,已经引起了世界上很多国家的高度重视。为了获取足够精确的数据信息,人们对无线传感器网络的节点覆盖进行了很多研究。

在模拟传感器初始部署方面,文献[4]的研究表明:节点在监测区域的初始部署更符合高斯分布的数据特征,并且当节点沿直线进行部署时,随机高斯分布的节点落地位置较容易形成栅栏带。文献[5]为提高网络的寿命,针对大量节点高斯分布的无线传感器网络,提出了一种基于移动 sink 的高效路径规划方法。其将网络分为多个子区域,并以网络工作时间为评价指标来寻找最优路径。

在 WSN 覆盖分类方面,依据传感器种类可以将其分为静态节点覆盖与移动节点覆盖。为解决覆盖空洞和冗余等问题,静态网络在初始时部署大量节点,并通过休眠-工作等状态轮换的覆盖机制来唤醒冗余的传感器节点。文献[6]采用睡眠唤醒感知的策略进行覆盖优化,以提高网络的整体工作时间。文献[7]提出一种由覆盖阶段、连通性阶段和冗余传感器节点阶段构成的贪婪迭代启发式算法,用于找到不相交活跃集合的最大数目并相继激活这些集合。目前,移动节点覆盖因具有灵活性得到了广泛应用。文献[8]将移动节点覆盖中关于部署和连通性的研究应用到车载自组网中,并证明了其在指定场景中基于覆盖半径的探测思想,为车载自组网进行实时覆盖计算提供了重要的参考。文献[9]将 Voronoi 图引入栅栏覆盖来减少其覆盖空洞。结合两种覆盖方式的部署特点,学者们逐渐将目光转向混合无线传感器网络覆盖方向。文献[10]提出先利用静态节点形成 Voronoi 图以确定覆盖漏洞,然后利用反向学习策略的蜂群算法来优化移动节点,使覆盖率达到最优并增加收敛速度。

目前,WSN 的应用越来越广泛,增大覆盖范围已经不再是其研究的唯一目标,学者们更多地关注如何在满足服务质量的前提下减少能量的消耗。考虑到传统 VFA 算法缺乏重新部署的成本控制并且具有全局连通性限制的弊端,文献[11]提出一种具有能量控制的虚拟力算法,并基于均匀度函数的评价指标来评定节点分布的均匀性。除此之外,基于生物启发的群体智能算法也逐渐在 WSN 覆盖研究中崭露头角。文献[12]采用粒子群优化方法对目标进行分布式能量优化跟踪,使用最大熵方法进行聚类并用网格排除来计算无线传感器网络中的节点覆盖。文献[13]将节点定位问题转化为多维空间中的优化问题,并提出了 Dopeffbat 算法。文献[14]提出一种基于粒子群聚类的网络生命周期优化算法。另外,针对粒子群算法容易出现早熟和局部最优的问题,一些文献提出了相应的解决方法。文献[15]在基本的粒子群算法中引入群体进化度和均匀度的指标控制,并在算法陷入局部最优的情况下,利用混沌策略对现有粒子的位置进行干扰。文献[16]依据迭代次数对惯性权重进行动态调整并结合变异算法对标准粒子群算法进行改进。

由以上分析可以看出:首先,众多学者对 WSN 覆盖的初始部署研究不再局限于均匀随机分布;其次,混合无线传感器网络受到持续关注;最后,当前研究目标不再局限于覆盖率性能,还涉及能耗优化。除此之外,群体智能算法在涉及移动节点的 WSN 覆盖中被广泛应用。因此,在混合无线传感器网络中,研究节点在高斯初始部署下,从覆盖和能耗性能优化的角度改进粒子群算法,对实际区域覆盖部署策略以及信息物理系统的数据感知传输都具有指导作用。

3 WSN 覆盖模型

假定无线传感器网络的监测区域 Z 是二维平面。将监测区域 M 划分为 $m*n=K$ 个网格点,其单个坐标为 (x_F, y_F),其中 $F\in\{1,2,\cdots,K\}$。在该区域内定量投放用于获取数据的同构传感器。其中,移动节点的数目为 N,静态节点的数目为 M。假设每个传感器均可以获取其在监测区域内的位置。本文采用文献[15]中的二元感知模型计算无线传感器网络覆盖率。每个随机抛洒的传感器节点的感知半径为 r,通信半径为 R,并且 $R=2r$。传感器集合表示为 $C=\{c_1,c_2,c_3,\cdots,c_N\}$,则传感器节点对像素点覆盖的概率模型为:

$$\begin{cases} p(c_i,F)=1, & d(c_i,F)\leqslant r \\ p(c_i,F)=0, & d(c_i,F)>r \end{cases} \tag{1}$$

其中,$d(c_i,F)$为网格点 F 到传感器感知节点 c_i 的距离。当一个网格点同时被多个传感器感知时,覆盖结果 $p_F=1$。

本文基于区域监测研究 WSN 中移动节点和静态节点的联合覆盖率。根据式(1)得出,p_F 的取值只有 0 或 1,表示网格点 F 是否被感知覆盖。因此,监测区域内总体覆盖率的计算如式(2)所示:

$$COV(M)=\sum_{pd}P_F/m*n \tag{2}$$

为解决随机初始部署所造成的覆盖漏洞和多重覆盖的问题,重部署阶段需要部署大量感知节点进行状态轮换或者利用节点的移动性来优化覆盖。静态节点一经部署就不再移动,因此组成网络的覆盖区域固定不变。静态节点的状态轮换覆盖机制虽然可以有效降低覆盖冗余和信号干扰,但需要初始部署过多的传感器,并且休眠节点也需要能量维持生存,

从而容易造成资源浪费，增加网络成本。因此，本文算法并未采用休眠调度机制。移动节点虽然可以通过重部署更新节点位置，但是算法复杂度较大，网络成本较高。混合 WSN 可以通过移动节点调度来代替或修复故障节点，增强覆盖的灵活性，进而延长其运行时间。本文重点研究动态节点对混合 WSN 覆盖的移动调度，并新增 RD 观测指标用于衡量节点的移动效率。平均移动距离指所有移动节点从初始部署位置到达目标位置的平均移动距离。根据式(3)，平均移动距离不仅与移动节点在每次迭代的位置变动距离有关，而且与移动节点的占比也有重要的联系。

$$avg_distance=\frac{1}{N}*\sum_{iter=1}^{\max iter}(x(t)-x(t-1)) \tag{3}$$

4　WSN 覆盖优化方法

4.1　总体优化框架

本文提出的自适应虚拟力干扰的粒子群算法(Adaptive Virtual Force Particle Swarm Optimization，AVFPSO)应用于 WSN 覆盖重部署的整体框架如图 1 所示。

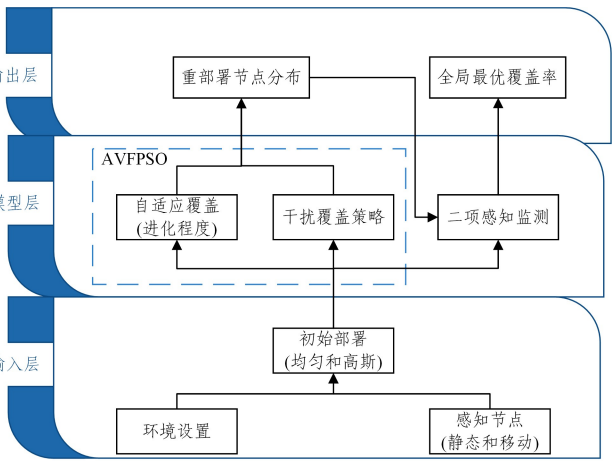


图 1　整体框架

Fig. 1　Overall framework

在输入层，本文以移动和静态无线传感器在监测区域中的随机抛洒位置为实验数据集。鉴于实际应用中物理环境等不利因素的干扰，除均匀随机外，对新增高斯随机初始部署场景进行研究。本文采用混合无线传感器网络来提供覆盖感知数据。为贴近实际应用，初始随机部署的静态传感器位置不会移动，而动态节点则会通过覆盖算法计算最优位置并进行相应的移动。静态节点的位置获取和信息通信能力与动态节点相同。

在模型层，本文将整个监测区域分成 K 个网格点进行二项感知监测，并提出一种自适应感知策略来优化 WSN 覆盖的重部署。优化策略分为两个方面：1)计算当前的寻优进化程度，并将其用于感知系数的自适应动态调节；2)提出感知干扰策略，依据 WSN 覆盖性质赋予移动节点在虚拟力下重部署的能力。

在输出层，本文通过覆盖率和 RD 性能指标分析整个网络的感知服务质量，并基于仿真实验研究混合传感器网络中移动节点占比对重部署性能优化的影响。

4.2　WSN 自适应覆盖策略

为了提高 WSN 移动节点重部署的寻优能力，本文提出了一种自适应覆盖策略。该策略通过群体进化程度和相对聚集程度，不仅可以反映优化进度而且可以动态调节惯性权重，以提高种群的自适应能力，增强寻优能力。在重部署寻优进入收敛阶段后，本文采用覆盖方差来确定是否出现寻优停滞的情况，并利用干扰覆盖策略处理上述情况。动态节点的移动仅发生在前期部署阶段，其根据覆盖算法中的最优解进行位置的更新。

4.2.1　感知系数调整

在 WSN 重部署自适应感知阶段，监测区域内的感知节点在每次迭代优化后的移动距离和位置如式(4)和式(5)所示：

$$v_{ij}(t+1)=wv_{ij}(t)+c_1r_1[p_{ij}(t)-x_{ij}(t)]+c_2r_2(t)[p_{gj}(t)-x_{ij}(t)] \tag{4}$$

$$x_{ij}(t+1)=x_{ij}(t)+v_{ij}(t+1) \tag{5}$$

w 代表上一次迭代节点移动对本次迭代的影响，本文算法利用节点移动时联合覆盖率的变化情况对 w 进行动态调整，这一概念参考了文献[15]中的群体进化程度和相对聚合程度对全局寻优的作用。群体进化程度如式(6)所示，反映移动节点位置更新后覆盖率的变化趋势，它是从全局最优、当前粒子平均以及局部最优 3 个方面描述最优覆盖率的进化程度。WSN 的重部署强调全局寻优情况，因此相关系数满足 $g_1=\max\{g_1,g_2,g_3\}$。如果 g_1,g_2,g_3 的取值为 1，说明其所代表层次的优化已经达到最优状态或提前停滞；否则移动传感器的位置还需继续更新。

$$G=g_1*\frac{F(p_g^{k-1})}{F(p_g^k)}+g_2*\frac{ef_p_i^{k-1}}{ef_p_i^k}+g_3*\frac{F(p_i^{k-1})}{F(p_i^k)} \tag{6}$$

$$J=\frac{ef_p_i^k}{ef_p_g^k} \tag{7}$$

相对聚合程度反映移动节点位置更新后，不同个体所能找到最优覆盖率的整体情况，类似方差指标。如式(7)所示，相对聚合程度的对比基准是全局最优情况，取值范围为(0，1]。当所有个体的重部署趋于一致时，J 值也会相应增加。如式(8)所示，原惯性权重随迭代次数线性增加，满足先局部后整体的寻优策略。本文采用群体进化程度和相对聚合程度对其进行动态调整，计算式如式(9)所示。

$$w=w_{\min}+(w_{\max}-w_{\min})*iter/\max iter \tag{8}$$

$$w_{new}=w_{old}-a_1*G+a_2*J \tag{9}$$

恰当的 w_{new} 有利于提高移动节点重部署的性能优化。由式(9)所示，w_{new} 随 J 值的增大而减小，随 G 的增大而减小。当 J 值逐渐增加并趋于 1 时，WSN 覆盖重部署进入优化后期，寻优的侧重点从整体逐渐转变为局部。当 G 值等于 1 时，重部署寻优可能陷入停滞阶段，w_n 的值在此时增大，有助于监测区域中的移动传感器在新位置进行部署。

4.2.2　重部署停滞判断

早熟收敛是将粒子群算法应用于 WSN 重部署需要解决的重要问题，其可能导致优化过程提前结束，陷入局部最优的情况。本文算法根据感知节点重部署优化时所获得覆盖率的方差来判断粒子是否出现早熟收敛的情况，具体公式如下：

$$\sigma^2=\frac{1}{m}\sum_{i=1}^{Num}\left(\frac{F_i-F_{avg}}{F}\right)^2 \tag{10}$$

$$F=\max(1,\max|F_i-F_{avg}|) \tag{11}$$

其中，Num 是寻优个体数目；F_i 是第 i 个寻优个体在当前迭代下获得的联合覆盖率；F_{avg} 是所有个体平均值。如果出现 σ^2 小于方差阈值的情况，说明个体寻优停滞，需要对其进行干扰。

4.3 WSN 干扰覆盖策略

为弥补个体寻优停滞的缺点，本文参考文献[17]将整个监测区域作为物理概念的势力场，并提出基于虚拟力的干扰覆盖策略。依据 WSN 的覆盖性质，移动传感器在监测区域内被赋予虚拟力作用下重部署的能力。它与其他物体之间的距离的计算式如式(12)所示，其中 $i\in\{1,2,\cdots,N\}$，$k\in\{1,2,\cdots,M+K+4\}$。每次干扰后，传感器都移动到受力平衡或极限距离位置，如式(13)所示。

$$d_{ik}=d(cn_i,xnc_k)=\sqrt{(cn(i,1)-xnc(k,1))^2+(cn(i,2)-xnc(k,2))^2} \tag{12}$$

$$\begin{cases} x_{new}=x_{old}+\dfrac{F_x}{F_{xy}}*MaxStep*e^{-1/F_{xy}}, & F_x\neq 0 \\ y_{new}=y_{old}+\dfrac{F_y}{F_{xy}}*MaxStep*e^{-1/F_{xy}}, & F_y\neq 0 \end{cases} \tag{13}$$

其中，F_{xy} 是施加于感知节点的虚拟力的合力；F_x 和 F_y 是其在水平和垂直方向的分力；$MaxStep$ 是单次干扰下的移动极限距离，由于施力对象的不同，其值也有所不同。本文研究的作用力为相邻未覆盖网格点引力、传感器节点以及监测区域边界斥力，它们具体的作用机制如下。

移动传感器受到未覆盖网格点的引力大小如式(14)所示，当 $d_{ik}>R$ 时，传感器移动距离较远，代价过大，因此不应移动；当 $d_{ik}<r$ 时，该网格点处于被感知状态，无须进行移动。

$$F_{grid}=\begin{cases} d(cn_i,xug), & \text{if } r<dik<R \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \tag{14}$$

针对相邻传感器的斥力作用，为尽量提高 WSN 监测区域的覆盖率，如果 $d_{ik}<Th_dis$，那么移动传感器就会在斥力的作用下发生移动。如式(15)所示，相对距离对力的大小有直接的影响。

$$F_{sensor}=\begin{cases} -d(cn_i,xug), & \text{if } dik<Th_dis \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \tag{15}$$

由于实际应用中监测边界和资源的约束限制，干扰策略需要具备边界约束条件，即移动传感器重部署必须在监测区域内。当粒子的速度和位置更新之后超过设置的边界范围时，将其位置设定为邻近边界上，如式(16)所示，其中 L 是监测区域的 4 个边界。

$$\begin{cases} x=x_{new}, & x_{new}\in L \\ x=L, & \text{otherwise} \end{cases} \tag{16}$$

4.4 算法设计

重部署覆盖优化感知框架的实现需要上述两个策略支撑，具体执行步骤如算法 1 所示。

算法 1 的目标是通过传感器节点在虚拟力下的移动对早熟收敛的重部署分布进行干扰，以跳出局部最优解。算法的特殊性在于：不同虚拟力的作用范围各有不同，而且移动传感器在不同力的作用下，极限移动距离也各有不同。

算法 1 WSN 干扰覆盖子算法

输入：(r, R, L, X_{start}, N, M)/ * M 是静态节点数量 * /
输出：(X_{end}, Cov_{end})
1. for i=[1:N] do
2. 依据式 (12)计算 d(xn_i, xnc_k)
3. / * 根据给定的距离阈值计算虚拟力 * /
4. 依据式(14)计算 F_{grid}
5. 依据式 (15)计算 F_{sensor}
6. 依据式(13)计算 X_i
7. / * 根据监测区域边界确定 X_{end} * /
8. if X_i超出边界 L then
9. 设置 X_i=L
10. end if
11. end for
12. 利用 X_{end}计算 Cov_{end}
13. return Cov_{end}和 X_{end}

算法 2 给出了自适应覆盖主算法(AVFPSO)的伪代码，其目标是通过算法的种群进化和相对聚合程度对感知系数 w 进行动态调整，并利用方差阈值法判断重部署是否需要干扰策略来解决早熟收敛问题。为符合实际应用中随机抛洒的数据特征，算法 2 在初始阶段采用了两种随机分布：高斯和均匀。

算法 2 WSN 自适应覆盖主算法(AVFPSO)

输入：(L, r, N, Maxiter, Num)/ * N 是移动节点数量 * /
输出：(X_{gbest}, Cov_{best})
1. / * X_i是两种随机初始部署的节点分布 * /
2. 初始化参数：X_i, V_i, Th
3. for j=[1:Maxiter] do
4. for i=[1:Num] do
5. 依据式(2)利用 X_i计算覆盖率 Cov_i
6. 将当前 Cov_i 较好的 X_i设置为 X^i_{pbest}
7. end for
8. 将当前 Cov 最好的 X_{pbest}设置为 X_{gbest}
9. for i=[1:Num] do
10. 依据式(8)计算 w
11. if j>1 then/ * 根据进化程度确定 w * /
12. 依据式(6)计算 G
13. 依据式(7)计算 J
14. 依据式(9)更新 w
15. end if
16. 依据式(4)更新 V_i
17. 依据式(5)更新 X_i
18. 依据式(10)计算 σ^2
19. / * 根据方差阈值判断是否早熟 * /
20. if σ^2<Th then
21. 应用 WSN 干扰覆盖子算法(算法 1)
22. end if
23. end for
24. end for
25. return X_{gbest}以及相应的 COV_{best}

在实际应用中，本文算法(AVFPSO)的空间复杂度为 $O(n)$，时间复杂度为 $O(n*m)$，即算法的复杂度只与问题规模以及迭代次数有关，与退火算法、蚁群等智能算法相比，本

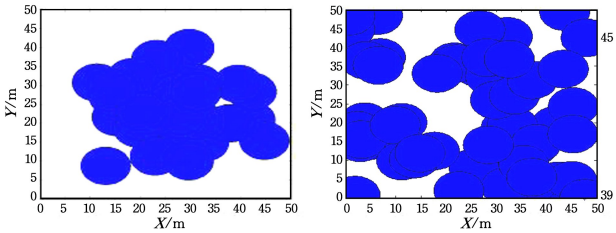
文算法的计算复杂度较低，需要设定的参数少并且收敛快。

5　实验验证

5.1　实验环境

本文主要研究混合 WSN 中移动节点位置调度的覆盖优化问题并采用 MATLAB R2014b 进行环境编程。为简化计算，仿真实验未涉及分簇、路由选择等协同通信情况，而是针对算法有效性、初始部署方式、移动节点占比等因素对区域覆盖的影响进行对比实验，并依据覆盖率和平均移动距离对其进行综合分析。

本文中 WSN 覆盖的初始部署设置如图 2 所示，实验分为两种场景进行研究：高斯随机分布和均匀随机分布。高斯随机的初始覆盖率为 48.29%，均匀随机的初始覆盖率为 75.56%。



(a)Gaussian　　(b)Uniform

图 2　初始随机部署

Fig. 2　Initial random distribution

5.2　参数设置

假定无线传感器网络部署在 50 m * 50 m 的矩形区域内，所有实验数据采用重复 50 次独立实验的平均值。WSN 仿真参数设置如表 1 所列。

表 1　WSN 仿真参数设置

Table 1　Setting of WSN simulation parameters

Variable	Value of parameters
L	50 m * 50 m
NM	50
the proportion of mobile nodes	0，0.2，0.4，0.6，0.8，1
r	5 m
R	10 m

在 WSN 干扰覆盖策略中，传感器每次移动的极限距离是影响算法性能的重要因素。为寻找最优极限移动距离，本文参考文献[17]将引力力矩设定为[0.2，2]，对比实验结果如表 2 所列。

表 2　不同力矩对虚拟力策略的效果

Table 2　Effect of virtual force strategy corresponding to different moments

Moments_1	Coverage rate	Average moving distance
0.2	0.97	70.08
0.4	0.98	133.75
0.6	0.99	179.77
0.8	0.99	260.17
1	0.98	367.99
1.2	0.96	475.01
1.4	0.94	571.06
1.6	0.92	662.31
1.8	0.9	752.03
2	0.88	839.84

观察表 2 可知，极限移动距离为 0.6 m 时，虚拟力策略的覆盖率最大，并且移动节点的平均移动距离较小。其他感知节点对目标节点的斥力作用的力矩被设置为 1.2 m。

表 3　AVFPSO 算法的参数设置

Table 3　Setting of AVFPSO algorithm parameters

Variable	Parameter value
Num	30
c_1, c_2	1；1
$w_{\min}, w_{\max}$	0.4；0.9
$vlimit$	[−2，2]
$xlimit$	[0，50]
Th	0.0035
$g1, g2, g3$	0.6；0.2；0.2
Th_dis	1.4 * r
Max_step(grid and sensor)	0.6；1.2

5.3　算法比较

将本文提出的 AVFPSO 算法与文献[15]中的 ACPSO 算法、文献[18]中的 DACPSO 算法、文献[19]中的 DVPSO 算法进行比较。首先，比较初始部署种类的不同对 WSN 覆盖优化的影响。移动节点占比为 1 时的实验结果如图 3 所示。

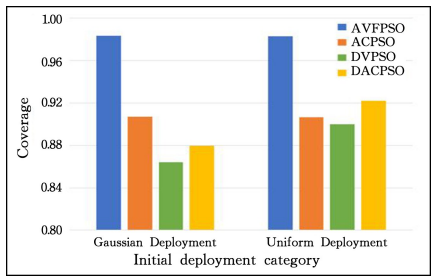
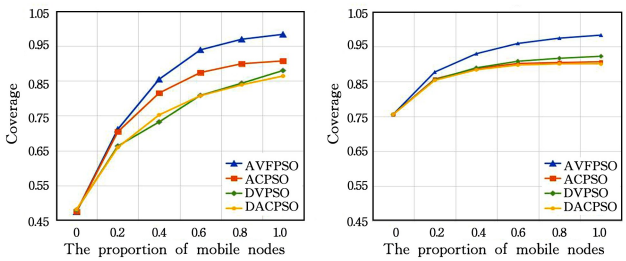


图 3　初始覆盖类别对重部署覆盖率的影响

Fig. 3　Influence of initial deployment category on redeployment coverage

上述实验结果表明，重部署优化的覆盖率受初始部署类别的影响较大，因为，相比于高斯初始部署，在均匀场景下更容易取得较高的覆盖率。然而，本文算法无论在哪种实验场景中都可以取得最好的覆盖效果，并且在高斯初始部署下覆盖率比次优算法 ACPSO 提高了 8.4%。

本文算法引入了虚拟力覆盖干扰策略，其受到移动节点占比的影响较大。因此，实验中需要观测移动节点占比对算法实现的影响。图 4 给出了在两种部署下，移动节点占比对 4 种算法覆盖率寻优的影响。



(a)Gaussian　　(b)Uniform

图 4　移动节点占比对覆盖率的影响

Fig. 4　Influence of mobile node proportion on coverage

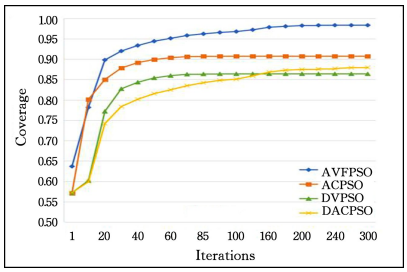
在均匀初始部署场景中，当移动节点的占比为 0.6 以下

时，4 种算法的各自最优联合覆盖率都比在高斯场景中的高，并且 AVFPSO 算法的覆盖率性能总是最好的，这说明移动节点占比对 AVFPSO 算法的覆盖率影响是显著的。在总数不变的前提下，随着移动节点占比的增加，AVFPSO 算法相比其他 3 种算法的覆盖率性能优势也逐渐增大，但其覆盖率增加的趋势也变得较为平缓。上述实验结果表明，在监测区域中增加移动传感器可以较好地提高联合覆盖率，但随着移动节点占比的逐渐增加，这种效果逐渐减弱。

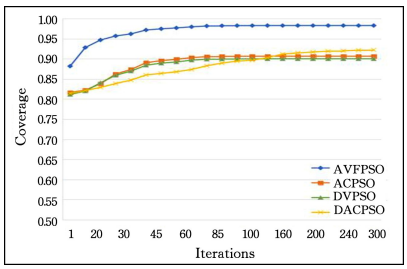
为了研究算法的收敛速度，如图 5 所示，本文研究移动占比为 1 的前提下，4 种算法在迭代过程中覆盖率的变化情况。如图 5(a)所示，在高斯初始部署场景中，本文算法的综合能力是最好的。ACPSO 算法虽然在迭代到第 10 次时覆盖率上升较快，但很快地陷入局部最优值。如图 5(b)所示，在均匀初始部署的整个迭代过程中，本文算法的覆盖率始终显著优于其他 3 种算法。

为了研究 WSN 覆盖重部署的移动效率，本文依据文献[19]增加 RD 指标进行观测。RD 指标的计算式如式(17)所示，cov_{best} 为重部署的最优覆盖率；avg_dis 为每个移动感知节点到达最终位置所移动的平均距离。

$$RD=\frac{cov_{\text{best}}}{avg_dis} \tag{17}$$



(a)Gaussian



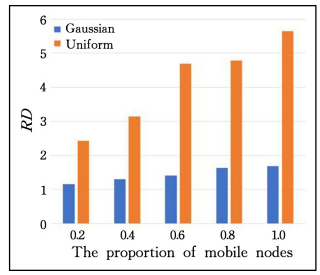
(b)Uniform

图 5 覆盖率的迭代变化情况

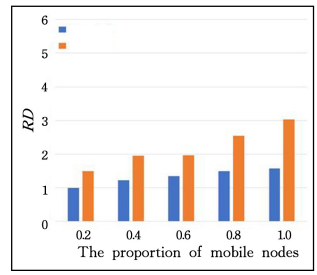
Fig. 5 Iterative changes in coverage

图 6 给出了两种初始部署场景中，不同移动节点占比对 RD 指标的影响。由图 6 可知，4 种算法在均匀场景中所获得的 RD 值均于高斯场景中的结果，这是因为前者初始部署的覆盖率起点较高。同时，如图 7(a)所示，均匀初始部署下，本文算法所得到的重部署 RD 值最好。

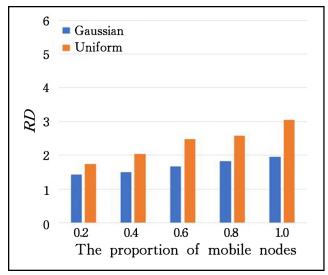
上述结果表明，在 WSN 覆盖初始部署满足均匀随机的前提下，本文算法的重部署移动覆盖效率最好。如图 5(a)所示，在高斯初始部署下，AVFPSO 算法和 ACPSO 算法的覆盖率效果明显优于其他两种算法。因此，如果仅考虑前两种算法的移动覆盖效率，由图 7(b)可以发现，在不同的移动节点占比下，本文算法明显优于后者，但这种优势随着移动节点占比的增加而逐渐减少。综合考虑覆盖率和 RD 指标可以发现，利用本文算法提高重部署覆盖性能可以适当增加移动节点的占比，但占比不能过高，否则不仅无法有效提高覆盖率，而且还会造成资源浪费。



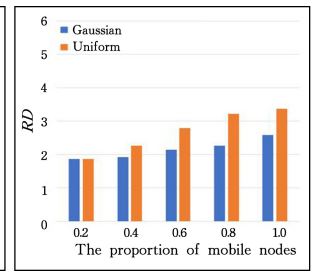
(a)AVFPSO



(b)ACPSO



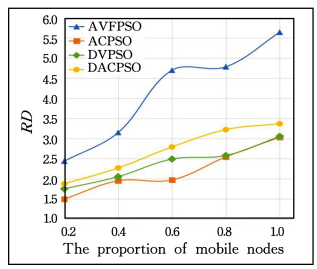
(c)DVPSO



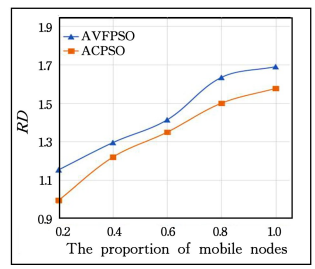
(d)DACPSO

图 6 基于初始部署的移动节点占比对 RD 的影响

Fig. 6 Influence of mobile nodes proportion with initial deployment on RD



(a)Uniform



(b)Gaussian

图 7 不同算法基于移动节点占比对 RD 的影响

Fig. 7 Influence of different algorithm with mobile nodes proportion on RD

5.4 实验结果及分析

针对粒子群算法容易早熟收敛导致 WSN 重部署优化提前停滞的问题，本文提出了 AVFPSO 算法。该算法不仅利用能实时反映重部署优化进度的群体进化程度和相对聚合程度来动态调节惯性权重，而且引入基于虚拟力算法的覆盖干扰策略来提高重部署的全局寻优能力。

AVFPSO 算法与 ACPSO 算法、DVPSO 算法以及 DACPSO 以算法的仿真对比分析表明，AVFPSO 算法无论是在均匀初始部署还是高斯初始部署的场景中，其覆盖率均高于其他 3 种算法。研究移动节点占比对算法覆盖率的影响可以发现，随着移动节点占比的逐渐增加，AVFPSO 算法和其他 3 种算法的覆盖率的差距会逐渐增大，但其覆盖率增加的速度逐渐缓慢。这表明增加移动传感器数目能够提高 AVFPSO 算法的覆盖优化能力，但是，随着移动传感器数目的增加，这种影响会逐渐减弱。

此外，通过观察迭代优化过程中覆盖率的变化情况可以发现，虽然 4 种算法在最大迭代次数为 300 的覆盖优化过程中，其覆盖率均未达到 100%，但是相比其他 3 种算法，AVFPSO 算法能更好地避免陷入早熟的情况，并能跳出局部最优解。

结束语　本文提出 AVFPSO 优化算法，以 WSN 区域覆盖的重部署为研究对象，融合了 ACPSO 算法和 VF 算法，以解决 WSN 初始部署中出现的覆盖空洞和覆盖重叠问题。本文在均匀随机和高斯随机两种场景中，针对移动节点的不同占比进行了仿真实验，结果表明：AVFPSO 算法优于其他学者提出的算法，提高了重部署的覆盖效率。但是，AVFPSO 算法也存在如下缺点：1)算法中的参数较多，选取最优的参数组合需要花费较长的时间，而且参数的选取在一定程度上影响着算法的性能；2)算法的虚拟力策略直接将施力物体到目标节点的距离转换为力的大小，需要考虑不同物体之间力的线性关系。

未来有以下问题值得进一步研究：1)AVFPSO 算法的特征较为简单，可以将其扩展到 WSN 协同通信的场景中，以证明该算法的通用性；2)AVFPSO 算法中影响速度更新的学习因子与惯性权重之间的变化关系须进一步研究；3)针对时间、能量等程度的消耗控制，将 AVFPSO 算法转变为相应的多目标优化算法来提高算法的性能。

参 考 文 献

[1] ELHABYAN R, SHI W, ST-HILAIRE M. Coverage protocols for wireless sensor networks: Review and future directions [J]. Journal of Communications and Networks, 2019, 21(1): 45-60.

[2] SHEKHAR S. Dynamic Data Driven Cloud Systems for Cloud-Hosted CPS [C]// International Conference on Cloud Engineering Workshop IEEE. Washington: IEEE Computer Society, 2016: 195-197.

[3] AMUTHA J, SHARMA S, NAGAR J, et al. WSN Strategies Based on Sensors, Deployment, Sensing Models, Coverage and Energy Efficiency: Review, Approaches and Open Issues [J]. Wireless Personal Communications, 2019, 111(2): 1089-1115.

[4] KUMAR V, YADAV S, SANDEEP D N, et al. Optimal Cluster Count and Coverage Analysis in a Gaussian Distributed WSNs Using TESM[C]// International Conference on Frontiers of Intelligent Computing: Theory and Applications. Singapore: Springer, 2020: 335-345.

[5] CHANG J, ZHANG L. Path planning of mobile sink in randomly distributed wireless sensor networks [J]. Computer Science, 2017, 44(2): 154-158.

[6] SHAH T, JAVAID N, QURESHI T N, et al. Energy Efficient Sleep Awake Aware (EESAA) intelligent sensor network routing protocol [C]// Proceedings of International Multitopic Conference. Piscataway: IEEE, 2012: 317-322.

[7] HUANG X L, OU F. WSN life maximization to ensure coverage and connectivity [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2019, 33(1): 61-68.

[8] NAI W, GE Y, XING Y, et al. A Coverage Approach for Wireless Sensor Network in Specified Scenario Condition[C]// Proceedings of International Conference on Intelligent Human-Machine Systems & Cybernetics. Piscataway: IEEE. 2018: 325-328.

[9] DANG X C, MA R C, HAO Z J, et al. Fence coverage strategy of wireless sensor network based on Voronoi [J]. Computer Engineering and Application, 2018, 54(2): 91-96.

[10] ZHANG J, SHAO X Q, HOU X D, et al. Hybrid wireless sensor network coverage optimization algorithm [J]. Sensors and Microsystems, 2018, 37(12): 148-149, 152.

[11] LI Y, ZHANG B, CHAI S, et al. An energy balanced-virtual force algorithm for Mobile-WSNs [C]// Proceedings of International Conference on Mechatronics & Automation. Piscataway: IEEE, 2015: 1779-1784.

[12] PARVIN J R, VASANTHANAYAKI C. Particle swarm optimization-based energy efficient target tracking in wireless sensor network [J]. Measurement, 2019, 147(17): 1-8.

[13] MIHOUBI M, RAHMOUN A, LORENZ P, et al. An effective Bat algorithm for node localization in distributed wireless sensor network [J]. Security & Privacy, 2018, 1(1): 1-20.

[14] YADAV A, KUMAR S, VIJENDRA S, et al. Network Life Time Analysis of WSNs Using Particle Swarm Optimization [C]// Proceedings of International Conference on Computational Intelligence and Data Science. Amsterdam: Elsevier, 2018: 805-815.

[15] ZHAO Y M. Application of adaptive chaos PSO algorithm in WSN coverage optimization [J]. Communication Technology, 2018, 51(10): 2402-2406.

[16] YU B. An Improved Method of WSN Coverage Based on Enhanced PSO Algorithm [C]// Proceedings of Joint International Information Technology and Artificial Intelligence Conference. Piscataway: IEEE, 2019: 1294-1297.

[17] CUI P, WANG M. An optimal deployment strategy of a virtual force oriented Genetic Algorithm for wireless sensor networks [J]. Electronic Design Engineering, 2017, 25(7): 87-91.

[18] TENG Z J, LV J L, GUO L W, et al. Coverage strategy of wireless sensor network based on improved particle swarm optimization algorithm [J]. Journal of Guangxi Normal University (Natural Science Edition), 2018, 36(3): 13-20.

[19] FENG L. Coverage optimization of wireless sensor networks based on improved particle swarm optimization [J]. Journal of Terahertz Science and Electronic Information, 2015, 13(3): 486-490.

QI Wei, born in 1994, postgraduate. Her main research interests include software engineering and CPS.

YU Hui-qun, born in 1967, professor, Ph.D supervisor, is a member of China Computer Federation. His main research interests include software engineering, and formal method.