

扩展变异 ADE 算法的有向传感器网络覆盖增强*

刘欣^a, 熊伟丽^{a,b}, 孙顺远^a, 徐保国^a

(江南大学 a. 物联网工程学院 b. 轻工过程先进控制教育部重点实验室, 江苏 无锡 214122)

摘要: 针对有向传感器节点大规模随机部署形成的感知重叠区和监测盲区, 在节点位置不变、感知方向可调的前提下, 协同调整节点感知方向使其覆盖范围从感知重叠区旋转到监测盲区以增强网络覆盖。将有向传感器网络覆盖增强问题转换为以区域覆盖率为目标函数、节点集感知方向为决策变量的最优化问题, 提出了基于扩展变异模式的自适应差分进化算法求解该问题, 即寻求一种节点感知方向分布方案最大化区域覆盖率。算法迭代前期采用 DE/rand/1/bin 变异策略以保证种群的多样性, 后期采用扩展变异模式 DE/current-to-best/2/bin 加强算法的收敛速度以保证算法高效率地搜索全局最优解。与传统的有向传感器网络覆盖增强算法对比, 仿真实验验证了算法的有效性。

关键词: 有向感知模型; 覆盖增强; 差分进化; 变异策略

中图分类号: TP393 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-3695(2016)02-0552-05

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2016.02.054

Extended-differentiation-mode based adaptive differential evolution algorithm for coverage-enhancing in directional sensor networks

Liu Xin^a, Xiong Weili^{a,b}, Sun Shunyuan^a, Xu Baoguo^a

(a. School of IoT Engineering, b. Key Laboratory of Advanced Process Control for Light Industry (Ministry of Education), Jiangnan University, Wuxi Jiangsu 214122, China)

Abstract: Aiming at eliminating the sensing overlapping regions and coverage holes caused by random deployment of nodes, the major sensing direction can be adjusted to make sensors uniformly distributed as well as the coverage enhancing in the direction adjustable sensing model. This paper proposed an extended-differentiation-mode based adaptive differential evolution algorithm in which the major sensing direction of nodes was treated as decision variable and coverage ratio was selected as objective function. In early stage, the improved algorithm used DE/rand/1/bin differentiation mode to keep individual diversity and avoid premature convergence as well. Then DE/current-to-best/2/bin differentiation mode was employed to increase the convergence speed in the later iteration stage. Furthermore adaptive mechanism was introduced for differentiation constant to search the optimal solution more efficiently. Simulation results comparing with the traditional coverage-enhancing algorithms are performed to demonstrate the effectiveness of the proposed algorithm.

Key words: directional sensing model; coverage enhancing; differential evolution; differential evolution

0 引言

无线多媒体传感器网络(wireless multimedia sensor networks, WMSNs)是在传统无线传感器网络(WSNs)基础上引入了音频、视频、图像等多媒体信息感知功能的一种新型传感器网络^[1]。传统 WSNs 只能实现对监测环境中标量信息的采集和传输, WMSNs 除了这些简单类型的数据以外, 还能够采集和处理声音、图像、视频等多种复杂的矢量数据以实现细粒度、精准信息的环境监测^[2]。网络覆盖是 WSNs 研究的基本问题之一, 对于合理分配网络的空间资源, 更好地完成环境感知、信息获取任务以及提高网络生存能力都具有重要的意义^[3]。由于传感器节点工作环境复杂且数目众多, 大都选择大规模随机布撒, 但这种部署方式易导致局部监测区域内节点分布不合理, 形成感知重叠区和监测盲区, 所以需要采用相应的覆盖控制策

略以实现区域覆盖增强。当前, WMSNs 的覆盖增强问题受到越来越多学者的关注, 多媒体性能的介绍使得基于全向感知模型的网络覆盖策略不再适用; 同时, 多媒体传感器的视角(angle of view, AoV)、方向性(working direction, WD)及视距(line of sight, LoS)等物理特性为 WMSNs 覆盖问题的分析增加了难度。

Ma 等人^[4]从视频传感器的物理特性出发, 提出了有向传感器网络的概念以及基本有向感知模型, 其感知范围为一个以节点为圆心、LoS 为半径、角度为 AoV 的扇形区域。文献[5]将基本有向感知模型扩展为方向可调感知模型, 在传感器节点位置不变的前提下, 利用有向感知节点方向可调性, 使其覆盖范围从感知重叠区转到盲区以实现覆盖增强, 并提出了基于虚拟势场的有向传感器网络覆盖增强算法(PFCEA), 提出质心的概念, 质心在虚拟力作用下作扩散运动, 逐步消除网络中感知重叠区和盲区, 增强整个网络覆盖性能。文献[6]在 PFCEA

收稿日期: 2014-11-04; **修回日期:** 2014-12-23 **基金项目:** 国家自然科学基金资助项目(21206053, 21276111); 江苏高校优势学科建设工程资助项目(PAPD)

作者简介: 刘欣(1990-), 女, 江苏泰州人, 硕士研究生, 主要研究方向为无线传感器网络覆盖控制、优化算法(liuxin.901230@163.com); 熊伟丽(1978-), 女, 副教授, 博士, 主要研究方向为复杂工业过程建模及优化、智能优化算法及应用; 孙顺远(1984-), 男, 讲师, 博士, 主要研究方向为无线传感器网络定位技术、新型电子器件设计; 徐保国(1951-), 男, 教授, 博导, 主要研究方向为过程控制、智能仪表及现场总线网络。

算法的思想上加以改进提出了分布式的基于虚拟势场的有向网络覆盖算法(VPFCAFDN),既考虑质心点间排斥力,同时考虑到了盲区对质心点的引力作用。上述两种覆盖增强算法中,需对每个节点计算邻接节点集合力,增加了算法复杂度,且算法易陷入局部极小值从而导致调整过程中出现覆盖率的小幅振荡。文献[7]提出了基于节点感知重叠率的覆盖增强算法(OSRCEA),将节点的感知范围划分为 $M \times N$ 块小区域,判断每块子区域是否被邻居节点重叠,同时根据重叠子区域的坐标位置计算出该节点重叠区域质心点以及质心角,联合质心角与感知重叠率判断感知方向旋转方向与旋转角度以减少网络覆盖重叠区域。然而,OSRCEA 算法将每个节点的感知区域划分成不规则的子区域,在计算感知重叠率时大大提高了算法的计算复杂度。

针对上述覆盖增强算法存在的缺陷,本文运用方向可调感知模型,提出了一种基于扩展变异模式的自适应变异差分进化(extend-differentiation-mode based adaptive differential evolution, ED-ADE)优化算法,以节点集感知方向作为决策变量,网络覆盖率为优化目标,算法通过最大化监测区域的覆盖率以达到覆盖增强的目的。

1 有向传感器网络覆盖增强

1.1 视频传感器

视频传感器一般基于 CCD 或 CMOS 成像技术,用于采集监测区域内的视觉信息,视频传感器节点工作前必须对好焦,目标才能结成清晰的影像,其成像原理如图 1 所示。在对焦时,通过镜头将在焦平面上清晰成像,而对焦点的前景和背景也在焦平面成像,其在焦平面上成像为一个弥散圆而非一个点,但只要它们成像的弥散圆等于或小于容许弥散圆直径,就认为是清晰的,这样影像就有一个清晰的区间,这就是景深(depth of field, DoF)^[8]。不论向任何物体对焦,在该物体的前后都会形成一个或大或小的清晰区,其他区域则留下一片模糊的虚影。然而,在视频传感器节点的实际应用中,镜头到前景之间的区域也包括在景深范围内,视频传感器的视距 LoS 可以定义为镜头到后景之间的距离。

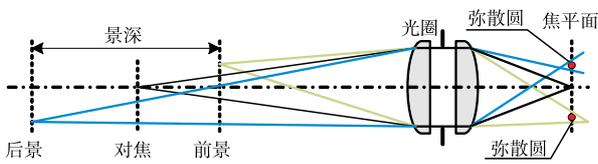


图1 视频传感器成像原理

与温度、湿度、压力等标量传感器节点相比,视频传感器节点的不同之处在于它们的视角范围有限,只能观察局部区域的事件^[9]。视频传感器镜头中心与焦平面对角线两端所形成的夹角为镜头视角 AoV,如图 2 所示。从视频传感器的物理特性可知,有向传感器节点用三维感知模型描述更为准确,然而,三维模型用五元组量化,增加了问题分析的复杂度,因此,已有的研究大多使用简化的二维有向感知模型,且以方向可调感知模型的使用最为普遍。

1.2 方向可调感知模型

方向可调感知模型^[5]充分考虑到了视频传感器方向可调的特性:摄像机的电动云台受信号控制可以实现上下左右全方位旋转。该模型可以用四元组量化:节点坐标 $S(x, y)$ 、感知方

向 v 、感知范围 r 、传感区域视角 2φ 。视频传感器节点 S 的可视区域(field of view, FoV)是以节点坐标为圆心,感知范围 r 为半径的扇形,该扇形的角度 2φ 即为视频传感器视角在水平面上的投影,其中,传感偏移角度 φ 为扇形中轴线与边界的夹角。定义扇形中轴线与 x 轴正方向的夹角为有向传感器节点的感知方向角 θ ,由于传感器节点是随机部署的,感知方向也是任意的,所以 $\theta \in [0, 2\pi]$,感知方向单位向量就可以表示为 $v = (\cos \theta, \sin \theta)$ 。由此,可以抽象出有向传感器节点的感知模型,参见图 3。

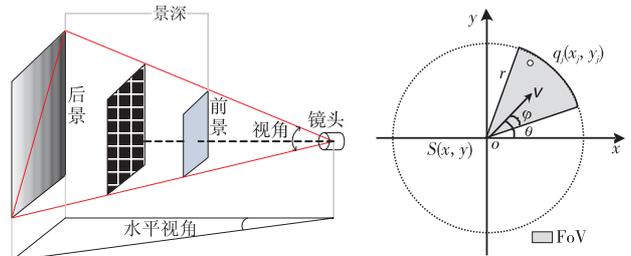


图2 镜头视角

图3 方向可调感知模型

结合以上分析,视频传感器的物理参数与有向可调感知模型参数类比如表 1 所示。

	视频传感器	方向可调感知模型
参数	DoF	FoV
	WD	v
	LoS	r
	AoV	2φ

1.3 网络覆盖增强问题描述

在对有向传感器网络覆盖增强问题进行具体描述前,先作出如下假设:(a) 监测区域内布撒的节点同构,即所有节点的参数规格相同,包括感知距离、传感区域视角,且都满足方向可调感知模型;(b) 所有节点一经部署,节点位置不再调整,其感知方向可以转动;(c) 监测区域内所有节点都知道自身位置和感知方向信息且传感方向可调。

实际应用中,监测区域是一个连续的二维平面,为了简化区域覆盖率的计算通常对其作离散化处理,即将监测区域划分成若干均匀的网格,这些网格以及网格与监测区域的边界组成监测子区域,当监测子区域划分得足够小时,即可认为子区域中心点集的覆盖率就是监测区域的覆盖率。具体离散操作如下:用一系列平行于 x, y 轴的直线将监测区域 Ω 划分成 K 个均匀的网格,平行直线间距离 Δd 称为粒度,网格的规格为 $\Delta d \times \Delta d$ 的矩形,网格的中心点称为像素点,每个像素点的坐标为 $q_j(x_j, y_j), j \in \{1, 2, \dots, K\}$,像素点的集合记为 $\|A_k\|$,在计算监测区域覆盖率时,就以 $\|A_k\|$ 代替连续平面 Ω ,粒度 Δd 越小计算的精度就越高。获取监测区域信息后,在监测区域内随机布撒 N 个视频传感器节点,节点部署的数目 N 与监测区域 Ω 、感知半径 r 、传感偏移角度 φ 、区域覆盖率 p 之间的关系为^[5]

$$N \geq \frac{\ln(1-p)}{\ln(\Omega - \varphi r^2) - \ln(\Omega)} \quad (1)$$

可参照式(1)估算所需部署的节点数目 N ,传感器网络初始部署结束后,每个传感器节点通过 GPS 或定位算法获取自身的位置坐标 $S_i(x_i, y_i)$,节点 S_i 的感知方向用感知方向角 θ_i 表示,其对应的感知方向单位向量 $v = (\cos \theta, \sin \theta)$,所有节点的集合 $S = \{S_1, S_2, \dots, S_N\}$,节点集 S 对应的感知方向集合为 $\Theta = \{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_N\}$ 。像素点 $q_j(x_j, y_j)$ 被节点 $S_i(x_i, y_i)$ 覆盖的条件是:像素点 q_j 与节点 S_i 之间的欧氏距离 $d(S_i, q_j)$ 在节点

的感知距离内且像素点 q_j 处于视频节点的传感区域视角范围内,如果像素点 q_j 被任意一个节点覆盖就认为该像素点被节点集覆盖,则像素点 q_j 被节点集 S 覆盖的概率 $P_{cov}(j)$ 为

$$P_{cov}(j) = \begin{cases} 1 & \text{if } \exists i, \text{ s. t. } (d(S_i, q_j) \leq r \ \& \ S_i q_j \cdot v_i \geq d(S_i, q_j) \times \cos \varphi) \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

$$d(S_i, q_j) = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2} \quad (3)$$

由此可以计算出整个监测区域的网络覆盖率:

$$p = \frac{\sum_{j=1}^K P_{cov}(j)}{K} \quad (4)$$

根据式(2)~(4),且节点的位置固定不变,有向传感器网络覆盖率仅仅与节点的感知方向有关,因此,网络覆盖增强问题可以视作单目标优化问题,待优化目标函数即为监测区域覆盖率 p ,决策变量为节点的感知方向角集合 $\Theta = \{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_N\}$ 。智能优化算法对问题的特征没有严格要求,差分进化(differential evolution, DE)算法较其他智能优化算法过程更为简单,受控参数少,在解决复杂的全局优化问题方面的性能更加突出,引起了越来越多研究者的关注,并在许多领域得到了应用^[10],本文提出一种基于扩展变异模式的自适应差分进化算法求解该问题。

2 扩展变异 ADE 算法

2.1 差分进化算法

DE 算法^[11,12]是 Storn 等人于 1995 年提出的一种模拟“优胜劣汰、适者生存”的自然进化法则的仿生智能计算方法。以单目标最小化优化问题 $\min f(x)$ 为例,差分进化算法的工作过程如下:

$$\begin{aligned} \min \sigma &= f(x), x = (x_1, \dots, x_D) \\ \text{s. t. } & x_{j,\min} \leq x_j \leq x_{j,\max} \quad j = 1, 2, \dots, D \end{aligned} \quad (5)$$

种群规模记为 NP ,决策向量空间维数为 D ,用 $X(t)$ 表示进化到第 t 代时的种群,初始种群 $X(0) = \{x_1^0, x_2^0, \dots, x_{NP}^0\}$ 在搜索空间中随机产生,第 i 个个体 $x_i^0 = [x_{i,1}^0, x_{i,2}^0, \dots, x_{i,D}^0]$, 个体的各维分量可按式(6)产生。

$$x_{i,j}^0 = x_{j,\min} + \text{rand}(x_{j,\max} - x_{j,\min}) \quad (6)$$

其中: $x_{j,\max}$ 、 $x_{j,\min}$ 分别为决策空间第 j 维的上下界。

(1) 变异操作,算法随机选择两个互不相同的个体向量相减产生差分向量,然后将差分向量赋予权值后与另一随机选出的向量相加从而生成变异个体 v_i :

$$v_i = x_{i,1} + F \cdot (x_{i,2} - x_{i,3}) \quad (7)$$

其中: $\{x_{i,1}, x_{i,2}, x_{i,3}\}$ 是从父代种群中随机选取的互异的个体向量,变异因子 F 是一个介于 $[0, 2]$ 间的常量,用于控制差分向量 $(x_{i,2} - x_{i,3})$ 的影响。

(2) 交叉操作, v_i 与目标个体 x_i 进行维数混合交叉,得到交叉个体 u_i , $u_i = [u_{i,1}, u_{i,2}, \dots, u_{i,D}]$,交叉向量各维分量生成规则如下:

$$u_{i,j} = \begin{cases} v_{i,j} & \text{randb} \leq CR \text{ or } j = \text{rand}_j \\ x_{i,j} & \text{randb} > CR \text{ or } j \neq \text{rand}_j \end{cases} \quad (8)$$

其中:randb 是 $[0, 1]$ 间的随机数,交叉常量 CR 是范围在 $[0, 1]$ 内的常数,rand _{j} 是在 $[1, D]$ 随机选择的整数,它保证交叉个体至少要从变异个体中获得一个元素以确保新的个体生成避免种群的进化停滞。

(3) 选择操作,当且仅当新的向量个体 u_i 的目标函数值优于目标向量个体 x_i 时, u_i 才会被种群接受,否则 x_i 仍将保留在下一代的种群中,对于待优化的问题为 $\min f(x)$,则选择操作可描述为

$$x_i^{t+1} = \begin{cases} u_i & f(u_i) < f(x_i) \\ x_i & \text{otherwise} \end{cases} \quad (9)$$

贪婪选择使得子代个体总是优于或等于父代个体,从而使种群始终向最优解的方向进化。

2.2 扩展变异自适应差分进化算法

上述过程是标准版本的 DE,Price 等人先后提出了 10 余种不同的策略来生成差分向量^[13],可用 DE/X/Y/Z 来区分: X 为 rand、best 或 current,分别表示在种群中随机选择个体 x_i 、选择种群当前最优个体 x_{best} 或者当前目标个体 x_i 作为基向量; Y 表示变异操作中需要使用的差分向量的个数; Z 表示交叉操作的概率分布,当 Z 为 bin 时表示概率分布满足二项分布形式。

标准 DE 中变异操作表示为 DE/rand/1/bin,简称为 DE1。DE1 变异操作中的差分策略是目前使用最广、应用最为成功的一种模式,它有利于保持种群的多样性。与变异策略 DE1 相比,差分进化算法扩展模式中,变异策略 DE/current-to-best/2/bin 更强调算法的收敛速度,该扩展模式简记为 DE2,变异规则为

$$v_i = x_i + \lambda \cdot (x_{best} - x_i) + F \cdot (x_{i,2} - x_{i,3}) \quad (10)$$

其中: λ 为组合因子,用来控制变异个体 v_i 中种群最优个体所占的比重, λ 越接近 1,变异个体越接近 x_{best} ,收敛速度越快。

标准差分进化算法中,由于选择操作的影响,随着进化代数的增加,个体间的差异会逐渐降低,个体差异性的降低又影响变异所带来的多样性,从而导致算法过早收敛到局部极值,形成早熟收敛现象^[14]。为了克服标准差分算法早熟收敛问题同时提高算法的搜索效率,本文提出了一种基于扩展变异模式的自适应差分进化算法,算法从两方面着手提高标准差分算法的性能:

a) 利用最优个体 x_{best} 收缩搜索空间以提高搜索效率。在迭代初期采用标准变异策略 DE1 产生变异个体,这保证了种群的多样性避免早熟;在迭代后期采用扩展变异策略 DE2,该策略中引入了最优个体 x_{best} 收缩搜索空间,利用参数 λ 控制搜索步长, λ 越接近于 1,算法收敛越快。两种变异策略通过串联的形式混合,扩展变异策略的引入使得算法在迭代后期快速收敛避免在后期跳出最优解的搜索方向。

b) 对变异因子 F 进行改进,以保证种群的多样性。算法能否高效执行与控制参数有着紧密的联系,变异因子 F 的取值十分关键, F 取值较小会引起算法过早收敛;较大的 F 值增加了算法跳出局部最优的能力,但当 F 过大时,算法近似随机搜索,种群的收敛会变得非常困难。

在搜索初期,应该尽可能保持种群的多样性, F 的值应取大些,避免陷入局部最优;随着迭代次数的增加,变异因子应逐渐减小保证搜索效率^[15]。本文引入自适应变异算子的思想^[16],根据算法的迭代进程,自适应调整 F 的值以保证算法高效率地搜索全局最优解,自适应变异算子如下:

$$F = F_0 \cdot 2^{\exp(1 - \frac{\text{gen_max}}{(\text{gen_max} + 1 - \text{count})})} \quad (11)$$

其中: F_0 是变异参数,gen_max 是最大迭代次数,count 是当前进化代数, $1 \leq \text{count} \leq \text{gen_max}$;设 F_0 为 0.25,gen_max 为 300,自适应变异因子随 count 变化的曲线,如图 4 所示。

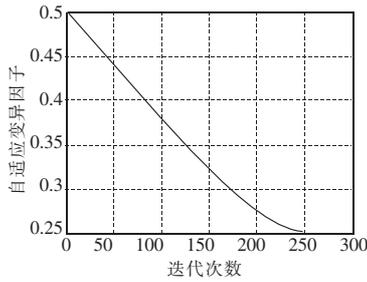


图 4 自适应变异因子迭代曲线

基于扩展变异模式的自适应差分进化算法的流程参照图 5，采用两种操作对基本 DE 算法存在的缺陷进行改进：自适应调整变异因子、以串联的形式混合 DE/rand/1/bin 与 DE/current-to-best/2/bin 两种变异策略。算法设置一个中间迭代值 gen_mid ，迭代前期，当 $count$ 小于 gen_mid 时，采用标准变异策略 DE1；迭代后期，当 $count$ 超出 gen_mid 时，则采用扩展变异策略 DE2。

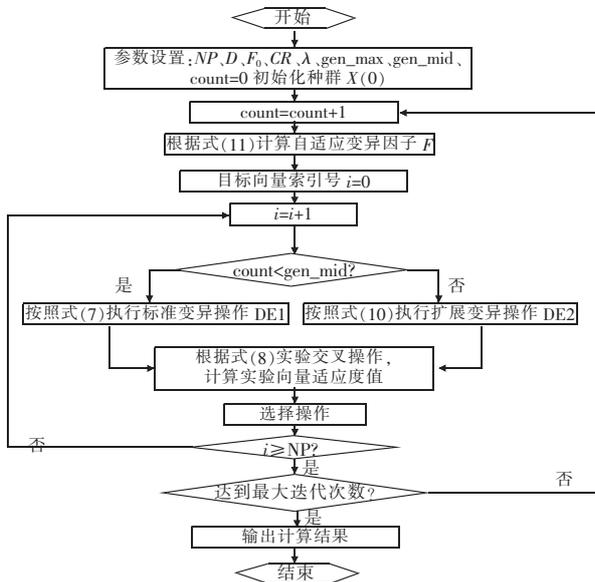


图 5 ED-ADE 算法流程图

3 算法仿真与结果分析

本文通过对两个具体实例的仿真实验，在相同的仿真环境下，分别与 PFCEA^[5]、VPFCAFDN^[6] 以及有向传感器网络改进粒子群覆盖增强算法 (IPSOCA)^[17] 三种算法进行比较，仿真结果验证了 ED-ADE 覆盖增强算法的有效性。

实验 a：假设监测区域为一个 $500 \times 500 \text{ m}^2$ 的方形，对其离散化，取粒度 Δd 为 2，连续空间被离散成 250×250 个像素点，离散精度为 0.016% 。在监测区域内部署 105 个节点，所有节点同构，参数见表 2。ED-ADE 算法根据式(6)对种群初始化，种群规模 NP 取 40，在覆盖增强问题中，以节点感知方向角集合 $\Theta = \{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_N\}$ 作为决策变量，因此，种群个体的维数 D 即为节点集数目 N ；由于感知方向角 $\theta \in [0, 2\pi]$ ，则式(6)初始化的上下界 $x_{j,max}$ 、 $x_{j,min}$ 分别为 $2\pi \cdot 0$ ；算法的最大迭代次数 gen_max 设置为 300，设置中间迭代值切换 DE1 和 DE2 两种变异策略， gen_mid 为 200；变异参数 F_0 设为 0.25，DE2 中的组合参数 λ 为 0.9 以保证后期算法的快速收敛，交叉常量 CR 选取 0.9。

表 2 实验参数

参数	值	参数	值
监测区域 Ω	$500 \times 500 \text{ m}^2$	感知半径 r	60 m
节点数目 N	105	传感偏移视角 φ	$\pi/4$

图 6(a)是从初始化种群中随机选择的个体，即一种节点集感知方向角部署方案，初始覆盖率为 $p_0 = 64.83\%$ ，图 6(b)为采用 ED-ADE 覆盖增强算法优化后得到的网络布局，最终覆盖率 $p^* = 85.50\%$ ，网络覆盖增强 $\Delta p = 20.67\%$ 。在实验参数相同的前提下，PFCEA 算法覆盖率从初始值 65.74% 增长到了 81.45% ，覆盖率增长 $\Delta p = 15.71\%$ ；VPFCAFDN 算法在部署了 106 个节点前提下，覆盖率从 65% 增长到 81.33% ，增强了 $\Delta p = 16.33\%$ ；与这两种覆盖增强算法相比，验证了 ED-ADE 算法的有效性。

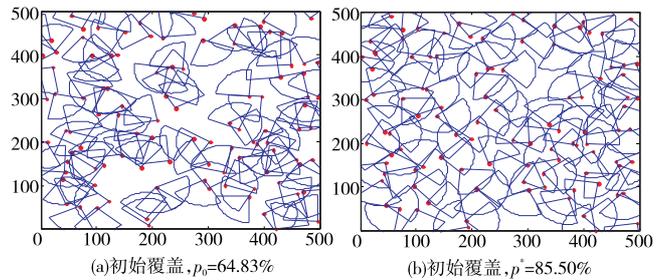


图 6 ED-ADE 覆盖增强实验 a

在覆盖增强实验的基础上，设计实验测试了本文提出的新算法 ED-ADE 的性能，以有向传感器网络覆盖增强优化问题为例，将 ED-ADE、DE/rand/1/bin 变异策略自适应差分进化算法 (ADE1) 以及 DE/current-to-best/2/bin 变异策略自适应差分进化算法 (ADE2) 优化性能进行了对比。三种算法的网络覆盖率迭代曲线如图 7 所示：ADE2 算法采用的 DE/current-to-best/2/bin 变异策略，该策略收敛速度快，易早熟陷入局部最优解，其迭代进化曲线在第 37 代就收敛于局部最优解 80.78% ；ADE1 算法使用的是标准的变异策略，该策略有利于保持种群的多样性，但在迭代后期收敛速度缓慢，浪费了计算资源；ED-ADE 算法结合了两两种变异策略的优势，在迭代前期采用 DE1 策略，当迭代次数达到预设的迭代中间值 gen_mid 时，采用 DE2 变异策略使得曲线快速收敛，参见其迭代曲线， gen_mid 设为 200，ED-ADE 算法在 200 次迭代后采用了 DE2 策略在 10 次迭代后收敛于最优解 p^* ，表 3 中为 ED-ADE 算法后期收敛覆盖率迭代值，搜索效率提高，凸显了 ED-ADE 算法的优越性。

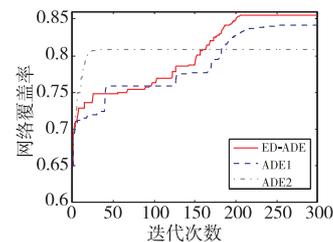


图 7 ED-ADE、ADE1、ADE2 网络覆盖率迭代曲线

表 3 ED-ADE 后期收敛覆盖率迭代值

count	199	200	201	202	203
p	84.71%	84.90%	85.07%	85.24%	85.37%
204	205	206	207	208	209
	85.43%	85.45%	85.47%	85.48%	85.49%

实验 b：设 $r = 60 \text{ m}$ ， $N = 180$ ， $\varphi = \pi/6$ ；本实验中粒度 Δd 取 25，即将监测区域 $500 \times 500 \text{ m}^2$ 离散成 20×20 个像素点，离散精度为 2.5% ，上述参数与 IPSOCA 算法相同。优化算法的迭代中间值 gen_mid 取 250，其他参数与实验 a 一致。有向网络覆盖增强实验 b 仿真结果如图 8 所示，网络初始覆盖率为 $p_0 = 64.50\%$ ，图 8(b)为采用 ED-ADE 覆盖增强算法优化后得到的网络布局，最终覆盖率 $p^* = 86.17\%$ ，网络覆盖增强 $\Delta p =$

21.54% ; 而 IPSOCA 算法从初始覆盖率 64.63% 提升到 78.23% , 其覆盖只增强了 13.6% 。

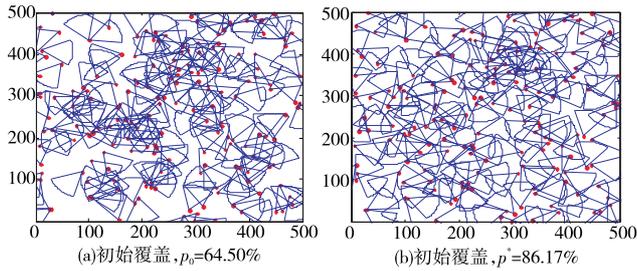


图8 ED-ADE覆盖增强实验b

图 9 为实验 b 的 ED-ADE 算法网络覆盖率迭代曲线, 本实验迭代中间值取的是 250, 从图中可以看出当迭代次数超过 250 时, 其收敛速度激增, 经过 22 次迭代覆盖率从 80.73% 迅速收敛到最优值 86.17% 。

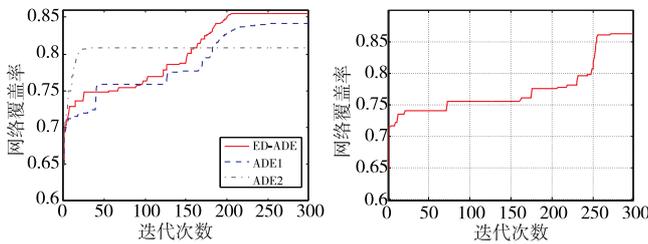


图7 ED-ADE, ADE1, ADE2 网络覆盖率迭代曲线

图9 实验b网络覆盖率迭代曲线

4 结束语

本文提出了一种新的基于扩展变异策略的自适应差分进化算法求解有向传感器网络覆盖增强问题, 对两个具体实例进行了仿真实验, 并将其与已有的多种覆盖增强算法比较以验证了算法的有效性。仿真结果表明网络覆盖率有了明显的提高, 但是仍然存在覆盖盲区, 下一步的研究工作着眼于休眠覆盖冗余区域部分节点以及于覆盖盲区增加节点以实现更高的网络覆盖。

参考文献:

[1] Wang Pu, Dai Rui, Akyildiz I F. A differential coding-based scheduling framework for wireless multimedia sensor networks [J]. *IEEE Trans on Multimedia*, 2013, 15(3) :684-697.

[2] Deshmukh C S, Dhopte S V. A survey on video coding in wireless multimedia sensor network environment using compressed sensing

technique[J]. *International Journal of Computer Science and Applications*, 2013, 6(2) :13-17.

[3] Torkestani J A. An adaptive energy-efficient area coverage algorithm for wireless sensor networks[J]. *Ad hoc Networks*, 2013, 11(6) :1655-1666.

[4] Ma Huadong, Liu Yonghe. On coverage problems of directional sensor networks[J]. *Lecture Notes in Computer Science: Mobile Ad hoc and Sensor Networks*, 2005, 3794 :721-731.

[5] 陶丹, 马华东, 刘亮. 基于虚拟势场的有向传感器网络覆盖增强算法[J]. *软件学报*, 2007, 18(5) :1152-1163.

[6] 赵静, 曾建潮. 基于虚拟势场的有向网络覆盖算法[C]//第 21 届中国过程控制会议论文集(3). 2009:4590-4595.

[7] Chen Jian, Zhang Lu, Kuo Yonghong. Coverage-enhancing algorithm based on overlap-sense ratio in wireless multimedia sensor networks [J]. *IEEE Sensors Journal*, 2013, 13(6) :2077-2083.

[8] 芦兵. 基于双目视觉的农业机器人果实识别和定位研究[D]. 镇江: 江苏大学, 2011.

[9] Schurgers C, Tsiatsis V, Ganeriwal S, et al. Optimizing sensor networks in the energy-latency-density design space[J]. *IEEE Trans on Mobile Computing*, 2002, 1(1) :70-80.

[10] 刘波, 王凌, 金以慧. 差分进化算法研究进展[J]. *控制与决策*, 2007, 22(7) :721-729.

[11] Price K. Differential evolution-a fast and simple numerical optimizer [C]//Proc of Biennial Conference of the North American Fuzzy Information Processing Society. 1996:524-527.

[12] Storm R, Price K. Differential evolution-a simple and efficient heuristic for global optimization over continuous spaces[J]. *Journal of Global Optimization*, 1997, 11(4) :341-359.

[13] Mendes R, Mohais A S. DynDE: a differential evolution for dynamic optimization problems [C]//Proc of the Congress on Evolutionary Computation. 2005:2808-2815.

[14] Kwedlo W, Bandurski K. A parallel differential evolution algorithm for neural network training[C]//Proc of the International Symposium on Parallel Computing in Electrical Engineering. 2006:1-6.

[15] 熊伟丽, 许文强, 赵兢兢, 等. 运用 ADE 算法进行 Wiener 模型辨识[J]. *系统仿真学报*, 2013, 25(5) :969-974, 982.

[16] 戈剑武, 祁荣宾, 钱锋, 等. 一种改进的自适应差分进化算法[J]. *华东理工大学学报: 自然科学版*, 2009, 35(4) :600-605.

[17] 顾晓燕, 孙力娟, 郭剑, 等. 一种有向传感器网络改进粒子群覆盖增强算法[J]. *重庆邮电大学学报: 自然科学版*, 2011, 23(2) :214-219.