

分布式无人机网络覆盖优化算法

向庭立¹, 王红军¹, 杨刚², 孟祥豪¹

(1. 国防科技大学电子对抗学院, 合肥, 230037; 2. 78092 部队, 成都, 610031)

摘要 针对非均匀目标区域中的热点区域覆盖优化场景, 提出一种分布式无人机网络覆盖优化算法。首先对满足网络连通性的最少无人机节点数目和热点区域覆盖范围进行估计, 其次融入热点区域信息改进布谷鸟算法位置更新方程并重构优化目标函数, 然后对发现概率参数进行自适应调整, 最终实现热点区域覆盖率的重点优化。在仿真实验分析中, 在相同仿真环境下与标准布谷鸟算法和其他经典算法进行对比, 结果表明所提算法的热点区域覆盖率较其他算法提升了约4%, 迭代次数减少了约30次, 证明了该算法收敛速度快、耗时少, 能够更加有效地提高热点区域的覆盖率。

关键词 分布式; 无人机; 热点区域; 覆盖优化; 布谷鸟算法

DOI 10.3969/j.issn.1009-3516.2019.04.009

中图分类号 V279; TP393 **文献标志码** A **文章编号** 1009-3516(2019)04-0059-07

Research on Distributed UAV Network Coverage Optimization Algorithm

XIANG Tingli¹, WANG Hongjun¹, YANG Gang², MENG Xianghao¹

(1. College of Electronic Engineering National University of Defense Technology, Hefei 230037, China;
2. Unit 78092, Chengdu, 610031, China)

Abstract: A distributed UAV network coverage optimization algorithm is proposed for the hotspot coverage optimization scenario in the non-uniform target area. Firstly, the number of minimum UAV nodes that satisfy the network connectivity and the coverage of the hotspot area are estimated. Secondly, the hotspot information is added to improve the location update equation of the cuckoo algorithm and the optimization objective function is reconstructed. Then the adaptive probability parameters are adaptively adjusted. Finally, the key optimization of hotspot area coverage is achieved. In the simulation experiment analysis, compared with the standard cuckoo algorithm and other classical algorithms in the same simulation environment, the results show that the coverage of the hotspot area of the proposed algorithm is improved by about 4% compared with other algorithms, and the number of iterations is reduced by about 30 times. It is proved that the algorithm has fast convergence speed and less time, which can improve the coverage of hotspots more effectively.

Key words: distributed; unmanned aerial vehicle; hotspot; coverage optimization; cuckoo search algorithm

收稿日期: 2019-05-06

基金项目: 国家自然科学基金(61273302)

作者简介: 向庭立(1994—), 男, 四川绵阳人, 硕士生, 主要从事无人机智能控制和无线传感器网络研究。E-mail: tingli_xiang@163.com

引用格式: 向庭立, 王红军, 杨刚, 等. 分布式无人机网络覆盖优化算法研究[J]. 空军工程大学学报(自然科学版), 2019, 20(4): 59-65.
XIANG Tingli, WANG Hongjun, YANG Gang, et al. Research on Distributed UAV Network Coverage Optimization Algorithm[J]. Journal of Air Force Engineering University (Natural Science Edition), 2019, 20(4): 59-65.

随着精确自动控制、小型任务载荷集成等技术的日趋成熟,无人机在自主性、移动性、通信、感知以及信息处理等各方面能力取得显著进步,基于多个无人机节点形成的无线自组织网络在分布式传感系统中发挥着越来越重要的作用,并广泛应用于态势感知、情报侦察、目标探测以及应急通信等领域^[1-3]。其中,良好的覆盖率是确保网络有效发挥系统性能的重要保证,覆盖优化问题也因此成为该领域的研究热点之一^[4-6]。

当前针对覆盖方法的研究可大致归纳为2类:扫描式覆盖和部署式覆盖^[7-8]。文献[9]提出一种基于高斯混合模型的扫描式覆盖搜索算法。该算法在覆盖搜索中具有较高的效率,但是基于扫描式的覆盖方法无法对目标区域进行持续有效的监测,难以应用于战场态势侦察等时效性要求较高的场景。文献[10]将覆盖优化问题转化为节点部署问题,研究了无人机网络对目标区域地面节点的最佳覆盖问题,并通过遗传算法进行求解。文献[11]提出一种基于博弈论的无人机网络覆盖部署方法,但研究的关注点在于有效延长网络的生命周期。无线网络节点的覆盖部署已经被证明是一个 NP 难问题^[12],文献[13]利用虚拟力算法(Virtual Force Algorithm, VFA)对该问题进行求解,通过节点与节点,节点与边界之间的相互作用力控制节点移动,最终实现目标区域网络覆盖率的最大化。该算法简单易用,扩展性较好,但计算量相对较大。文献[14]引入向心力模型和网格理论,将节点部署问题转化为网格覆盖问题,一定程度上降低了传统虚拟力算法的计算量,但是没有考虑网格区域重要程度的差异性。文献[15]通过布谷鸟搜索算法(Cuckoo Search Algorithm, CSA)指导节点优化部署以提高网络覆盖率,该算法通过 Lévy 机制进行鸟巢位置更新,有利于跳出局部最优解,但同时也导致了在最优解附近跳出搜索的可能性,导致算法后期收敛速度较慢等问题。以上算法在各自领域均取得了一定成果,但是都将目标区域看作信息分布无差异的均匀区域,没有考虑区域监测价值的优先级。在现实场景中,如基于关键节点的战场无线网络,关键节点信号覆盖的区域实际上具有更高的侦察价值,通常情况下应当优先确保对该类区域的覆盖率。因此,本文将以前述关键节点位置坐标为圆心,信号极限传播距离为半径形成的圆形区域定义为该关键节点信号覆盖的热点区域。

针对以上算法存在的不足,本文提出一种改进的布谷鸟算法。该算法根据目标区域监测价值的差异性提出热点区域概念,引入加权覆盖率思想归一化目标区域整体覆盖率和热点区域覆盖率权重系

数,融入热点区域信息改进算法的位置更新方程,重构优化目标函数,并对发现概率参数进行自适应改进,有效提高了算法的收敛速度,实现了关键节点信号覆盖热点区域覆盖率的重点优化。

1 算法建模

本文考虑一组携带相同载荷的无人机对基于战场无线网络关键节点覆盖的目标区域执行持续侦察和定点监测任务。为了利用有限资源侦察更多有用信息,主要对关键节点信号覆盖的热点区域进行重点监测。然而由于实际应用中通常缺乏先验知识,无法预知关键节点的所处位置及其信号覆盖的热点区域,且如果对整个目标区域进行密集覆盖部署,既影响组网工作性能也不利于侦察和监测任务的执行^[16],因此部署的无人机数量需要在满足组网工作连通性的前提条件下进行预先估计。为了实现上述目的,本文提出了一种改进的布谷鸟算法,算法的具体架构见图1。

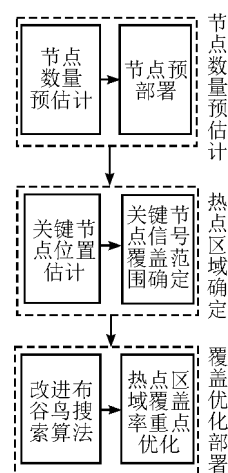


图1 算法架构

算法主要由3个大的部分构成,即无人机节点数量预估计、热点区域确定以及覆盖优化部署。首先根据待监测目标区域面积大小估算满足组网工作连通性所需的最少节点数并进行预部署;然后由预部署节点对目标区域进行信息采集,利用协同定位算法推算出关键节点的所处位置及其信号覆盖的热点区域;最后通过改进的布谷鸟算法调整节点位置,实现热点区域覆盖率的重点优化。后续将对图1所示算法框架的具体内容进行详细阐述。

1.1 模型假设

为了对分布式无人机网络覆盖优化问题进行简化,本文首先基于以下合理假设:

1)假设所有无人机均可视作飞行高度恒定的节点,飞行高度由传感器决定;

2) 假设待监测目标区域为二维平面,其间存在若干关键节点;

3) 假设所有无人机节点的位置均可通过某种机制(嵌入式GPS、北斗模块或其他定位算法)精确获得,节点间距离采用欧氏距离表示;

4) 假设无人机无线传输范围为 r ,可覆盖以无线传输范围 r 为半径的地面圆形区域,并且只要无线传输范围相互覆盖即可进行机间通信^[10]。

无人机执行侦察和监测任务的效果很大程度上取决于所携带任务载荷(即机载探测传感器)的性能。当无人机以固定高度飞行时,传感器对地面的覆盖范围可表示为以其投影到地面的位置坐标 (x_i, y_i) 为中心,无线传输范围 r 为半径的圆形区域,见图2。

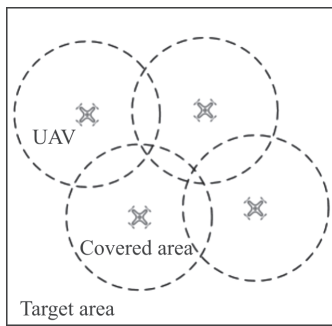


图2 覆盖模型

1.2 节点数量预估计

前述提到,本文研究的侧重点在于利用较少的无人机节点实现对关键节点信号覆盖热点区域覆盖率的重点优化。然而在实际应用中通常缺乏关键节点的位置及其信号覆盖范围等先验知识,无法预知热点区域的覆盖面积,只能根据待监测目标区域的整体面积对预部署节点数量进行估计。基于此,本文拟采用一种基于正六边形的全覆盖部署方式进行节点数量预估计,其理想状态下的覆盖情况如图3所示,所有节点能够在相对稀疏的部署情况下形成相互覆盖的分布式无线网络,满足无人机节点组网工作连通性要求。

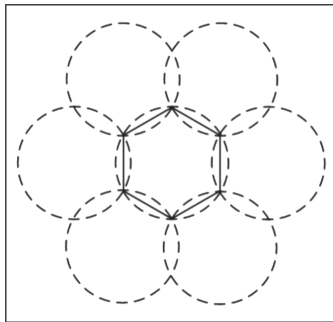


图3 正六边形全覆盖部署方式

理想状态下每个节点的有效覆盖面积为 $S_i = \frac{3\sqrt{3}}{2}r^2$ 。因此,假设对一个整体面积为 S_T 的目标区

域进行监测覆盖,理论上所需最少满足组网工作连通性的无人机节点个数 N 为:

$$N = \frac{S_T}{S_i} = \frac{2S_T}{3\sqrt{3}r^2} \approx 1.2 \times \frac{S_T}{\pi r^2} \quad (1)$$

此外,为确保组网工作正常进行,在进行节点预部署时可根据目标区域实际情况适当增加节点数量,以确保优化部署后对关键节点信号覆盖热点区域较高的覆盖率。

1.3 热点区域确定

为了正确推算出目标区域中关键节点信号覆盖的热点区域,首先需要对关键节点所处的位置进行估计。基于接收信号强度差(RSSD)的定位算法可根据关键节点的发射功率和预部署节点的接收信号强度值,利用信号传播模型估算出测量距离,然后通过最大似然估计、最小二乘估计或三边测量等方法对关键节点所处的位置进行估计。但是在本文研究背景下,关键节点的发射功率显然无法预知。本文利用文献[17]研究的基于加权最小二乘法的协同定位技术,能够在缺乏发射功率等先验知识的情况下推算出关键节点所处位置的坐标 $\hat{X} = (\hat{x}, \hat{y})$ 。通过计算得出关键节点与预部署节点间的距离 $\mathbf{D} = [d_{x1}, d_{x2}, \dots, d_{xm}]^T$,将其连同节点接收信号强度 $\mathbf{P}_R = [P_R(d_{x1}), P_R(d_{x2}), \dots, P_R(d_{xm})]^T$ 一起代入关键节点的信号传播模型即可估计出关键节点的发射功率 $[A_1, A_2, \dots, A_m]^T$ 。由于战场无线传播环境中存在山丘、树林等障碍物的阻挡,故在本文研究背景下关键节点的信号传播模型为阴影衰落传播模型:

$$[P_R(d_{x1}), P_R(d_{x2}), \dots, P_R(d_{xm})]^T = [A_1, A_2, \dots, A_m]^T - 10\delta \lg[d_{x1}, d_{x2}, \dots, d_{xm}]^T + [x_{dB}(1), x_{dB}(2), \dots, x_{dB}(m)]^T \quad (2)$$

式(2)也可表示为:

$$\mathbf{A} = \mathbf{P} + \mathbf{X}_{dB} \quad (3)$$

式中: $\mathbf{P} = \mathbf{P}_R + 10\delta \lg(\mathbf{D})$, δ 为信号传播衰减系数,通常情况下取(2, 5); \mathbf{X}_{dB} 为阴影衰落项,服从正态分布 $N(0, \sigma_{dB})$ 。

求上式均值即可估算出关键节点的发射功率:

$$\hat{\mathbf{A}} = \text{EX}(\mathbf{P} + \mathbf{X}_{dB}) = \text{EX}(\mathbf{P}) + \text{EX}(\mathbf{X}_{dB}) = \text{EX}(\mathbf{P}) \quad (4)$$

将关键节点发射功率的估计值代入传播路径损耗模型即可推算出关键节点信号的极限传播距离。以前述得到的关键节点所处位置的坐标为圆心,信号的极限传播距离为半径形成的圆形区域,即为该关键节点信号覆盖的热点区域。对于存在多个关键节点的目标区域,只需取各关键节点热点区域并集的覆盖范围即可。

2 算法实现

2.1 标准布谷鸟搜索算法的理论框架

布谷鸟搜索算法采用基于重尾概率分布的 Lévy 飞行机制而非简单的随机游走方式,可更加有效地探索解空间,增加跳出局部最优解的概率。该算法具有结构简单、所需设置参数少、全局搜索能力强等优点^[18],算法的实现基于以下3个理想规则^[19]:

1) 每只布谷鸟一次产1个蛋,并随机选择1个宿主巢进行孵化;

2) 在随机选择的1组巢中,保留质量最好的巢到下一代;

3) 可用宿主巢数量固定,外来鸟蛋被宿主的概率为 $P_a \in [0, 1]$,此时宿主将外来鸟蛋丢弃或重新寻找位置建立新巢。

基于以上规则,算法迭代过程中的鸟巢位置更新公式如下:

$$x_i^{(t+1)} = x_i^{(t)} + \alpha \oplus \text{Levy}(\lambda) \quad (5)$$

式中: $x_i^{(t)}$ 为第 t 次迭代中第 i 个鸟巢位置; α 为步长因子,通常根据实际求解问题规模取值; \oplus 表示点对点乘法。

式(5)实质上是一个马尔科夫链,即下一代位置仅与当前位置有关。Levy(λ) 表示 Lévy 飞行随机搜索路径,满足:

$$\text{Levy}(\lambda) = \frac{\mu\phi}{|v|^{\frac{1}{\beta}}}, \beta \in (1, 3] \quad (6)$$

式中: μ 和 v 均服从标准高斯分布,即:

$$\begin{cases} \mu \sim N(0, \phi^2) \\ v \sim N(0, \phi^2) \end{cases} \quad (7)$$

ϕ 满足:

$$\phi = \left\{ \frac{\Gamma(1+\beta) \sin(\pi\beta/2)}{\Gamma[(1+\beta)/2] \beta \times 2^{[(\beta-1)/2]}} \right\} \quad (8)$$

通过推导可得鸟巢位置更新公式如下:

$$x_i^{(t+1)} = x_i^{(t)} + \frac{\alpha\mu\phi}{|v|^{\frac{1}{\beta}}} \quad (9)$$

2.2 改进布谷鸟搜索算法

2.2.1 位置更新方程改进

为了重点提高关键节点信号覆盖热点区域的覆盖率,初步位于热点区域外的节点在覆盖优化过程中的移动方向必然是靠向热点区域内部。为了将热点区域信息融入算法位置更新方程,本文首先根据节点在目标区域中所处的位置将其划分为热点区域外的节点 $(s_1, s_2, \dots, s_{D_1})$ 和热点区域内的节点 $(s_{D_1+1}, s_{D_1+2}, \dots, s_{D_2})$, 算法中对应的鸟巢位置 $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in}), n=2D$ 划分为前 $n_1=2D_1$ 维和后 $n_2=2D_2$ 维。其中,奇数维和偶数维分别表示节点

的横纵坐标,如 (x_{i1}, x_{i2}) 即表示第1个节点的坐标位置。通过计算热点区域外 D_1 个节点与 x 个关键节点间的位置距离 z_{ab} 可以得到距离矩阵 Z_x :

$$Z_x = \begin{bmatrix} z_{11} & z_{12} & \dots & z_{1x} \\ z_{21} & z_{22} & \dots & z_{2x} \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ z_{D_1 1} & z_{D_1 2} & \dots & z_{D_1 x} \end{bmatrix}_{D_1 \times x} \quad (10)$$

式中: $a \in [1, D_1], b \in [1, x]$ 。可以看到,只需选出距离矩阵方程(10)中每一行的最小值 $Z_{\min} = [\min z_{1a}, \min z_{2b}, \dots, \min z_{D_1 x}]^T$, 即可找到与热点区域外每个节点距离最近的关键节点,即覆盖优化过程中节点靠近的关键节点。考虑节点的运动方向,计算该 D_1 个节点与关键节点的坐标差值 $(\Delta x_1, \Delta y_1), (\Delta x_2, \Delta y_2), \dots, (\Delta x_{D_1}, \Delta y_{D_1})$, 对算法的位置更新方程进行如下改进:

$$x_i^{(t+1)} = x_i^{(t)} + \alpha \left[\frac{\mu\phi}{|v|^{\frac{1}{\beta}}} + z_{ij}^{(t)} \right] \quad (11)$$

式中: $z_{ij}^{(t)}$ 对应于鸟巢 i 中第 j 个鸟巢改进的距离,表达式如下:

$$z_{ij}^{(t)} = \begin{cases} \frac{\Delta x_{(j+1)/2} S_{\max} e^{-F_x^{-1}}}{F_x}, j = 1, 3, \dots, n_1 - 1 \\ \frac{\Delta y_{j/2} S_{\max} e^{-F_y^{-1}}}{F_y}, j = 2, 4, \dots, n_1 \end{cases} \quad (12)$$

式中: $F_x = \sqrt{\Delta x_{(j+1)/2}^2 + \Delta y_{(j+1)/2}^2}$; $F_y = \sqrt{\Delta x_{j/2}^2 + \Delta y_{j/2}^2}$; S_{\max} 表示节点移动最大步长。

2.2.2 发现概率参数自适应改进

布谷鸟搜索算法鸟巢位置更新与否取决于位置更新时产生的随机数 $r \in (0, 1)$ 和发现概率参数 P_a 的大小关系,标准布谷鸟搜索算法的发现概率参数通常取固定值 $P_a = 0.25$ 。可以发现,发现概率参数越小,鸟巢位置更新的几率越大,数量越多,算法的全局探测能力越好,反之则算法的局部开采能力越好。为了平衡算法的全局探测能力与局部开采能力,优化算法后期的收敛性能,本文对发现概率参数 P_a 进行自适应改进:

$$P_a = (P_{a\max} - P_{a\min}) \left(1 - \frac{f_{\max}^t}{f_i^t}\right) + P_{a\min} \quad (13)$$

式中: f_i^t 和 f_{\max}^t 分别表示第 t 次迭代中第 i 个鸟巢的适应度值和最大适应度值; $P_{a\max}$ 和 $P_{a\min}$ 分别表示发现概率参数 P_a 的最大值和最小值。研究发现当 $P_a \in [0.1, 0.75]$ 时算法性能较好^[20], 因此本文取 $P_{a\max} = 0.75, P_{a\min} = 0.1$ 。

通过式(13)可以看到,鸟巢当前适应度值越接近最大适应度值,即当前解越接近全局最优解时,发现概率参数 P_a 越小,当前解越有可能保留到下一代。

2.2.3 优化目标函数重构

首先对目标区域整体覆盖率 R 的概念进行定义:目标区域整体覆盖率表示所有无人机节点覆盖

范围并集的面积与监测区域总面积的比值:

$$R = \frac{\bigcup_{i=1,2,\dots,N} S_i}{S_T} \quad (14)$$

热点区域覆盖率 R_H 表示所有无人机节点在关键节点信号覆盖范围内的总覆盖面积与关键节点信号覆盖区域总面积的比值:

$$R_H = \frac{\bigcup_{i=1,2,\dots,N} S_{H_i}}{S_H} \quad (15)$$

本文重点研究对基于关键节点的非均匀目标区域进行持续侦察和定点监测,侧重于实现对关键节点信号覆盖的热点区域较高的覆盖率,为此可以在一定程度上牺牲对其他非热点区域的覆盖率。因此,引入加权覆盖率 R_w 对目标区域整体覆盖率 R_z 和热点区域覆盖率 R_H 进行归一化:

$$R_w = \omega_1 R_z + \omega_2 R_H \quad (16)$$

式中: ω_1 和 ω_2 分别为目标区域整体覆盖率和热点区域覆盖率权重系数,显然 $\omega_1 < \omega_2$ 。文献[21]引入权重系数来体现不同区域的重要程度差异,并验证了重要程度较高区域的权重系数 ω_2 取其他区域权重系数 ω_1 2 倍时较为合理,归一化可得: $\omega_1 = 1/3$ 、 $\omega_2 = 2/3$ 。因此,改进布谷鸟搜索算法的优化目标函数可表示为:

$$f(X) = \max R_w = \max(1/3 R_z + 2/3 R_H) \quad (17)$$

2.3 改进布谷鸟搜索算法步骤

改进布谷鸟搜索算法具体步骤描述如下:

Step1 相关参数初始化,设置初始种群个数、初始鸟巢位置集合以及最大迭代次数等;

Step2 根据式(17)计算初始优化目标函数值 $f(X)$,保留适应度值最大的鸟巢位置;

Step3 根据位置更新公式(11)迭代更新鸟巢位置产生新的解;

Step4 计算鸟巢位置更新后的优化目标函数值 $f(X)$,并与上一代进行对比, $f(X)$ 值较大的鸟巢位置保留至下一代;

Step5 产生一个随机数 $r \in (0, 1)$,判断发现概率参数 P_a 和 r 的大小关系,若 P_a 大于 r ,则继续更新鸟巢位置产生新的解;

Step6 再次计算鸟巢位置更新后的优化目标函数值 $f(X)$,并与上一代进行对比, $f(X)$ 值较大的鸟巢位置保留至下一代;

Step7 判断算法是否达到最大迭代次数或最大优化目标函数值不再变化,若是,则判定迭代结束并输出此时最优解,否则返回 **Step3**。

3 仿真实验分析

仿真实验场景:假设待监测目标区域面积为

400 m × 400 m,其间存在若干个关键节点,无人机节点无线传输距离和地面覆盖半径为 50 m。算法参数设置为:初始种群个数 $m = 20$,最大迭代次数 $t_{\max} = 200$,节点移动最大步长 $S_{\max} = 25$ m,预部署节点数量由前述提出的预估计方法确定出为 24 个。假设经过预部署节点的前期侦察感知,已根据文献[17]研究的协同定位技术估计出关键节点的位置、数量及其信号的覆盖范围如图 4 所示,圆内区域即为关键节点信号覆盖的热点区域。

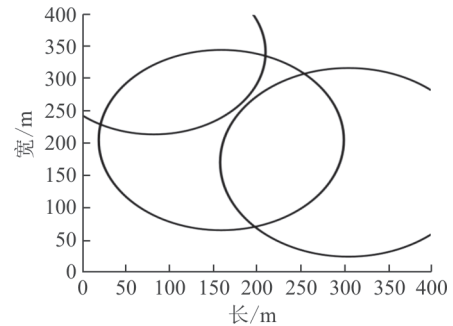
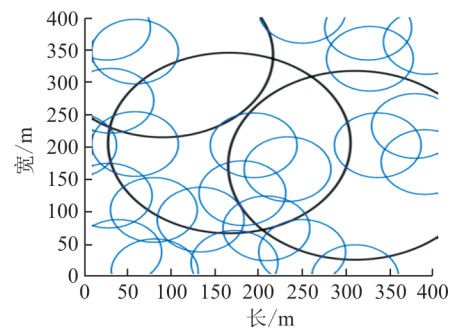


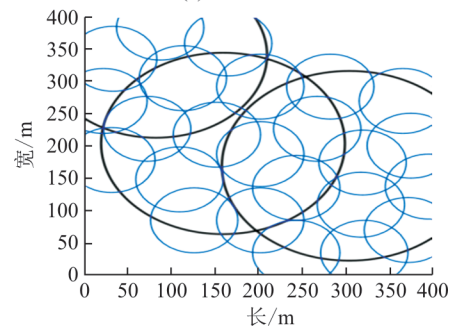
图4 仿真环境

3.1 仿真实验 1

为了验证本文所提算法的有效性,针对图 4 的目标区域,利用本文所研究的改进布谷鸟算法进行仿真实验验证,经过 1 000 次独立实验,得到实验结果见图 5。



(a) 初始覆盖情况



(b) 覆盖优化结果

图5 算法优化结果

图 5(a)和图 5(b)分别显示了目标区域内节点随机初始化的覆盖情况和本文算法运行后的覆盖优化结果,可以看到,经过改进布谷鸟算法多次运行优化后,热点区域覆盖率得到了明显提高。图 6 为算

法一次运行中优化目标函数的收敛曲线,从中可以看到,本文所提算法迭代到90次左右,目标函数即可收敛到全局最优解92.13%。仿真结果表明:本文所研究的改进布谷鸟算法具有较快的收敛速度和较好的全局寻优能力,能够有效实现对关键节点信号覆盖的热点区域的重点监测。

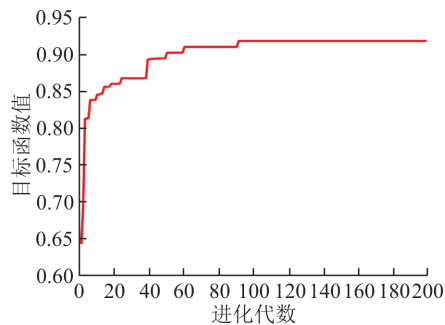


图6 本文算法收敛曲线

3.2 仿真实验2

为了更加有效地验证本文所提算法性能,以本文提出的加权覆盖率为优化目标函数,在相同实验环境下分别多次运行文献[13]提出的虚拟力算法、标准布谷鸟算法以及本文提出的改进布谷鸟算法进行对比分析。实验参数设置与前一实验保持不变,取1000次实验结果的平均值如表1所示。

表1 算法性能对比结果

性能指标	VFA	CSA	本文算法
目标函数值/%	90.34	92.27	94.68
加权覆盖率/%	87.95	88.63	90.74
平均迭代次数	116	127	93
算法平均耗时/s	165.9	179.8	140.4

表1给出了3种算法在相同实验环境下各项性能指标的平均值,对比表中结果可知,经过本文算法优化后的热点区域覆盖率达到94.68%,较VFA和CSA算法分别高出4%和2%。同时,加权覆盖率经过覆盖优化后也达到了90.74%,较其他2种算法分别高出约3%和2%。此外,本文算法的平均迭代次数和耗时也明显低于其他2种算法。

图7进一步对比了3种算法的收敛性能,从中可以看到,3种算法均能收敛到全局最优,其中CSA算法需要迭代128次左右,VFA算法至少需要121次,而本文算法仅需91次即可收敛到目标函数的全局最优解,明显低于其他2种算法。由此可见,本文算法具有更快的收敛速度。

综上所述,本文提出的改进布谷鸟算法综合考虑了节点组网工作的连通性和目标区域重要程度的差异性,能够有针对性地引导节点向重要程度较高的区域移动,在可部署节点数量有限的情况下重点

提高目标区域内监测优先级较高的热点区域的覆盖率,并且在收敛性能和算法耗时上也优于其他算法。

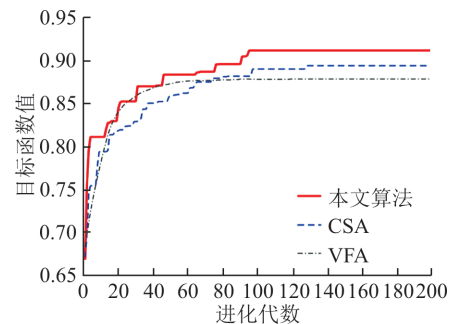


图7 算法收敛性能对比

4 结语

针对传统分布式无线网络覆盖优化将目标区域视为均匀区域,未考虑不同区域监测价值存在差异的局限性,本文提出了一种分布式无人机网络覆盖优化算法,通过改进布谷鸟算法的位置更新方程和发现概率参数以及重构优化目标函数实现了节点数量较少情况下对监测价值较高区域的重点覆盖优化。最后,通过对比仿真实验证明了所研究的算法运算时间少、收敛速度快的优点,具有一定的应用价值和研究前景。

参考文献(References):

- [1] HAYAT S, YANMAZ E, MUZAFFAR R. Survey on Unmanned Aerial Vehicle Networks for Civil Applications: A Communications Viewpoint[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2016, 18(4): 2624-2661.
- [2] SANCHEZ-GARCIA J, REINA D G, TORAL S L. A Distributed PSO-Based Exploration Algorithm for a UAV Network Assisting a Disaster Scenario[J]. Future Generation Computer Systems, 2019, 90: 129-148.
- [3] HU J W, XIE L H, LUM K Y, et al. Multiagent Information Fusion and Cooperative Control in Target Search[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2013, 21(4):1223-1235.
- [4] ANGELO T, DI F M, FEDERICO M, et al. Joint Coverage, Connectivity, and Charging Strategies for Distributed UAV Networks[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2018, 34(4):883-900.
- [5] SCHWAGER M, VITUS M P, POWERS S, et al. Robust Adaptive Coverage Control for Robotic Sensor Networks[J]. IEEE Transactions on Control of Network Systems, 2017, 4(3):462-476.
- [6] LI Y, CAI L. UAV-Assisted Dynamic Coverage in a

- Heterogeneous Cellular System[J]. *IEEE Network*, 2017, 31(4):56-61.
- [7] DAI R, FOTEDAR S, RADMANESH M, et al. Quality-Aware UAV Coverage and Path Planning in Geometrically Complex Environments [J]. *Ad Hoc Networks*, 2018, 73:95-105.
- [8] XIAO Z, LINGJIE D. Fast Deployment of UAV Networks for Optimal Wireless Coverage [J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2018, 18(3):588-601.
- [9] LIN L, GOODRICH M A. Hierarchical Heuristic Search Using a Gaussian Mixture Model for UAV Coverage Planning[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2014, 44(12):2532-2544.
- [10] REINA D G, TAWFIK H, TORAL S L. Multi-Subpopulation Evolutionary Algorithms for Coverage Deployment of UAV-Networks[J]. *Ad Hoc Networks*, 2018, 68:16-32.
- [11] KOULALI S, SABIR E, TALEB T, et al. A Green Strategic Activity Scheduling for UAV Networks: A Sub-Modular Game Perspective[J]. *IEEE Communications Magazine*, 2016, 54(5):58-64.
- [12] FEI Z, LI B, YANG S S, et al. A Survey of Multi-Objective Optimization in Wireless Sensor Networks: Metrics, Algorithms and Open Problems [J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2016, 19(1): 550-586.
- [13] LIN T Y, SANTOSO H A, WU K R. Global Sensor Deployment and Local Coverage-Aware Recovery Schemes for Smart Environments[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2015, 14(7):1382-1396.
- [14] ZHAO J, ZENG J C. A Virtual Centripetal Force-Based Coverage-Enhancing Algorithm for Wireless Multimedia Sensor Networks[J]. *IEEE Sensor Journal*, 2010, 10(8):1328-1334.
- [15] BINH H T T, HANH N T, VAN QUAN L, et al. Improved Cuckoo Search and Chaotic Flower Pollination Optimization Algorithm for Maximizing Area Coverage in Wireless Sensor Networks[J]. *Neural Computing and Applications*, 2018, 30(7):2305-2317.
- [16] WANG D, LIU J C, ZHANG Q. On Mobile Sensor Assisted Field Coverage [J]. *ACM Transactions on Sensor Networks*, 2013, 9(2): 1-27.
- [17] LOHRASBIPEYDEH H, GULLIVER T A, Amindavar H. Unknown Transmit Power RSSD Based Source Localization with Sensor Position Uncertainty [J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2015, 63(5): 1784-1797.
- [18] YANG X S, DEB S. Engineering Optimisation by Cuckoo Search [J]. *International Journal of Mathematical Modelling and Numerical Optimisation*, 2010, 1(4): 330-343.
- [19] YANG X S, DEB S. Multiobjective Cuckoo Search for Design Optimization [J]. *Computers and Operations Research*, 2013, 40(6): 1616-1624.
- [20] CHIROMA H, HERAWAN T, FISTER I Jr, et al. Bio-Inspired Computation: Recent Development on the Modifications of the Cuckoo Search Algorithm [J]. *Applied Soft Computing*, 2017, 61:149-173.
- [21] 李建峰, 程咏梅, 王睿. 节点能量均衡和区域重要程度的 WSN 节点配置算法 [J]. *火力与指挥控制*, 2009, 34(4): 33-36.
- LI J F, CHENG Y M, WANG R. A Node-Scheduling Algorithm Based on Balanced-Energy and Importance Degree in Wireless Sensor Networks[J]. *Fire Control and Command Control*, 2009, 34(4): 33-36. (in Chinese)

(编辑: 姚树峰)