

全域空间无人机集群协同干扰模型

赵士杰¹, 李鹏飞², 赖 莉¹

(1. 四川大学数学学院, 成都 610064; 2. 电子信息控制重点实验室, 成都 610036)

摘 要: 为了提高无人机集群的协同干扰效果, 本文基于 3 维方向图函数提出了一个全域空间无人机平台分布优化模型, 基于遗传算法求解该模型并进行了性能分析. 仿真结果显示, 与传统的球面及柱面分布相比, 该模型得到的主波束方向图的峰值旁瓣电平更优. 在此基础上, 本文结合应用背景对无人机位置偏差、无人机毁伤情况、无人机集群容量、群内最小间距以及无人机集群分布范围进行了研究, 得到了干扰效果对于误差及参数的依赖性.

关键词: 无人机集群; 协同; 干扰; 全域空间

中图分类号: O29 **文献标识码:** A **DOI:** 10.19907/j.0490-6756.2022.051004

A cooperative jamming model of UAV cluster in global space

ZHAO Shi-Jie¹, LI Peng-Fei², LAI Li¹

(1. School of Mathematics, Sichuan University, Chengdu 610064, China;

2. Science and Technology on Electronic Information Control Laboratory, Chengdu 610036, China)

Abstract: The main concern of this paper is the cooperative jamming problem of UAV cluster. A global space UAV platform distribution optimization model is proposed based on the 3D pattern function. Then the model is solved based on the genetic algorithm. Simulation results show that, compared with the traditional spherical and cylindrical distribution, the peak sidelobe level of the main beam pattern of the model is better. Finally, combined with the application background, position deviation, damage, cluster capacity, minimum spacing in cluster and cluster distribution range of the UAV are considered, the dependence of the jamming effect of UAV cluster on the error conditions and model parameters is investigated.

Keywords: UAV cluster; Cooperation; Jamming; Global space

1 引 言

对机载雷达等电子设备进行电子干扰是电子战的一种常规手段^[1]. 但是, 随着现代雷达技术的发展, 低旁瓣电平、多普勒滤波及低截获概率等抗干扰技术不断进步, 对干扰方式的有效性提出了挑战^[2]. 鉴于传统的单一大功率干扰设备具有易暴露、电磁兼容性差等缺陷, 人们提出了利用小型平

台搭载干扰机对目标实施干扰的新型干扰方式, 并得到了广泛应用^[3].

近年来, 随着无人机协同控制技术及人工智能的持续进步和无人机在载荷小型化、低成本化等方面的持续进展, 将无人机集群应用于协同执行任务受到广泛关注^[4-7]. 无人机集群以单架无人机的任务能力为基础, 以群体智能涌现能力为核心, 通过无人机集群内部的交互协同并对无完成预定

收稿日期: 2021-10-15

基金项目: 国家重点研发计划(2020YFA0714000)

作者简介: 赵士杰(1997-), 男, 河北邯郸人, 硕士研究生, 研究方向为智能系统和数学信息技术. E-mail: zhaoshijie1619@163.com

通讯作者: 赖莉. E-mail: laili@scu.edu.cn

任务^[8,9].

为了将无人机集群应用于电子干扰,需要对无人机集群进行群体智能优化来实现干扰能量的精准调控,也就是将单架无人机作为天线阵列的一个单元发射电磁能量,组成一个由无人机集群构成的天线阵列.在这样的天线阵列中,电磁能量的集中优化是一个关键问题.由于阵列天线具有低副瓣及方向性好等优点,在各领域均有应用,因而对该问题已有不少研究成果^[10-14],但均主要考虑 1 维和 2 维情形,对 3 维空间情形的研究主要集中在柱面和球面分布.具体到无人机集群协同干扰问题,多数研究仅限于 1 维和 2 维^[15-17],3 维空间分布则未见研究.特别值得注意的是,无人机间距远大于半波长间距会导致栅瓣问题,进而导致干扰能量难以集中.因此,为了无人机集群的干扰能量集中,只能将无人机在 3 维空间中非均匀分布,并优化无人机集群节点在全域空间中的位置,以抑制栅瓣、实现干扰能量的精准调控^[18].

在本文中,我们提出了全域空间无人机节点分布优化模型,基于遗传算法求解该模型,并进行了仿真分析.我们首先基于 3 维方向图函数,结合应用背景给出了全域空间无人机集群节点分布优化模型,基于遗传算法对模型进行了求解.然后,通过仿真,我们对比分析了球面分布、柱面分布及 3 维全域分布的方位向及俯仰向主波束方向图.最后,我们结合应用背景对无人机位置偏差、无人机毁伤、无人机集群容量、集群内最小间距及集群分布范围进行了仿真分析.

2 全域空间节点分布模型

假定无人机集群在全域空间自由排列实施协同干扰.我们首先根据方向图乘积原理讨论其辐射特性.假设由 N 个无人机构成集群,每个无人机搭载干扰设备形成干扰节点,如图 1 所示.空间中任意无人机节点坐标为 $(x_n, y_n, z_n), n = 1, 2, \dots, N$. 令

$$g(\theta, \Phi) = x_n \sin\theta \cos\Phi + y_n \sin\theta \sin\Phi + z_n \cos\theta \tag{1}$$

则 3 维方向图函数如下

$$F(\theta, \Phi) = P(\theta, \Phi) \times \left\{ \sum_{n=1}^N A_n \exp[jk(g(\theta, \Phi) - g(\theta_0, \Phi_0))] \right\} \tag{2}$$

其中 $P(\theta, \Phi)$ 为单个节点方向图, A_n 为第 n 个节点

的馈电幅度, j 为虚单位, $k = 2\pi/\lambda$, λ 为波长,主波束指向为 (θ_0, Φ_0) , θ_0 为主波束的俯仰角指向, Φ_0 为主波束的方位角指向.

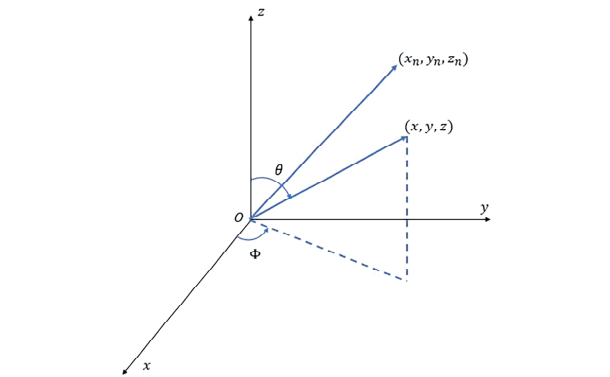


图 1 干扰节点的空间分布的 3 维坐标图
Fig. 1 3D coordinate diagram of the spatial distribution of the jamming nodes

在长宽分别为 L_x, L_y , 高度为 L_z 的 3 维空间内,对 N 个无人机节点位置进行优化. 令

$$D_n = (x_n, y_n, z_n), n = 1, 2, \dots, N \tag{3}$$

为避免无人机集群内部碰撞,要求节点在全域空间上的间距大于最小间距 d_{\min} . 本文的主要优化目标可表示为:在给定约束条件下(如最小节点间距 d_{\min} 、空间大小 L_x, L_y, L_z),寻找一组最优的无人机干扰节点位置,使特定干扰区的峰值旁瓣电平(PSLL)最小.

故可定义适应度函数为

$$\begin{aligned} fitness = & 20 \cdot \log \left[\max \left(\left| \frac{F_1(\theta, \Phi)}{FF_{\max}} \right| + \left| \frac{F_2(\theta, \Phi)}{FF_{\max}} \right| \right) \right] \end{aligned} \tag{4}$$

式中 FF_{\max} 为主瓣峰值, $F_1(\theta, \Phi)$ 为俯仰角主波束截面方向图的旁瓣区域, $F_2(\theta, \Phi)$ 为方位角主波束截面方向图的旁瓣区域. 由此我们得到如下优化模型

$$\begin{aligned} \min fitness, \text{ s. t. } & 0 \leq x_n \leq L_x, 0 \leq y_n \leq L_y, \\ & 0 \leq z_n \leq L_z, |D_k - D_l| \geq d_{\min}, \\ & n, k, l = 1, 2, \dots, N. l \neq k \end{aligned} \tag{5}$$

在最优值模型求解问题上,智能算法占据越来越重要地位. 其中,遗传算法使用最为广泛^[19,20]. 遗传算法是一种并行、高效、全局搜索的方法,能够有效地求解 NP 问题以及非线性、多峰函数优化及多目标优化问题. 本文基于遗传算法求解模型(15),具体步骤如下:

Step 1 对空间范围参数 L_x, L_y, L_z 以及节点位置化参数 (x_n, y_n, z_n) 进行初始化,并设置节点间

最小间距 $d_{\min}=8\text{ m}$, 最大的迭代次数 $K=1000$;

Step 2 在未满足最大迭代次数 K 的条件下, 利用式(2)计算目标函数 $F(\theta, \Phi)$, 并计算适应度值大小 $fitness$, 进行选择、交叉和变异;

Step 3 利用式(4)重新进行适应度函数值 $fitness$ 的计算, 并将不满足式(5)的阵列去除, 并将适应度值最优的阵列进行保存;

Step 4 经过循环迭代之后, 比较每代适应度值最优的阵列, 得到整体最优适应度值以及对应的节点分布信息.

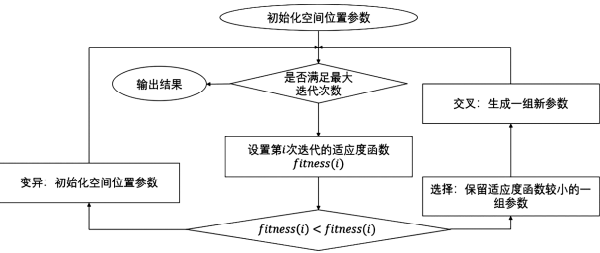


图 2 遗传算法流程图
Fig. 2 Scheme of the GA

综上, 解全域空间无人机集群协同干扰空间分布优化问题的遗传算法的流程图如图 2 所示.

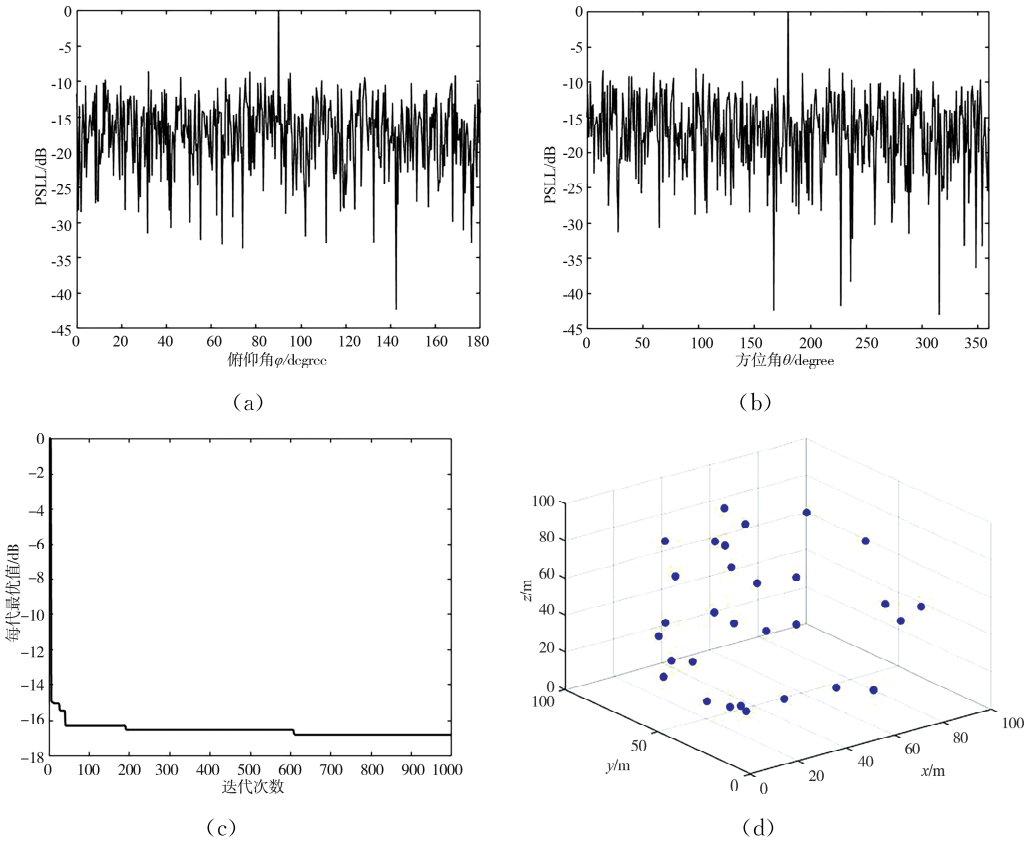


图 3 球面阵分布的仿真结果
Fig. 3 Simulation results for the spherical array distribution

3 仿真与分析

本节通过仿真实验对无人机集群在全域空间自由排列实施协同干扰效果进行分析, 对比研究不同排列方式的性能, 并结合无人机集群实际应用背景进行误差和毁伤分析, 最后分析无人机集群参数的影响.

3.1 对三种不同阵列分布的仿真

本小节对比分析球面阵、柱面阵以及全域空间分布模型对干扰性能的影响. 仿真参数设置如下: 波长 $\lambda=0.1\text{ m}$, 最小节点间距 $d_{\min}=8\text{ m}$, 方位角主波束指向为 $\Phi_0=180^\circ$, 俯仰角主波束指向为 $\theta_0=90^\circ$, 节点个数 $N=30$, 迭代次数 $K=1000$.

(i) 球面阵分布

以 $r=50\text{m}$ 为球半径, 球心位置为 $(50\text{ m}, 50\text{ m}, 50\text{ m})$, 无人机节点自由分布在球面, 仿真结果如图 3 所示. 图 3a, 3b 分别为方位角主波束方向图和俯仰角主波束方向图, 图 3c 为每一代种群最优 $PSLL$ 进化曲线图, 图 3d 为达到最优适应度 ($fitness=-16.814\text{ dB}$) 时球面阵下最优无人机集群节点位置分布图.

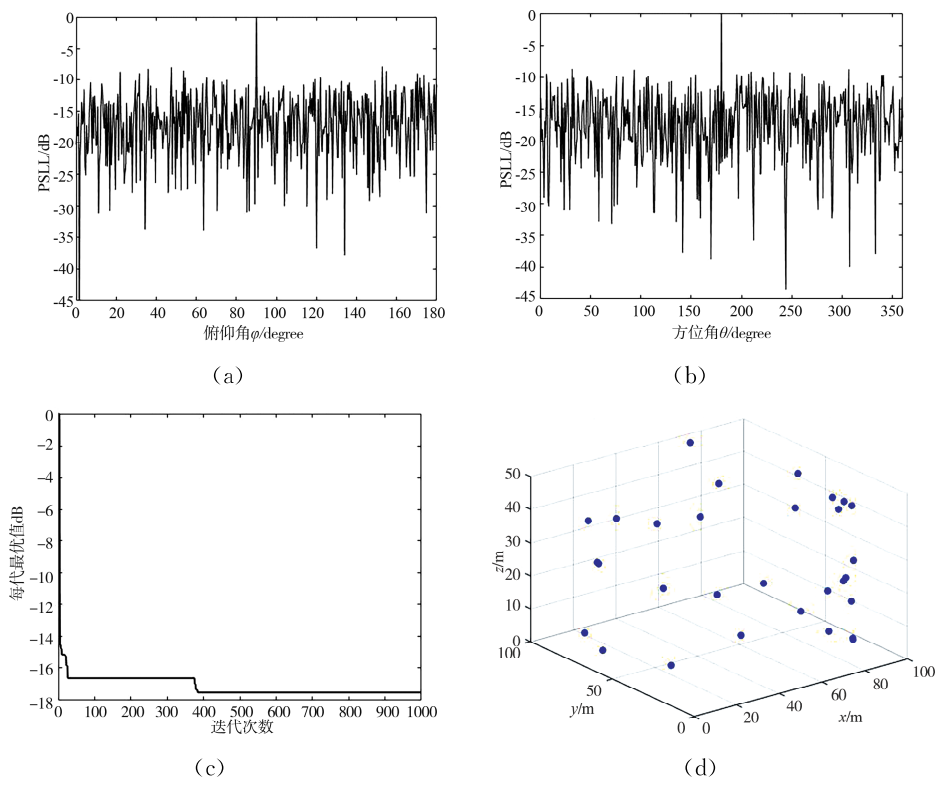


图 4 柱面分布的仿真结果
Fig. 4 Simulation results for the cylindrical array distribution

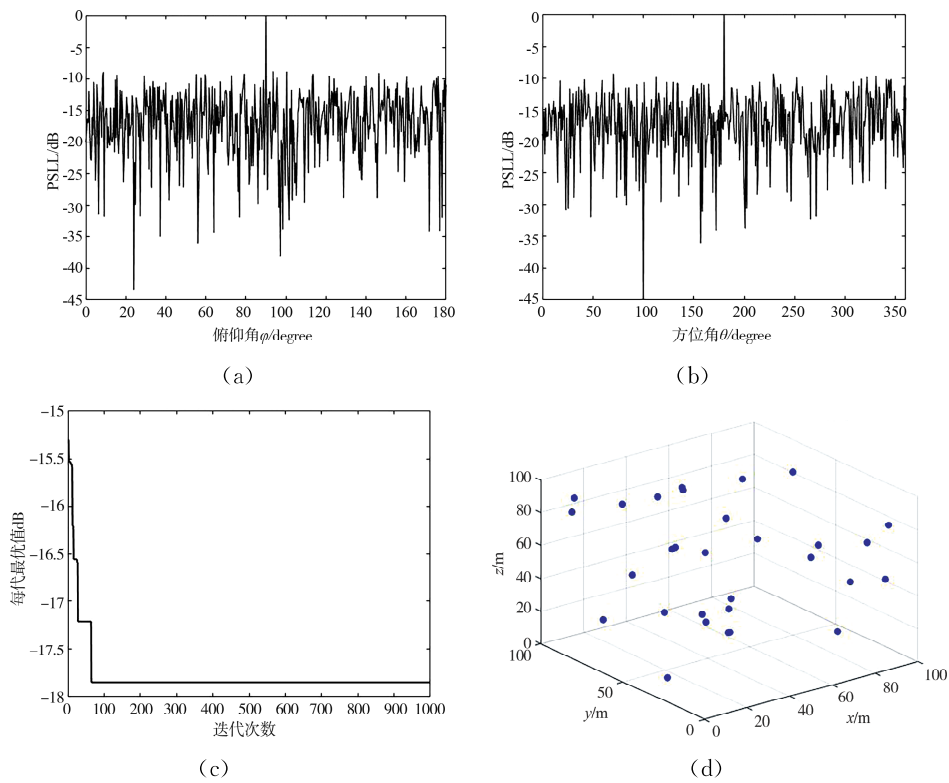


图 5 全域空间分布的仿真结果
Fig. 5 Simulation results for the global space distribution

(ii) 柱面阵分布
以 $r=50\text{ m}$ 为圆柱底面半径,圆柱底面圆心位置为 $(50\text{ m},50\text{ m},0\text{ m})$,圆柱高为 $h=100\text{ m}$,无人机节点自由分布在圆柱侧面. 仿真结果如图 4 所

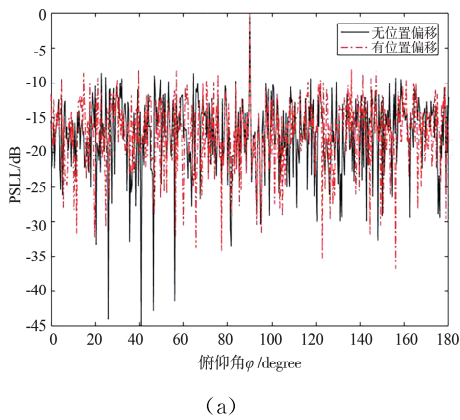
示. 图 4a, 4b 分别为方位角主波束方向图和俯仰角主波束方向图, 图 4c 为每一代种群最优 $PSLL$ 进化曲线图, 图 4d 为在达到最优适应度 ($fitness = -17.494$ dB) 时, 柱面阵下最优无人机集群节点位置分布图.

(iii) 全域空间分布

考虑 $L_x=L_y=L_z=100$ m, 中心位置为 (50 m, 50 m, 50 m), 且其中一个顶点位置为坐标原点的全域空间, 无人机节点自由分布在该空间内, 仿真结果如图 5 所示. 图 5a, 5b 分别为方位角主波束方向图和俯仰角主波束方向图, 图 5c 为每一代种群最优 $PSLL$ 进化曲线图, 图 5d 为达到最优适应度 ($fitness = -17.850$ dB) 时, 全域空间中最优无人机集群节点位置分布图.

表 1 三种阵列分布对应的最优适应度
Tab. 1 Optimal fitnesses corresponding to the three array distributions

阵列模型	球面阵	柱面阵	三维立方体
最优适应度/dB	-16.814	-17.494	-17.850



基于上述三种无人机节点的不同分布方式的仿真, 对比其最优适应度值 (如表 1 所示) 可以看到: 全域空间自由分布模型优于球面模型和柱面模型, 也就是说全域空间自由分布的无人机集群更有利于干扰能量集中.

3.2 无人机集群的自主调整能力

接下来我们考虑无人机集群在全域空间分布模式下的自主调整能力. 结合协同干扰的实际情况, 我们主要分析位置偏差和节点缺失对性能的影响.

(i) 位置偏差

在实际应用中, 无人机集群一般难以保持预先设定的空间位置, 即存在位置偏移, 因而需考虑位置误差对干扰性能的影响. 图 6 给出了位置误差 $error=1$ m 时方位角和俯仰角主波束的仿真结果, 其中图 6a 为方位角主波束位置偏移前后对比图, 图 6b 为俯仰角主波束位置偏移前后对比图, 图中黑色实线表示无误差时的效果, 红色虚线表示加入误差后的效果.

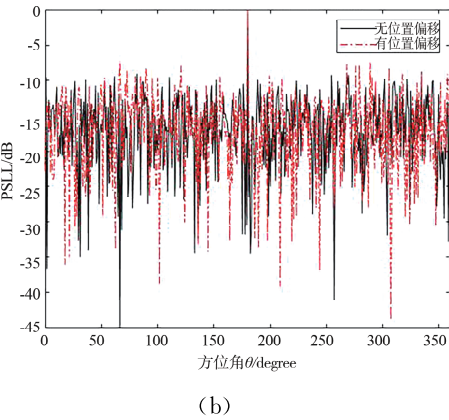


图 6 位置误差为 1 m 时的方向图对比
Fig. 6 Comparison of directional patterns for 1 m position error

表 2 不同位置误差条件下的模型最优适应度
Tab. 2 Optimal fitness values of the model under different position errors

位置误差/m	最优适应度值/dB
0	-17.763
1	-15.573
2	-14.787
3	-13.986
4	-13.767

表 2 给出了不同位置误差条件下模型的最优适应度值. 由表 2 可知: 随着误差的不断增大, 最优适应度值也不断增加, 即误差的增加导致无人机集

群的干扰性能恶化. 此外在距离误差不断增加的过程中最优适应度值的变化逐渐趋于平稳.

(ii) 节点缺失

在无人机集群协同实施干扰过程中, 可能会因故障及外界环境因素 (如敌方攻击) 导致无人机集群中节点出现缺失. 在此情况下, 无人机集群的部分必须自动调整分布, 或者对缺失无人机节点进行补充. 图 7 给出了总节点数为 $N=30$, 无人机节点缺失个数 $N_{\text{lose}}=5$ 的仿真结果. 图 7a, 7b 分别为无人机节点缺失前后方位角主波束方向天线方向图和俯仰角主波束天线方向图, 黑色实线表示无人机节点未缺失效果, 红色虚线表示无人机节点缺失后

效果. 图 7c,7d 分别为无人机节点未缺失时最优无人机集群节点位置空间分布和无人机节点缺失后最优无人机集群节点位置空间分布. 无人机节点缺

失前的最优适应度值为 -17.614 dB , 无人机节点缺失后的最优适应度值为 -16.213 dB .

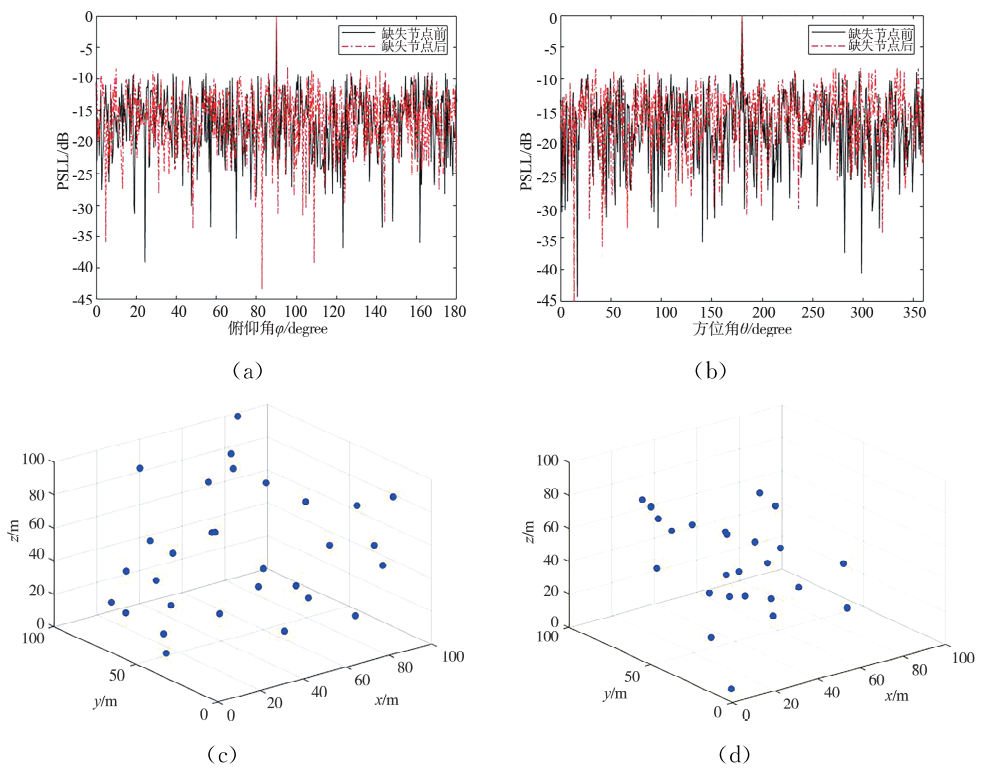


图 7 节点缺失对模型性能的影响
Fig. 7 Effect of nodes loss on the performance of the model

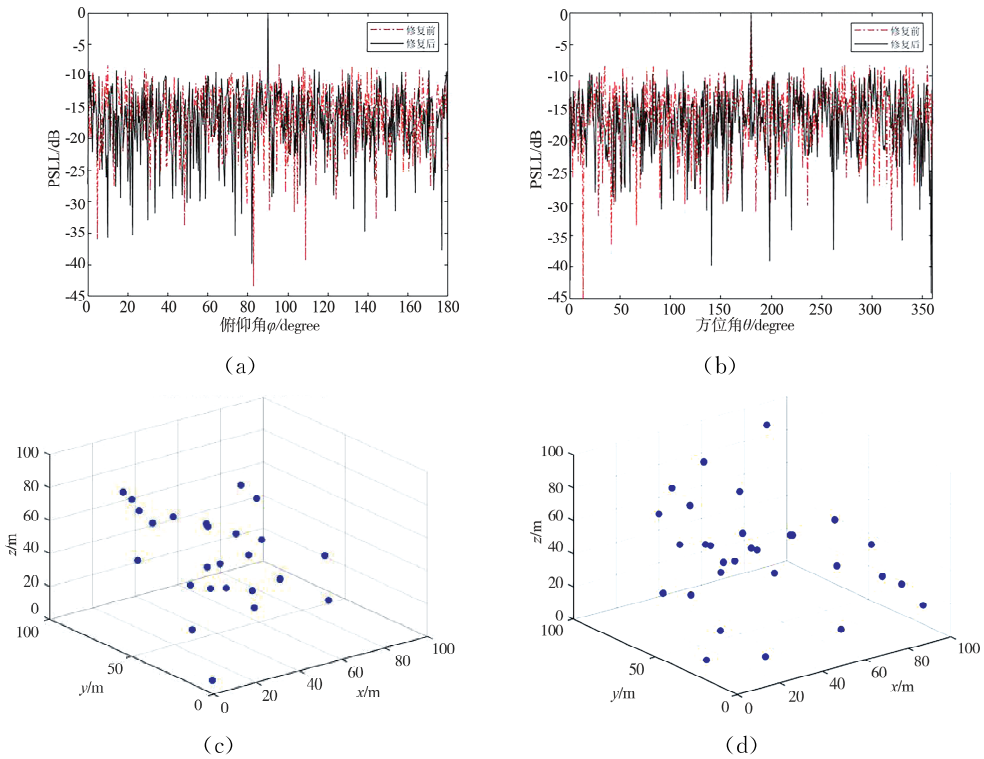


图 8 节点修复前后的系统性能对比
Fig. 8 Comparison of the performances of the model before and after nodes repairing

无人机节点缺失后,可再次通过智能优化算法进行更新优化,实现自主修复. 无人机节点修复前后的仿真效果图如图 8 所示,图 8a,8b 分别为修复前后方位角主波束方向天线方向图和俯仰角主波束天线方向图,黑色实现表示无人机节点修复后的效果,红色虚线表示无人机节点未修复时的效果. 图 8c,8d 分别为无人机节点缺失时最优无人机集群节点位置空间分布和修复后最优无人机集群节点位置空间分布. 无人机节点修复前的最优适应度值为 -16.213 dB ,无人机节点修复后的最优适应度值为 -17.511 dB . 可见缺失无人机节点之后的最优适应度值大于缺失前的取值,修复无人机节点之后能够基本恢复至缺失前效果.

表 3 给出了不同无人机节点缺失个数下最优适应度值. 由表 3 可知:无人机节点缺失使得最优适应度值增大,即干扰性能更差,且从无人机节点修复前后的最优适应度值可以看出,通过补充缺失节点,再次通过智能优化算法进行更新优化基本可修复至之前性能.

表 3 不同节点缺失个数下模型的最优适应度值的比较
Tab. 3 Comparison of the optimal fitness values of the model under different number of missing nodes

缺失节点个数	缺失节点前/dB	缺失节点后/dB	修复节点后/dB
1	-17.667	-17.053	-17.416
3	-17.722	-16.487	-17.488
5	-17.614	-16.213	-17.511
7	-17.767	-15.385	-17.669
9	-17.591	-14.576	-17.361

3.3 无人机集群参数的影响

最后,我们来分析无人机集群在三维全域自由空间中,无人机集群容量、集群分布范围以及集群内最小间距对最优适应度的影响.

(i) 无人机集群容量

图 9 显示,在无人机集群分布范围以及集群内最小间距不变的条件下,增加无人机个数,最优适应度值相应减小. 这就是说,在相同约束条件下,增加无人机个数可提升无人机集群干扰性能.

(ii) 无人机集群分布范围

图 10 显示,在节点个数以及节点间最小间距不变的条件下,扩大空间范围后,在空间范围较小时,随着空间范围的不断扩大最优适应度值不断减小,随着空间范围的进一步扩大,最优适应度值则趋于稳定. 这就是说,在相同的约束条件下,在空间

范围较小时,扩大空间范围能够提高无人机集群的干扰性能,进一步扩大空间范围则对无人机集群的干扰性能影响较小.

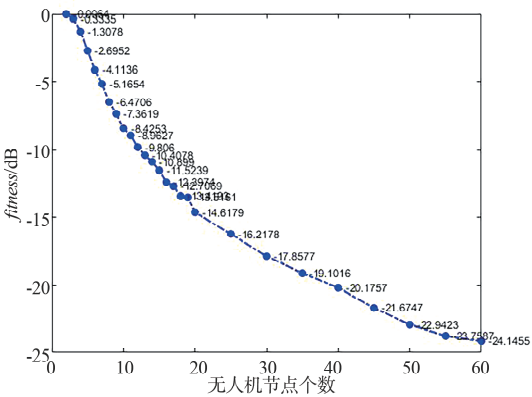


图 9 最优适应度随无人机节点个数的增加而下降
Fig. 9 Optimal fitness decreases with the number of UAV nodes

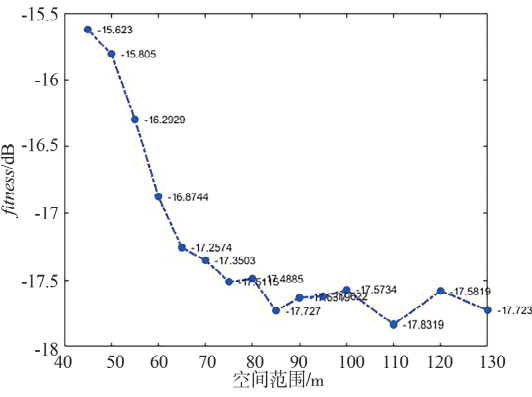


图 10 最优适应度随空间范围的变化
Fig. 10 Optimal fitness varies with the spatial range

(iii) 无人机集群内的最小间距

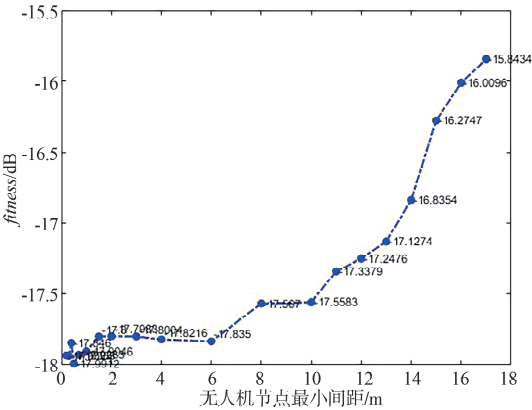


图 11 最优适应度随无人机节点间距的变化
Fig. 11 Optimal fitness varies with the UAV node spacing

图 11 显示在节点个数及空间范围不变的条件下,增加无人机集群内最小间距后,在无人机节点

间距较小时,最优适应度值无明显变化,随着无人机节点间距的进一步增大,最优适应度值逐渐增大.这就是说,在相同的约束条件下,在一定程度上增加无人机节点间距,无人机集群的干扰性能基本不受影响,若过度增加无人机节点间距,无人机集群的干扰性能恶化.

4 结 论

本文讨论了无人机集群在全域空间中干扰能量的优化问题,给出了全域空间无人机集群协同干扰节点优化模型,利用遗传算法求解了该优化问题.在此基础上,本文通过仿真对比球面阵、柱面阵和全域空间阵的优化结果,显示在全域空间阵中的无人机集群具有更优的适应度值,即具有更集中的干扰能量.接下来,结合协同干扰的实际情况,本文分析位置偏差和无人机节点缺失的影响,得出位置偏差的增大和缺失无人机节点个数的增大都会导致无人机集群干扰性能变差.最后,本文对全域空间中无人机集群的参数进行分析,得到如下结论:随着无人机节点个数的增加,无人机集群的干扰性能也会变优;在空间范围较小时,扩大空间范围,可较大幅度提升无人机集群干扰性能,但进一步增加空间范围,干扰性能趋于平稳;无人机节点最小间距较小时($d_{\min} \leq 6$ m),改变无人机节点最小间距不会使无人机集群干扰性能发生大幅变化,但进一步增加无人机节点间距,会导致无人机集群干扰性能恶化.

针对全域空间无人机集群的协同干扰问题,本文讨论了单一无人机集群内部干扰性能.在今后的研究中,我们拟进一步探讨多个无人机集群所构成的大型无人机集群阵列,并结合协同干扰的实际情况分析无人机集群与集群之间的位置偏差和小部分无人机集群的损毁对大型无人机集群干扰性能的影响,进而研究参数的改变与大型无人机集群干扰性能之间的变化关系.

参考文献:

- [1] Cevik P, Kocaman I, Akgul A S, *et al.* The small and silent force multiplier: a swarm UAV-electronic attack [J]. *J Intell Robot Syst*, 2013, 70: 595.
- [2] 李晓东. 现代雷达干扰技术研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2011: 5.
- [3] 程彦杰, 刘正堂, 吕嵩, 等. 电子战无人机分布配置干扰雷达建模仿真研究[J]. *舰船电子工程*, 2014, 34: 111.
- [4] Sharma A, Vanjani P, Paliwal N, *et al.* Communication and networking technologies for UAVs: a survey [J]. *J Netw Comput Appl*, 2020, 168: 102739.
- [5] Gu H Y. Development inspirations of US multiple-UAV cooperative engagement [J]. *Telecommun Eng*, 2018, 58: 865.
- [6] Duan H, Li P, Yu Y. A predator-prey particle swarm optimization approach to multiple UCAV air combat modeled by dynamic game theory [J]. *IEEE-Caa J Automatic*, 2015, 2: 11.
- [7] Wong S Y, Choe C W C, Goh H H, *et al.* Power transmission line fault detection and diagnosis based on artificial intelligence approach and its development in UAV: a review [J]. *Arab J Sci Eng*, 2021, 46: 9305.
- [8] 郭锦. 基于群智能优化和人工势场的多无人机协同任务规划研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2020: 23.
- [9] 杨勇, 王长辉, 丁雪峰, 等. 基于群体智能算法的BBS空间集体观点形成模型研究[J]. *四川大学学报: 工程科学版*, 2011, 43: 97.
- [10] 王铮, 孙雨泽, 杨小鹏, 等. 分布式雷达节点位置优化的多约束遗传算法研究[J]. *信号处理*, 2019, 35: 979.
- [11] 安政帅. 基于改进遗传算法的分布式阵列栅瓣抑制算法研究[J]. *火控雷达技术*, 2017, 46: 24.
- [12] 杨益超. 分布式雷达协同抗干扰与目标角度估计算法研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2020: 7.
- [13] 刘发永, 向勇, 周新志, 等. 基于运动状态估计的双无人机协同航路规划[J]. *四川大学学报: 自然科学版*, 2020, 57: 725.
- [14] 龚浩凌, 周新志, 宁芊. 基于改进型 A*-Markov 联合模型的无人机航路规划[J]. *四川大学学报: 自然科学版*, 2019, 56: 677.
- [15] 王泊涵, 吴婷钰, 李文浩, 等. 基于多智能体强化学习的大规模无人机集群对抗[J]. *系统仿真学报*, 2021, 33: 1739.
- [16] 王新宽, 王桂宝, 贾建科. 一种低副瓣稀布阵列天线的方向图综合算法[J]. *重庆邮电大学学报: 自然科学版*, 2019, 31: 641.
- [17] 陈晓东, 刘学龙, 井应忠. 基于无人机集群的电子战系统探讨[J]. *现代雷达*, 2020, 42: 9.
- [18] Kumar B P, Brannar G R. Generalized analytical technique for the synthesis of unequally spaced arrays with linear, planar, cylindrical or spherical geometry [J]. *IEEE T Antenn Propag*, 2005, 53: 621.

[19] 包子阳，余季周，杨杉. 智能优化算法及其 MATLAB 实例[M]. 北京：电子工业出版社，2021.

[20] 李岩，袁弘宇，于佳乔，等. 遗传算法在优化问题中的应用综述[J]. 山东工业技术，2019(12)：242.

引用本文格式：

中 文：赵士杰，李鹏飞，赖莉. 全域空间无人机集群协同干扰模型[J]. 四川大学学报：自然科学版，2022，59：051004.

英 文：Zhao S J, Li P F, Lai L. A cooperative jamming model of UAV cluster in global space [J]. J Sichuan Univ: Nat Sci Ed, 2022, 59: 051004.