

# 基于蚁群优化算法的非均匀子阵划分技术

米泽辉<sup>1</sup>, 郭肃丽<sup>1</sup>, 秦固平<sup>2</sup>, 王明杰<sup>1</sup>

(1. 中国电子科技集团公司 第 54 研究所, 石家庄 050081;

2. 中国人民解放军 31585 部队, 北京 100144)

**摘要:** 对于大型阵列天线应用于空域抗干扰系统中, 为了降低硬件成本和减少计算复杂度, 一般通过子阵划分技术将整个阵列划分为若干子阵, 子阵内部采用模拟波束形成, 子阵间采用数字自适应波束形成; 由于均匀划分方法的波束形成方向图中存在栅零点, 提出一种基于蚁群算法的非均匀子阵划分技术, 将阵列最大输出信干噪比作为适应度函数, 应用了概率计算与轮盘赌相结合的路径规划方法; 结合信息素初始浓度和启发式信息范围, 设计了新的适应度函数值与信息素更新的转换关系; 最后对所提算法进行仿真, 结果表明在不同规模、不同输入干噪比、不同期望信号扫描角度下, 所提算法在输出信干噪比上优于均匀划分方法, 且没有栅零点产生, 与全阵元的自适应波束形成方向图、输出信干噪比相近, 验证了该方法的有效性。

**关键词:** 子阵划分; 蚁群算法; 自适应波束形成; 无人机测控; 智能算法

## Non Uniform Sub-array Partitioning Technology Based on Ant Colony Optimization Algorithm

MI Zehui<sup>1</sup>, GUO Suli<sup>1</sup>, QIN Guping<sup>2</sup>, WANG Mingjie<sup>1</sup>

(1. The 54<sup>th</sup> Research Institute of China Electronics Technology Corporation, Shijiazhuang 050081, China;

2. No. 31585 Troops of PLA, Beijing 100144, China)

**Abstract:** For large-scale array antennas in airspace anti-interference systems, in order to reduce hardware cost and reduce calculation complexity, an entire array is generally divided into several sub-array by sub-array division technology, the analog beamforming is generated in the sub-array, and the digital adaptive beamforming between sub-arrays; Because there are grating nulls in the beamforming pattern of the uniform partition method, a non-uniform sub-array partition technology based on ant colony algorithm is proposed. The maximum output signal-to-interference-noise ratio of the array is taken as the fitness function, which applies the path planning method combining the probability calculation with roulette wheel; By combining the initial concentration of pheromone and heuristic information range, a new transformation relationship between fitness function value and pheromone update is designed; Finally, The proposed algorithm is simulated, the results show that the proposed algorithm is superior to the uniform partition method in the output signal-to-noise ratio at different scales, different input interference-to-noise ratios and different desired signal scanning angles, and there is no grid zero, which is similar to the adaptive beamforming pattern of the whole array element and the output signal-to-interference-noise ratio, and it verifies the effectiveness of the proposed method.

**Keywords:** sub-array partition; ant colony algorithm; adaptive beamforming; UAV measurement and control; Intelligent algorithm

## 0 引言

近年来纳卡冲突和俄乌战争表明, 无人机在战场上的角色日益重要, 但无人机面临的干扰威胁日趋严重, 传统的时域、频域抗干扰方法难以应对复杂的电磁环境威胁。近年来相控阵天线因具有波束快速调整<sup>[1]</sup>、自适应抗干扰<sup>[2]</sup>、波束赋形<sup>[3]</sup>和同时多波束<sup>[4]</sup>等优点, 逐渐被应用于无人机测控领域。基于相控阵天线的自适应抗干扰技术能够根据当前电磁环境, 自适应计算各阵元的加权值, 在干扰来波方向产生较深零陷, 进而实现空域抗干扰, 从而进一步提高测控系统的抗干扰能力。为了满足高速率和远距离传输需求, 无人机相控阵天线的规模越来越大<sup>[5]</sup>, 若采用

全阵元的数字加权方案, 一方面硬件规模大, 算法复杂度高, 收敛速度慢; 另一方面, 系统的体积、重量、功耗、成本均相应增加, 因此必须进行降维处理。具体实现是对大型阵列进行子阵划分, 在子阵内部采用模拟波束形成, 子阵间采用数字自适应波束形成。子阵划分的结果直接影响后续阵列自适应波束形成的性能, 因此研究如何进行子阵划分对提高相控阵空域的抗干扰能力具有非常重要的现实意义。

目前, 国内外学者对子阵划分开展了很多研究, 主要有均匀不重叠子阵、均匀重叠子阵、非均匀不重叠子阵。均匀不重叠子阵结构具有结构简单, 易于实现的优势, 但

收稿日期: 2023-10-08; 修回日期: 2023-10-31。

作者简介: 米泽辉(2000-), 男, 硕士研究生。

引用格式: 米泽辉, 郭肃丽, 秦固平, 等. 基于蚁群优化算法的非均匀子阵划分技术[J]. 计算机测量与控制, 2024, 32(1): 237-244, 250.

其波束方向图易产生栅瓣、栅零点,影响主瓣增益<sup>[6-7]</sup>;均匀重叠子阵结构,能够有效减少栅零点,但该结构重叠部分接收组件需要考虑多套幅相控制器,增加设备成本和制造难度,而且其馈电网络过于复杂,因此不适宜大型阵列的工程实现;而非均匀不重叠子阵结构,由于各子阵内包含的阵元个数并不相同,相位中心之间的间距不存在周期性,可以较好的抑制栅零点,所以研究非均匀不重叠的子阵划分方法具有重要的理论研究意义和工程实践价值。

文献[8]提出一种非均匀不重叠子阵构阵原则——相邻子阵相位中心的间距没有公约数,能够抑制栅瓣和栅零点的产生。文献[9]针对幅度锥削的均匀线阵,提出了等噪声功率法来划分非均匀子阵,获得的方向图具有低副瓣,主瓣无畸变的优点。上述方法给出了非均匀划分的基本思想,但是对于具体应用场景,其性能不一定最优。

子阵划分问题在近些年开始和智能算法相结合,且得到了国内外学者的深入研究。常用的智能算法有遗传算法<sup>[10-11]</sup>、粒子群算法<sup>[12-14]</sup>、蚁群算法<sup>[15]</sup>。文献[11]提出了一种改进的遗传算法,将简单遗传算法中初始种群产生、交叉操作和变异操作等部分进行改进,并将波束方向图旁瓣电平和零陷深度作为目标函数,得到了满足自身要求的波束方向图。但该方法当划分子阵个数越多时,编码越长,计算开销越大。文献[13]通过改进的粒子群算法得到一种用于低旁瓣电平的子阵设计方法。文献[14]利用粒子群优化算法同时优化最大副瓣电平和权矢量两项性能指标函数,达到了设计需求,但粒子群算法存在可能陷入局部最优的问题。基于此,本文开展基于蚁群算法的非均匀子阵划分技术。

蚁群算法是对自然界中蚂蚁的寻径行为进行模拟而得出的一种仿生算法。在蚁群算法中,蚂蚁在移动过程中会在其经过的路径上释放信息素,用以进行信息传递。蚂蚁能够感知这种信息素,并以此来指导自己的运动方向。当大量蚂蚁组成的蚁群行动时,它们的集体行为表现出一种信息正反馈现象:经过的路径上蚂蚁越多,后续蚂蚁选择该路径的概率就越大<sup>[16]</sup>。

文献[17]利用蚁群算法以峰值旁瓣电平为优化目标进行迭代搜索,使得子阵级自适应形成多波束方向图的旁瓣性能达到最优。文献[18]和[19]将蚁群算法应用于空时自适应处理的子阵划分问题,以最大化子阵级空时自适应处理的改善因子为优化准则,从而获取最优的子阵划分方式。但文献[18]和[19]中的路径选择方法很容易陷入局部最优,同时评价函数过于复杂,降低了算法运行效率。

上述研究大多数针对波束方向图中的旁瓣、零陷深度、改善因子单独研究进行优化,而基于蚁群算法的输出信干噪比的优化很少。在无人机测控抗干扰领域,波束形成后的输出信干噪比是一个综合指标,综合考虑了信号强度、干扰和噪声对通信系统的影响,直接关系到信号的接收质量,影响后续测控通信信号的解调性能,因此,本文基于

蚁群算法,利用概率计算和轮盘赌相结合规划蚂蚁路径,选取阵列最大输出信干噪比作为适应度函数,同时结合本文方法中信息素初始浓度和启发式信息范围,提出了新的适应度函数值与信息素更新的转换关系。为简化运算,以线阵为例进行仿真。分析了不同阵列规模(64, 256个阵元)的蚁群算法波束形成性能,仿真结果表明,所设计的蚁群算法在性能指标上优于均匀划分,与全阵元自适应波束形成性能相近。

## 1 自适应波束形成算法

### 1.1 全阵元自适应波束形成算法

自适应波束形成技术的核心思想是根据接收到的信号和干扰信息,动态地调整阵列天线的权重。通过优化权重的分配,自适应波束形成可以使阵列天线在期望信号入射方向上增强信号的接收,同时抑制来自其他方向的干扰信号。其中,最小方差无失真响应(MVDR)算法是一种常用的自适应波束形成算法<sup>[20]</sup>,它通过最大化信干噪比,实现对期望信号的最佳响应,能够有效抑制强敌干扰。

以阵元数为 $N$ 的均匀线阵为例,接收信号表示为 $\mathbf{x}(n)(n=1,2,\dots,N)$ ,阵元加权矢量为 $\mathbf{w}=[w_1, w_2, \dots, w_N]$ ,则经过加权后阵列的输出可表示为:

$$y(n) = \mathbf{w}^H \mathbf{x}(n) \quad (1)$$

波束形成器的平均输出功率为:

$$P(\theta_0) = E[|y(n)|^2] = E[\mathbf{w}^H \mathbf{x}(n) \mathbf{x}^H(n) \mathbf{w}] = \mathbf{w}^H \mathbf{R}_{xx} \mathbf{w} \quad (2)$$

其中: $\mathbf{R}_{xx} = E\{\mathbf{x}(n) \mathbf{x}^H(n)\}$ 为空间相关矩阵。

假设期望信号 $s(n)$ 从 $\theta_0$ 方向入射,为了使期望信号无失真的通过波束形成器,有约束条件:

$$\mathbf{w}^H \mathbf{a}(\theta_0) = 1 \quad (3)$$

在上式的条件下,为了实现抑制干扰,约束输出功率(信号和干扰的总功率) $P(\theta_0)$ 最小,即:

$$\min \mathbf{w}^H \mathbf{R}_{xx} \mathbf{w} \text{ st. } \mathbf{w}^H \mathbf{a}(\theta_0) = 1 \quad (4)$$

可解得最优权向量为:

$$\mathbf{w}_{\text{MVDR}} = \frac{\mathbf{R}_{xx}^{-1} \mathbf{a}(\theta_0)}{\mathbf{a}^H(\theta_0) \mathbf{R}_{xx}^{-1} \mathbf{a}(\theta_0)} \quad (5)$$

### 1.2 子阵加权自适应波束形成算法

子阵加权自适应波束形成技术的基本思想是将阵列划分为多个子阵,每个子阵中包含一部分阵元。在阵元级,通过相移和幅度加权的方式对信号进行处理;在子阵级,采用自适应加权的方法进一步优化信号处理。这种分层的数字波束形成方法可以有效降低硬件复杂度,减少计算量,并提高算法的收敛速度,为大型阵列的波束形成问题提供了可行且有效的解决方案。

以图1所示线阵为例,将含有 $N$ 个阵元的线阵划分为 $L$ 个子阵,假设天线阵元为全向阵元,期望信号和干扰信号均为窄带远场信号,阵元间距为 $d$ ,阵列阵元位置为 $\mathbf{d}=[d_1, d_2, \dots, d_N]^T$ ,选取第一个阵元作为参考阵元, $d_1=0$ , $d_n$ 为第 $n$ 个阵元的位置,则该阵列的导向矢量可以表示为:

$$\mathbf{a}(\theta) = \{e^{-j\varphi_1}, \dots, e^{-j\varphi_{\varphi_1}}, \dots, e^{-j\varphi_N}\}_{\varphi_i = 2\pi(d_i/\lambda)\sin\theta} \quad (6)$$

式中,  $j$  为虚数单位,  $\lambda$  为信号波长,  $\theta$  为信号入射方向。

假设期望信号入射角度为  $\theta_0$ ,  $Q$  个干扰信号入射角度分别为  $\{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_Q\}$ , 则阵列天线的接收信号可表示为:

$$\mathbf{x}(t) = \mathbf{a}(\theta_0)s(t) + \mathbf{A}_j\mathbf{v}(t) + \mathbf{n}(t), t = 1, 2, \dots, M \quad (7)$$

式中,  $\mathbf{a}(\theta_0)$  为期望信号的方向矢量,  $\mathbf{A}_j = [\mathbf{a}(\theta_1), \mathbf{a}(\theta_2), \dots, \mathbf{a}(\theta_Q)]^T$  为干扰信号方向矢量组成的矩阵;  $s(t)$  为期望信号,  $\mathbf{v}(t) = [v_1(t), v_2(t), \dots, v_Q(t)]^T$  为干扰信号矢量,  $\mathbf{n}(t) = [n_1(t), n_2(t), \dots, n_N(t)]^T$  为噪声矢量,  $M$  为快拍数。

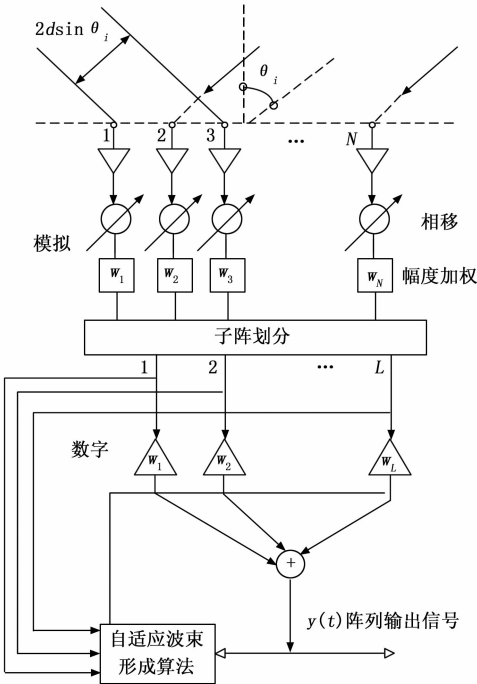


图 1 子阵加权自适应波束形成模型

在子阵加权前, 有模拟移向和阵元的加窗操作, 整个子阵的转换矩阵应当由三个部分组成, 可以得出子阵转换矩阵  $\mathbf{T}$  为:

$$\mathbf{T} = \text{diag}(\Phi_0 \circ \mathbf{w}_{\text{ele}}) \mathbf{T}_0 \quad (8)$$

其中:  $\mathbf{w}_{\text{ele}}$  为阵元级的模拟加窗;  $\Phi_0$  表示阵列的模拟移向值。

$\mathbf{T}_0$  为  $N \times L$  子阵形成矩阵, 可表示为:

$$\mathbf{T}_0 = \begin{bmatrix} t_{11} & t_{12} & \cdots & t_{1N} \\ t_{21} & t_{22} & \cdots & t_{2N} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ t_{L1} & \cdots & \cdots & t_{LM} \end{bmatrix}^T \quad (9)$$

$\mathbf{T}_0$  中元素只有 0 和 1, 描述了子阵划分情况, 在其第  $l$  列的所有元素中, 当第  $n$  个阵元被划分到第  $l$  个子阵时, 矩阵  $\mathbf{T}_0$  对应的元素值为 1, 其余均为 0。

根据以上子阵划分, 子阵级的接收信号矢量可表示为:

$$\mathbf{x}_{\text{sub}}(t) = \mathbf{T}^H \mathbf{x}(t) \quad (10)$$

假设子阵级加权为  $\mathbf{w}_{\text{sub}}$ , 那么经过加权处理后的子阵级输出信号  $\mathbf{y}_{\text{sub}}(t)$  为:

$$\mathbf{y}_{\text{sub}}(t) = \mathbf{w}_{\text{sub}}^H \mathbf{x}_{\text{sub}}(t) = \mathbf{w}_{\text{sub}}^H \mathbf{T}^H \mathbf{x}(t) \quad (11)$$

则子阵级接收信号的空间相关矩阵可以表示为:

$$\mathbf{R}_{\text{sub}} = E\{\mathbf{y}_{\text{sub}}(t)\mathbf{y}_{\text{sub}}^H(t)\} = E\{\mathbf{T}^H \mathbf{x}_{\text{sub}}(t)\mathbf{x}_{\text{sub}}^H(t)\mathbf{T}\} = \mathbf{T}^H \mathbf{R}_{xx} \mathbf{T} \quad (12)$$

子阵的加权采用 MVDR 算法, 可推导出子阵自适应加权矢量:

$$\mathbf{w}_{\text{sub\_MVDR}} = \frac{\mathbf{R}_{\text{sub}}^{-1} \mathbf{a}(\theta_0)}{\mathbf{a}^H(\theta_0) \mathbf{R}_{\text{sub}}^{-1} \mathbf{a}(\theta_0)} \quad (13)$$

2 基于蚁群算法的非均匀子阵划分技术

2.1 子阵划分方案约束准则

为了工程上实现和后续信号处理, 对子阵划分方案做出以下约束:

- 1) 每个子阵包含阵元数量限制在一定范围  $[N_{\min}, N_{\max}]$ ;
- 2) 为了后续和差波束测角, 设定子阵划分方案为左右对称结构;
- 3) 为了降低馈电系统复杂度和硬件实现难度, 规定每个子阵中的阵元是邻接且无复用的, 规定所有阵元被划分完整。

2.2 算法思想

以 32 阵元的线阵划分为 8 个子阵为例对算法思想进行介绍, 根据子阵划分方案约束准则, 划分方案是左右对称结构, 所以只需求解 16 个阵元划分为 4 个子阵。下面给出了一个阵元个数  $N=16$ , 子阵个数  $L=4$  时的线阵的例子。

在图 2 中, 将子阵划分描述成对阵元序列  $\{C_1, C_2, \dots, C_{16}\}$  的切割。图中共有 15 个切割点 (该数值为  $N-1$ )。从图中可以看出只要任意选出 3 (该数值为  $L-1$ ) 个切割点就可以确定一种子阵划分方案, 在图 2 中, 选定了编号为  $\{4, 6, 11\}$  的边界 (用长虚线表示)。

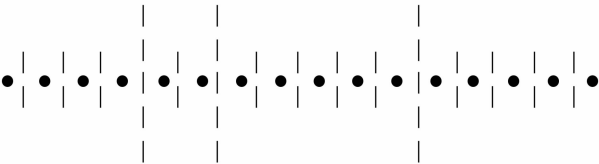


图 2 蚁群算法子阵划分

实际上,  $L-1$  个切割点的选取可以转换为一个有向图 (DAG) 的路径搜索问题。图 2 线阵的划分可转换成  $4 \times 13$  ( $L \times (N-L+1)$ ) 的有向图的路径搜索, 如图 3 所示。根据子阵划分方案约束准则, 阵中的阵元是邻接且无复用的, 规定所有阵元被划分完整, 所以要求蚂蚁只能向前走不能返回, 且要从起点走到终点, 即每次蚂蚁只能向右或向下进行路径选择。该有向图中始于左上角顶点  $(1, 1)$  止于右下角顶点  $(L, N)$  的路径可视为一条完整路径。图中标出了一条完整路径的例子, 该路径可以表示为:

$$\begin{aligned} r = \{ & (1, 1, 1), (1, 2, 1), (1, 3, 1), (1, 4, 2), (2, 4, 1), \\ & (2, 5, 2), (3, 5, 1), (3, 6, 1), (3, 7, 1), (3, 8, 1), \\ & (3, 9, 2), (4, 9, 1), (4, 10, 1), (4, 11, 1), (4, 12, 1) \} \end{aligned} \quad (14)$$

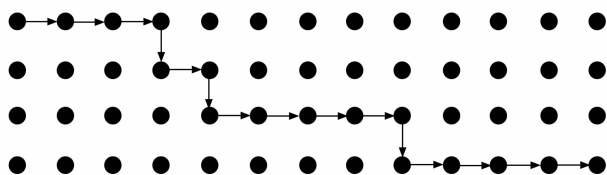


图 3 蚁群算法子阵划分有向图

其中:  $(x, y, i)$  表示从顶点  $(x, y)$  出发, 到达  $(x, y + 1)$  (当  $i = 1$ ) 或  $(x + 1, y)$  (当  $i = 2$ ) 的有向边。  $L - 1$  个子阵边界可以通过路径  $r$  中的下降边 (当  $i = 2$ ) 确定。

## 2.3 蚁群算法流程

本文针对项目特点, 所设计的蚁群算法基本操作步骤如图 4 所示。

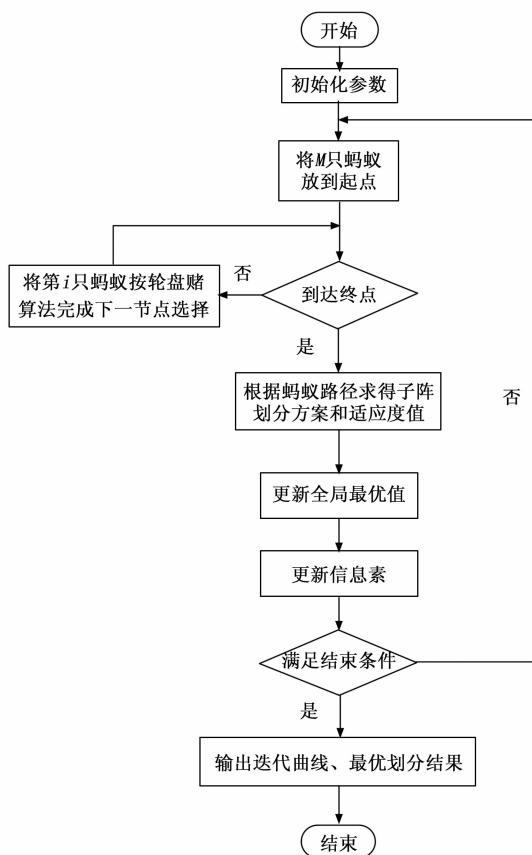


图 4 蚁群算法流程图

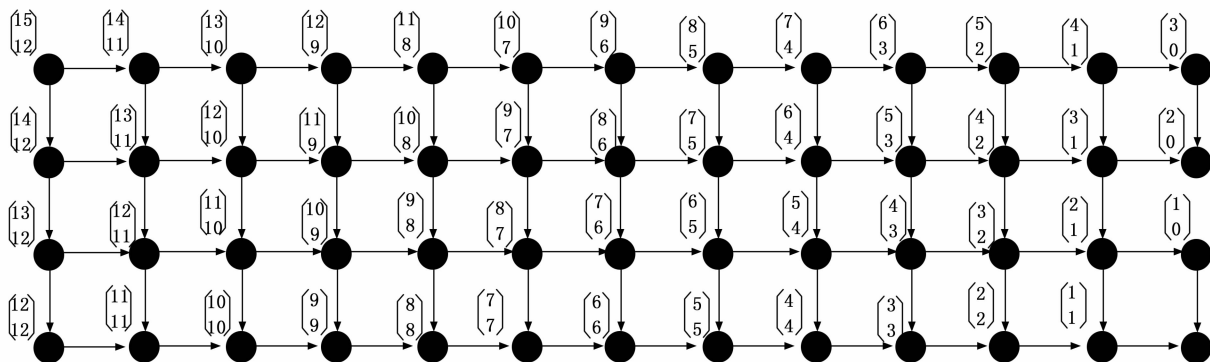


图 5 每个顶点后可选择的路径数

首先, 需要对参数进行初始化, 如信息素浓度  $Tau$ , 启发式信息  $QFS$ 、蚂蚁个数  $M$ 、表征信息素重要程度的参数  $\alpha$ , 表征启发式因子重要程度的参数  $\beta$ , 信息素蒸发系数  $\rho$ , 信息素增加强度系数  $Q$ ; 然后进入迭代, 对  $M$  只蚂蚁进行路径规划, 本文结合概率计算、轮盘赌算法、子阵范围约束实现蚂蚁路径规划; 并根据路径求得子阵划分方案和适应度值并记录本次迭代最优值; 接下来更新信息素, 本文结合信息素初始浓度和启发式信息范围, 提出了一种新的信息素更新公式; 最后判断是否满足结束条件, 若满足则算法结束, 输出迭代曲线和子阵划分方案, 若不满足则进入下一次迭代。接下来详细介绍信息素浓度、启发式信息的初始化, 路径规划方法, 适应度函数值的求解和信息素更新公式。

### 2.3.1 初始化信息素浓度

用  $L * (N - L + 1) * 2$  维的矩阵  $Tau$  表示有向图中某点右移边和下移边上的信息素浓度。本文信息素初始值设定采用如下公式<sup>[21]</sup>:

$$\begin{cases} Tau(x, y, 1) = \frac{(N - y - 1)}{\binom{L - x}{L - x}} \\ Tau(x, y, 2) = \frac{(N - y)}{\binom{L - x - 1}{L - x}} \end{cases} \quad (15)$$

其中:  $Tau(x, y, 1)$  为点  $(x, y)$  向右边的初始化信息素浓度,  $Tau(x, y, 2)$  为点  $(x, y)$  向下边的初始化信息素浓度。

通过观察式可以看出, 信息素浓度初始值正比于蚂蚁在  $(x, y)$  之后的路径数。一般地, 给定一个  $M$  行  $N$  列的有向图, 其所包含的总的路径数为  $\binom{M + N - 2}{N - 1}$ , 图 5 和图 6 给出了  $N = 16, L = 4$  时每个顶点之后所包含的路径数和初始信息素值。

### 2.3.2 启发式设计

在蚁群算法中, 启发式项起到指导搜索解空间的作用, 它可以利用先验知识帮助算法在解空间中针对性地搜索, 从而提高算法的效率和性能。根据上述子阵划分方案约束准则, 每个子阵包含阵元数量限制在一定范围, 阵元个数不会过少或过多, 这样可以保证每个子阵都有一定数量的

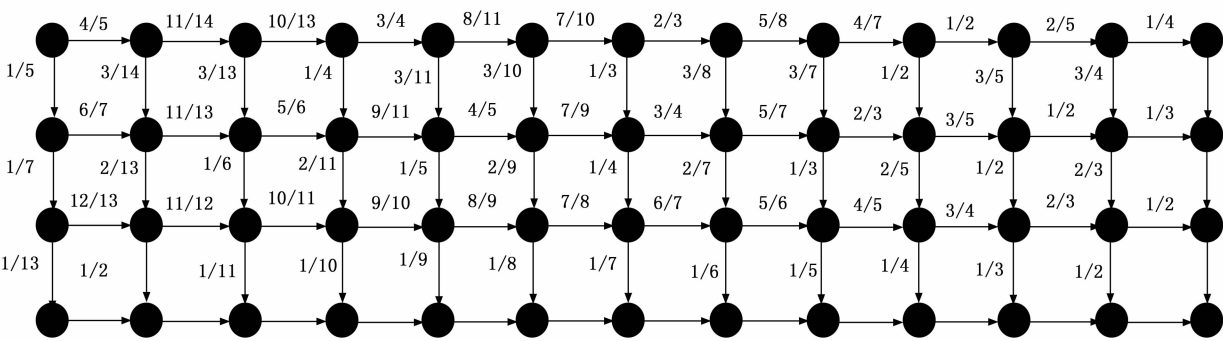


图 6 初始化信息素浓度

阵元参与波束形成, 从而提高整体性能。因此, 设计的启发式要体现对子阵内阵元数量相对均衡的偏好, 使算法倾向于将阵元数量相差不大的阵元分配到同一个子阵中。基于这些特点, 我们将文献 [18] 中启发式进行修改并设计如下。

1) 构建一条特殊路径:

假设阵元数可以被均匀划分到每个子阵, 即  $N \bmod L = 0$ , 记  $A = N/L$ , 将该路径设为特殊路径  $R$ , 其下所有拐点的集合为:

$$\{(i, i * A)\}_{i=1, \dots, L} \tag{16}$$

2) 根据所构造的特殊路径, 将启发式信息设计为:

$$QFS = qfs\_max * (1 - \frac{D(x,y,i)}{A * (L-1)}) \tag{17}$$

其中:  $qfs\_max$  为启发式信息的最大值, 本文设为 1;  $D(x,y,i) = \min d_{R,(x,y,i)} + \min d_{(x,y,i),R}$ ,  $d_{R,(x,y,i)}$  为从  $R$  出发到达有向边  $(x,y,i)$  的距离,  $d_{(x,y,i),R}$  为有向边  $(x,y,i)$  到  $R$  的距离, 值得注意的是,  $d_{R,(x,y,i)}$  与  $d_{(x,y,i),R}$  不相等;  $A = N/L$  为均匀划分下各子阵中的阵元数, 本文设计的启发式范围属于  $[0, 1]$ 。

图 7 给出了  $N=8, L=4$  的情况, 以边  $(1, 4, 2)$  为例,  $\min d_{R,(1,4,2)} = 1$  (等于边  $(2, 3, 1)$  的长度),  $\min d_{(1,4,2),R} = 2$  (等于边  $(1, 2, 1)$  和边  $(1, 3, 1)$  的长度之和)。

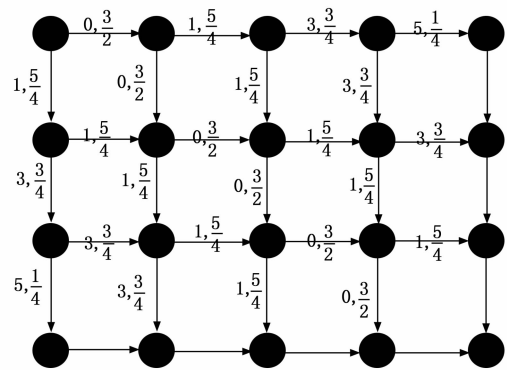


图 7 距离及启发式信息

因此,  $D(1,4,2) = 1 + 2 = 3$ , 启发式信息  $QFS(1,4,2)$

$$= 1.5 * (1 - \frac{3}{(8/4) * (4-1)}) = \frac{3}{4}。$$

3) 路径构建:

每次迭代过程中,  $M$  只蚂蚁并行地构建路径。在路径构建过程中, 如果蚂蚁的路径选择仅由信息素和启发式构成的概率公式来决定<sup>[19]</sup>, 容易陷入局部最优, 不利于算法取得全局最优解, 很容易使算法陷入停滞状态。因此本文设计了概率计算和轮盘赌算法相结合的路径规划方法, 实现“依概率接受”。蚂蚁  $i$  首先按以下概率公式来计算向右和向下的概率, 然后利用轮盘赌算法来决定蚂蚁  $i$  选择向右还是向下路径。

具体地, 当蚂蚁位于顶点  $(x,y)$  时, 选择下一步移动方向的概率是:

$$p(x,y,i) = \frac{p(x,y,1)}{p(x,y,1) + p(x,y,2)} \tag{8}$$

其中:  $p(x,y,1) = [Tau(x,y,1)^\alpha][QFS(x,y,1)^\beta]$  为蚂蚁向右移动的概率,  $p(x,y,2) = [Tau(x,y,2)^\alpha][QFS(x,y,2)^\beta]$  为蚂蚁向下移动的概率,  $Tau(x,y,i)$  为信息素浓度,  $QFS(x,y,i)$  为启发式信息,  $\alpha$  和  $\beta$  两个参数分别决定了信息素和启发式信息的相对影响力。

轮盘赌选择算法: 其基本原理是根据上述概率公式的计算结果, 给蚂蚁的路径选择分配一块扇形区域, 该区域面积大小与选择每条路径的概率大小成正比。如果轮盘中心装一个可转动的指针, 每次通过转动指针进行选择操作, 显而易见扇形面积越大, 该路径被选中的概率也越大。详细操作步骤如下:

- (1) 计算蚂蚁在顶点  $(x,y)$  时向右和向下的概率  $p(x,y,1)$  和  $p(x,y,2)$ ;
- (2) 对  $p(x,y,1)$  和  $p(x,y,2)$  累积求和得到累积概率向量  $q$ ;
- (3) 在  $[0, 1]$  区间内产生一个均匀分布的伪随机数  $r$ ;
- (4) 若  $r < q[1]$ , 则选择向右路径, 否则, 选择向下路径。

由于本文对子阵划分方案的范围做出了约束, 所以在选择路径时优先考虑约束条件, 在开始求一个子阵个数时, 让蚂蚁先选择向右路径, 以保证子阵的最少阵元个数。

在  $\alpha$  和  $\beta$  的选取上, 本文通过大量实验仿真, 最终设定  $\alpha = 0.7, \beta = 0.5$ 。

4) 求子阵划分方案和适应度函数值:

按照式方法将各蚂蚁的路径转换为子阵划分方案, 然后采用 MVDR 算法进行子阵自适应波束形成, 求各子阵划分方案的输出信干噪比:

$$SINR = \frac{|\mathbf{w}_{sub}^H \mathbf{T}^H \mathbf{a}(\theta_0)|^2 P_0}{\mathbf{w}_{sub}^H \mathbf{T}^H \mathbf{R}_{j+V} (\mathbf{T} \mathbf{w}_{sub})}$$

(19)

其中:

$$R_{j+V} = S_{j+V} S_{j+V}^H$$
$$S_{j+V} = \sum_{j=1}^P \mathbf{a}(\theta_j) s_j(n) + \mathbf{V}(n)$$

(20)

适应度函数为:

$$Fit = \text{Max}\{SINR\}$$

(21)

5) 信息素更新:

当一次迭代中所有蚂蚁都构建好路径后, 更新各边上的信息素。

$$\tau(x,y,i) = (1-\rho)\tau(x,y,i) + \Delta\tau(x,y,i)$$

(22)

其中:  $0 < \rho \leq 1$  是信息素的蒸发率,  $\Delta\tau(x,y,i)$  为当前迭代所有的蚂蚁在其经过的路径上释放信息素。

在利用适应度值更新信息素的过程中, 本文未采用传统蚁群算法的信息素更新公式, 而是结合本文方法中信息素初始浓度和启发式信息范围, 将  $\Delta\tau(x,y,i)$  范围约束到  $[0, 1]$ , 设计了全新的信息素更新公式:

$$\Delta\tau(x,y,i) = Q * \frac{f_{-m} - f_{-min}}{f_{-max} - f_{-min}}$$

(23)

其中:  $f_{-m}$  是本次迭代中第  $m$  只蚂蚁的适应度值,  $f_{-max}$  是本次迭代中最优适应度值,  $f_{-min}$  是本次迭代中最小适应度值。当  $f_{-max}$  与  $f_{-min}$  相等时,  $\Delta\tau(x,y,i) = 0$ 。

3 仿真结果与分析

将不同规模的等距线阵划分成 8 个子阵, 如表 1 所示。

表 1 子阵划分参数

	阵元个数	子阵规模约束	期望信号入射角度
线阵一	64	[4,12]	4.6°
线阵二	256	[25,40]	-10°

蚁群算法蚂蚁个数为 10, 迭代次数设置为 50, 表征信息素重要程度的参数  $\alpha = 0.7$ , 表征启发式因子重要程度的参数  $\beta = 0.5$ , 信息素蒸发系数  $\rho = 0.6$ , 信息素增加强度系数  $Q = 0.1$ 。

期望信号和干扰信号均为窄带信号, 存在两个干扰信号, 入射方向分别为偏离线阵法向量-25°, 35°, 信噪比-10 dB, 干噪比为 40 dB, 噪声为平稳的零均值带限高斯过程, 噪声、干扰、信号相互独立。

3.1 均匀划分产生栅零点分析

栅零点是指在非干扰方向出现零点, 栅零点的出现会

严重影响自适应波束形成的性能。下面给出栅零点的计算公式:

$$\begin{cases} \sin\theta_n = \sin\theta_i - \frac{n\lambda}{k_d d} \\ \left| \sin\theta_i - \frac{n\lambda}{k_d d} \right| \leq 1 \end{cases}$$

(24)

式中,  $d$  为阵元间距,  $k_d$  为每个子阵中包含的阵元数,  $\lambda$  为信号的波长,  $\theta_n$  为栅零点出现的位置,  $\theta_i$  为干扰信号方向。由此可得当干扰出现的方向为  $\theta_i$  时, 相应的栅零点会出现在  $\theta_n$  方向。

从式 (24) 可以看出,  $k_d$  越大, 栅零点个数越多, 对于均匀子阵划分的自适应波束形成性能的影响会越大, 因为栅零点会落入主瓣概率越大, 从而导致主瓣畸变。

由式 (24) 可以计算出, 如果两个干扰信号的入射方向分别为偏离线阵法向量-25°, 35°, 当 64 阵元平均分配到 8 个子阵时, 在  $[-45^\circ, 45^\circ]$  范围内会在  $-42.2^\circ, -9.9^\circ, 4.4^\circ, 19.1^\circ$  产生栅零点, 本文选取  $4.6^\circ$  作为期望信号入射角度; 当 256 阵元平均分配到 8 个子阵时, 在  $[-20^\circ, 0^\circ]$  范围内会在  $-17^\circ, -13^\circ, -10^\circ, -6^\circ, -3^\circ$  附近产生栅零点, 本文选取  $-10^\circ$  作为期望信号入射角度。

3.2 64 阵元线阵仿真

基于蚁群算法的非均匀划分的最终划分方案为: [10, 11, 5, 6, 6, 5, 11, 10], 仿真结果如图 8 所示。

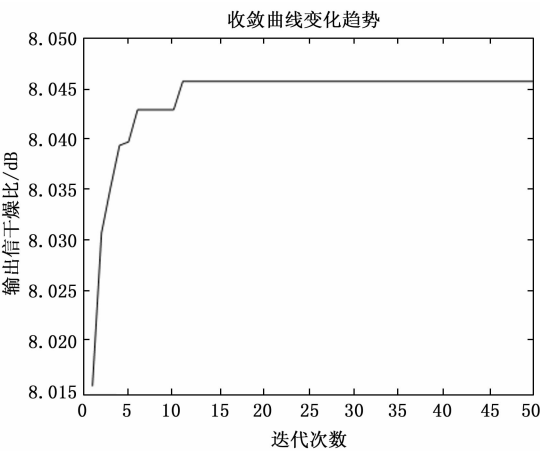


图 8 64 阵元迭代曲线

图 8 所示的迭代曲线记录了每次迭代最优蚂蚁的输出信干噪比, 从图中可以看出本文所提算法可以在 20 次迭代到达稳定, 收敛速度较快。

图 9 为 64 阵元的全阵元、均匀划分、蚁群算法最终划分方案对应的波束形成方向图, 从图中可以看出, 基于蚁群算法的非均匀划分对应的自适应波束形成方向图与全阵元自适应波束形成方向图接近, 且无栅瓣、栅零点产生, 而均匀划分的自适应波束形成未在  $4.6^\circ$  处形成主瓣, 是因为在  $4.2^\circ$  产生了栅零点, 从而影响了主瓣增益。

图 10 为在该子阵划分方案下, 输入干噪比在  $[10 \text{ dB}, 90 \text{ dB}]$  内, 64 阵元的全阵元、均匀划分、蚁群算法非均匀

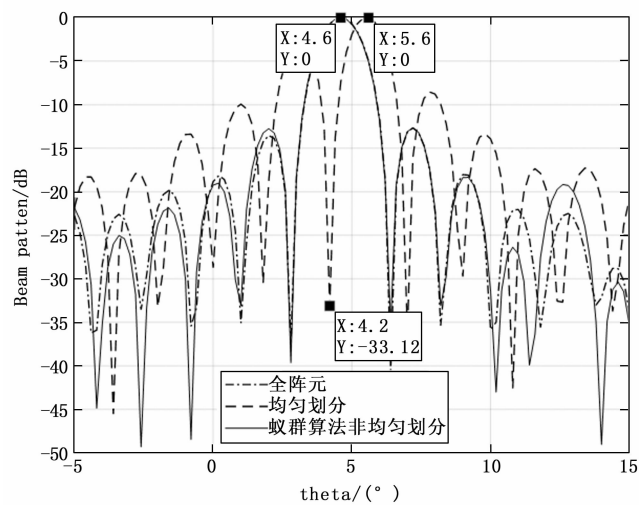


图 9 64 阵元三种方案的波束形成方向图

划分的输出信干噪比, 从图中可以看出, 基于蚁群算法的非均匀划分的输出信干噪比和全阵元的相近, 随着输入干噪比的增大, 输出信干噪比稳定, 且二者性能均优于均匀子阵划分; 而均匀划分随着输入干噪比的增大, 性能越来越差。

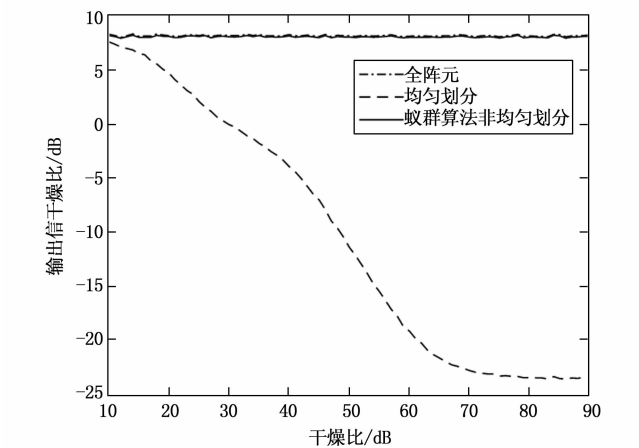


图 10 64 阵元不同输入干噪比下输出信干噪比

图 11 为在该子阵划分方案下, 期望信号的扫描角度在  $[-45^{\circ}, 45^{\circ}]$  内, 64 阵元的全阵元、均匀划分、蚁群算法非均匀划分的输出信干噪比, 从图中可以看出, 当干扰信号和期望信号入射角度相同时, 无论何种情况性能都会变得很差; 均匀划分会在  $-42^{\circ}, -10^{\circ}, 4^{\circ}, 19^{\circ}$  等位置附近产生栅零点, 从而导致性能变差, 而全阵元和蚁群算法非均匀划分无此问题; 当期望信号扫描到其他角度时, 基于蚁群算法的非均匀划分的输出信干噪比与全阵元自适应波束形成相近, 优于均匀划分。

3.3 256 阵元线阵仿真

基于蚁群算法的非均匀划分的最终划分方案为:  $[31, 36, 31, 30, 30, 31, 36, 31]$ , 仿真结果如图 12 所示。

从图 8 和图 12 对比可以看出, 随着阵元个数的增多,

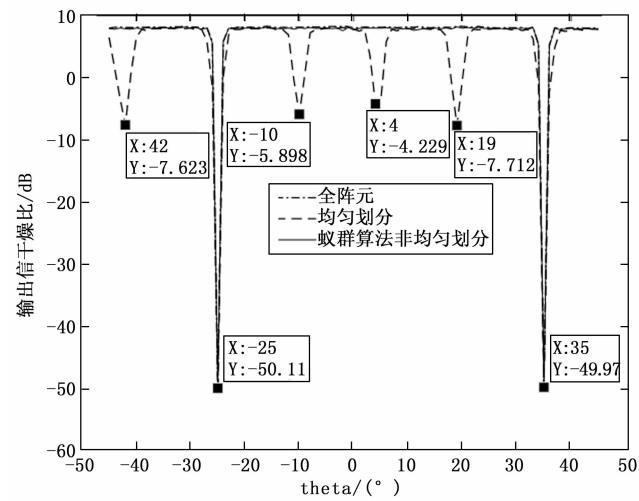


图 11 64 阵元不同扫描角度下输出信干噪比

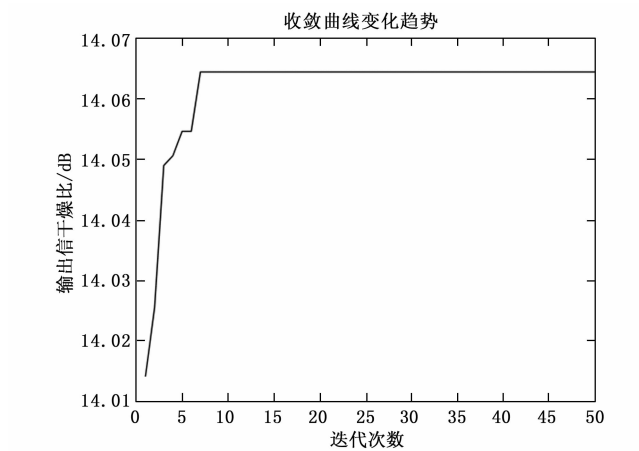


图 12 256 阵元迭代曲线

输出信干噪比提高了近 6 dB。

图 13 为 256 阵元的全阵元、均匀划分、蚁群算法最终划分方案对应的波束形成方向图, 其中期望信号的人射角

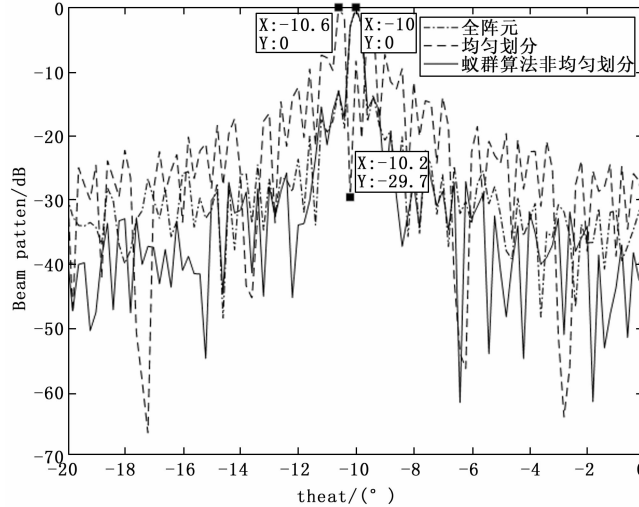


图 13 256 阵元三种方案的波束形成方向图

度为 $-10^\circ$ ，从图中可以看出，基于蚁群算法的非均匀划分对应的自适应波束形成方向图无栅零点产生，而均匀划分的自适应波束形成未在 $-10^\circ$ 处形成主瓣，而是在 $-10.2^\circ$ 产生了栅零点，从而影响了主瓣增益。

图 14 为在该子阵划分方案下，输入干噪比在 $[10\text{ dB}, 60\text{ dB}]$ 内，256 阵元的全阵元、均匀划分、蚁群算法非均匀划分的输出信干噪比，从图中可以看出，基于蚁群算法的非均匀划分的输出信干噪比和全阵元的相近，未随阵列规模增大而变差，体现了算法的稳定性，且二者性能均优于均匀子阵划分；而均匀划分依旧随着输入干噪比的增大，性能越来越差。

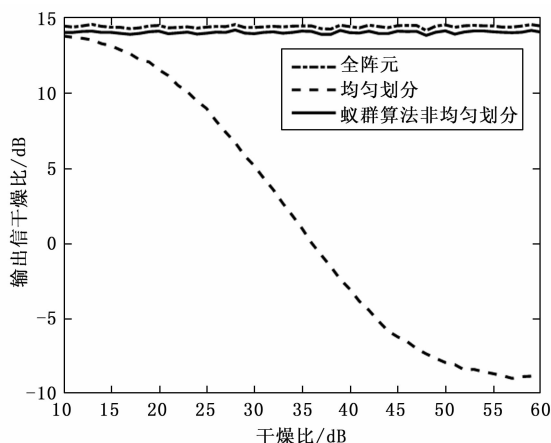


图 14 256 阵元不同输入干噪比下输出信干噪比

图 15 为在该子阵划分方案下，期望信号扫描角度在 $[-45^\circ, 45^\circ]$ 内，256 阵元的全阵元、均匀划分、蚁群算法非均匀划分的输出信干噪比，从图 11 和图 15 对比可以看出，随着子阵内阵元数的增多，栅零点个数越多，对波束形成影响范围更广。

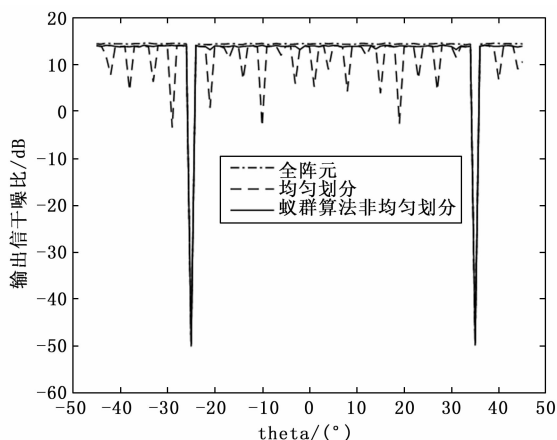


图 15 256 阵元不同扫描角度下输出信干噪比

通过以上分析，基于蚁群算法的非均匀子阵划分方法在不同规模，不同输入干噪比，不同期望信号扫描角度下都能取得很好的效果，与全阵元的自适应波束形成性能相近，优于均匀划分，同时达到了降低硬件成本和计算复杂

度目的，提高了波束形成的效率和稳定性。

## 4 结束语

大型阵列的自适应波束形成技术是无人机测控抗干扰领域的一种重要手段。针对大型阵列自适应波束形成硬件开销大，算法复杂度高，收敛速度慢等问题，本文提出了一种基于蚁群算法的非均匀子阵划分技术。通过仿真分析可知，在不同阵列规模下，本文所提的改进蚁群算法能够在 20 次迭代内达到收敛，自适应波束形成性能与全阵元相近，且没有栅零点产生；在不同的输入干噪比下，基于蚁群算法的非均匀划分与全阵元自适应波束形成的输出信干噪比相近，优于均匀划分最高达 32 dB (64 阵元)、23 dB (256 阵元)；在不同期望信号扫描角度下，基于蚁群算法的非均匀划分与全阵元的自适应波束形成输出信干噪比相近，优于均匀划分方法。综上，本文所提基于蚁群算法的非均匀子阵划分方法能够有效避免栅零点，自适应波束性能与全阵元相近，能够有效降低大型阵列空域抗干扰实现的硬件成本和计算复杂度，对工程实践有一定的参考意义。

## 参考文献:

- [1] BAO Y, CHANG L. Fast Beamforming Algorithm For Large-Scale Irregular Array [C] // 2021 13th International Symposium on Antennas, Zhuhai: Propagation and EM Theory (ISAPET), 2021, 1: 1-3.
- [2] 江传民. 空域自适应抗干扰算法研究与实现 [D]. 南京: 东南大学, 2022.
- [3] 林志鹏. 阵列天线波束赋形与子阵划分方法研究 [D]. 成都: 电子科技大学, 2022.
- [4] 杨涛, 李磊, 邹永庆. 星载多波束相控阵馈电反射面天线研究 [J]. 天地一体化信息网络, 2022, 3 (2): 12-19.
- [5] 贺选. 面向立体覆盖大规模阵列的相控阵系统及其关键技术研究 [D]. 南京: 东南大学, 2022.
- [6] MAILLOUS R. Array Grating Lobes due to Periodic Phase, Amplitude, and Time Delay Quantization [J]. IEEE Trans on Antennas and Propagation, 1984, 32 (12): 1364-1368.
- [7] POZAR D M. Scanning Characteristics of Infinite Arrays of Printed Antenna Sub arrays [J]. IEEE Trans on Antennas and Propagation, 1992, 40 (6): 666-674.
- [8] NICKEL U R O. Subarray configurations for interference suppression with phased array radar [J]. Radar 89, 1989, 2 (2): 82-86.
- [9] 许志勇, 保铮, 廖桂生. 一种非均匀邻接子阵结构及其部分自适应处理性能分析 [J]. 电子学报, 1997 (9): 20-24.
- [10] 曾琛, 王润东. 基于遗传算法的动态飞机停机位分配模型研究 [J]. 计算机测量与控制, 2023, 31 (4): 199-204.
- [11] 张海生, 于勇, 师亚辉. 基于改进遗传算法的子阵级数字波束形成方法 [J]. 遥测遥控, 2016, 37 (4): 1-6.
- [12] 李文, 万晓冬, 周文文. 基于自适应粒子群算法的多无人机混合编队技术 [J]. 计算机测量与控制, 2021, 29 (2): 132-136.

(下转第 250 页)