

第二章 阵元级非均匀阵列构型优化设计方法

随着射频隐身技术和目标突防能力的不断提升,对于在复杂电磁环境下实现对低可观测目标的有效探测并提高雷达性能的需求愈发紧迫。传统的均匀阵列,受限于其阵列结构和硬件成本,已难以满足未来军事作战场景的要求。非均匀阵列作为一种新兴的阵列配置方式,因其出色的灵活性,在天线领域展现出了广泛的应用前景。例如,为了更高效地利用硬件资源、减少成本开支、提升系统灵活性及增强其对抗性能力^[95],诸如双功能阵列和可重构阵列等共享孔径阵列的概念正逐渐受到更多关注和研究^[96,97]。此外,基于无人机群的分布式稀疏阵列系统也被提出并应用于空中基站、空对空通信系统等多元化场景^[98-101]。为此,本章将深入探索阵元级非均匀阵列构型优化设计方法,将非均匀阵列构型设计问题抽象转化为天线位置矢量优化设计问题。通过灵活配置阵列天线构型,使得波束方向图主瓣指向目标方向,并最大程度抑制因非均匀孔径引起的栅瓣和高旁瓣问题,以满足现代雷达系统对高效、灵活的目标探测和抗干扰能力的需求。

2.1 共享孔径非均匀阵列天线位置与功率分配设计

对于传统相控阵雷达来说,现有的波束形成研究普遍采用固定功率合成,有利于简化系统重构,降低系统成本。然而,这种方法会导致在一些不感兴趣的空域方向上浪费了能量,进而可能增加系统受到干扰的风险。随着未来硬件和共享孔径的快速发展,每个发射单元的增益都是独立可控的,这为发射端的功率分配提供了更高的自由度。在总功率固定的情况下,可以实现不同天线间的合理功率分配,有效减少不必要的能量浪费。此外,在实际工程应用中,期望设计一种类似窗函数的固定功率分配模式,以灵活适应感兴趣区域的不同波束指向,减少计算量,提高扫描效率。本小节将重点探讨共享孔径下的可重构非均匀阵列构型设计方法。通过灵活控制天线位置,并进行合理的功率分配,旨在降低非均匀阵列合成的波束方向图峰值旁瓣电平 (Peak sidelobe level, PSLL)。在天线位置约束和功率约束的条件下,提出了一种基于最小化各扫描角波束方向图 PSLL 的优化模型。为了解决这一非凸问题,采用了基于 P 系统的改进膜优化算法 (Modified membrane algorithm based on P systems, MMAPS)^[42,102,103]。该算法在每次迭代过程中,都能实现种群的进化选择操作的并行执行,从而提高优化效率。

2.1.1 问题描述

本小节考虑了一个由 N 个非均匀分布的窄带远场天线构成的传感器阵列。假设发射信号为 $s(t)$ ， N 个天线的位置向量为 $[d_1, \dots, d_N]$ ，则这 N 个天线在方位角 θ 处的发射信号之和 $g(\theta, t)$ 可以表示为：

$$g(\theta, t) = (\mathbf{p} \odot \mathbf{w})^\dagger \mathbf{a}(\theta) s(t) \quad (2-1)$$

其中，向量 $\mathbf{p} = [p_1, \dots, p_N]^T \in \mathbb{R}^{N \times 1}$ 代表了每个天线的功率分配情况。 \mathbf{w} 为发射加权矢量，通常在实际应用中使用常规相位加权方法设计阵列加权系数，即令 $\mathbf{w} = \mathbf{a}(\theta_0)$ 来使波束的主瓣指向目标方向 θ_0 。 $\mathbf{a}(\theta)$ 为该非均匀阵列在方位角 θ 处的阵列导向矢量，表示如下：

$$\mathbf{a}(\theta) = [e^{-j2\pi d_1 \sin \theta / \lambda}, \dots, e^{-j2\pi d_N \sin \theta / \lambda}]^T \quad (2-2)$$

显然，当 $\theta = \theta_0$ 时， $g(\theta, t)$ 取得最大值。所以该非均匀阵列的方向图函数可以用 $F(\theta)$ 表示如下：

$$\begin{aligned} F(\theta) &= |g(\theta, t)|^2 / |s(t)|^2 \\ &= |(\mathbf{p} \odot \mathbf{w})^\dagger \mathbf{a}(\theta)|^2 \\ &= \left| \sum_{n=1}^N p_n e^{j2\pi d_n (\sin \theta - \sin \theta_0) / \lambda} \right|^2 \end{aligned} \quad (2-3)$$

另外，考虑到实际应用中的需求，往往期望一组固定的非均匀阵列构型能够同时适用于多个波束指向，而不是仅仅适用于单一方向。为此，假设该阵列的扫描观测区间为 $[-45^\circ, 45^\circ]$ ，即波束主瓣扫描区间与旁瓣监测区间均为 $[-45^\circ, 45^\circ]$ 。利用 $\mu = \sin \theta - \sin \theta_0$ 将原有的两个变量进行转化，并将其代入式 (2-3) 中，即可得到变换后的公式如下：

$$F(\mu) = \left| \sum_{n=1}^N p_n e^{j2\pi d_n \mu / \lambda} \right|^2 \quad (2-4)$$

考虑到 $\theta \in [-45^\circ, 45^\circ]$ ， $\theta_0 \in [-45^\circ, 45^\circ]$ 。因此， $\mu \in [-2 \sin 45^\circ, 2 \sin 45^\circ]$ 能够覆盖所有考虑情况。实施上述变量转化操作后，所得到的阵列构型能够同时适应多个波束指向，从而便于进行波束扫描等应用。

下面根据不同的 μ 值来分析不同波束指向下的阵列 PSLL 性能。具体地，此处将 $\mu \in [-\sqrt{2}, \sqrt{2}]$ 均匀地划分为 M 个离散点，即 μ_1, \dots, μ_M 。将代表主瓣的最小和最大索引标分别用 q_1 和 q_2 表示，因此 $\mathbf{b}_m = [\mu_{q_1}, \mu_{q_2}]$ 代表了主瓣的点集。 $\mathbf{b}_s = [\mu_1, \dots, \mu_{q_1}] \cup [\mu_{q_2}, \dots, \mu_M]$ 则表示旁瓣点集。因此，将 $F(\mu_{q_1})$ 到 $F(\mu_{q_2})$ 之间

的数值全部用 0 来替换，即可得到去除波束图主瓣后的旁瓣区域，从而便于计算 PSLI，具体表示如下：

$$\mathbf{c} = [c_1, \dots, c_{q_1}, \dots, c_{q_2}, \dots, c_M] \quad (2-5)$$

其中，

$$c_m = \begin{cases} F(\mu_m), & \mu_m \in \mathbf{b}_s \\ 0, & \mu_m \in \mathbf{b}_m \end{cases} \quad (2-6)$$

由于此处优化的目标是在 $\mu \in [-\sqrt{2}, \sqrt{2}]$ 内使波束方向图的 PSLI 最小。因此，目标函数可以表示为：

$$\text{PSLI}(d_1, \dots, d_N; p_1, \dots, p_N) = \max(\mathbf{c}) \quad (2-7)$$

在约束条件方面，考虑到天线单元的物理尺寸和相互耦合，相邻的两个天线单元之间的距离不能太小。因此，关于天线位置的最小间距约束可以表示为

$$d_{i+1} - d_i \geq \Delta d, i = 1, \dots, N-1 \quad (2-8)$$

其中， Δd 代表相邻两个天线单元的最小间距限制。对于共享孔径下的非均匀阵列来说，每个天线的功率是灵活可调的。此处对阵列总功率的平方和施加限制，以寻求最优的功率分配，具体的约束表示如下：

$$\mathbf{p}^T \mathbf{p} = 1 \quad (2-9)$$

其中， \mathbf{p} 的每一个元素都是一个实数。

基于以上分析，将非均匀阵列构型设计归纳为在施加位置约束 (2-8) 和功率约束 (2-9) 下最小化目标函数 (2-7) 的非凸优化问题，表示如下：

$$\mathcal{P} \begin{cases} \min_{d_2, \dots, d_{N-1}; \mathbf{p}} \max(\mathbf{c}) \\ \text{s.t. } d_{i+1} - d_i \geq \Delta d, i = 1, \dots, N-1 \\ d_1 = 0, d_N = D, \\ \mathbf{p}^T \mathbf{p} = 1, \mathbf{p} \geq 0 \end{cases} \quad (2-10)$$

这里将非均匀阵列的第一个和最后一个天线分别放置在 0 和 D 处，以确保固定的孔径。由于 \mathcal{P} 是一个非凸优化问题，直接获得其最优解较为困难。为此，本小节引入了基于 MMAPS 的优化框架，该算法因其出色的搜索能力和稳定性而备受青

睐^[103]。具体而言,MMAPS 框架采用并行结构,能够节省算法运行时间。此外,MMAPS 的多样化进化规则提高了进化种群的多样性,从而有效避免了算法陷入局部最优的风险^[102]。

2.1.2 优化算法

本小节考虑利用 MMAPS 框架来解决问题 \mathcal{P} 。MMAPS 是一种基于生物细胞结构和功能抽象而得到的计算模型,凭借其出色的优化性能与高效的优化速度,被认为是一种理想的分布式计算结构^[102]。膜优化算法模拟了膜的特性,通过动态调整搜索空间的形态与尺度,赋予搜索过程更大的灵活性。这种调整往往基于当前解的信息,使搜索过程更加聚焦于潜在的优秀解。此外,该算法具有自适应特性,能够根据搜索进度自动调整参数与策略,进而提升收敛性和全局搜索能力。同时,膜优化算法具有引入多样性的机制,以防止算法陷入局部最优解,这通常通过引入随机性、交叉操作或其他探索策略来实现。

如图2-1所示,本节采用的 MMAPS 框架包括两个并行子系统,其中每个子系统都属于混合膜结构。此外,两个并行子系统均各自包含两个嵌套的子系统。在

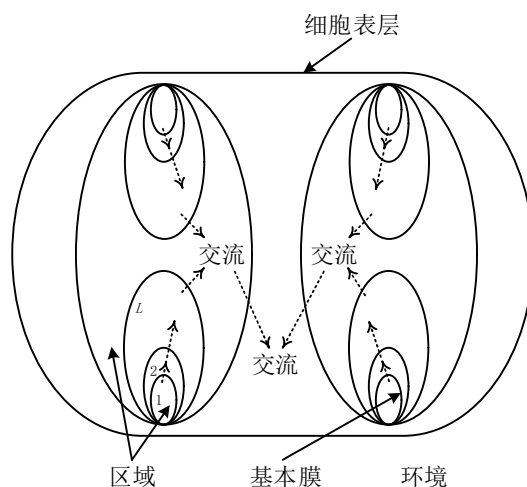


图 2-1 MMAPS 混合结构示意图

每个区域内,存在着多组与细胞膜内化学分子流动相对应的符号对象,每个区域的物体在膜之间传递物质。在每个子系统中,信息不断从内部区域传递到外部区域,并在这一过程中筛选出更优的对象。通过子系统间的通信和交换,得到一个生成周期内的最优目标。随后,针对性能卓越的对象进行重组,确保新一代对象相较于前代更为优越。随着时间的推移,每个区域的对象不断进化,逐步逼近最优解。图2-2给出了 MMAPS 的基本流程图,接下来将详细介绍算法的优化过程,