

针对球冠阵稀布优化问题的粒子群与凸优化改进算法

李润泽^{1,2}, 张海瑛¹, 窦修全^{1,2}

(1. 中国电子科技集团公司 第54研究所, 石家庄 050081;

2. 河北省电磁频谱认知与管控重点实验室, 石家庄 050081)

摘要: 针对低轨天基卫星互联网侦察系统中全空域实时侦收的需求, 常采用球冠天线阵接收的方案以达到多目标空域同时侦收的目的; 为避免阵列接收中常见的栅瓣问题, 且要求同时获得较窄的波束宽度, 相控阵常采用均匀分布间隔布阵的方式, 但这就导致阵元数目急剧增加, 因此需要对球冠阵接收体制进行稀布优化研究; 基于此, 采用一种将粒子群与线性规划凸优化理论相结合的优化算法, 新方法充分利用粒子群算法全局搜索能力强的优点, 并结合凸优化算法局部最优即全局最优的特点, 将阵元权值与位置作为联合变量进行优化, 从而提升稀布阵列的性能; 理论分析和仿真试验验证了该方法在实现稀布效果最优的同时可以有效降低旁瓣电平、保证高增益性能。

关键词: 稀布阵列; 粒子群优化; 线性规划; 凸优化; 旁瓣电平; 波束宽度

Particle Swarm and Convex Optimization Improvement Algorithm for Sparse Optimization of Hemispherical Array Antenna

LI Runze^{1,2}, ZHANG Haiying¹, DOU Xiuquan^{1,2}

(1. The 54th Research Institute of China Electronics Technology Group Corporation, Shijiazhuang 050081, China;

2. Hebei Province Key Laboratory of Electromagnetic Spectrum Cognition and Control, Shijiazhuang 050081, China)

Abstract: In view of urgent need for real-time detection of the low-orbit space-based satellite Internet detection system in the whole airspace, the spherical crown antenna array receiving scheme is often used to achieve simultaneous detection of multiple targets and all airspace. In order to avoid common grating lobe problem in array reception and to obtain a narrow beam width, phased array antennas are often designed in an evenly distributed and spaced manner, but this leads to a sharp increase in the number of array elements, so it is necessary to study the sparse distribution optimization of the spherical crown array receiving system. Based on this, this paper presents an optimization algorithm combining particle swarm and linear programming convex optimization theory. This novel method makes full use of the strong global search ability of particle swarm optimization algorithm, combines the characteristics of local optima or global optima in the convex optimization algorithm, and optimizes the array element weight and position as joint variables, so as to improve the performance of the sparse array. Theoretical analysis and simulation experiments show that the proposed method can effectively reduce sidelobe level and ensure high gain performance while achieving an optimal thinning effect.

Keywords: sparse array; particle swarm optimization; linear programming; convex optimization; sidelobe level; beamwidth

0 引言

在轨互联网卫星数量的不断增加以及编队飞行卫星

群的快速发展, 使得针对中低轨卫星群的侦察系统中阵列天线接收技术也在不断地更新, 涌现出了众多的新型阵列接收天线。阵列天线可以根据不同的标准进行分类,

收稿日期:2024-10-12; 修回日期:2024-11-13。

基金项目:联合基金项目一重点支持项目(U20B2071)。

作者简介:李润泽(1988-),男,硕士研究生。

通讯作者:张海瑛(1973-),女,博士,正高级工程师。

引用格式:李润泽,张海瑛,窦修全. 针对球冠阵稀布优化问题的粒子群与凸优化改进算法[J]. 计算机测量与控制, 2025, 33(2): 175-183.

其中一种常见的分类方式是根据组阵的形式。按照这一标准,可以将阵列天线分为一维线阵、二维面阵、三维立体阵^[1]等类型。线阵和面阵作为传统的阵列天线,其理论基础和应用技术已经相对成熟,它们在许多通信侦察接收系统中都发挥着重要作用。针对低轨天基卫星互联网侦察系统中全空域实时侦收的需求,常采用球冠天线接收的方案以达到多目标全空域同时侦收的目的。然而,这些传统阵列天线在全空域覆盖方面存在一定的局限性,尤其是在低仰角的情况下,方向图增益较低,在波束扫描范围上,难以满足全空域覆盖的需求^[2-3]。

同时,为了避免阵列接收中常见的栅瓣问题,且要求同时获得较窄的波束宽度,相控阵常采用均匀分布间隔布阵的方式,但这就导致阵元数目急剧增加。于是,人们开始寻求新的解决方案。在这一背景下,三维立体阵天线因其独特的优势而成为研究的热点。在众多立体阵列中,球冠阵因其在性能和成本方面的优势而备受青睐^[4-5]。然而,尽管球冠阵在理论上具有诸多优点,但在实际应用中,其设计和实现仍然面临着一系列挑战:

例如,由于天线阵列的方向图主波束宽度与阵列的孔径近乎成正比关系^[6],并且为规避耦合与栅瓣等问题的产生,通常会选取间隔距离为半个波长的等距离排布方式实施布阵。如此一来,便会致使阵元数目相应增多,进而致使设备体积、系统重量以及生产成本显著上升。

此外,低轨天基卫星互联网侦察系统往往是对多个目标进行追踪,所需方向图需要高增益的主瓣和较小的旁瓣电平。故而在确保系统性能的基础之上,尽最大可能削减阵元数量,同时采用非均匀间隔的布阵方式成为当下的研究热点,球冠阵天线的稀疏优化研究具备关键的实际意义与工程价值。

由于球冠阵天线的方向图函数是一种非线性函数,其稀疏优化设计问题是一个多维非线性优化问题,目前仍然是一个研究难题。为此,研究者们不断努力探寻高效的优化算法。在技术持续发展的进程中,涌现出诸多成熟且可靠的稀疏优化算法,诸如遗传算法^[7-9]、粒子群算法^[10-12]等智能优化算法,并在这些算法上进行了改进。然而,纵然智能优化算法已趋于成熟,却依旧存在求解耗时过长、收敛速度迟缓等问题。特别是在对多目标问题进行优化时,将会耗费大量的计算资源。

凸优化是一个常用于稀疏优化的方法,Eng 等人^[13]就用重加权范数最小化算法进行稀疏优化。但是,仅使用凸优化方法实现稀疏阵,仍然存在着一些问题。如在综合稀疏阵列时,往往需要考虑不止一个方面的问题,既需要使稀疏阵的方向图与目标方向图的相似度最高,又要追求如阵元个数、阵元间距、鲁棒性等特性达到最优,而这些问题往往很难直接转化成凸函数的形

式^[14]。此外,基于凸优化的阵列综合算法只能直接优化阵列的激励,不能直接优化阵元位置。为了满足对于优化阵元位置的需求,还需要对其进行栅格划分等相关处理^[15-16]。

因此,仅使用智能优化算法或者凸优化算法所得最终结果并不理想。基于此,本文将凸优化算法与智能优化算法相结合,通过智能优化算法的全局搜索能力,可以有效避免算法过早地陷入局部最优解。同时,凸优化算法的引入确保了在局部区域内能够快速精确地找到最优解,这不仅提高了算法的收敛速度,还增强了算法处理复杂约束,尤其是非凸约束问题的能力。这种综合利用两种算法优势的方法,为稀疏阵列天线的设计提供了一种高效、可靠的解决方案。

1 球冠阵的数学模型分析

1.1 球冠阵的方向图函数

假设某一天线阵元 n 在空间中的位置矢量为:

$$\vec{r}_n = (r \sin\theta \sin\varphi, r \sin\theta \cos\varphi, r \cos\theta) \quad (1)$$

则阵元到观察点 P 与原点 O 到观察点 P 之间的波程差为:

$$W_n = x_n \sin\theta \sin\varphi + y_n \sin\theta \cos\varphi + z_n \cos\theta \quad (2)$$

以原点 $O(0, 0, 0)$ 为参考点, P 点处的辐射强度为:

$$F_n(\theta, \varphi) = A_n f_n(\theta, \varphi) * \exp[j(\psi_n + kW_n)] \quad (3)$$

其中: A_n 为阵元 n 的激励幅度, ψ_n 为阵元 n 的初始相位, f_n 为阵元 n 的阵元方向图, $k = 2\pi/\lambda$ 为波常数。则对于一个由图 1 所示的由 N 个阵元组成的球冠天线阵列,阵元距离坐标原点的距离均为 R , 初始相位为 0。

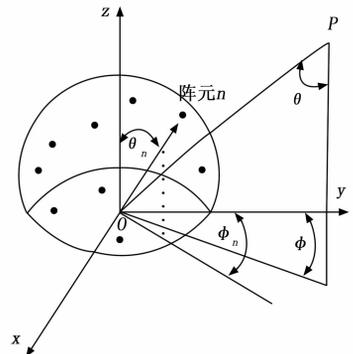


图 1 球冠天线阵列示意图

当主波束指向为 (θ_0, φ_0) , 则球冠形天线阵列的方向图函数为:

$$F = \sum_{n=0}^{N-1} A_n f_n(\theta, \varphi) e^{-j 2\pi R/\lambda (\alpha_n - \beta)} \quad (4)$$

其中:

$$\alpha_n = \sin\theta \sin\theta_n \cos(\varphi - \varphi_n) + \cos\theta \cos\theta_n$$

$$\beta_n = \sin\theta_0 \sin\theta_n \cos(\varphi_0 - \varphi_n) + \cos\theta_0 \cos\theta_n$$

从现实角度出发, 天线阵元方向图通常不满足全向性, 因此可采用典型的有向阵元方向图:

$$f_n(\theta, \varphi) = \cos(\theta - \theta_i), \quad |\theta - \theta_i| \leq 90^\circ \quad (5)$$

1.2 建立满足约束条件的阵列模型

对于一个阵列来说, 其最小阵元间隔的距离公式为:

$$d_a = \sqrt{(d_{kx} - d_{lx})^2 + (d_{ky} - d_{ly})^2 + (d_{kz} - d_{lz})^2} \quad (6)$$

其值大小通常不小于 $\lambda/2$ 。

其中: d_{kx} 、 d_{lx} 为直角坐标下, 阵元 k 和阵元 l 的 x 轴坐标。同理, d_{ky} 、 d_{ly} 和 d_{kz} 、 d_{lz} 分别表示阵元 k 和阵元 l 的 y 轴和 z 轴坐标。

考虑到阵元数太多导致运算时间过长的问题, 可通过将距离间隔转化为角度间隔的方法来进行优化。此优化问题可描述为: 通过求解阵元位置 (d_1, \dots, d_N) , 使该球冠阵列在目标俯仰角和方位角方向处的归一化最大旁瓣电平最低。即:

$$\begin{aligned} & \min \{ \max [F_{dB(\theta)}, F_{dB(\varphi)}] \} \\ \text{s. t. } & \begin{cases} |d_k - d_l| \geq d_c \\ d_c = \lambda/2, 1 \leq l, k \leq N \end{cases} \end{aligned} \quad (7)$$

其中:

$$F_{dB(\theta)} = \frac{F(\varphi, \theta_0; \varphi_0, \theta_0)}{\max F(\varphi, \theta_0; \varphi_0, \theta_0)}, \theta \in S_1$$

$$F_{dB(\varphi)} = \frac{F(\varphi, \theta_0; \varphi_0, \theta_0)}{\max F(\varphi, \theta_0; \varphi_0, \theta_0)}, \varphi \in S_2$$

S_1 表示 $\theta = \theta_0$ 时方位向方向图的旁瓣区间, S_2 表示 $\varphi = \varphi_0$ 时俯仰向方向图的旁瓣区间。

容易证明, 这样的变换能满足最小阵元间距的约束。

角度间隔 d_φ 与阵列半径 R 由余弦定理计算得到, 即:

$$d_\varphi = \arccos\left(\frac{2R^2 - d_a^2}{2R^2}\right) \quad (8)$$

为了达到全空域内电性能的均匀一致的目标, 首先需要对球面阵列进行布局设计。为了理论化球面阵元的排列形式, 出现了包括投影法、螺旋法、同心圆环排布等方式。相关研究表明^[17], 这几种方法的增益与来波仰角的关系曲线基本一致, 但正二十面体六次剖分的阵元数目过大。而投影法与螺旋分布法在低仰角区域的增益过低。且无论是投影分布、螺旋分布还是正二十面体分布都因为其结构特点无法保证阵元间距的稳定性。因此, 从阵列数学模型建立的复杂度、阵列天线辐射性能等因素综合考虑, 最终选择同心圆环分布作为球面单元的排布状态。

为了保证阵元在位置发生改变后, 不会出现阵元之

间距离过近的情况, 通常会对阵元的分布区域首先进行预划分处理, 并对不同区域可分布阵元数进行预计算^[18], 则圆环数 M 可由如下公式进行计算:

$$M = \left\lfloor \frac{\pi/2}{d_\varphi} \right\rfloor + 1 \quad (9)$$

式中, $\lfloor \cdot \rfloor$ 表示向下取整; d_φ 为阵元最小间距。

阵列排布切面如图 2 所示。

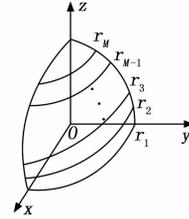


图2 阵列排布切面图

其中: r_i 为第 i 个圆弧的半径。

θ_n 为两纬弧之间的夹角, 即:

$$\theta_n = d_\varphi \quad (10)$$

$$r_i = R * \sin(i\theta_n), \quad i = 1, 2, \dots, M。$$

每个圆弧上的阵元个数 K_i 为:

$$K_i = \left\lfloor \frac{2\pi}{d_\varphi} \right\rfloor, \quad i = 1, 2, \dots, M \quad (11)$$

其阵元排布大致情况如图 3 所示。

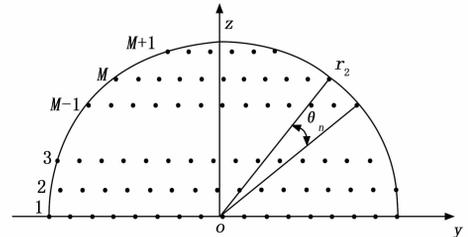


图3 阵元排布切面图

此外, 在进行方向图计算时, 由于其形状的遮挡会导致阵列在不同波束角度下的阵元参与工作的数量有所差异, 这种遮挡效应会直接影响阵元对方向图的贡献。因此, 需要在计算过程中根据不同的方向来判断阵元的遮蔽情况。一种较为常用的方法是通过平行波束与阵列的切线来判断该阵元是否对方向图数有贡献。

以球冠阵列为例的遮挡示意图如图 4 所示。

当阵元接收到来波方向为 (θ, φ) 时, 处于阴影部分的阵元被遮挡, 阴影内的阵元不参与工作。假设阴影内某阵元所在的切平面法向量为:

$$\mathbf{r}_1 = (\sin\theta' \sin\varphi', \sin\theta' \cos\varphi', \cos\theta')^T \quad (12)$$

来波方向的法向量为:

$$\mathbf{r}_2 = (\sin\theta \sin\varphi, \sin\theta \cos\varphi, \cos\theta)^T \quad (13)$$

则当 $\mathbf{r}_1 * \mathbf{r}_2 < 0$ 时, 便可认为该阵元被遮挡。通过这样的计算方法有助于确保方向图的准确性和可靠性。

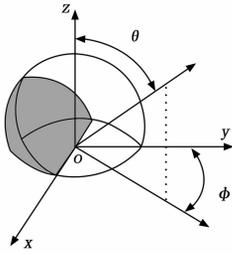


图 4 遮挡示意图

2 基于粒子群与凸优化的改进算法

2.1 粒子群算法理论分析

粒子群优化算法 (PSO) 诞生于 20 世纪 90 年代初期, 是由 Kennedy 和 Eberhart 一同提出的群智能优化算法^[19]。

算法凭借其高搜索效率、快速收敛以及简便操作, 受到国内外学者的高度重视与广泛关注, 被广泛应用于解决天线阵列优化、赋形等问题^[20-21]。

粒子群算法的更新公式由三部分构成: 第一部分为粒子先前的速度, 发挥了平衡全局和局部搜索的作用; 其二是认知部分, 激励粒子趋向自身曾经探索到的最优位置, 使得粒子具备足够强劲的全局搜索能力; 其三为社会部分, 它体现了粒子间的信息共享与协作, 引导粒子飞向粒子群中的最优位置。

其更新公式为:

$$v_i(t+1) = \omega v_i(t) +$$

$$c_1 r_1 [p_i - x_i(t)] + c_2 r_2 [p_g - x_i(t)] \quad (14)$$

$$x_i(t+1) = x_i + v_i(t+1) \quad (15)$$

其中: x_i 为待优化的参数, 通过反复迭代使得最后结果更接近预期结果; ω 为惯性因子, 该因子影响着每一代粒子移动的速度; v_i 为每一代粒子移动的速度; p_i 为第 i 个粒子经历的最优位置, p_g 为所有粒子的全局最优解, c_1 、 c_2 为学习因子, 分别代表个体经历的最优位置和所有粒子的全局最优解, 一般被设计为 1.5 到 2 之间。在算法的执行过程中, 对于每个粒子, 根据随机生成的大小区间在 $[0, 1]$ 内的参数 r_1 、 r_2 来调整其速度和位置, 以实现系统的自我调节和参数优化。其流程如图 5 所示。

从粒子群算法的原理中可以看出, 尽管粒子群算法全局搜索能力强、收敛速度较快, 但是该算法的结果对惯性权重、学习因子等参数的设置的依赖较大, 在复杂问题或存在多个局部最优解的情况下, 该算法很难找到全局最优解。当应用于优化球冠天线阵稀疏问题时, 仅使用粒子群算法可能在有限的资源下难以达成要求的精确性。在问题复杂度增加时, 可能无法找到最优的波束形状和稀疏度。

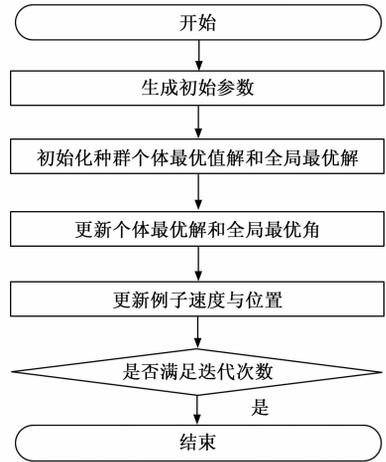


图 5 粒子群算法流程图

2.2 凸优化算法理论分析

凸优化理论分析侧重于探讨在凸优化函数的优化背景下寻找全局最优解的数学方法。凸函数具有一个特性: 在任何两点间, 连接这两点的直线都包含在其值域内, 意味着局部最优即为全局最优。基于这一原理, 算法如单纯形法、梯度下降等方法便是利用了这一特点高效地找到最优解, 避免陷入局部最优困境。

凸优化问题的数学模型可以表示为:

$$\min f_0(x) \quad (16)$$

$$\text{s. t. } \begin{cases} f_i(x) \leq b, i = 1, \dots, m \\ h_i(x) = 0, i = 1, \dots, p \end{cases} \quad (17)$$

在实际应用中, 通常用消除等式约束条件、引入等式约束条件、松弛变量等方法将一般性优化问题转化为凸优化问题, 其形式如下:

$$\min f_0(x) \quad (18)$$

$$\text{s. t. } \begin{cases} f_i(x) \leq 0, i = 1, \dots, m \\ a_i^T x = b_i, i = 1, \dots, p \end{cases} \quad (19)$$

在这样的公式条件下, 凸优化问题必须满足以下 3 个条件^[21]:

- 1) 目标函数要为凸函数;
- 2) 约束函数要为凸函数;
- 3) 等式约束函数必须要是仿射的。

仿射函数是一个线性函数和一个常数的和, 线性函数由 1 阶多项式构成, 常数项为 0。

在稀疏问题中, 通常会将问题表述为如下公式:

$$\min \{ \max [|w^H b(\theta_0, \varphi_0)|] \} \quad (20)$$

$$\text{s. t. } CC_s$$

式中, (θ_0, φ_0) 为目标方向, w 为权值矢量, b 为导向矢量, CC_s 表示与优化问题对应的凸约束条件。

2.3 联合优化算法

根据上述思路, 结合粒子群优化算法和凸优化算

法, 将位置作为变量, 通过凸优化算法同时确定最佳权重和结果, 将最佳结果作为适应度值。该方法的流程图如图 6 所示。

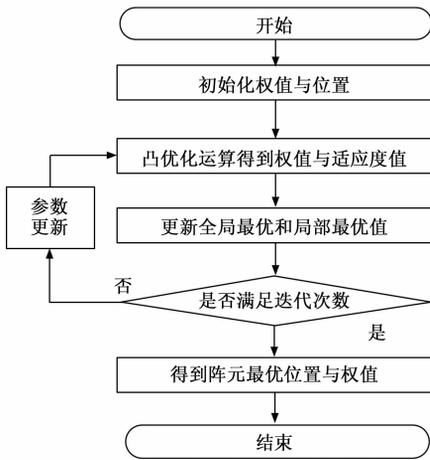


图 6 算法流程图

在这种思路下, 有学者借助二阶锥规划的方式, 将权值与方向图的实部与虚部分别处理^[23-25], 并将约束设置成期望方向的幅度为一定值, 在该条件下计算最小旁瓣值, 如下式所示:

$$\begin{aligned} & \min \mathbf{F}^T \mathbf{A} \\ & \left\| \begin{pmatrix} 0 & b_R(\theta_i, \varphi_i) & b_I(\theta_i, \varphi_i) \\ 0 & b_I(\theta_i, \varphi_i) & -b_R(\theta_i, \varphi_i) \end{pmatrix} \mathbf{A} \right\| \leq \alpha \\ & \left\| \begin{pmatrix} 0 & b_R(\theta_0, \varphi_0) & b_I(\theta_0, \varphi_0) \\ 0 & b_I(\theta_0, \varphi_0) & -b_R(\theta_0, \varphi_0) \end{pmatrix} \mathbf{A} + \begin{pmatrix} -1 \\ 0 \end{pmatrix} \right\| = 0 \end{aligned} \quad (21)$$

式中, $\mathbf{F} = [1, 0, 0]^T$, $\mathbf{A} = [\alpha, \omega_R^T, \omega_I^T]^T$; ω_R, ω_I 分别表示权值的实部与虚部; $b_R(\theta_i, \varphi_i)$ 为旁瓣实部, $b_I(\theta_i, \varphi_i)$ 为旁瓣虚部; $b_R(\theta_0, \varphi_0)$ 为目标方向实部, $b_I(\theta_0, \varphi_0)$ 为目标方向虚部; 但是这样做的话, 会使变量的个数增加, 从而导致在计算复杂程度上有所增加, 因此可能会导致计算时间的增加。

此外, 再利用工具包对凸问题进行求解时, 往往是利用内点法设置新函数, 不可避免地会产生与原函数的解的误差, 当主瓣范围较大, 有时会导致在目标方向无法获取最大值。其原因在于该方法仅能确保旁瓣最小, 而在主瓣范围内与期望目标方向相近角度的幅度可能会大于目标方向的幅度。

基于此, 本文通过另一种思路, 即线性规划的思路来实现稀布效果。由前文可知, 阵列的方向图函数可以简要表示为:

$$F(\theta, \varphi) = \mathbf{w}^H \mathbf{b} \quad (22)$$

式中, \mathbf{w} 为权值矢量, \mathbf{b} 为导向矢量。

通过合适的约束条件, 就可得到在该位置的最优权值。为了使函数变成凸优化函数, 并计算出该处的适应

度值, 还需要引入一个变量 a 与一个常数 c , 整个公式变成了:

$$\begin{aligned} & \min(a), \varphi_s \in \Omega_s \\ & \text{s. t. } \begin{cases} || \mathbf{w}^H \mathbf{b}(\varphi_0) - c || \leq a \\ || \mathbf{w}^H \mathbf{b}(\varphi_s) || \leq 1 \\ || \mathbf{w} || \leq 1 \end{cases} \end{aligned} \quad (23)$$

在方向图要求不高时, 可以将式 (17) 写成:

$$| \mathbf{w}^H \mathbf{b}(\varphi_0) - c | \leq a \quad (24)$$

上式的含义是在目标方向上, 主瓣的增益尽量等于 c 的同时, 副瓣最小。因此 c 需要尽可能地大一些。

在满足上式的情况下, 幅度加权就被限制到了 $[0, 1]$, 因此, c 取阵元数即可。 a 即为适应度值。

通过分析得知, 该方法在阵元数较大时, 其结果近似与二阶锥方法所得结果相同。其原因是在使用二阶锥的方法时, 通过降低目标方向的旁瓣大小, 会将目标方向附近的能量转移到距离目标角度较远处, 使其幅度增加, 最终达到与线性规划方法所得结果相似的方向图。

这种组合利用了粒子群算法的局部搜索特性和凸优化算法的全局搜索能力, 提高了整体算法的效率和鲁棒性。通过将两种方法相结合, 可以更有效地解决优化问题, 同时也增加了算法的适用范围和灵活性。

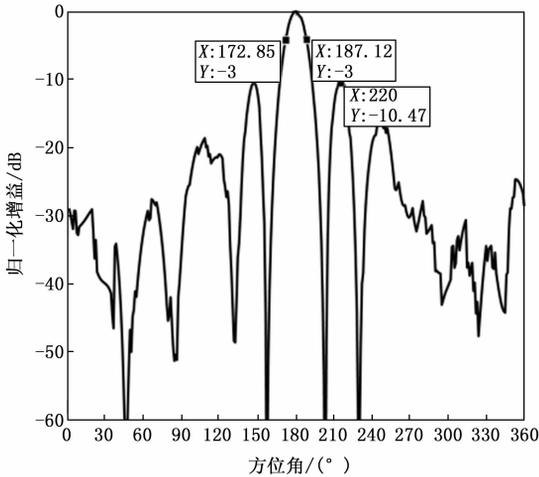
3 试验仿真与性能分析

考虑一个半径 $R=2\lambda$ 的半球, 波长 $\lambda=1$ m。令波束指向为 $\theta=40^\circ$, $\varphi=180^\circ$ 。满阵阵元数 $N=108$, 适应度值为俯仰向和方位向的第一旁瓣电平之和, 其方向如图 7 所示。

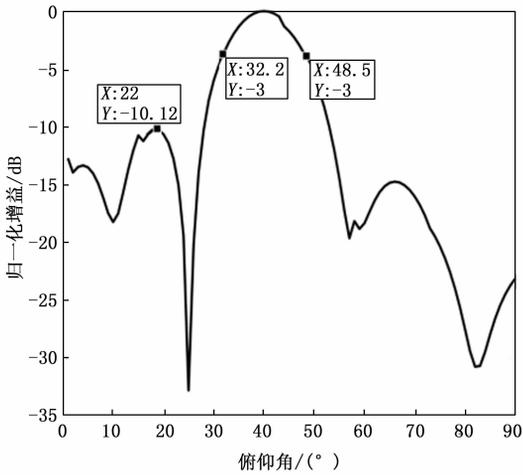
从图 7 中可以看出, 在未进行优化前, 俯仰方向的半功率波束宽度测量值为 16.3° , 而旁瓣的最大电平则为 -10.12 dB; 对于方位方向, 半功率波束宽度稍窄, 为 14.27° , 旁瓣最大电平则稍低, 为 -10.47 dB。为了进一步提升阵列天线的性能, 采取粒子群算法对阵列模型进行稀布优化。在优化过程中, 粒子种群的数量设置为 100, 迭代次数定为 50 次, 以期通过这些参数的调整, 实现阵元数量的优化, 最终稀布后的阵元数减少至 74 个。如图 8 所示, 通过粒子群算法对阵元位置的优化, 俯仰方向和方位方向的旁瓣电平均有所下降。但是其半功率波束宽度有所展宽, 尤其是方位方向的半功率波束宽度达到了 18.7° , 这表明在优化过程中还需进一步调整和优化以达到更理想的波束成形效果。

为了进一步实现稀布阵列性能的提升, 将阵元的位置和权值作为联合变量进行优化, 将凸优化技术融入粒子群算法中。

图 9 展示了通过粒子群算法结合凸优化技术进行稀布优化后的方向图结果。与仅应用粒子群算法相比, 引入凸优化算法后, 方向图的最大旁瓣电平得到了显著降

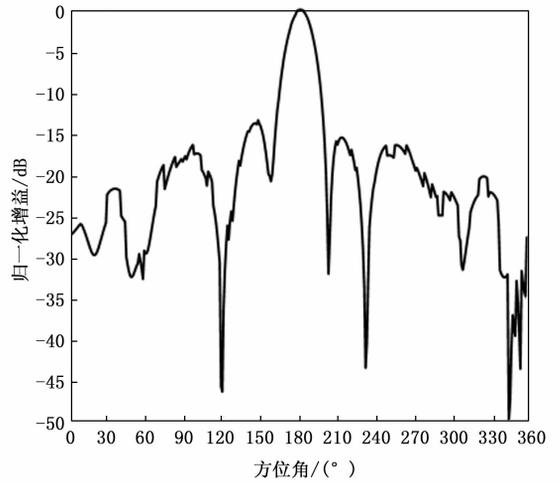


(a) 满阵元方位方向方向图

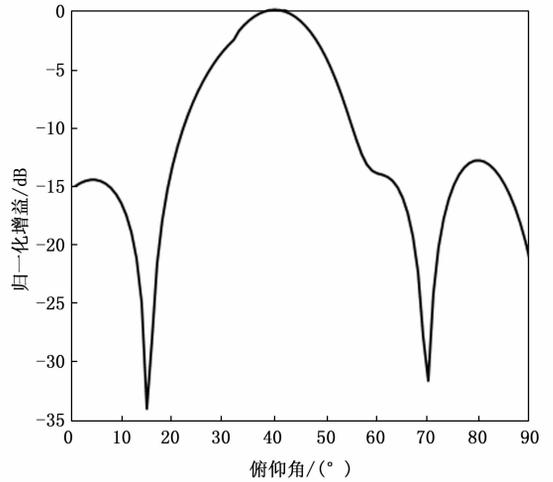


(b) 满阵元俯仰方向方向图

图 7 满阵元方位向与俯仰方向方向图



(a) 粒子群算法方位方向方向图



(b) 粒子群算法俯仰方向方向图

图 8 粒子群算法方位向与俯仰方向方向图

低，无论是在俯仰方向还是方位方向，旁瓣的最大电平均有所下降，显示出更优的波束控制能力。此外，半功率波束宽度也得到了有效的缩减，这表明凸优化算法的引入不仅提高了旁瓣的抑制效果，还优化了波束的指向性和集中度，从而在稀布阵列的应用中实现了更精确的波束成形。

两种算法所得相关结果如表 1 所示。

表 1 两种算法结果比较

算法	稀布率 / %	俯仰向最大旁瓣电平 / dB	俯仰向半功率波束宽度 / (°)	方位向最大旁瓣电平 / dB	方位向半功率波束宽度 / (°)
粒子群算法	68.6	-12.78	18.66	-13.39	18.7
联合优化算法	68.6	-15.09	13.18	-14.93	14.9

上面的方向图仅在俯仰方向和方位方向上，为了更好地观察两种方法的方向图在空间中不同角度所呈现出的特点，将坐标轴进行转换。令：

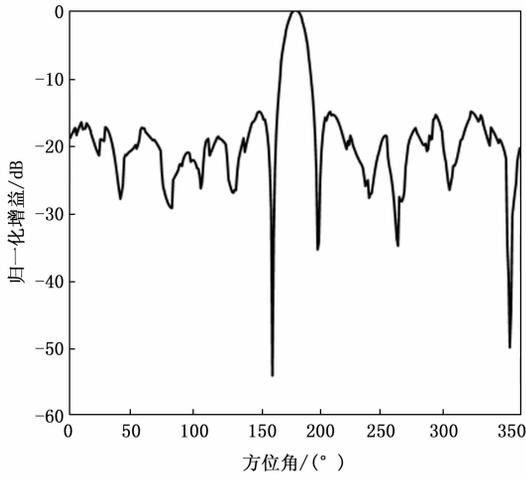
$$\begin{cases} U = \sin\theta \cos\varphi \\ V = \sin\theta \sin\varphi \end{cases} \quad (24)$$

坐标轴变换后的三维方向图俯视图如图 10 所示。

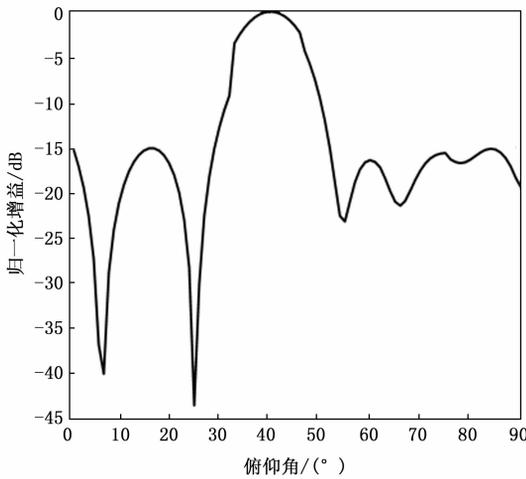
通过对比图像可以明显观察到，仅使用粒子群算法优化后的方向图表现出较宽的主瓣宽度，并且在其他方向（尤其是边界区域）的旁瓣电平有显著的增强。这表明算法在优化过程中未能有效控制旁瓣的电平。相较之下，本文提出的优化方法得到的结果显示，方向图的主瓣宽度得到了显著的缩减，同时在其他角度的旁瓣电平得到了有效抑制，没有出现明显的抬升现象。此外，副瓣的大小变化也显得更加平稳，没有较大波动，这表明本文所采用的方法在旁瓣控制和波束成形方面具有更好的性能。

两种方法的收敛曲线如图 11 所示。

可以从图中看出，本文算法在 16 次左右达到基本稳定，且相较于粒子群算法，本文算法收敛更快，结果更优。



(a) 联合优化算法方位向方向图



(b) 联合优化算法俯仰向方向图

图 9 联合优化算法方位向与俯仰向方向图

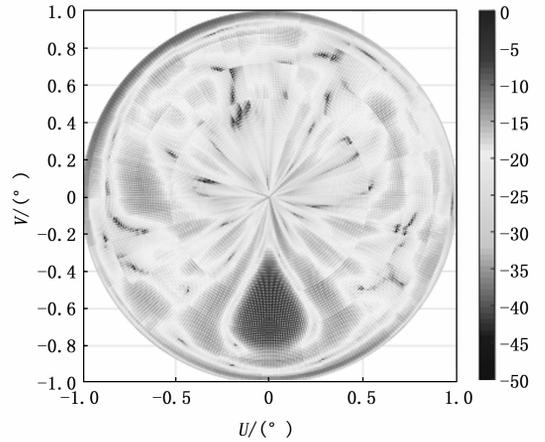
为进一步说明本文算法的稳定性, 图 12 给出了 20 次实验结果的相关参数曲线。由图可以看出, 本文算法所得结果稳定。

综合分析, 两种算法的优缺点如表 2 所示。

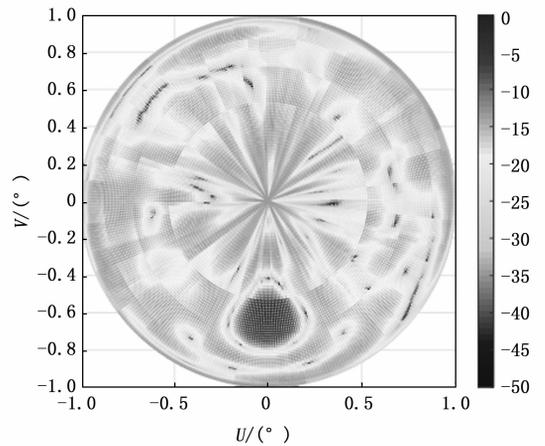
表 2 两种算法优缺点比较

算法	优点	缺点
粒子群算法	收敛速度快, 公式简单, 适用范围广	容易陷入局部最优, 所得结果往往不满足需求
联合优化算法	可以获得更优的解	程序运算时间与变量个数成正比。处理复杂、高维特征数据能力较差

因此, 虽然该算法能够提供更优的解, 但它仍然存在一些局限性: 在应用场景复杂且需要引入更多变量时, 算法的运算时间会迅速增加。得益于 GPU 的发展, 近年来神经网络的运算速度得到了极大提升, 因此, 通过训练神经网络来解决大量实例, 以近似学习复杂的凸



(a) 粒子群算法三维方向图俯视图



(b) 联合优化算法三维方向图俯视图

图 10 三维方向图俯视图

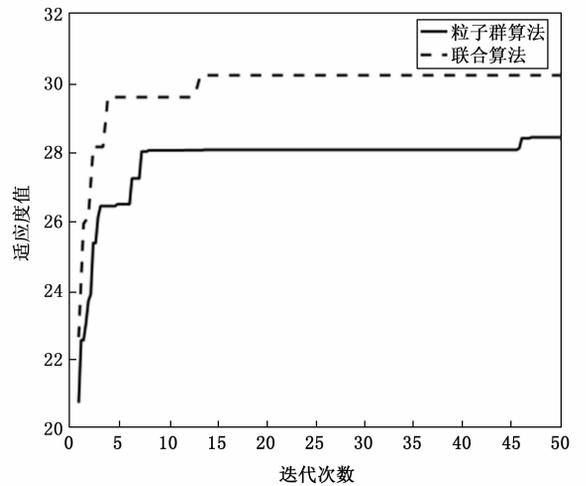


图 11 算法收敛曲线

优化问题, 或是通过神经网络出发构建凸优化函数程序以此来减少算法的用时, 将会是下一步的研究方向。

4 结束语

实验仿真分析结果表明, 仅针对阵元位置进行优化

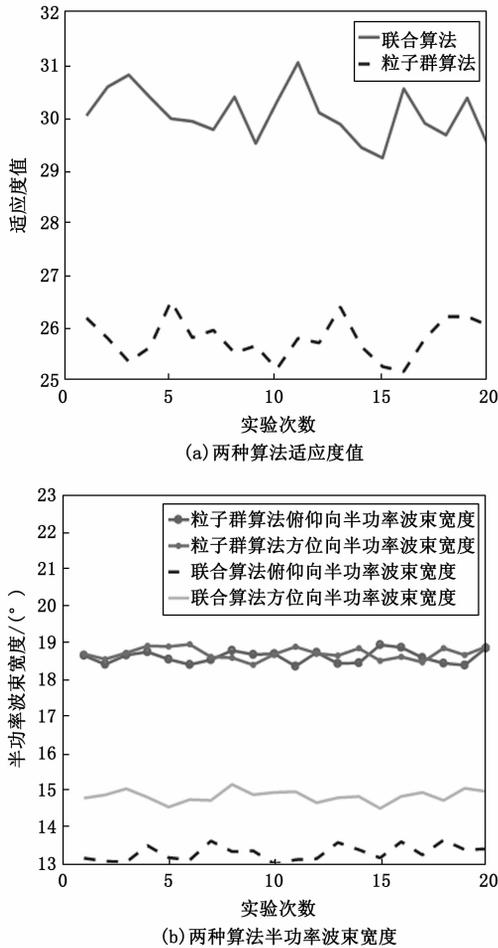


图 12 20 次实验结果相关参数曲线

得到的方向图性能并不理想，这促使研究者探索更全面优化策略的必要性。因此，本研究提出了一种创新的联合优化算法，该算法不仅考虑了阵元的位置，还将权值作为优化变量，以实现更优的波束成形效果。

在粒子群算法中，尽管其在全局搜索中表现出色，但在处理高维问题时，算法容易陷入局部最优解，这限制了其在稀疏阵列优化中的应用。为了克服这一局限性，本研究引入了凸优化算法。凸优化问题的一个显著特点是，其局部最优解同时也是全局最优解，这使得凸优化算法在处理局部搜索时具有天然的优势。

结合这两种算法的优势，本研究提出的联合优化算法采用了一种协同策略：粒子群算法负责在全局范围内搜索最优解，而凸优化算法则在局部范围内精细化搜索，以确保找到全局最优解。仿真结果表明，这种联合优化策略不仅能够获得更优的稀疏布局结果，而且能够有效降低方向图的最大副瓣电平，从而改善波束成形的质量。

此外，本研究提出的联合优化算法在收敛速度和最终结果都表现出了显著的优势。算法的效率不仅得到了

提升，同时结果的稳定性也得到了增强。这种算法的引入，不仅提高了算法的效率和鲁棒性，而且对于解决稀疏阵列设计中的复杂多目标优化问题具有重要意义。这对于稀疏阵列设计的实际应用，尤其是在需要精确波束控制和优化覆盖范围的场合，提供了一种有效的解决方案。通过这种联合优化策略，稀疏阵列天线的设计和应用将更加灵活和高效，为通信侦察接收系统的性能提升提供了强有力的技术支持。

参考文献：

- [1] 李永维. 和差式比幅测向天线阵的设计与实现 [D]. 成都: 电子科技大学, 2018.
- [2] 肖 遥, 蔚保国, 翟江鹏. 全空域球形数字多波束天线波束控制方法研究 [J]. 无线电工程, 2017, 47 (3): 39-42.
- [3] 朱 超, 熊 沛, 陈红光. 一种半球面相控阵天线的低仰角增益优化设计 [J]. 电子测试, 2023 (4): 18-21.
- [4] TOMASIC B, TURTLE J, LIU S. The Geodesic sphere phased array antenna for satellite communication and air/space surveillance-part 1 [R]. Air Force Research Laboratory (AFRL) in-House Technical Report, 2004.
- [5] KUMMER W H. Basic array theory [J]. Proceedings of the IEEE, 1992, 80 (1): 127-140.
- [6] 王 建, 郑一农, 何子远. 阵列天线理论与工程应用 [M]. 成都: 电子科技大学出版社, 1989.
- [7] RAJI M F, ZHAO H, MONDAY H N. Fast optimization of sparse antenna array using numerical Green's function and genetic algorithm [J]. International Journal of Numerical Modelling: Electronic Networks, Devices and Fields, 2020, 33 (4): e2544.
- [8] 国 强, 王亚妮, 袁 鼎, 等. 基于改进整型遗传算法的稀疏矩形平面阵列优化 [J]. 国防科技大学学报, 2023, 51 (2): 105-111.
- [9] 刘文旭, 朱 进, 吕飞飞. 基于粒子群算法的广域稀疏阵列方向图优化 [J]. 装备制术, 2023 (7): 14-19.
- [10] AZHIRI F A, TAZEHKAND B M, ABDOLEE R. PSO-based optimal beamforming in MmWave-NOMA systems with sparse antenna array [J]. Soft Computing, 2022, 26 (19): 10513-10526.
- [11] 简丽蓉. 稀疏阵列特性及优化方法研究 [D]. 成都: 电子科技大学, 2021.
- [12] GAYATRI A, SURENDRA M K. Thinned array antenna synthesis using modified binary particle swarm optimization with minimization of sidelobes [J]. International of the Intelligent Computing and Cybernetics, 2023, 16 (1): 158-170.
- [13] NAI S E, SER W, YU Z L, et al. Beam pattern synthesis for linear and planar arrays with antenna selection by

- convex optimization [J]. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 2010, 58 (12): 3923 - 3930.
- [14] 黄绍龙. 基于凸优化的高效率稀疏阵列综合技术研究 [D]. 成都: 电子科技大学, 2022.
- [15] 吴攀. 最小间距可控的稀疏阵列综合 [D]. 厦门: 厦门大学, 2021.
- [16] SUN G, FENG T, LIANG S. Sidelobe-level suppression for linear and circular antenna arrays via the cuckoo search chicken swarm optimization algorithm [J]. *Iet Microwaves Antennas & Propagation*, 2017, 11 (2): 209 - 218.
- [17] 张峻文. 稀疏阵列天线技术研究 [D]. 西安: 西安电子科技大学, 2020.
- [18] 杨继波, 李会勇, 陈客松, 等. 球面共形天线阵列的稀布优化方法 [J]. *西安交通大学学报*, 2011, 45 (4): 77 - 81.
- [19] KENNEDY J, EBERHART R. Particle swarm optimization [C] // *Proceedings of IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics*, 2002, 4: 1958 - 1962. (上接第 167 页)
- [3] LI L. Document image classification: progress over two decades [J]. *Neurocomputing*, 2021, 453: 223 - 240.
- [4] 王婷, 刘光辉, 张钰敏, 等. 多模态特征融合的长视频行为识别方法 [J]. *计算机测量与控制*, 2021, 29 (11): 165 - 170.
- [5] 张传雷, 武大硕, 向启怀, 等. 基于 ResNet-LSTM 的具有注意力机制的办公人员行为视频识别 [J]. *天津科技大学学报*, 2020, 35 (6): 72 - 80.
- [6] JIANG Y G. Modeling multimodal clues in a hybrid deep learning framework for video classification [J]. *IEEE Trans. Multimedia*, 2018, 20 (11): 3137 - 3147.
- [7] WANG Z K. Spatial-temporal feature-based sports video classification [J]. *International Journal of Ambient Computing and Intelligence (IJACI)*, 2021, 12 (4): 79 - 97.
- [8] TRAN D, BOURDEV L, FERGUS R, et al. Learning spatiotemporal features with 3D convolutional networks [C] // *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision*, 2015: 4489 - 4497.
- [9] 王粉花, 张强, 黄超, 等. 融合双流三维卷积和注意力机制的动态手势识别 [J]. *电子与信息学报*, 2021, 43 (5): 1389 - 1396.
- [10] 吴晓雨, 顾超男, 王生进. 多模态特征融合与多任务学习的特种视频分类 [J]. *光学精密工程*, 2020, 28 (5): 1177 - 1186.
- [11] 张媛涵, 刘翔, 石蕴玉, 等. 基于深度学习的双流程短视频分类方法 [J]. *计算机工程*, 2022, 48 (7): 277 - 283.
- [12] 冯宇, 席志红. 基于深度残差网络的人体行为识别算法研究 [J]. *计算机测量与控制*, 2022, 30 (3): 251 - 255.
- [13] 蒋平, 屈秉勇, 丁华泽, 等. 基于改进粒子群的时差测向最优阵列布局 [J]. *航空学报*, 2023, 44 (2): 243 - 157.
- [20] 刘广, 汪爽, 汪井, 等. 基于粒子群算法的阵列天线波束赋形研究 [J]. *微波学报*, 2023, 39 (3): 37 - 40.
- [21] 李传. 基于双极化共形阵列的波束赋形算法研究 [D]. 合肥: 合肥工业大学, 2021.
- [22] 曹爱华, 李海林, 马守磊, 等. 基于 MOPSO 与凸优化算法的稀布圆阵列方向图优化 [J]. *数据采集与处理*, 2017, 32 (5): 980 - 987.
- [23] 金灿. 稀布共形天线阵列的优化布阵算法研究 [D]. 南京: 南京航空航天大学, 2018.
- [24] LI H, JIANG Y, DING Y, et al. Low-sidelobe pattern synthesis for sparse conformal arrays based on PSO-SOCP optimization [J]. *IEEE Access*, 2018, 6: 77429 - 77439.
- [13] QIAO Y, GUO Y, YU K, et al. C3D-ConvLSTM based cow behaviour classification using video data for precision livestock farming [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2022, 193: 106650.
- [14] 徐德. 单目视觉伺服研究综述 [J]. *自动化学报*, 2018, 44 (10): 1729 - 1746.
- [15] 李占利, 刘博宇, 靳红梅, 等. Gabor-C3D 手势识别算法 [J]. *计算机工程与设计*, 2023, 44 (5): 1405 - 1411.
- [16] MA Z, MACHADO J J M, TAVARES J M R S. Weakly supervised video anomaly detection based on 3D convolution and LSTM [J]. *Sensors*, 2021, 21 (22): 7508.
- [17] QU W, ZHU T, LIU J, et al. A time sequence location method of long video violence based on improved C3D network [J]. *The Journal of Supercomputing*, 2022, 78 (18): 19545 - 19565.
- [18] HU J. Squeeze-and-excitation networks [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2019, 42 (8): 7132 - 7141.
- [19] DONAHUE J, ANNE HENDRICKS L, GUADARRAMA S, et al. Long-term recurrent convolutional networks for visual recognition and description [C] // *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2015: 2625 - 2634.
- [20] 曹展家, 师本慧. 基于堆叠双向 LSTM 的雷达目标识别方法 [J]. *计算机测量与控制*, 2021, 29 (12): 126 - 130.
- [21] LOW B E, CHO Y, LEE B, et al. Playing behavior classification of group-housed pigs using a deep CNN-LSTM network [J]. *Sustainability*, 2022, 14 (23): 16181.