

基于动态参数差分进化算法的多约束稀疏矩形面阵优化

姚敏立 王旭健* 张峰干 戴定成

(火箭军工程大学 西安 710025)

摘 要: 针对多约束条件下稀疏矩形平面阵列天线的优化问题, 该文提出一种基于动态参数差分进化(DPDE)算法的方向图综合方法。首先, 对差分进化(DE)算法中的缩放因子和交叉概率引入动态变化控制策略, 提高搜索效率和搜索精度。其次, 改进矩阵映射方法, 重新定义映射法则, 改善现有方法随机性强和搜索精度低的不足。最后, 为检验所提方法的有效性进行仿真实验, 实验数据表明, 该方法可以提高天线优化性能, 有效降低天线的峰值旁瓣电平。

关键词: 阵列天线; 稀疏平面阵列; 约束优化; 差分进化算法

中图分类号: TN820

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2020)05-1281-07

DOI: [10.11999/JEIT190346](https://doi.org/10.11999/JEIT190346)

Synthesis of Sparse Rectangular Planar Arrays with Multiple Constraints Based on Dynamic Parameters Differential Evolution Algorithm

YAO Minli WANG Xujian ZHANG Fenggan DAI Dingcheng

(Rocket Force University of Engineering, Xi'an 710025, China)

Abstract: For solving the problem of the synthesis of sparse rectangular planar arrays with multiple constraints, this paper proposes a Dynamic Parameters Differential Evolution (DPDE) based algorithm. Firstly, to improve searching efficiency and accuracy of Differential Evolution (DE), the proposed method introduces dynamically changing strategies to the scaling factor and the crossover probability of the traditional Differential Evolution algorithm. Secondly, a modified matrix mapping method and the redefinition of mapping principles are presented to make up the defects of strong randomness and low accuracy in existing methods. Finally, simulation experiments of antenna arrays are performed to validate the effectiveness of the proposed method, and the results demonstrate that the proposed method performs out the existing methods in the respect of reducing peak sidelobe level of antenna arrays.

Key words: Antenna arrays; Sparse planar arrays; Constrained optimization; Differential Evolution (DE) algorithm

1 引言

阵列天线是指多个天线阵元按照一定规则排列形成的具有阵列形式的天线。阵列天线的出现, 促进了天线理论和技术的发展, 被广泛应用于雷达、声呐、无线通信以及深空探测等军事和民用领域。传统的均匀间隔阵列天线结构简单, 但随阵元数目的增加, 会出现体积增大、重量增加、功耗升高、散热困难、系统成本增加等问题。而与均匀间隔阵列天线相比, 非均匀间隔阵列天线可以增强方向性, 提高空间分辨率, 同时也可以节约成本^[1]。根据阵元间隔, 非均匀间隔阵列天线分为两类。一类

是稀疏阵列天线, 可以通过从均匀间隔阵列天线中稀疏部分阵元实现。另一类是稀疏阵列天线, 可以通过在满足多约束条件前提下对阵元随机排布实现, 多约束条件通常包括阵元数目、阵列孔径以及最小阵元间隔等。近年来, 基于种群的随机搜索方法显示出处理此类问题的优良性能, 比如遗传算法^[2]、粒子群算法^[3]、差分进化算法^[4]、杂草入侵算法^[5]以及布谷鸟算法^[6]等。此外, 压缩感知^[7,8]以及矩阵束方法^[9]也得到广泛应用。

作为一种典型的随机搜索算法, 差分进化算法具有操作简单、种群多样性丰富以及全局搜索能力强等优点, 在阵列天线优化问题上得到广泛应用。但是差分进化算法的局部搜索能力弱, 容易陷入局部最优解, 同时, 差分进化算法中的参数对算法性

能影响较大, 而传统差分进化算法中参数取值固定, 较敏感的参数设置会影响种群多样性和收敛速度。基于此, 本文针对差分进化算法的参数设置做出改进。

稀疏阵列天线优化受约束条件的制约。文献[10-12]中提出了针对稀疏线阵和圆阵的约束条件处理方法。而针对稀疏矩形面阵, 文献[13]提出一种改进遗传算法, 但改进后算法变复杂, 运算时间变长。为简化优化过程, 减轻运算负担, 文献[14]提出一种矩阵映射方法。文献[13,14]中的方法不能保证所有阵元满足最小阵元间隔。为解决此问题, 文献[15]提出一种改进矩阵映射方法, 但搜索过程中存在强随机性, 导致搜索效率低, 搜索不精确。

基于以上分析, 本文提出一种基于动态参数差分进化算法(Dynamic Parameters Differential Evolution, DPDE)的多约束稀疏矩形面阵优化方法。首先, 对文献[4]中的DELDF方法做出两点改进: 第一, 让DELDF中的缩放因子按照单调递减的规律变化, 使迭代后期搜索更精确有效; 第二, 引入自适应策略控制差分进化算法中的交叉概率, 使当代交叉概率随前代迭代结果动态变化, 增强自适应能力。其次, 对文献[15]中的矩阵映射方法进行改进, 构建新的映射函数, 使所有阵元满足最小间隔约束的同时提高搜索精度, 获得更优结果。最后, 用改进的差分进化算法优化多约束稀疏矩形面阵。仿真实验结果证明了该方法的有效性。

2 稀疏矩形面阵优化模型

假设具有对称结构的矩形面阵有 $4N$ 个阵元, 阵列孔径为 $2L \times 2H$, 其在第1象限的结构如图1所示。每一象限 N 个阵元的位置可由实数对 (x_i, y_i) 确定。为满足阵列孔径这一约束条件, 第1象限中的第 N 个阵元坐标应为 (L, H) 。其他3个象限的阵元可以通过第1象限阵元对称得到。方便起见, 阵元坐标用 $\mathbf{X} \in \mathbf{R}^{P \times Q}$ 和 $\mathbf{Y} \in \mathbf{R}^{P \times Q}$ 两个矩阵表示

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} x_{1,1} & x_{1,2} & \cdots & x_{1,Q} \\ x_{2,1} & x_{2,2} & \cdots & x_{2,Q} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{P,1} & x_{P,2} & \cdots & x_{P,Q} \end{bmatrix}, \quad \mathbf{Y} = \begin{bmatrix} y_{1,1} & y_{1,2} & \cdots & y_{1,Q} \\ y_{2,1} & y_{2,2} & \cdots & y_{2,Q} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ y_{P,1} & y_{P,2} & \cdots & y_{P,Q} \end{bmatrix} \quad (1)$$

其中, P, Q 根据文献[15]中方法产生。当 $P \times Q = N$ 时, $\mathbf{X}$ 和 $\mathbf{Y}$ 都是满阵。当 $P \times Q > N$ 时, 引入状态矩阵 $\mathbf{W}$ 确定 $P \times Q - N$ 个被稀疏的阵元。 $\mathbf{W}$ 中的元素 $w_{i,j}$ 在 $[0, 1]$ 之间随机产生, 前 N 个较大值被重置为

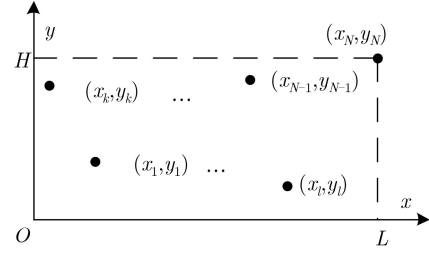


图1 矩形面阵结构示意图

1, 保留对应位置的阵元; 其余值被重置为0, 稀疏对应位置的阵元。因此, 稀疏矩形平面阵列天线的阵因子可表示为

$$\text{AF}(\theta, \varphi) = 4 \sum_{i=1}^P \sum_{j=1}^Q \cos(kx_{i,j}u) \cos(ky_{i,j}v) w_{i,j} \quad (2)$$

式中, $k = 2\pi/\lambda$, λ 是波长, $u = \sin \theta \cos \varphi$, $v = \sin \theta \sin \varphi$, θ 和 φ 分别是俯仰角和方位角。

在阵列天线优化设计中, 常用峰值旁瓣电平(Peak Side Lobe Level, PSLL)这一评价指标来衡量旁瓣电平大小, 因此, 本文将PSLL作为优化目标。优化目标可以定义为 $\varphi = 0$ 和 $\varphi = \pi/2$ 两个平面PSLL之和, 即

$$f(\mathbf{X}, \mathbf{Y}, \mathbf{W}) = \max \left\{ \left| \frac{\text{AF}(\theta, 0)}{\text{FF}_{\max}} \right| + \left| \frac{\text{AF}(\theta, \pi/2)}{\text{FF}_{\max}} \right| \right\} \quad (3)$$

式中, $\text{FF}_{\max}$ 是主瓣峰值。也可定义为全平面上的PSLL, 即

$$f(\mathbf{X}, \mathbf{Y}, \mathbf{W}) = \max \left\{ \left| \frac{\text{AF}(\theta, \varphi)}{\text{FF}_{\max}} \right| \right\} \quad (4)$$

状态矩阵 $\mathbf{W}$ 和坐标矩阵 $\mathbf{X}, \mathbf{Y}$ 一同作为进化过程中的优化变量, 因此稀疏矩形面阵的优化模型可表示为

$$\left. \begin{aligned} \min \quad & f(\mathbf{X}, \mathbf{Y}, \mathbf{W}) \\ \text{s.t.} \quad & \sqrt{(x_{i,j} - x_{k,l})^2 + (y_{i,j} - y_{k,l})^2} \geq d_c \\ & 1 \leq i, k \leq P, 1 \leq j, l \leq Q; (i, j) \neq (k, l) \\ & 0 \leq x_{i,j} \leq L, 0 \leq y_{i,j} \leq H; (x_{P,Q}, y_{P,Q}) = (L, H) \end{aligned} \right\} \quad (5)$$

式中, d_c 为最小阵元间隔, 其值通常为 0.5λ 。

3 本文的改进方法

3.1 动态参数差分进化(DPDE)算法

3.1.1 单调递减的缩放因子

文献[4]DELDF中缩放因子的值固定不变, 相对较大的缩放因子值有利于提升种群多样性, 但如果迭代后期缩放因子值仍较大, 将不利于局部探索, 可能搜索不到全局最优解。相反, 迭代后期较小的缩放因子值可使搜索更精确有效。基于此, 在DPDE

中,使缩放因子值随迭代次数而单调递减,从而在迭代后期能有较小的缩放因子值。为区分起见,DPDE中的缩放因子用 β 表示。根据以上分析,以下文式(10)中的矩阵 $\mathbf{A}$ 为例,变异矩阵 $\mathbf{U}$ 以及新个体按照式(6)和式(7)产生

$$\mathbf{U}_i^t = \begin{cases} \mathbf{A}_{R1}^t + F(\mathbf{A}_{R2}^t - \mathbf{A}_{R3}^t), & \text{rand} \leq M_r \\ \mathbf{A}_i^t + \beta(\mathbf{S} - \mathbf{A}_{\text{best}}^t), & \text{其它} \end{cases} \quad (6)$$

$$\mathbf{A}_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} \mathbf{U}_{i,j}^t, & \text{rand} \leq C_r \\ \mathbf{A}_{i,j}^t, & \text{其它} \end{cases} \quad (7)$$

式中, $\mathbf{S} \in \mathbf{R}^{P \times Q}$ 表示莱维飞行步长, t 表示迭代次数, $\beta = 1/\sqrt{t}$ 表示改进后的缩放因子。

3.1.2 自适应交叉概率

差分进化算法中,交叉概率越大,新个体从变异个体继承的信息越多,种群多样性越丰富;交叉概率越小,新个体从变异个体继承的信息越少,种群多样性降低,不利于全局搜索。在DPDE中,引入自适应策略对交叉概率进行控制,一次迭代过程中,每个个体的交叉概率从式(8a)和式(8b)中产生。

$$C_r = 0.2 + 0.15\gamma \quad (8a)$$

$$C_r = 0.8 + 0.15\delta \quad (8b)$$

式中, γ 和 δ 都是 $[0, 1]$ 之间产生的随机数。

交叉概率自适应的主要步骤如下所述:

步骤 1 产生交叉概率,并引入标志矩阵 $\mathbf{L}_{NP \times 2}$,第1列元素数值为1或2,标志交叉概率产生方式,第2列元素数值为0或1,标志第1列对应的交叉概率产生方式是否有效。具体过程如下:

$t = 1$ 时,如果产生的一个随机数小于0.5,或者 $t > 1$ 时,产生的一个随机数小于在步骤4中的 m ,则第 i 个个体的交叉概率通过式(8a)产生,且令 $\mathbf{L}(i, 1) = 1$,否则第 i 个个体的交叉概率通过式(8b)产生,且令 $\mathbf{L}(i, 1) = 2$ 。

步骤 2 按照式(6)、式(7)生成新个体。

步骤 3 比较。

以 f_i^t 表示第 t 次迭代第 i 个个体的PSLL。如果 $f_i^{t+1} < f_i^t$,令 $\mathbf{L}(i, 2) = 1$,否则,令 $\mathbf{L}(i, 2) = 0$ 。

步骤 4 自适应控制参数计算。

根据式(9)计算初值为0的两个参数: $m1$, $m2$,并在每次迭代结束时,令 $m = \frac{m1}{m1 + m2}$ 。

$$\begin{aligned} m1 &= \sum_{i=1}^{NP} \left\{ \text{mod } \mathbf{L}(i, 1), 2 \right\} \times \left\lfloor \frac{\mathbf{L}(i, 2) + 1}{2} \right\rfloor \\ m2 &= \sum_{i=1}^{NP} \left\{ \text{mod } \mathbf{L}(i, 1), 1 \right\} \times \left\lfloor \frac{\mathbf{L}(i, 2) + 1}{2} \right\rfloor \end{aligned} \quad (9)$$

其中, $\lfloor \cdot \rfloor$ 表示下取整。

步骤 5 $t=t+1$,返回执行步骤1至步骤4,直到满足终止条件。

上述步骤4可以调节式(8a)或者式(8b)被选中的概率。 $m1 > m2$ 时,说明式(8a)比式(8b)好, m 将大于0.5,从而提高式(8a)被选中的概率,否则将会提高式(8b)被选中的概率。

3.2 改进的矩阵映射方法

为使阵元在 x 方向和 y 方向都满足最小阵元间隔的约束条件,提高进化过程的搜索精度,基于文献[13–15],提出如下步骤的改进矩阵映射方法。

步骤 1 产生 $\mathbf{A} \in \mathbf{R}^{P \times Q}$, $\mathbf{B} \in \mathbf{R}^{P \times Q}$ 两个矩阵,作为进化过程的优化变量。

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} a_{1,1} & a_{1,2} & \cdots & a_{1,Q} \\ a_{2,1} & a_{2,2} & \cdots & a_{2,Q} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{P,1} & a_{P,2} & \cdots & a_{P,Q} \end{bmatrix}, \quad \mathbf{B} = \begin{bmatrix} b_{1,1} & b_{1,2} & \cdots & b_{1,Q} \\ b_{2,1} & b_{2,2} & \cdots & b_{2,Q} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ b_{P,1} & b_{P,2} & \cdots & b_{P,Q} \end{bmatrix} \quad (10)$$

其中, $a_{i,j}$ ($1 \leq i \leq P, 1 \leq j \leq Q$)是 $[0, R_x]$ 之间产生的随机数, $R_x = L - (Q - 0.5)d_c$ 是 x 方向的可分配区域; $b_{i,j}$ ($1 \leq i \leq P, 1 \leq j \leq Q$)是 $[0, R_y]$ 之间产生的随机数, $R_y = H - (P - 0.5)d_c$ 是 y 方向的可分配区域。

步骤 2 根据矩阵 $\mathbf{A}$,确定坐标矩阵 $\mathbf{X}$ 。

对 $\mathbf{A}$ 中每一行元素排序,左边为最小值,右边为最大值。记排序后的矩阵为 $\mathbf{A}'$ 。

$$\mathbf{A}' = \begin{bmatrix} a'_{1,1} & a'_{1,2} & \cdots & a'_{1,Q} \\ a'_{2,1} & a'_{2,2} & \cdots & a'_{2,Q} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a'_{P,1} & a'_{P,2} & \cdots & a'_{P,Q} \end{bmatrix} \quad (11)$$

满足 $a'_{i,1} \leq a'_{i,2} \leq \cdots \leq a'_{i,Q}$ ($1 \leq i \leq P$)。

阵元的 x 坐标通过式(12)计算

$$x_{i,j} = (j - 0.5)d_c + a'_{i,j}, \quad j = 1, 2, \dots, Q \quad (12)$$

根据式(12), x 方向相邻两个阵元之间的间隔为

$$\begin{aligned} x_{i,j+1} - x_{i,j} &= (j + 1 - 0.5)d_c + a'_{i,j+1} \\ &\quad - [(j - 0.5)d_c + a'_{i,j}] \\ &= d_c + (a'_{i,j+1} - a'_{i,j}) \geq d_c \end{aligned} \quad (13)$$

x 方向坐标的最大值为

$$\begin{aligned} x_{i,Q} &= (Q - 0.5)d_c + a'_{i,Q} \leq (Q - 0.5)d_c + R_x \\ &= (Q - 0.5)d_c + L - (Q - 0.5)d_c = L \end{aligned} \quad (14)$$

记式(12)为映射函数 $\mathbf{X} = T_1(\mathbf{A})$ 。式(13)说明,这一映射可以使阵元在 x 方向满足最小间隔的约束

条件。式(14)说明,这一映射可以使阵元在 x 方向满足阵列孔径的约束条件。

步骤 3 根据矩阵 $\mathbf{B}$,确定坐标矩阵 $\mathbf{Y}$ 。

对 $\mathbf{B}$ 中每一列元素排序,上边为最小值,下边为最大值。记排序后的矩阵为 $\mathbf{B}'$ 。

$$\mathbf{B}' = \begin{bmatrix} b'_{1,1} & b'_{1,2} & \cdots & b'_{1,Q} \\ b'_{2,1} & b'_{2,2} & \cdots & b'_{2,Q} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ b'_{P,1} & b'_{P,2} & \cdots & b'_{P,Q} \end{bmatrix} \quad (15)$$

满足 $b'_{1,j} \leq b'_{2,j} \leq \cdots \leq b'_{P,j}$ ($1 \leq j \leq Q$)。

令 bm_i 表示 $\mathbf{B}'$ 中每一行的最大值,即

$$bm_i = \max \{b'_{i,1}, b'_{i,2}, \cdots, b'_{i,Q}\}, \quad i = 1, 2, \cdots, P \quad (16)$$

如果 $\sum_{i=1}^P bm_i > R_y$,对 $\mathbf{B}'$ 作如式(17)调整,限制阵元坐标在阵列孔径范围内

$$b'_{i,j} = b'_{i,j} \times R_y / \sum_{i=1}^P bm_i, \quad 1 \leq i \leq P, 1 \leq j \leq Q \quad (17)$$

之后,阵元的 y 坐标就可通过式(18)计算:

$$y_{i,j} = \begin{cases} 0.5d_c + b'_{1,j}, & i = 1 \\ (i - 0.5)d_c + b'_{i,j} + bm_{i-1}, & i \neq 1 \end{cases} \quad (18)$$

根据式(18), y 方向相邻两个阵元之间的间隔为

$$y_{i+1,j} - y_{i,j} = \begin{cases} d_c + bm_1 > d_c, & i = 1 \\ d_c + (b'_{i+1,j} - b'_{i,j}) + (bm_i - bm_{i-1}) > d_c, & i \neq 1 \end{cases} \quad (19)$$

记式(18)为映射函数 $\mathbf{Y} = T_2(\mathbf{B})$ 。式(19)说明,这一映射可以使阵元在 y 方向满足最小间隔的约束条件。式(17)可以保证阵元在约束阵列孔径的范围内分布。

4 实验仿真与分析

4.1 标准函数测试

为检测DPDE算法性能,从文献[16]提供的常用测试函数中选取7个函数对其进行测试,并将测试结果与未改进的差分进化算法进行比较。测试函数如表1所示,实验参数设置如表2所示。

DPDE和DE两种方法各独立运行50次,并从以下3项指标对其结果进行比较:(1)误差均值(MEAN);(2)误差标准差(SD);(3)搜索成功率(Percentage of Successful Runs, PSR),1次独立运行结果达到 10^{-12} 视为1次成功。

表3所示实验结果显示:

(1) $D=100$ 以及 $D=200$ 时,DPDE的误差均值MEAN都低于DE的误差均值,说明DPDE可以搜寻到更接近最优值的解;

(2) $D=100$ 以及 $D=200$ 时,DPDE的误差标准差SD都低于DE的误差标准差,说明DPDE的鲁棒性优于DE;

(3) $D=100$ 时,DPDE对 f_1, f_2, f_4, f_6 以及 f_7 的搜索成功率PSR为100%,而DE只能搜索到 f_1, f_4 以及 f_7 的成功解($\leq 10^{-12}$); $D=200$ 时,DPDE能搜索

表 1 标准测试函数

函数		变量取值范围	最小值
f_1	$\sum_{i=1}^n x_i^2$	$[-100, 100]$	0
f_2	$\sum_{i=1}^n x_i + \prod_{i=1}^n x_i$	$[-10, 10]$	0
f_3	$\sum_{i=1}^n \left(\sum_{j=1}^i x_j \right)^2$	$[-100, 100]$	0
f_4	$\sum_{i=1}^D (x_i + 0.5)^2$	$[-100, 100]$	0
f_5	$\sum_{i=1}^D [x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i) + 10]$	$[-5.12, 5.12]$	0
f_6	$-20e \sqrt{\frac{1}{D} \sum_{i=1}^D x_i^2} - e \frac{1}{D} \sum_{i=1}^D \cos(2\pi x_i) + 20 + e$	$[-32, 32]$	0
f_7	$\frac{1}{400} \sum_{i=1}^D x_i^2 - \prod_{i=1}^D \cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right) + 1$	$[-600, 600]$	0

表 2 实验参数设置

	缩放因子	交叉概率 C_r	种群规模NP	迭代次数NI	变量维度D	缩放因子F	变异概率 M_r
DPDE	$1/\sqrt{t}$	自适应	50	10000	100/200	0.5	0.5
DE	(无)	0.5					

表3 DPDE和DE的实验结果对比(较好的以*标出)

	DPDE ($D=100$)			DE ($D=100$)			DPDE ($D=200$)			DE ($D=200$)		
	MEAN	SD	PSR(%)	MEAN	SD	PSR(%)	MEAN	SD	PSR(%)	MEAN	SD	PSR(%)
f_1	2.72E-28*	5.23E-56	100	1.86E-14	5.94E-29	100	5.16E-17*	6.17E-34	100	1.87E+01	7.91E+00	0
f_2	1.87E-14*	5.83E-29	100	7.97E-09	2.65E-18	0	1.01E-08*	9.34E-18	0	4.73E+00	3.23E-01	0
f_3	1.41E+00*	3.61E-02	0	3.39E+05	5.07E+08	0	9.04E+00*	1.32E+00	0	1.33E+06	1.02E+10	0
f_4	9.25E-28*	9.62E-55	100	1.99E-14	6.35E-29	100	1.97E-16*	1.01E-32	100	1.92E+01	1.12E+01	0
f_5	3.72E+01*	1.77E+02	0	7.67E+02	3.69E+02	0	2.11E+02*	2.14E+03	0	2.04E+03	8.78E+02	0
f_6	1.54E-14*	3.52E-30	100	2.80E-08	3.13E-17	0	1.68E-09*	2.27E-19	0	2.05E+00	9.44E-01	0
f_7	8.66E-17*	2.16E-33	100	1.08E-14	1.55E-29	100	2.33E-16*	1.64E-33	100	2.74E+00	1.12E-01	0

到 f_1 , f_4 以及 f_7 的成功解, 与 $D=100$ 相比性能有所下降, 但DE却搜索不到测试函数的成功解。

4.2 阵列天线优化仿真

本节对阵列孔径 $2L \times 2H = 9.5\lambda \times 4.5\lambda$ 的稀布矩形平面阵列进行优化, 参数设置与文献[15]中相同。

实验1 阵元数目 $4N = 108$, 以式(3)作为优化目标。用改进方法对天线进行优化得到的PSLL最优值为-62.093 dB, 比文献[15]中的PSLL最优值降低0.639 dB。最优结果方向图如图2所示, 其中在 $\varphi = 0^\circ$ 平面的PSLL为-34.530 dB, 在 $\varphi = 90^\circ$ 平面的PSLL为-27.563 dB。图3为100次独立运行实验的PSLL, 100次独立实验的平均PSLL为-60.395 dB, 在图3中用虚线标出, 比文献[15]中独立实验的平均PSLL降低1.473 dB。

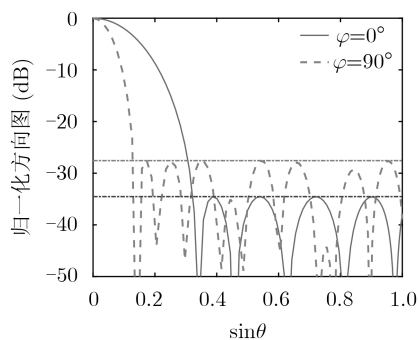
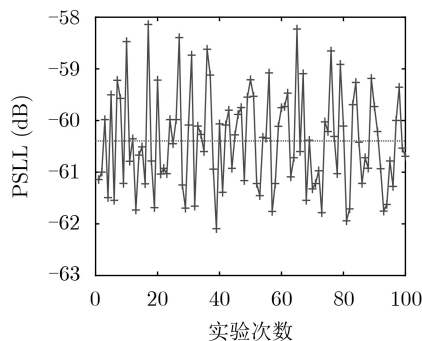
图2 $\varphi = 0^\circ$ 和 $\varphi = 90^\circ$ 平面的方向图

图3 实验1的PSLL实验结果

实验2 阵元数目 $4N = 100$, 以式(4)作为优化目标。用改进方法对天线进行优化得到的PSLL最优值为-22.753 dB, 比文献[15]中的PSLL最优值降低0.867 dB。最优结果的远场方向图如图4所示。图5为100次独立运行实验的结果, 100次独立实验的平均PSLL为-21.287 dB, 在图5中用虚线标出, 比文献[15]中独立实验的平均PSLL降低0.831 dB。

两例试验中最优结果对应的阵元分布及其与文献[15]的对比分别如图6、图7所示, ‘o’表示本文方法位置, ‘x’表示对比方法位置。

两例实验的结果及其与MGA^[13], MMM^[14], AMM^[15]结果对比如表4所示。

5 结论

为避免差分进化算法陷入局部最优, 提高搜索精度, 在DELFI的基础上, 基于DPDE的方法, 让

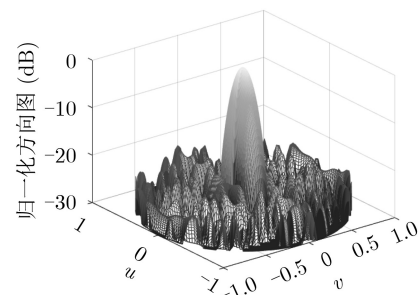


图4 全平面远场方向图

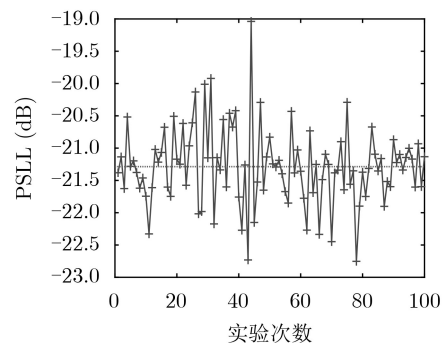


图5 实验2的PSLL实验结果

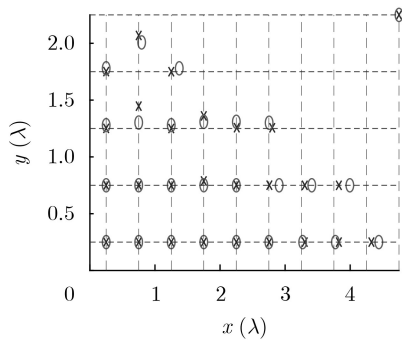


图6 实验1阵元分布

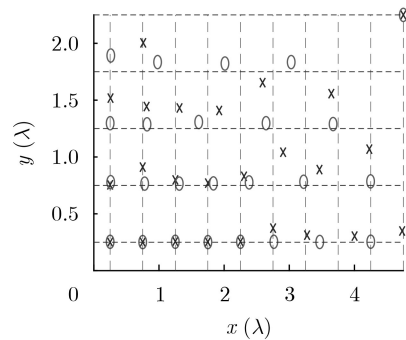


图7 实验2阵元分布

表4 仿真实验结果对比(dB)

实验	方法	最优值	均值	最差值	方差
实验1	本文方法	-62.093	-60.395	-58.141	0.898
	MGA	-45.456	-	-43.864	-
	MMM	-51.499	-	-49.269	-
	AMM	-61.454	-58.922	-	-
实验2	本文方法	-22.753	-21.287	-19.038	0.363
	MGA	-18.840	-	-	-
	MMM	-20.384	-	-	-
	AMM	-21.886	-20.456	-	-

缩放因子随迭代次数单调递减从而使迭代后期搜索更精确有效,对交叉概率引入自适应控制策略使其动态变化,标准函数测试实验结果证明了本文方法的有效性。同时,针对现有矩阵映射方法存在的随机性强、搜索效率低的问题,提出新的矩阵映射方法,既使所有阵元满足了最小间隔的约束条件,又提高了搜索精度,两例仿真实验的结果最优值与文献[15]相比,分别提升1.04%和3.96%。实验结果表明,本文方法可以提高多约束条件下稀疏矩形平面阵列天线的优化性能,有效降低天线的峰值旁瓣电平。

参考文献

- [1] OLIVERI G and MASSA A. Genetic algorithm (GA)-enhanced almost difference set (ADS)-based approach for array thinning[J]. *IET Microwaves, Antennas & Propagation*, 2011, 5(3): 305–315. doi: [10.1049/iet-map.2010.0114](https://doi.org/10.1049/iet-map.2010.0114).
- [2] CHEN Kesong, CHEN Hui, WANG Ling, *et al.* Modified real GA for the synthesis of sparse planar circular arrays[J]. *IEEE Antennas and Wireless Propagation Letters*, 2016, 15: 274–277. doi: [10.1109/LAWP.2015.2440432](https://doi.org/10.1109/LAWP.2015.2440432).
- [3] BHATTACHARYA R, BHATTACHARYYA T K, and GARG R. Position mutated hierarchical particle swarm optimization and its application in synthesis of unequally spaced antenna arrays[J]. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 2012, 60(7): 3174–3181. doi: [10.1109/tap.2012.2196917](https://doi.org/10.1109/tap.2012.2196917).
- [4] DAI Dingcheng, YAO Minli, MA Hongguang, *et al.* An effective approach for the synthesis of uniformly excited large linear sparse array[J]. *IEEE Antennas and Wireless Propagation Letters*, 2018, 17(3): 377–380. doi: [10.1109/LAWP.2018.2790907](https://doi.org/10.1109/LAWP.2018.2790907).
- [5] BAI Yanying, XIAO Shaoqiu, LIU Changrong, *et al.* A hybrid IWO/PSO algorithm for pattern synthesis of conformal phased arrays[J]. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 2013, 61(4): 2328–2332. doi: [10.1109/tap.2012.2231936](https://doi.org/10.1109/tap.2012.2231936).
- [6] SUN Geng, LIU Yanheng, CHEN Zhaoyu, *et al.* Radiation beam pattern synthesis of concentric circular antenna arrays using hybrid approach based on cuckoo search[J]. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 2018, 66(9): 4563–4576. doi: [10.1109/TAP.2018.2846771](https://doi.org/10.1109/TAP.2018.2846771).
- [7] ZHANG Bo, LIU Wei, and GOU Xiaoming. Compressive sensing based sparse antenna array design for directional modulation[J]. *IET Microwaves, Antennas & Propagation*, 2017, 11(5): 634–641. doi: [10.1049/iet-map.2016.0313](https://doi.org/10.1049/iet-map.2016.0313).
- [8] YAN Chuang, YANG Peng, XING Zhiyu, *et al.* Synthesis of planar sparse arrays with minimum spacing constraint[J]. *IEEE Antennas and Wireless Propagation Letters*, 2018, 17(6): 1095–1098. doi: [10.1109/LAWP.2018.2833962](https://doi.org/10.1109/LAWP.2018.2833962).
- [9] GU Pengfei, WANG Gui, FAN Zhenhong, *et al.* Efficient unitary matrix pencil method for synthesising wideband

- frequency patterns of sparse linear arrays[J]. *IET Microwaves, Antennas & Propagation*, 2018, 12(12): 1871–1876. doi: [10.1049/iet-map.2018.0148](https://doi.org/10.1049/iet-map.2018.0148).
- [10] LIN Zhiqiang, JIA Weimin, YAO Minli, *et al.* Synthesis of sparse linear arrays using vector mapping and simultaneous perturbation stochastic approximation[J]. *IEEE Antennas and Wireless Propagation Letters*, 2012, 11: 220–223. doi: [10.1109/LAWP.2012.2188266](https://doi.org/10.1109/LAWP.2012.2188266).
- [11] 贾维敏, 林志强, 姚敏立, 等. 一种多约束稀布线阵的天线综合方法[J]. 电子学报, 2013, 41(5): 926–930. doi: [10.3969/j.issn.0372-2112.2013.05.015](https://doi.org/10.3969/j.issn.0372-2112.2013.05.015).
- JIA Weimin, LIN Zhiqiang, YAO Minli, *et al.* A synthesis technique for linear sparse arrays with multiple constraints[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2013, 41(5): 926–930. doi: [10.3969/j.issn.0372-2112.2013.05.015](https://doi.org/10.3969/j.issn.0372-2112.2013.05.015).
- [12] 于波, 陈客松, 朱盼, 等. 稀布圆阵的降维优化方法[J]. 电子与信息学报, 2014, 36(2): 476–481. doi: [10.3724/SP.J.1146.2013.00526](https://doi.org/10.3724/SP.J.1146.2013.00526).
- YU Bo, CHEN Kesong, ZHU Pan, *et al.* An optimum method of sparse concentric rings array based on dimensionality reduction[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2014, 36(2): 476–481. doi: [10.3724/SP.J.1146.2013.00526](https://doi.org/10.3724/SP.J.1146.2013.00526).
- [13] CHEN Kesong, YUN Xiaohua, HE Zishu, *et al.* Synthesis of sparse planar arrays using modified real genetic algorithm[J]. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 2007, 55(4): 1067–1073. doi: [10.1109/tap.2007.893375](https://doi.org/10.1109/tap.2007.893375).
- [14] LIU Heng, ZHAO Hongwei, LI Weimei, *et al.* Synthesis of sparse planar arrays using matrix mapping and differential evolution[J]. *IEEE Antennas and Wireless Propagation Letters*, 2016, 15: 1905–1908. doi: [10.1109/LAWP.2016.2542882](https://doi.org/10.1109/LAWP.2016.2542882).
- [15] DAI Dingcheng, YAO Minli, MA Hongguang, *et al.* An asymmetric mapping method for the synthesis of sparse planar arrays[J]. *IEEE Antennas and Wireless Propagation Letters*, 2018, 17(1): 70–73. doi: [10.1109/LAWP.2017.2774498](https://doi.org/10.1109/LAWP.2017.2774498).
- [16] LI Xiangtao, WANG Jianan, and YIN Minghao. Enhancing the performance of cuckoo search algorithm using orthogonal learning method[J]. *Neural Computing and Applications*, 2014, 24(6): 1233–1247. doi: [10.1007/s00521-013-1354-6](https://doi.org/10.1007/s00521-013-1354-6).
- 姚敏立: 男, 1966年生, 教授, 研究方向为宽带移动卫星通信、阵列信号处理。
- 王旭健: 男, 1994年生, 硕士生, 研究方向为阵列天线优化设计。
- 张峰干: 男, 1985年生, 博士, 研究方向为阵列信号处理、阵列天线优化。
- 戴定成: 男, 1991年生, 博士生, 研究方向为阵列天线优化设计。