

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2105923

基于SPS-JADE算法的阵列天线近场方向图综合

房 帅¹ 张芮萌² 孙进平²

(1. 中国电子科技集团公司第三研究所 北京 100015; 2. 北京航空航天大学 电子信息工程学院 北京 100191)

摘要: 针对目标位于阵列天线近场情况下的方向图综合问题,提出了一种基于成功父代选择框架下改进差分进化(SPS-JADE)算法的近场方向图综合方法。在对近场方向图时延参数表达式以及方向图模型进行推导分析的基础上,以一维直线非均匀阵列天线的阵元位置参数作为优化变量,以波束聚焦和降低旁瓣电平作为优化目标,将近场方向图综合问题转化为了优化问题,并针对该问题给出了改进的智能优化算法——SPS-JADE算法,以提高方向图综合的优化性能。通过仿真实验,对比了该算法与其他智能优化算法的近场方向图综合性能,实验结果表明,SPS-JADE算法表现优于对比算法,在角度维和距离维方向图中分别得到了平均低于 -22.1 dB和 -9.3 dB的归一化最高旁瓣电平结果,并成功实现波束聚焦,证明了该算法具有超越传统算法的良好的近场方向图综合能力。

关键词: 阵列天线;近场;差分进化算法;旁瓣抑制

中图分类号: TN957 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.1040

Near-field pattern synthesis of antenna array using SPS-JADE algorithm

Fang Shuai¹ Zhang Ruimeng² Sun Jinping²

(1. No. 3 Research Institute of CETC, Beijing 100015, China;

2. School of Electronic and Information Engineering, Beihang University, Beijing 100191, China)

Abstract: Due to the problem of pattern synthesis of the antenna array with targets lying in the near-field, a near-field pattern synthesis algorithm based on SPS-JADE algorithm is proposed. Based on the derivation and analysis of delay expression and pattern model of near-field pattern, with the element positions of linear non-uniform antenna array being the optimization variables and attaining beam focusing and sidelobe suppression being the optimization objective, the pattern synthesis in the near-field is transformed as an optimization problem. And an improved intelligent optimization algorithm, SPS-JADE algorithm is used to solve the problem and improve the optimization performance of pattern synthesis. The simulation experiments compared with other intelligent optimization algorithms are carried out, with the SPS-JADE algorithm performs, the average normalized maximum sidelobe level is lower than -22.1 dB and -9.3 dB in the angle and range dimension patterns, respectively, and the beam focusing is realized successfully, these results are superior to the other algorithms, which show that the algorithm has better near-field pattern synthesis ability than traditional methods.

Keywords: antenna array; near-field; different evolution algorithm; sidelobe suppression

0 引 言

阵列天线因其增益高、成本低、灵活性高和波束宽度窄等优点被广泛运用于雷达、通信和遥感等无线电领域^[1-2],天线方向图综合问题作为阵列天线领域中的热点课题一直备受关注。

20世纪中叶以来,国内外的许多有关学者对远场情况下的阵列天线方向图综合算法进行了研究,从早期的解析类算法,如 Dolph-Chebyshev 方法、Taylor 方法等,到后期

逐渐兴起的智能优化算法,如遗传算法(GA)^[3-4]、差分进化算法(DE)^[5]、粒子群优化算法(PSO)^[6-7]等,这些算法被运用于各种阵列天线的远场方向图综合问题中,满足了大多数情况下阵列天线的设计需要。但在某些情境下,如在声呐、麦克风阵列、大孔径雷达等研究领域,目标常常会落入阵列天线的近场区,近场区指的是到阵列天线距离小于或等于 $2D^2/\lambda$ 的空间范围,其中 D 表示天线的有效孔径, λ 表示天线波长,此时就需要对近场情况下的阵列天线方向图综合问题进行分析讨论,因此近场方向图同样具有重要

的研究意义和应用价值。与常见的远场方向图不同,近场方向图形状受辐射方向上的距离影响较大,波瓣会发生一定程度上的畸变,这使得远场方向图模型不再适用,需要在方向图中引入距离维度,采用近场方向图模型进行研究。

由于近场情况下电磁波的时延参数表达式较为复杂,难以直接使用解析类优化算法求解方向图综合问题,因此一些学者选择采用近似时延参数表达式求解,如 Trucco 通过泰勒展开得到菲涅尔近似用于近场情况下的波束聚焦,Chen 等^[8]改进了时延近似方法并引入近场方向图综合,实现了对声呐成像系统平面阵列的优化加权等,这类方法虽然简化了求解过程,但由于近似表达式对使用范围有限,若问题超出该范围则会使得求解产生较大误差。近年来,适于解决非线性优化问题的智能优化算法也开始运用于近场情况下的方向图综合问题中,例如宋嘉奇等^[9]利用 DE 算法实现了对稀疏阵列天线的近场方向图综合等,由于智能优化算法高度自由的优化特点,可以实现对原始时延参数的非近似使用,在增强优化效果的同时有效扩大了应用范围。目前引入近场方向图综合领域的智能优化算法多为经典算法,优化能力有限。对此,本文将利用一种被称为 JADE 算法^[10]的改进 DE 算法结合成功父代选择(SPS)框架^[11]组成 SPS-JADE 算法,在采用原始时延参数的情况下运用该算法完成一维直线非均匀阵列天线的近场方向图综合,在完成波束聚焦的基础上实现降低旁瓣电平的目标,尝试在全域内得到优于现有算法的旁瓣抑制效果。本文将利用 SPS-JADE 算法与其他较为先进的智能优化算法进行仿真对比实验,以检验该算法在近场方向图综合中的表现。

1 近场方向图综合问题及其优化模型分析

1.1 阵列天线近场方向图模型分析

建立如图 1 所示的近场情况下一维直线阵列天线的几何模型, N 个天线阵元沿 x 轴的正半轴排列,目标位于点 P 处。

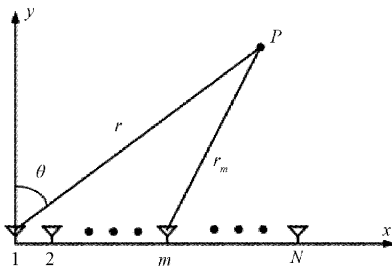


图 1 近场情况下一维直线阵列天线几何模型

其中,将位于坐标原点的阵元 1 作为参考阵元,将目标到参考阵元的距离设为目标相对阵列天线的距离 r ,目标方位角度为 θ ,因此近场空间中的目标点可用一组极坐标 (r, θ) 表示。此外,设阵元 m 到原点和目标的距离分别为 x_m 和 r_m ,根据余弦定理可得:

$$r_m = \sqrt{r^2 + x_m^2 - 2rx_m \cos(\theta)} \quad (1)$$

在近场情况下信号采用球面波模型,目标到不同阵元的距离差及其产生的信号时延会导致响应信号幅度和相位的差异。设两阵元的激励相同,将式(1)代入,可得阵元 m 相对于参考阵元的响应信号复包络为:

$$s_m(t) = \frac{r}{r_m} e^{j\frac{2\pi}{\lambda}(r-r_m)} = \frac{r}{\sqrt{r^2 + x_m^2 - 2rx_m \cos(\theta)}} e^{j\frac{2\pi}{\lambda}(r - \sqrt{r^2 + x_m^2 - 2rx_m \cos(\theta)})} \quad (2)$$

式中: λ 表示阵列天线波长。同理,对于其余各阵元均可得到对应的相对响应信号,将它们组合起来即可得到阵列天线对于给定目标位置的 N 维导向矢量 $\mathbf{a}(r, \theta)$,对于近场区空间中的任意点目标,将其导向矢量与阵元激励加权向量相点乘,即可得到该点对应的阵列天线波束响应 $b(r, \theta)$,波束响应可以用来表征整个阵列天线对目标的响应特性,可表示为:

$$b(r, \theta) = \mathbf{w}^T \mathbf{a}(r, \theta) \quad (3)$$

式中: \mathbf{w} 表示加权向量, $\mathbf{a}(r, \theta)$ 的表达式为:

$$\mathbf{a}(r, \theta) = \left\{ \frac{r}{\sqrt{r^2 + x_n^2 - 2rx_n \cos(\theta)}} e^{j\frac{2\pi}{\lambda}(r - \sqrt{r^2 + x_n^2 - 2rx_n \cos(\theta)})} \right\}_{N \times 1} \quad (4)$$

为了实现期望位置的波束聚焦,可将阵列天线加权向量设为期望位置 (r_0, θ_0) 对应导向矢量的共轭矢量,在无栅瓣情况下,这样做可以基本保证波束响应幅度在期望位置处取得观测空间内的峰值或较大值,将该加权向量代入式(3)可得:

$$b(r, \theta) = \mathbf{a}^H(r_0, \theta_0) \mathbf{a}(r, \theta) \quad (5)$$

由式(4)和(5)可以看出,在点目标位置和阵元数量确定的情况下,此处波束响应的值只与各阵元的位置参数有关,因此采用式(4)作为阵列天线近场方向图模型。

1.2 阵列天线近场方向图优化模型

观察可知,上述方向图模型表达式是多维非线性的,因此可以建立对应的优化模型,利用智能优化算法在模型的优化空间中找寻阵元位置分布的最优解,以实现旁瓣抑制的优化目标。首先将阵元间距 $\mathbf{d} = [d_1, d_2, \dots, d_{N-1}]^T$ 作为优化变量,并将其取值范围限制在 $0.5\lambda \sim \lambda$ 之间,这一取值范围可以避免耦合和栅瓣现象,基本满足波束聚焦和优化需求。由于阵列天线近场方向图包含角度维和距离维两个维度,为保证算法运算效率,本文选择将期望距离和期望角度两切面近场方向图的最高旁瓣电平(MSL)加权求和作为近场方向图旁瓣抑制的目标函数,考虑到距离维方向图形状的特殊性,采用对距离维主瓣宽度进行限制的方法来防止距离维主瓣的大幅度展宽和 MSL 突变,最终所得目标函数为:

$$f(\mathbf{d}) = w_\theta \cdot \frac{\max_{\theta \in S_\theta} \{ |b(r_0, \theta)| \}}{\max \{ |b(r_0, \theta)| \}} + w_r \cdot \frac{\max_{r \in S_r} \{ |b(r, \theta_0)| \}}{\max \{ |b(r, \theta_0)| \}} + \varepsilon \cdot \max \{ 0, BW_r - BW_r^D \} \quad (6)$$

式中: S_θ 和 S_r 分别表示角度维和距离维近场方向图的旁瓣区域; BW_r 表示距离维主瓣宽度; BW_r^D 表示距离维主瓣宽度的给定上限; ω_θ 和 ω_r 分别表示角度维和距离维近场方向图的旁瓣抑制权重; ϵ 表示惩罚因子, 设为 10^4 。本文将在保证较低距离维 MSLL 的基础上, 着重对较为常用的角度维近场方向图进行旁瓣抑制, 得到尽可能低的角度维 MSLL, 因此这里将 ω_θ 和 ω_r 分别设为 0.99 和 0.01。

综上, 近场情况下一维非均匀直线阵列天线方向图综合的优化模型可表示为:

$$\begin{cases} \text{find } \mathbf{d} = [d_1, d_2, \dots, d_{N-1}]^T \\ \min\{f(\mathbf{d})\} \\ \text{s. t. } 0.5 \leq d_n \leq 1, n \in \{1, 2, \dots, N-1\} \end{cases} \quad (7)$$

2 SPS-JADE 算法

2.1 JADE 算法

DE 算法因其具有简洁、高效、鲁棒性好、适用于求解多种非线性问题等优点, 被许多学者广泛运用于各个领域^[12-13]。经典 DE 算法采用迭代更新包含一定数目个体的种群并在其中搜索最优解的方法实现目标函数优化, 更新过程主要分为突变、交叉和选择 3 个步骤: 旧的父代种群中的父代个体通过突变产生突变向量, 后者通过与父代个体交叉产生新的子代种群, 最后在新旧种群中通过比较对应个体适应度选择出下一代种群, 由此循环往复。值得注意的是, 如果某一新个体在选择操作中替换了旧个体, 将该选择操作称为“成功更新”, 这一定义在 JADE 算法和 SPS 框架中具有重要的意义。

作为改进 DE 算法, JADE 算法通过实现突变策略改进以及算法参数的自适应调节在一定程度上提高了经典 DE 算法的性能。JADE 算法选择了一种被称为 DE/current-to- p best/1 的突变策略, 平衡了算法的搜索能力和收敛速度, 其表达式为:

$$\mathbf{v}_{i,G} = \mathbf{x}_{i,G} + F_{i,G} \cdot (\mathbf{x}_{best,G}^p - \mathbf{x}_{i,G}) + F_{i,G} \cdot (\mathbf{x}_{r_1,G} - \mathbf{x}_{r_2,G}^A) \quad (8)$$

式中: $\mathbf{v}_{i,G}$ 表示突变向量; $\mathbf{x}_{i,G}$ 表示父代个体; $F_{i,G}$ 表示尺度因子; 下标 i 和 G 分别表示种群个体序号和当前迭代代数; 下标 r_1, r_2 为随机数且 $r_1 \neq r_2 \neq i$; $\mathbf{x}_{best,G}^p$ 是从父代个体按适应度由好到差排名前 $p \times 100\%$ 的集合中随机选出的个体, 给定参数 $p \in (0, 1]$; $\mathbf{x}_{r_2,G}^A$ 是从父代种群与存档种群的并集中随机选出的个体。这里的存档种群是一个最大规模与父代种群规模 NP 相同且初始化为空集的个体集合, 被“成功更新”替换掉的旧个体将进入该种群, 当种群已满时原有个体被随机替换, 这一机制进一步扩大了算法的搜索范围。

JADE 算法的交叉方法、越界个体修正方法和选择方法与经典 DE 算法基本一致, 其表达式分别为:

$$u_{j,i,G} = \begin{cases} v_{j,i,G}, & rand < CR_{i,G} \text{ or } j = j_{rand} \\ x_{j,i,G}, & \text{其他} \end{cases} \quad (9)$$

$$u_{j,i,G} = \begin{cases} (x_{j,i,G} + x_j^{low})/2, & u_{j,i,G} < x_j^{low} \\ (x_{j,i,G} + x_j^{up})/2, & u_{j,i,G} > x_j^{up} \end{cases} \quad (10)$$

$$\mathbf{x}_{i,G+1} = \begin{cases} \mathbf{u}_{i,G}, & f(\mathbf{u}_{i,G}) < f(\mathbf{x}_{i,G}) \\ \mathbf{x}_{i,G}, & \text{其他} \end{cases} \quad (11)$$

式中: $\mathbf{u}_{i,G}$ 表示子代个体; $CR_{i,G} \in [0, 1]$ 表示交叉概率; 下标 j 表示个体中的元素序号; $rand$ 表示对于每一个 i 和 j 独立生成的 $[0, 1]$ 区间内的随机数; j_{rand} 表示对于每一个 i 独立生成的 $[1, D]$ 区间内的随机整数; x_j^{low} 和 x_j^{up} 分别表示优化变量取值范围的下界和上界; $f(\cdot)$ 表示目标函数值。

此外, 与控制参数固定的经典算法不同, JADE 算法的尺度因子和交叉概率不恒定, 而是根据如下表达式对于每一代不同的种群个体独立生成。

$$F_{i,G} = randc_i(\mu_{F,G}, 0.1) \quad (12)$$

$$CR_{i,G} = randn_i(\mu_{CR,G}, 0.1) \quad (13)$$

式中: $randc_i(a, b)$ 和 $randn_i(a, b)$ 分别表示位置参数为 a 、尺度参数为 b 的柯西随机数和高斯随机数, 其中均值 $\mu_{F,G}$ 和 $\mu_{CR,G}$ 被分别初始化为给定参数值 $\mu_{F,0}$ 和 $\mu_{CR,0}$, 并在每一代选择操作后进行如下两式所示的更新操作。

$$\mu_{F,G+1} = (1-c) \cdot \mu_{F,G} + c \cdot \frac{\sum_{F_{i,G} \in S_F} F_{i,G}^2}{\sum_{F_{i,G} \in S_F} F_{i,G}} \quad (14)$$

$$\mu_{CR,G+1} = (1-c) \cdot \mu_{CR,G} + c \cdot \text{mean}(S_{CR}) \quad (15)$$

式中: c 为给定的取值在 $[0, 1]$ 区间内的常数; $\text{mean}(\cdot)$ 表示数值平均, S_F 和 S_{CR} 分别代表当前种群中完成“成功更新”的个体对应的尺度因子和交叉概率集合。这一机制实现了算法控制参数的自适应调节, 这有益于算法及时地调整参数, 帮助算法为本文中研究的近场方向图综合问题提供更加合适的参数选择和问题解决方案。

2.2 基于 SPS 框架的 SPS-JADE 算法

在 DE 算法解决如方向图综合等复杂多维非线性优化问题的过程中, 可能会发生算法搜索陷入局部最优, 无法更新最优解, 进而导致算法求解效率受到严重影响的情况, 这一现象被称为更新停滞。

SPS 框架在突变和交叉等操作中采用了不同于经典算法父代个体, 有效解决了更新停滞问题, 更进一步地对 DE 算法的寻优及收敛性能进行了提升。具体来说, 该框架会在某一种群个体长时间无法找到更优解时, 选择迭代历史中最后完成“成功更新”的 NP 个种群个体作为父代个体, 这些个体被称为“成功父代”, 具有较高的搜寻潜力, 用来帮助算法脱离更新停滞状态。在 SPS 框架中, 将每个种群个体连续无法完成“成功更新”的次数作为标准, 判断算法是否进入更新停滞状态, 该次数一旦超过给定参数 Q 算法便开始使用“成功父代”进行种群更新操作, 直到该个体完成“成功更新”, 脱离更新停滞状态为止。针对近场方向图综合问题, 根据上述优化模型, 通过迭代更新阵元位置参数种群实现对近场方向图的优化, 本文所设计的 SPS-JADE 算法流程如图 2 所示。

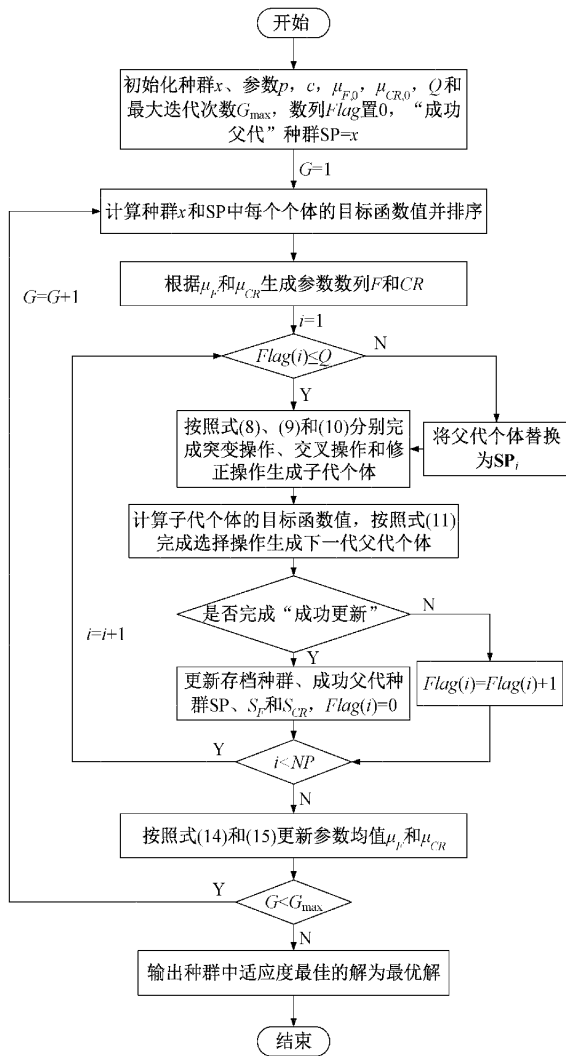


图 2 SPS-JADE 算法流程

3 仿真实验结果及分析

3.1 参数设置

仿真实验中一维直线阵列的阵元数为 40, 扫描角度在 $[-60^\circ, 60^\circ]$ 区间内, 扫描距离为 0~500 m, 期望位置参数为 $r_0 = 50$ m 和 $\theta_0 = 0^\circ$, 阵列天线波长为 1 m, 距离维主瓣宽度上限为 $BW_r^D = 30$ m。利用该实例经过多次仿真后, 选出了优化效果较为优秀的控制参数运用于本次仿真试验中, 对于 SPS-JADE 算法, 设 $p = 0.05, c = 0.1, \mu_{F,0} = 0.7, \mu_{CR,0} = 0.8, Q = 15$ 。对于所选用的其他对比算法, 本文同样选出了较为合适的算法控制参数: 对于使用 DE/best/1 策略的 DE 算法, 设 $F = 0.7, CR = 0.8$; 对于 GA 算法, 设突变概率 $p_m = 0.5$; 对于 jDE 算法^[14], 设 $F_0 = 0.5, CR_0 = 0.5$; 对于 SaDE 算法^[15], 设学习周期 $LP = 10$; 对于 DEGL 算法^[16], 设 $\alpha = \beta = F = 0.7, CR = 0.8$, 邻域规模为种群规模的 0.1 倍; 对于 JADE 算法, 设 $p = 0.05, c = 0.1, \mu_{F,0} = 0.7, \mu_{CR,0} = 0.8$ 。此外, 对于每种算法, 设优化时的扫描角度分辨率为 0.025° , 扫描距离分辨率为 0.5 m, 种群规模为 50, 最大迭代次数为 500。

3.2 实验结果与分析

使用上述参数设置, 将每种算法各独立运行 30 次, 对一维直线阵列天线实例进行近场方向图综合的仿真对比实验。

表 1 所示为不同算法得到的角度维和距离维归一化 MSL 的最佳优化结果对应值和 30 次运行的平均值, 同时给出了各算法目标函数值的标准差。图 3 和 4 分别给出了由各算法优化得到的角度维和距离维最优近场方向图, 是分别位于期望距离和期望角度上的两个方向图切片。各算法的平均收敛曲线如图 5 所示。图 6 所示为由 SPS-JADE 算法优化得到的最优近场二维空间方向图。

表 1 近场方向图综合归一化 MSL 结果和目标函数值标准差

优化算法	角度维归一化 MSL/dB		距离维归一化 MSL/dB		标准差/ dB
	最佳	平均值	最佳	平均值	
DE/best/1	-22.456 6	-21.809 6	-9.184 8	-9.243 7	0.470 7
GA	-21.976 3	-21.354 6	-9.420 4	-9.191 0	0.354 8
jDE	-22.351 7	-21.966 0	-9.236 5	-9.325 1	0.206 9
SaDE	-22.248 2	-21.766 4	-9.419 2	-9.266 2	0.230 7
DEGL	-22.393 9	-21.613 1	-9.375 8	-9.214 5	0.342 3
JADE	-22.492 5	-21.997 7	-9.325 8	-9.280 8	0.279 7
SPS-JADE	-22.527 8	-22.117 1	-9.529 5	-9.347 4	0.243 9

由图 3 和 4 可以看出, 各算法在两个维度的波束宽度差异不大, 基本满足设计需求, 再结合表 1 中的数据可以看出, 经 SPS-JADE 算法优化后, 角度维和距离维近场天线方向图的归一化 MSL 分别低至 -22.527 8 dB 和 -9.529 5 dB, 30 次运行中两维度的平均归一化 MSL 分

别为 -22.117 1 dB 和 -9.347 4 dB, 通过对实验结果的对比可以看出, SPS-JADE 算法在两个维度均得到超越其他对比优化算法的旁瓣抑制效果, 可以证明该算法在近场方向图综合中具有强大的全局搜索能力; 此外, 表 1 标准差一栏的数据可以看出 SPS-JADE 算法在 30 次独立运行过

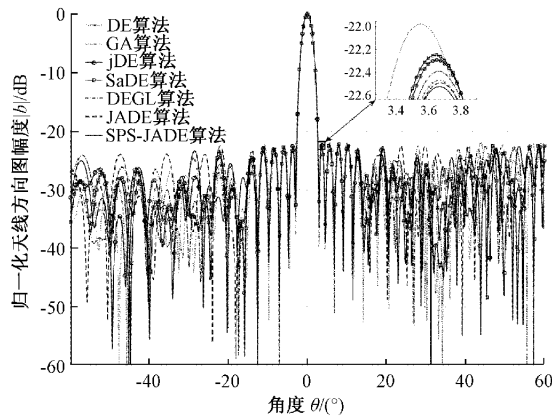


图 3 各算法角度维最优近场方向图

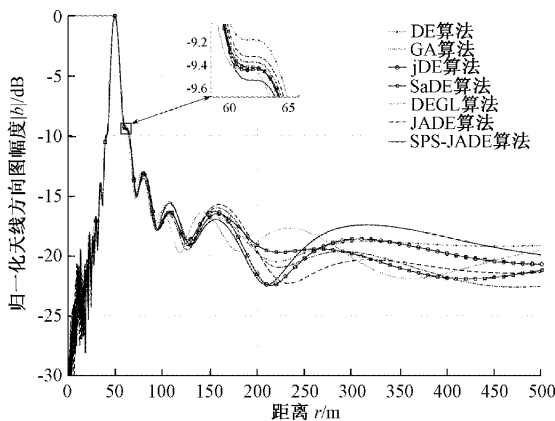


图 4 各算法距离维最优近场方向图

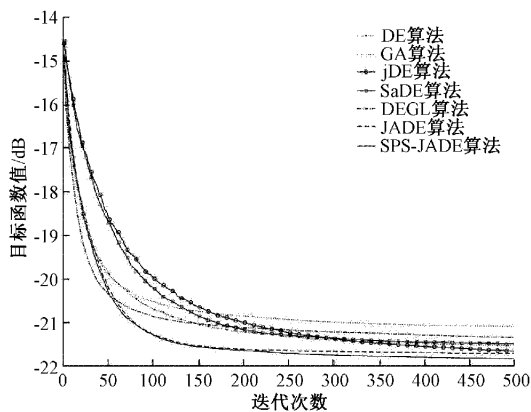


图 5 各算法平均收敛曲线

程中得到了较低的目标函数值标准差,仅为 0.243 9 dB,体现了 SPS-JADE 算法优秀的鲁棒性。

由图 5 中的收敛曲线可以看出,与其他智能优化算法相比,SPS-JADE 算法在旁瓣抑制近场方向图综合中展现出更为优越的收敛性能。具体对比来看,SPS-JADE 算法相较于 GA 算法、DE 算法、jDE 算法和 SaDE 算法在收敛速度上有较为明显的优势;DEGL 算法在迭代前期收敛速度相对较快,但在后期收敛速度放缓,总体上不及 SPS-JADE

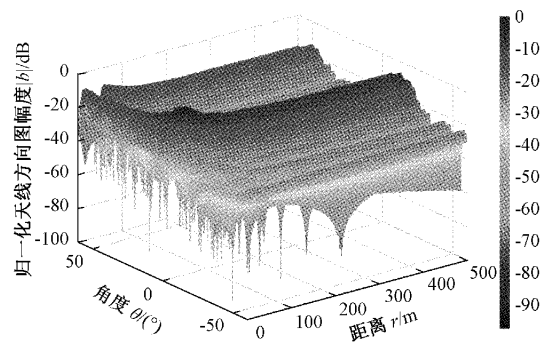


图 6 SPS-JADE 算法得到的最优近场二维空间方向图

算法;相较 JADE 算法,SPS-JADE 算法在收敛性能上有小幅度提升,且迭代后期最优解更新速度更快,在一定程度上改善了更新停滞问题。

最后,扩展到二维空间方向图,由图 6 可以直观地看出 SPS-JADE 算法优化得到的近场方向图在期望位置附近产生了波峰,成功实现了波束聚焦。

4 结 论

本文设计了一种基于 SPS-JADE 算法的一维直线非均匀阵列天线近场方向图综合方法。首先对非均匀阵列天线的近场方向图模型进行了较详细地介绍和推导,并建立了对应的方向图综合优化模型,以实现波束聚焦和旁瓣抑制。随后分析介绍了 SPS-JADE 算法针对寻优和收敛性能方面对原始算法的改进,特别地,SPS 框架在一定程度上解决了原始算法的更新停滞问题。最后,通过仿真实验验证了 SPS-JADE 算法的有效性,成功实现了对近场方向图的波束聚焦和旁瓣抑制,综合仿真结果可以证明,基于 SPS-JADE 算法的近场方向图综合算法具有良好的优化性能和方向图综合效率,在寻优能力、收敛速度和鲁棒性方面均有明显优势。此外,本文仅对无栅瓣情况下的直线阵列进行了研究,若引入栅瓣或拓展到平面阵列,近场方向图综合求解情况将更加复杂,这些难点将在后续进行研究。

参考文献

- [1] 陆利冬,曹永刚,郑慧峰,等. 基于球壳聚焦阵列的超声成像检测技术研究[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(4):61-68.
- [2] 曹书华,江凌艳,王勋. 子阵级数字阵列雷达波束形成性能分析[J]. 电子测量技术, 2020, 43(5):33-38.
- [3] CUI C, WEN T L, XIU T Y, et al. Hybrid genetic algorithm and modified iterative fourier transform algorithm for large thinned array synthesis[J]. IEEE Antennas & Wireless Propagation Letters, 2017, 16: 2150-2154.
- [4] HA B V, MUSSETTA M, PIRINOLI P, et al. Modified compact genetic algorithm for thinned array

- synthesis [J]. IEEE Antennas and Wireless Propagation Letters, 2015, 15:1105-1108.
- [5] LIANG W, JIAO Y C, ZHANG L. Sideband suppression in time-modulated linear array by modified differential evolution algorithm [C]. IEEE International Conference on Communication Problem-solving, IEEE, 2015: 399-401.
- [6] 尚雪梅, 徐远纲. PSO 优化的最大峭度熵反褶积齿轮箱故障诊断[J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(7): 64-72.
- [7] MIRANDA A V, ASHWIN P, SHARAN P, et al. An efficient synthesis of unequally spaced antenna array with electronic scan capability utilizing particle swarm optimization [C]. 2017 IEEE MTT-S International Microwave and RF Conference, IEEE, 2017:255-258.
- [8] CHEN P, TIAN X, CHEN Y. Optimization of the digital near-field beamforming for underwater 3-d sonar imaging system [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2010, 59(2): 415-424.
- [9] 宋嘉奇, 陶海红. 一种稀布阵列天线的近场波束综合算法[J]. 西安电子科技大学学报(自然科学版), 2018, 45(6):20-24.
- [10] MIKHAIL Z. Comparison of the asynchronous differential evolution and JADE minimization algorithms[J]. EPJ Web of Conferences, 2016, 108(2048):1-6.
- [11] GUO S M, YANG C C, HSU P H, et al. Improving differential evolution with a successful-parent-selecting framework[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2015, 19(5):717-730.
- [12] 刘宇, 廉洪波, 王伟. 基于改进 k-means 和 DE-ELM 的配电网负荷预测研究[J]. 国外电子测量技术, 2019, 38(5):45-49.
- [13] ZHAO H, MENG F, QIAO L. Parameter estimation of multi-component chirp signal based on differential evolution[J]. Instrumentation, 2017, 4(2):34-43.
- [14] BREST J, ZAMUDA A, FISTER I, et al. Some improvements of the self-adaptive jDE algorithm[C]. IEEE Symposium on Differential Evolution, IEEE, 2014:1-8.
- [15] MOHSENI M, AFROOMAND A, MOHSENIPOUR F. Optimum coordination of overcurrent relays using SADE algorithm [C]. 16th IEEE Conference on Electrical Power Distribution Networks (EPDC), IEEE, 2011:1-10.
- [16] LI Y, WANG Z, CHENG Y, et al. A hybrid improved MFO with DEGL algorithm for pose optimization on space manipulator[J]. Measurement Science and Technology, 2019, 30(125012):1-11.

作者简介

房帅,高级工程师,主要研究方向为电声技术、信号处理算法设计与实现等。

E-mail:964883@qq.com