

基于改进风驱动优化算法的稀疏阵列旁瓣抑制方法

金雪 夏伟杰 潘彦均 周建江

(南京航空航天大学电子信息工程学院, 南京, 211106)

摘要: 针对阵列稀疏通常会引起波束方向图旁瓣电平抬高的问题, 本文提出了一种基于改进风驱动优化算法和凸优化的稀疏阵列旁瓣抑制方法。该方法首先针对传统的风驱动优化(Wind driven optimization, WDO)算法缺少普遍适用的参数设置方案, 提出了一种结合高斯分布的改进风驱动优化算法。将半圆阵方向图的峰值旁瓣电平作为目标函数, 采用改进的WDO算法作为全局优化算法来优化阵元位置, 同时采用凸优化算法作为局部优化算法来高效求解有效阵元的最优加权系数, 确保了阵元位置和权值的理想匹配。仿真结果表明, 在稀疏阵列阵元数一定的情况下, 算法可有效降低旁瓣水平, 具有更好的全局寻优能力和更快的收敛速度, 为稀疏阵列的旁瓣抑制提供了有效的优化设计方法。

关键词: 稀疏阵列; 旁瓣抑制; 高斯分布; 风驱动优化算法; 凸优化

中图分类号: TN912 **文献标志码:** A

Improved Wind Driven Optimization Algorithm for Sidelobe Suppression in Thinned Array

Jin Xue, Xia Weijie, Pan Yanjun, Zhou Jianjiang

(College of Electronic and Information Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing, 211106, China)

Abstract: Considering that array thinning usually causes the increase of sidelobe level in beam pattern, an optimization algorithm based on improved wind driven optimization (WDO) algorithm and convex optimization is proposed to achieve sidelobe suppression in thinned arrays. To solve the problem of lacking a universal parameter selection scheme in original WDO algorithm, an improved WDO algorithm is given by combining WDO algorithm with Gaussian distribution. Then, the peak sidelobe level (PSLL) is taken into the semi-circular thinned array as objective function. To obtain a lower PSLL, the improved WDO algorithm is adopted as global optimization algorithm to optimize the distribution of elements in thinned array. At the same time, convex optimization is utilized as local optimization algorithm to effectively obtain the optimal coefficients of valid elements, which guarantees the perfect match of the elements' positions and coefficients. Simulation results indicate that, under a given numbers of elements, the optimization algorithm could achieve sidelobe suppression effectively. Moreover, it has better global search capability and faster convergence speed. Therefore, the proposed optimization algorithm can be taken as an effective approach for thinned array design.

Key words: thinned array; sidelobe suppression; Gaussian distribution; wind driven optimization algorithm; convex optimization

引 言

大孔径阵列在雷达、声纳和通信等诸多领域都有着广泛的应用。根据奈奎斯特采样定理,为了避免方向图出现栅瓣从而影响阵列性能,要求阵列的阵元间距小于波长的 $1/2$ 。因此,在大孔径阵列中,往往需要通过增加阵元数目来满足阵列的孔径要求,因而阵列的设计成本、体积和功耗都会随之提高^[1]。稀疏阵列设计技术的提出为解决这一问题提供了一种有效的途径。稀疏阵列的阵元在一定的孔径上非均匀布置。与稀布阵列不同的是,稀疏阵列的阵元位置限制在规则栅格内,每相邻两个阵元的间距为栅格间距(阵元最小间距)的整数倍。稀疏阵列与孔径相同的满阵阵列有着相同的主瓣宽度,但旁瓣水平比同孔径的阵列要高^[2]。这是因为所有阵元都对波束的形状有贡献(不考虑阵元的遮挡效应,假设所有阵元均能接收到任意来向的信号)。因此如何在给定阵列孔径、阵元数目和阵元最小间距等约束条件下有效控制波束方向图的旁瓣峰值水平,一直是稀疏阵列设计研究史上的难点和热点。

智能优化算法是用于解决稀疏阵设计的有效方法,基于模拟退火(Simulated annealing, SA)算法、遗传算法(Genetic algorithm, GA)和粒子群优化(Particle swarm optimization, PSO)算法等智能优化算法的稀疏阵列设计方法已被广泛提出。美国海军研究所的 Hayward 教授首次采用了模拟退火算法对声纳系统的换能器阵进行稀疏优化设计^[3]。意大利热那亚大学的 Trucco 教授^[4]和维罗纳大学的 Murino 教授^[5]采用模拟退火算法同时优化换能器阵元的位置和权重,加大了阵列的优化自由度,使得旁瓣峰值电平尽可能低的同时,还最小化了阵列孔径和阵元数目。美国的 Haupt 教授率先将遗传算法引进天线阵列优化设计中^[6],随后 Bray 等深入研究了遗传算法在稀疏阵设计中的应用,并进一步加以改进^[7]。和洁等人将遗传算法与禁忌搜索(Tabu search, TS)相结合提出一种混合二次优化算法,同时优化多输入多输出(Multiple-input multiple-output, MIMO)雷达发射和接收天线的阵元位置,有效抑制了天线方向图中的旁瓣电平^[8]。Hooker 等采用二进制粒子群优化算法对线性稀疏阵列及其性能进行了深入研究^[9]。Cao 等则利用粒子群算法对 MIMO 雷达中对称和非对称阵列进行稀布优化设计,最大程度地抑制了峰值旁瓣电平^[10]。然而,由于这些方法容易陷入局部最优解,因此难以求得旁瓣电平的最优数值。随着压缩感知(Compressive sensing, CS)理论的提出,基于 CS 的凸优化方法被应用到阵列性能优化中来。在 1997 年,Lebret 和 Boyd 利用凸优化“局部最优解即全局最优解”的良好性质,提出了用凸优化来有效控制阵列旁瓣电平的方法^[11]。Ling Cen 等利用凸优化设计最优加权系数,在最小化旁瓣电平的同时最大化阵列的稀疏度^[12]。凸优化能够迅速求解目标函数,同时也能够求解组合优化和全局优化问题,非常适用于稀疏阵列优化设计问题,但是它一般只优化阵元的加权系数而忽略阵元位置的优化分布,因此依然难以求得旁瓣电平的最优数值。

在众多智能优化算法中,风驱动优化(Wind driven optimization, WDO)算法作为一种新兴的基于群体的迭代启发式全局优化算法,具有简单、高效、易实现、鲁棒性强、寻优效率高、全局搜索能力强和可处理连续与离散问题等诸多优点^[13]。因此,本文用 WDO 算法求解稀疏阵列设计中的阵元位置。同时利用凸优化算法局部搜索能力强的特点,将其用来优化有效阵元的加权系数,从而可以确保阵元位置和权值的理想匹配。又由于在传统的 WDO 算法中,并没有一个普遍适用、可用于解决多数优化问题的参数选择方案,而参数选择的不同又将极大影响算法寻优能力和优化效果,因此,通过在 WDO 算法中引入高斯分布来改进传统 WDO 算法的参数设置,从而使 WDO 算法可以通过自动参数调整来增强自身的全局寻优能力并加快收敛速度。本文基于半圆阵列,将波束方向图的峰值旁瓣电平(Peak sidelobe level, PSL)作为目标函数,采用引入了高斯分布的改进 WDO 算法作为全局优化算法来优化稀疏阵列中的阵元位置,同时结合凸优化算法作为局部优化算法来优化有效阵元的加权系数,实现了半圆阵列在给

定阵列孔径和阵元数目时的旁瓣峰值水平的抑制。通过仿真分析,提出的稀疏阵列旁瓣抑制方法具有较好的全局寻优能力和较快的收敛速度,大大减小了算法陷入局部最优解的概率,提高了整个搜索过程的有效性,为稀疏阵列的旁瓣抑制提供了有效的优化设计方案。

1 阵列优化模型

考虑由 N 个相同全向性的换能器基元组成的半圆阵列,半径为 R ,假设阵列工作在远场条件,信号入射方向与阵列孔径所在的 x 轴方向之间的夹角为 θ ,如图 1 所示。选取圆心作为参考点,波束指向为 θ_d ,则阵列的方向图函数可表示为

$$P(\theta) = \mathbf{W}^T \mathbf{G}(\theta) \quad (1)$$

式中

$$\mathbf{G}(\theta) = \begin{bmatrix} \exp(-j2\pi R(\cos(\theta - \varphi_1) - \cos(\theta_d - \varphi_1))/\lambda) \\ \exp(-j2\pi R(\cos(\theta - \varphi_2) - \cos(\theta_d - \varphi_2))/\lambda) \\ \vdots \\ \exp(-j2\pi R(\cos(\theta - \varphi_N) - \cos(\theta_d - \varphi_N))/\lambda) \end{bmatrix} \quad (2)$$

式中: $\mathbf{W} = [\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_N]^T \in \mathbf{R}^{N \times 1}$ 为加权向量, ω_k ($k=1, 2, \dots, N$) 为第 k 个阵元的加权系数; $\varphi_k = \frac{(k-1)\pi}{N-1}$ ($k=1, 2, \dots, N$) 为第 k 个阵元和阵列圆心的连线与 x 轴之间的夹角; λ 为信号波长。则式(1)又可以写成

$$P(\theta) = \sum_{k=1}^N \omega_k \exp(-j2\pi R(\cos(\theta - \varphi_k) - \cos(\theta_d - \varphi_k))/\lambda) \quad (3)$$

半圆阵列方向图的相对峰值旁瓣电平 PSLL 可以表示为

$$\text{PSLL} = \max_{\theta \in \Omega_{sl}} \left\{ \left| \frac{P(\theta)}{P(\theta_d)} \right| \right\} \quad (4)$$

式中: θ_d 为波束指向角; Ω_{sl} 为阵列方向图的旁瓣区域,令主瓣的零功率波束宽度为 $2\theta_0$,则 $\Omega_{sl} = \{\theta | 0 \leq \theta \leq \theta_d - \theta_0\} \cup \{\theta | \theta_d + \theta_0 \leq \theta \leq \pi\}$ 。

需要注意的是,本文将稀疏阵列中的阵元位置固定在规则栅格中,以“1/0”来表示阵元的有无。并且,为保持稀疏后的波束方向图主瓣宽度基本不变,将阵列两端的两个阵元保留以保持阵列孔径大小不变。因此,阵元位置的优化即是在剩余 $N-2$ 个栅格中通过智能优化算法来选择合适的 $M-2$ 个阵元位置分布,这里 N 指均匀半圆阵的阵元数目, M 指稀疏阵的阵元数目。设定有效阵元加权系数的取值范围为 $(0, 1]$,则稀疏阵列的优化模型为

$$\begin{aligned} \min \quad & \text{PSLL} \\ \text{s. t.} \quad & P(\theta_d) = 1 \\ & x_1 = 1, x_N = 1 \\ & x_2, x_3, \dots, x_{N-1} = 0 \text{ 或 } 1 \\ & \text{sum}(x_1, x_2, \dots, x_N) = M \\ & 0 < \omega_1, \omega_2, \dots, \omega_M \leq 1 \end{aligned} \quad (5)$$

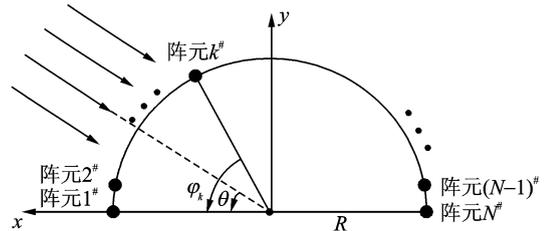


图 1 均匀半圆阵列示意图

Fig. 1 Diagram of uniformly spaced semi-circular array

式中: $x_k (k=1, 2, \dots, N)$ 的取值非 0 即 1, 表示第 k 个栅格位置是否有阵元; sum 为求和函数。因此阵列旁瓣峰值水平的抑制问题即为在给定波束指向方向上的归一化波束响应值为 1 的条件下, 使得最大旁瓣电平值尽可能小。

2 旁瓣抑制方法

2.1 风驱动优化算法

风驱动优化(Wind driven optimization, WDO) 算法是一种基于群体的迭代启发式全局优化算法。该算法简单、易于实现, 可用于处理连续和离散问题。WDO 算法的核心是研究空气粒子在大气中的受力运动情况, 结合牛顿第二定律和理想气体状态方程推导出空气粒子在每一次迭代中的速度和位置的更新公式^[14-16]。在 WDO 算法中空气粒子的速度更新为

$$U_{\text{new}} = (1 - \alpha)U_{\text{cur}} - gX_{\text{cur}} + \left[RT \left| \frac{1}{i} - 1 \right| (X_{\text{opt}} - X_{\text{cur}}) \right] + (cU_{\text{cur}}^{\text{other dim}}/i) \quad (6)$$

式中: i 为粒子根据当前位置的压力值进行的升序排列值; U_{cur} 和 U_{new} 分别为粒子的当前速度和下一代的速度; X_{cur} 为粒子的当前位置; X_{opt} 为粒子的最优位置; $U_{\text{cur}}^{\text{other dim}}$ 为粒子当前所在维度中的速度受其他任一维度影响的速度, 此速度的引入增强了 WDO 算法的鲁棒性, 保证了算法探索能力和开发能力之间的平衡。 α, R 和 c 为常数, g 和 T 分别为重力加速度和温度。

与粒子群优化算法中的速度钳制类似, 为了防止粒子速度迅速膨胀到很大的值, 导致粒子产生很大的位置变更, 从而冲出搜索空间的边界^[17], 在 WDO 算法中, 对于每一维的粒子, 其更新速度也具有一定的范围。为了控制粒子的全局搜索行为, 将 WDO 算法中的粒子速度钳制在一个有界的限制范围内。如果粒子速度超过这个指定的速度最大值 U_{max} , 就会被强行指定为最大速度值。即

$$U_{\text{new}} = \begin{cases} +U_{\text{max}} & U_{\text{new}} > +U_{\text{max}} \\ -U_{\text{max}} & U_{\text{new}} < -U_{\text{max}} \end{cases} \quad (7)$$

对于连续优化问题, 空气粒子的位置更新为

$$X_{\text{new}} = X_{\text{cur}} + (U_{\text{new}} \Delta t) \quad (8)$$

对于离散优化问题, 空气粒子的位置更新为

$$x_{\text{new}}^{(d)} = \begin{cases} 1 & \text{rand}() < S(u_{\text{new}}^{(d)}) \\ 0 & \text{rand}() \geq S(u_{\text{new}}^{(d)}) \end{cases} \quad (9)$$

式(8)中, 为了简化问题, 通常使 $\Delta t=1$, 式(9)中 $x_{\text{new}}^{(d)}, u_{\text{new}}^{(d)}$ 分别表示下一代粒子的位置向量 \mathbf{X}_{new} 和速度向量 \mathbf{U}_{new} 的第 d 个维度, $d=1, 2, \dots, N$; $\text{rand}()$ 为一个分布于 $(0, 1)$ 间的随机常量; $S(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}$ 表示 Sigmoid 函数。同样的, 根据具体问题可以设置算法搜索位置范围, 从而将粒子位置控制在期望变化范围内。

对于参数 α, R, c, g 和 T 的选择, 在此传统 WDO 算法中并没有一个普遍适用、可用于解决多数优化问题的选择方案, 通常可根据实际需要参照文献^[14-16]选择针对不同测试函数的参数。

2.2 改进风驱动优化算法

由于在使用 WDO 进行优化之前需要进行多个参数的设置, 尽管对 WDO 中的参数调整在文献^[14-16]中已有涉及, 但这些选择参数的方法并非普遍适用。因此引入一个合适的自动参数调整方案对于改善算法的全局寻优能力和算法收敛速度都有益。

2014 年, Hochsteiner 等给出了一个在传统的 WDO 算法中结合莱维飞行的风驱动优化(Wind driv-

en optimization using levy flights, WDOLE)算法^[18], 然而,针对本文的优化问题,该 WDOLE 算法并不能保证总是有优于传统 WDO 算法的寻优能力。在文献^[18]的启发下,由于考虑到莱维飞行、高斯分布和柯西分布都属于稳定分布,而自然界中很多随机因素和影响都可以近似地用高斯分布来描述^[19],因此,为了解决 WDO 算法中的参数调整问题,本文提出了一个在传统的 WDO 算法中结合高斯分布的改进风驱动优化算法。通过引入高斯分布,WDO 算法中的参数可自动调整,进而提升了算法全局搜索的可行性,使之更容易接近全局最优解,加快收敛速度。

高斯分布是一类在数学、物理及工程等诸多领域都有着广泛应用的概率分布,在自然界中很多随机因素和影响都可以近似地用高斯分布来描述。均值为 μ , 方差为 σ 的一维高斯概率密度函数为

$$f_g(z) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(z-\mu)^2}{2\sigma^2}} \quad (10)$$

为简化叙述,将式(6)粒子的速度更新公式中所需的参数 α, RT, g, c 统一地用 y 来进行表示,结合高斯分布后,在每次 WDO 算法的迭代过程中,粒子速度更新公式中所需的参数都由式(11)所表示的形式得到,则

$$y = y + \omega_g N(0,1) \quad (11)$$

式中: $N(0,1)$ 为一服从正态分布的高斯随机数, ω_g 为 $[0, f_g(0)]$ 上的均匀随机数。

2.3 旁瓣抑制方法

由于仅仅通过改进 WDO 算法优化阵元位置而不考虑阵列加权系数的大小,难以得到优化后阵列旁瓣水平的最优解,因此,利用凸优化算法局部搜索能力强的优点,结合改进 WDO 算法和凸优化算法来分别优化阵列中的阵元位置和加权系数,从而实现两者的良好匹配。结合了改进的 WDO 算法和凸优化后得到的半圆阵列旁瓣抑制方法的实施流程见图 2。

通过改进 WDO 算法优化阵元位置 x_1, x_2, \dots, x_N 之后,结合式(1)和式(4)中阵列的方向图函数和峰值副瓣电平表示,有效阵元位置处的加权系数的优化问题可以表示为

$$\min \max_{\theta \in \Omega_s} |W^T G(\theta)| \quad \text{s. t.} \quad W^T G(\theta_d) = 1 \quad (12)$$

这里只需要优化有效阵元的权系数,无效阵元位置处的权系数直接置 0 即可。显然,式(12)为一凸优化问题,因此,可以直接使用凸优化工具箱来高效求解。

通过对 WDO 算法中的参数进行变异,在空气粒子的每次更新过程中都加入一个扰动量,从而增加了算法跳出局部最优解的概率,扩大了搜索范围。因此使得经过上述改进后得到的旁瓣抑制方法的全局寻优能力得到增强,收敛速度也得以加快,并且有着更好的旁瓣抑制能力,其具体实现步骤如下:

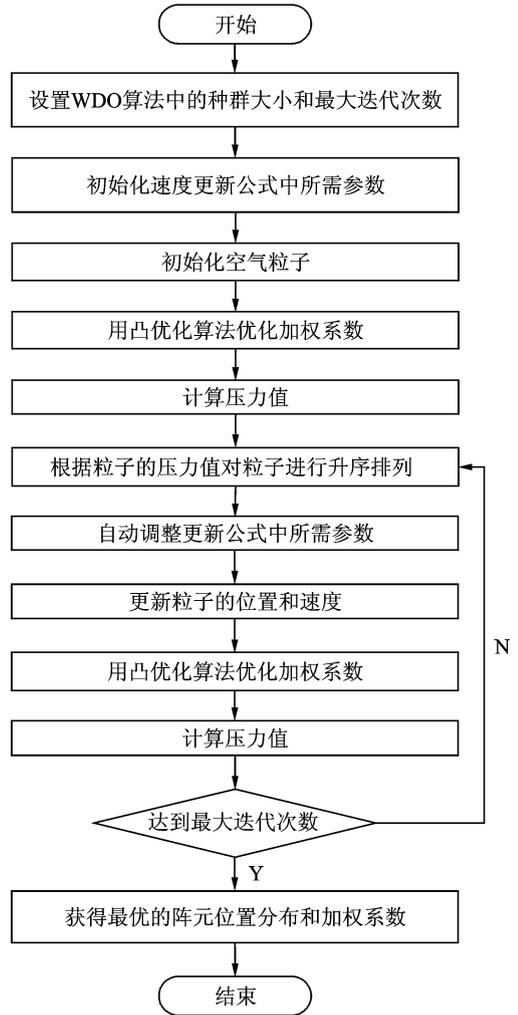


图 2 结合了改进的 WDO 算法和凸优化的旁瓣抑制方法

Fig. 2 Improved WDO and convex optimization for sidelobe suppression

(1) 初始化。

给定初始的阵元数和稀疏后的阵元数, 设置种群大小, 最大化迭代次数、粒子的速度和位置约束条件, 随机分配初始的粒子速度和位置。

由于本文中的稀疏阵列必须要满足给定的主瓣性能要求, 为保持稀疏后的波束方向图主瓣宽度基本不变, 阵列两端的两个阵元必须保留。同时, 由于阵元位置的选取被固定在规则栅格中, 仅仅通过二进制数‘1’‘0’来表示阵列中阵元的有无, 因此, 在设定位置约束条件时要将粒子位置约束在 $[0, 1]$, 并且粒子位置的取值为离散值, 也就是非 0 即 1。

(2) 使用凸优化算法优化有效阵元的权系数。

由于本文中半圆阵列导向向量中预先考虑了波束指向并进行了相位补偿, 因此, 优化后的阵元加权系数为实数值, 仅为阵列提供幅度补偿, 又由于半圆阵列的方向图是归一化值, 所以这里限定阵元加权系数的幅度的取值范围为 $(0, 1]$ 。

(3) 计算粒子的压力值。

本文优化目标是实现给定主瓣性能下稀疏半圆阵列的旁瓣抑制, 因此将通过改进 WDO 算法和凸优化进行阵元位置和权值系数优化后的稀疏阵列的旁瓣峰值水平选作压力值。

(4) 按照压力值将种群进行升序排序。

用 i 表示粒子根据当前位置的压力值进行的升序排列值, $i=1$ 时表示压力值最小, 即 $i=1$ 时的压力值是粒子迄今为止找到的最优解。

(5) 引入结合高斯分布的参数变异机制, 并更新粒子的速度和位置。

通过式(6,9)分别更新粒子的速度和位置, 其中速度更新公式中所需参数 α, RT, c 和 g 依照式(11)在每次迭代过程中随机产生, 服从高斯分布。值得注意的是, 由于阵元位置的选取被固定在规则栅格中, 其取值非 0 即 1, 因此阵元位置的优化问题是一个离散优化问题, 此处粒子的位置更新公式应选择式(9)。

(6) 使用凸优化算法优化有效阵元的权系数。

(7) 计算当前迭代中粒子的压力值。

(8) 判断是否达到最大迭代次数, 若达到则输出最优的阵元位置和加权系数, 否则重复执行步骤(4-8)。

3 仿真分析

以一声纳系统中的半圆阵列为例, 阵列半径为 0.12 m, 信号频率和波长分别为 450 kHz 和 0.003 3 m, 初始均匀半圆阵的阵元数为 180, 令其波束指向 $\theta_d = 90^\circ$ 。设置 WDO 中种群大小和最大迭代次数都为 100。

3.1 WDO 参数影响分析

为了说明在 WDO 算法中, 参数选取对于算法寻优能力的影响, 参照文献[14-16]首先给出了 3 种参数选择方案, 并对其寻优能力进行了仿真比较, 结果如图 3~5 所示(这里为了简便, 加权系数均采用均匀加权)。

方案 1: $\alpha=0.4, RT=3, g=0.2, c=0.4$ 。

方案 2: $\alpha=0.85, RT=1.5, g=0.65, c=0.4$ 。

方案 3: $\alpha=0.75, RT=1, g=0.08, c=-4$ 。

由上述结果可知, WDO 算法的参数选择方案对于算法全局寻优能力有着很大的影响。例如在稀

疏阵列阵元数 $M=120$ 时,由于方案 2,3 不恰当的参数选取,导致算法陷入了局部最优,而在阵元数 $M=130$ 和 $M=140$ 时,虽然方案 1 和 2 有着相近的初始压力值,然而采用方案 1 最终得到的旁瓣峰值都低于方案 2。因此,总的来说,3 种情况下,方案 1 都能求解到更低的旁瓣峰值,也就是更好的解。因此,在 $\alpha=0.4, RT=3, g=0.2, c=0.4$ 的参数设置下, WDO 算法针对本例情况有着更强的寻优能力。为了使改进的 WDO 算法有着更好的初始位置和速度,将方案 1 中的参数方案选作式(11)中参数 α, RT, g, c 进行更新时的初始值。

3.2 改进 WDO 算法性能分析

为了说明改进后的 WDO 算法有着更好的寻优能力,对改进的 WDO 算法、传统的 WDO 算法以及文献[18]给出的结合莱维飞行的风驱动优化(Wind driven optimization using levy flights, WDOLE)算法的收敛曲线在稀疏阵列阵元数 M 分别为 120,130 和 140 的情况下进行了仿真比较,结果分别如图 6-8所示。

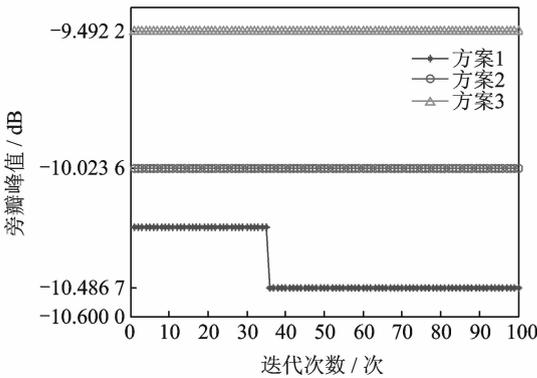


图 3 阵元数 $M=120$ 时 3 种参数选择方案的收敛曲线
Fig. 3 Convergence curves of three parameter selection schemes with element number $M=120$

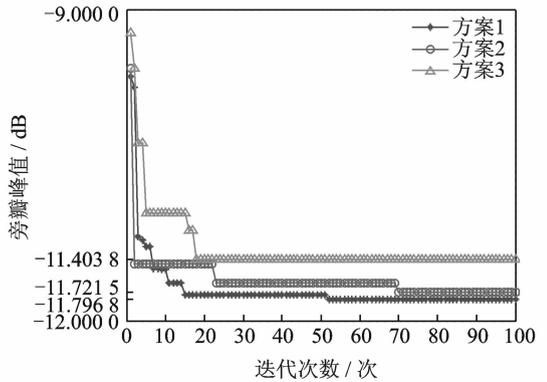


图 4 阵元数 $M=130$ 时 3 种参数选择方案的收敛曲线
Fig. 4 Convergence curves of three parameter selection schemes with element number $M=130$

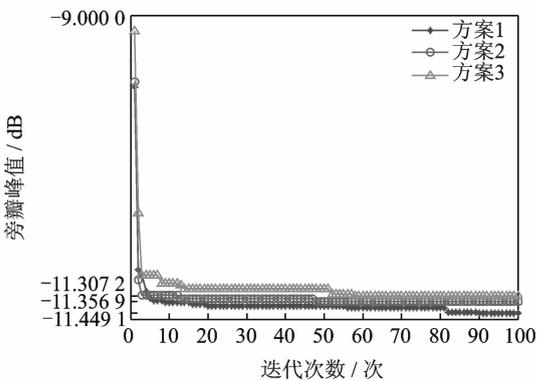


图 5 阵元数 $M=140$ 时 3 种参数选择方案的收敛曲线
Fig. 5 Convergence curves of three parameter selection schemes with element number $M=140$

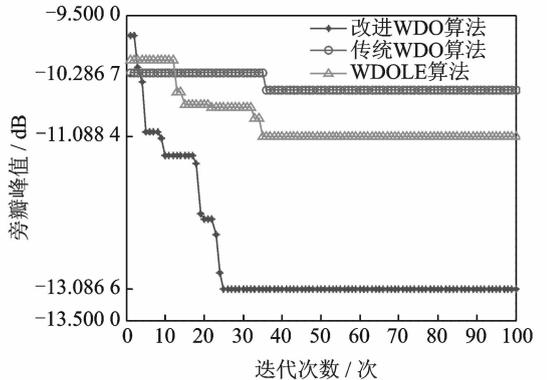
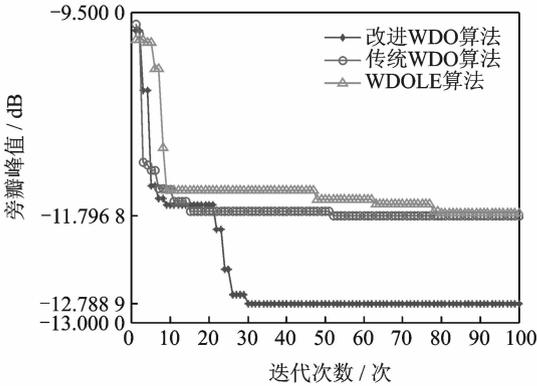
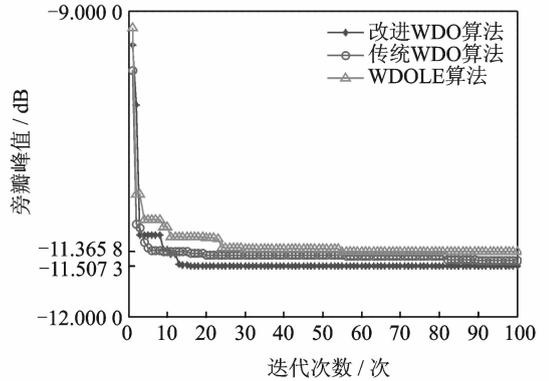


图 6 阵元数 $M=120$ 时 3 种算法的收敛曲线
Fig. 6 Convergence curves of three algorithms with element number $M=120$

图7 阵元数 $M=130$ 时 3 种算法的收敛曲线Fig. 7 Convergence curves of three algorithms with element number $M=130$ 图8 阵元数 $M=140$ 时 3 种算法的收敛曲线Fig. 8 Convergence curves of three algorithms with element number $M=140$

由上述仿真结果可知,虽然在稀疏阵列阵元数 $M=120$ 时,文献[18]给出的 WDOLE 算法有着优于传统 WDO 算法的寻优能力,然而,在阵元数 $M=130, 140$ 时, WDOLE 算法和传统 WDO 算法得到的旁瓣峰值相当。实际上, WDOLE 算法的旁瓣峰值都略高于传统 WDO 算法,因此, WDOLE 算法对于本文研究的稀疏阵列阵元位置优化并不适用,在此条件下,提出不同于 WDOLE 算法的改进 WDO 算法是很有必要的。

由图 6-8 可知,对于本文提出的改进 WDO 算法在 3 种情况下,都能求解得到更低的旁瓣峰值,并且也都能更快地达到收敛,说明本文提出的改进 WDO 算法有着更强的全局寻优能力并且有着更快的收敛速度。特别地,当稀疏阵列阵元数 $M=120$ 时,较之于传统 WDO 算法,改进的 WDO 算法有着较为显著的寻优能力,因此为便于比较,将稀疏阵列的阵元数目选定为 $M=120$ 。

3.3 旁瓣抑制方法性能分析

为了说明凸优化算法的引入能有效改善旁瓣峰值水平的抑制能力以及改进后的 WDO 算法有着更强的寻优能力和更快的收敛速度,对仅用传统 WDO 算法、仅用改进 WDO 算法、结合传统 WDO 算法和凸优化与结合改进 WDO 算法和凸优化的 4 种旁瓣抑制方法在稀疏阵列阵元数 $M=120$ 时的旁瓣抑制性能进行了仿真比较,结果如图 9,10 所示。

图 10 的收敛曲线说明,高斯分布的引入使得 WDO 算法更易跳出局部最优,扩大了算法的搜索范围。而算法的旁瓣抑制能力,由图 9 可知,传统 WDO 算法在使用均匀加权时得到的旁瓣峰值仅为 -10.4867 dB,而改进 WDO 算法在使用均匀加权时得到的旁瓣峰值为 -13.0866 dB,即在相同条件下,较之于传统 WDO 算法,高斯分布的引入使得稀疏阵列的旁瓣峰值降低了约 2.5 dB。而在传统 WDO 算法中引入凸优化算法优化加权系数后,旁瓣峰值降低至 -23.6393 dB,在改进 WDO 算法中引入凸优化算法优化加权系数后,旁瓣峰值则可降低至 -26.1569 dB,两种情况下,凸优化的引入都使得稀疏阵列的旁瓣峰值降低了约 13 dB,由此证明凸优化的引入能极大地改善算法的旁瓣抑制能力,也证明了提出的结合了改进 WDO 算法和凸优化的稀疏阵列旁瓣抑制方法的有效性。

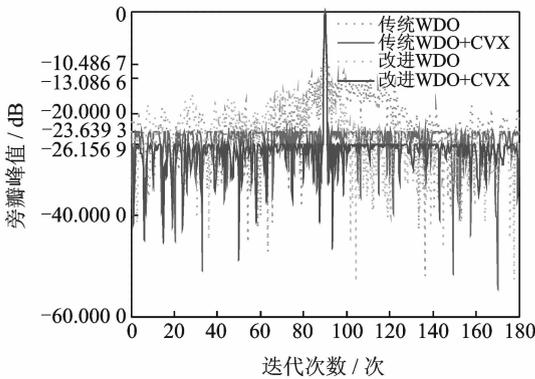
图9 阵元数 $M=120$ 时4种算法得到的阵列响应

Fig. 9 Array response of four algorithms with element number $M=120$

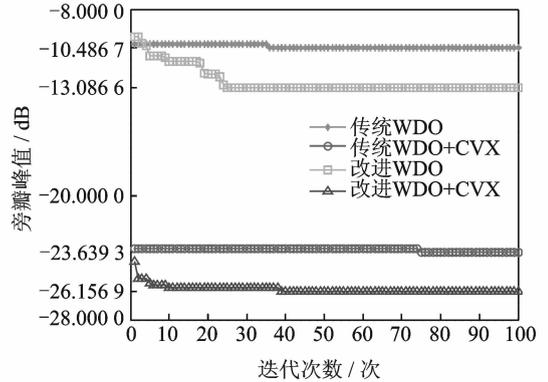
图10 阵元数 $M=120$ 时4种算法的收敛曲线

Fig. 10 Convergence curves of four algorithms with element number $M=120$

4 结束语

本文研究了稀疏半圆阵列的旁瓣抑制问题,提出了一种结合改进风驱动优化算法和凸优化的旁瓣抑制方法。在传统的WDO算法中,通过引入高斯分布来调整WDO算法中的参数更新机制,改进后的WDO算法不管是在全局寻优能力还是收敛速度上都优于传统WDO算法。除此之外,为了进一步提高算法的旁瓣抑制能力,在使用改进的WDO算法优化阵元位置分布的基础上,引入了凸优化算法来优化有效阵元的加权系数,实现了阵元位置和权系数的良好匹配。仿真结果表明,本文提出的结合了改进WDO算法和凸优化算法的旁瓣抑制方法能有效地降低稀疏阵列的旁瓣峰值,有着良好的旁瓣抑制能力。

参考文献:

- [1] 韩业强. 实时相控阵三维成像声纳的波束形成及阵列稀疏技术研究[D]. 杭州:浙江大学, 2013.
Han Yeqiang. Research on technologies of beamforming and sparse array for real-time phased-array three-dimensional imaging sonar[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2013.
- [2] 黄伟. 稀布阵列天线的阵元分布优化设计研究[D]. 成都:电子科技大学, 2012.
Huang Wei. Research on element distribution optimization of sparse antenna arrays[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2012.
- [3] Hayward T J. Optimization of acoustic array design using the simulated annealing algorithm[J]. Journal of the Acoustical Society of America, 1992, 91(2):199-207.
- [4] Trucco A. Weighting and thinning wide-band arrays by simulated annealing[J]. Ultrasonics, 2002, 40(1-8):485-489.
- [5] Murino V, Trucco A, Regazzoni C S. Synthesis of unequally spaced arrays by simulated annealing[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1996, 44(1):119-122.
- [6] Haupt R L. An introduction to genetic algorithms for electromagnetics[J]. IEEE Antennas and Propagation Magazine, 1995, 37(2):7-15.
- [7] Bray M G, Werner D H, Boeringer D W, et al. Optimization of thinned aperiodic linear phased arrays using genetic algorithms to reduce grating lobes during scanning[J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 2002, 50(12):1732-1742.
- [8] 和洁,冯大政,李晓明. 基于遗传算法和禁忌搜索的MIMO雷达天线布阵优化[J]. 数据采集与处理, 2011, 26(4):413-419.
He Jie, Feng Dazheng, Li Xiaoming. Optimization of antenna array geometry in MIMO radar based on genetic algorithm and tabu search[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2011, 26(4):413-419.
- [9] Hooker J W, Arora R K. Optimal thinning levels in linear arrays[J]. IEEE Antennas and Wireless Propagation Letters,

2010,9(1):771-774.

- [10] Cao Hao, Jiang Tiezhen, Chen Xuyuan. Array optimization for MIMO radar by particle swarm algorithm[C]//Radar (Radar), 2011 IEEE CIE International Conference on. [S.l.]: IEEE, 2011: 99-103.
- [11] Lebre H, Boyd S. Antenna array pattern synthesis via convex optimization[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1997,45(3):526-532.
- [12] Ling C, Ser W, Wei C, et al. Linear sparse array synthesis via convex optimization [C] // International Symposium on Circuits and Systems. [S.l.]: IEEE, 2010:4233-4236.
- [13] 任作琳,张儒剑,田雨波. 风驱动优化算法[J]. 江苏科技大学学报, 2015(2): 153-158.
Ren Zuolin, Zhang Rujian, Tian Yubo. Wind driven optimization algorithm[J]. Journal of Jiangsu University of Science and Technology, 2015(2):153-158.
- [14] Bayraktar Z, Turpin J P, Werner D H. Nature-inspired optimization of high-impedance metasurfaces with ultrasmall interwoven unit cells[J]. IEEE Antennas and Wireless Propagation Letters, 2011,10(1):1563-1566.
- [15] Bayraktar Z, Komurcu M, Bossard J A, et al. The wind driven optimization technique and its application in electromagnetics [J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 2013,61(5):2745-2757.
- [16] Bayraktar Z, Komurcu M, Werner D H. Wind driven optimization (WDO): A novel nature-inspired optimization algorithm and its application to electromagnetics [C] // IEEE Antennas and Propagation Society International Symposium. [S.l.]: IEEE, 2010:1-4.
- [17] 郑晖,林春深,杨天雪. 相控阵超声探伤中一维稀疏阵列的优化设计研究[J]. 福州大学学报,2014,42(3):430-438.
Zheng Hui, Lin Chunshen, Yang Tianxue. Optimization design of 1D sparse array for ultrasonic phased array [J]. Journal of Fuzhou University, 2014, 42(3): 430-438.
- [18] Hochsteiner D V S E, Levati Amoroso A, Cocco Mariani V, et al. A wind driven approach using Lévy flights for global continuous optimization [C] // International Conference on Artificial Intelligence, Modelling and Simulation. [S.l.]: IEEE, 2014:75-80.
- [19] 任作琳,田雨波,孙菲艳. 具有强开发能力的风驱动优化算法[J]. 计算机科学,2016,43(1): 275-281.
Ren Zuolin, Tian Yubo, Sun Feiyan. Improved wind driven optimization algorithm with strong development ability [J]. Computer Science, 2016,43(1):275-281.

作者简介:



金雪(1992-),女,硕士研究生,研究方向:信息获取与处理,E-mail: 13236566268@163.com。



夏伟杰(1979-),男,副教授,研究方向:雷达信号处理、水声信号处理。



潘彦均(1994-),女,本科,研究方向:信息获取与处理。



周建江(1962-),男,教授,研究方向:雷达目标特性分析、射频隐身。

