

## 平面阵列方向图优化的改进 PSO 算法

仇永斌<sup>\*①②</sup> 黄显林<sup>②</sup> 张树春<sup>①</sup> 姜巍<sup>①</sup>

<sup>①</sup>(空军哈尔滨飞行学院飞行仿真技术研究所 哈尔滨 150001)

<sup>②</sup>(哈尔滨工业大学导航制导与控制理论中心 哈尔滨 150001)

**摘要:** 粒子群优化算法(PSO)是合成天线阵列预期方向图的有效手段。但对于某些大型平面阵列方向图复杂的非线性优化问题,该算法收敛速度慢且最优粒子易陷入局部最优解,因而使得算法失效。针对这一问题,该文提出一种改进 PSO 算法来提高传统 PSO 算法的收敛特性。该算法在初始化最优粒子时采用解析初值而不是随机初值。对于给定的预期方向图,通过矩阵运算解析对应该方向图的阵元权系数。之后将这些权系数指定为任意一个粒子的解析初值,而种群的其他粒子仍然赋随机初值,之后再衔接标准 PSO 算法的寻优迭代过程。这种初始化方法使得种群粒子在寻优搜索过程开始之前,即可得到最优粒子初值的有效估计。仿真结果表明,相对于全部粒子赋随机初值的标准算法而言,这种改进算法收敛速度更快,适应度值收敛得更深,因而有效提高了算法的收敛特性,从而能够得到满足预期方向图指标要求的优化结果。

**关键词:** 有源相控阵; 平面阵列; 副瓣干扰; 方向图优化; 粒子群优化算法

**中图分类号:** TN958.92

**文献标识码:** A

**文章编号:** 1009-5896(2017)10-2340-06

**DOI:** 10.11999/JEIT170167

## Modified PSO Algorithm for Planar Arrays Pattern Optimization

QIU Yongbin<sup>①②</sup> HUANG Xianlin<sup>②</sup> ZHANG Shuchun<sup>①</sup> JIANG Wei<sup>①</sup>

<sup>①</sup>(Flight Simulation Technology Institute, Air Force Harbin Flight Academy, Harbin 150001, China)

<sup>②</sup>(Center for Control Theory and Guidance Technology, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China)

**Abstract:** Particle Swarm Optimization (PSO) is an efficient technology to synthesize desired pattern of antenna arrays. But in some complicated cases, the optimizer will fail because the optimum particles fall into local best solutions and the convergence is so bad, especially for nonlinear optimization of large planar arrays pattern. To solve this problem, a modified optimizer is presented to improve the convergence of traditional PSO by means of initializing the particles with analytical values rather than random values. For any given desired pattern, the corresponding aperture weights can be derived by matrix operations and these weights are then used as a particle's initial values while other particles are still initialized randomly. By this initialization, an efficient estimation of the optimum particle's initial values can be achieved before the beginning of all particles searching process. After that the standard PSO iterations work as usual. The simulation results prove that this modified optimizer converges more rapidly and deeply than the traditional PSO and more satisfying global solutions and desired pattern could be obtained.

**Key words:** Active Electronically Scanned Array (AESA); Planar array; Sidelobes interference; Pattern optimization; Particle Swarm Optimization (PSO)

### 1 引言

机载有源相控阵火控雷达大多是矩形栅格或三角栅格平面阵列,阵列结构一般为不规则圆形或矩形阵列<sup>[1-3]</sup>。这种阵列孔径的不规则性会对方向图

形成一种类似调制的效应,如矩形栅格圆边界阵列所形成的方向图不同于矩形阵列,副瓣具有类同心圆的峰脊状分布特征,因而造成副瓣的某种不规则性。这种副瓣的不规则性会导致副瓣杂波增强,也会给副瓣干扰提供可能性。因此在战术对抗场景下,为对抗副瓣干扰,雷达阵列必须在干扰源空间方位上形成很深的方向图零陷。此外,在阵列方向图综合时,也需要形成某些具有特定形状的方向图。这些特殊的方向图结构,解析的方向图综合方法通

收稿日期: 2017-02-27; 改回日期: 2017-05-12; 网络出版: 2017-06-27

\*通信作者: 仇永斌 chouyongbin@126.com

基金项目: 国家自然科学基金(61273095)

Foundation Item: The National Natural Science Foundation of China (61273095)

常难以实现, 一般采用非线性优化算法来实现, 即所谓的平面阵列方向图优化问题<sup>[4-7]</sup>。阵列方向图优化是一种典型的非线性优化问题, 常采用粒子群优化算法<sup>[8-13]</sup>, 如文献[13]利用粒子群优化算法对线阵方向图进行优化, 得到平顶方向图、副瓣零陷方向图等。但对于较大平面阵列的 3 维方向图而言, 粒子群优化算法不但收敛速度慢, 而且极易陷入局部极值而得不到满足预期的优化结果。为改进算法的收敛特性, 得到预期的平面阵列方向图, 本文尝试从初值有效估计的角度探索和尝试对粒子群优化算法进行改进。

## 2 粒子群优化算法简介

粒子群优化算法是一种基于种群协作的随机搜索算法, 群体的智能性使得种群追随当前的最优粒子在解空间内快速搜索全局最优解。算法基本思想为<sup>[4,15]</sup>: 每个粒子在解空间内运动过程中经过的最好位置, 就是该粒子的最优解, 称为局部最优解(pBest); 全部粒子所经历过的最好位置, 是整个群体目前找到的最优解全局(gBest), 也就是最优粒子搜索得到的局部最优解。由优化问题所决定的适应度函数值来衡量粒子是否最优, 所有粒子通过这两个极值不断更新自己从而实现在整个解空间内的运动, 进而搜索到最大程度符合适应度函数所定义的全局最优解。每个粒子总是追随着当前的最优粒子在解空间内搜索。算法中每个粒子的位置参数是解空间中的一个点, 假设种群规模为  $N$ , 第  $i$  ( $i=1,2,\dots,N$ ) 个粒子的位置为  $X_i$ , 该粒子最优位置记为  $Pbest[i]$ , 该粒子速度为  $V_i$ , 种群最优粒子的位置记为  $Gbest(t)$ 。粒子通过式(1)来更新自己的速度和位置<sup>[4,15]</sup>:

$$\left. \begin{aligned} V_i(t+1) &= \omega \cdot V_i(t) + c_1 \cdot \text{rand}() \cdot (Pbest[i] - X_i(t)) \\ &\quad + c_2 \cdot \text{rand}() \cdot (Gbest[t] - X_i(t)) \\ X_i(t+1) &= X_i(t) + V_i(t+1) \end{aligned} \right\} (1)$$

式(1)中,  $c_1, c_2$  为学习因子, 通常  $c_1 = c_2 = 2$ ;  $\text{rand}(\cdot)$  为  $[0,1]$  上的随机数;  $\omega$  为惯性权重, 可取为常数。

## 3 平面阵列方向图优化方法

### 3.1 改进算法的基本思想

式(1)给出的粒子群优化算法搜索全局最优解的过程是一个由适应度函数来评价的迭代过程。全局最优解并不唯一, 且以整个解空间子集的形式存在, 不妨定义为最优解空间。粒子的起始位置即初值通常是在解空间内随机选取的。种群全部粒子随机赋初值, 意味着种群对最优解以及最优解空间一无所知, 或者无视任何与最优解相关的先验知识。

因而种群在搜索起始时的行为是完全盲目的, 甚至连一个大致正确的方向都没有。这种群体认知与实际情况是不相符的。很多实际优化问题, 最优解及其特征总是能够进行一定程度的表达和解析, 也就是说, 最优解空间总是能够进行一定程度的估计。只要对最优解空间的估计足够好, 那么完全可以限定粒子群只在该最优解空间内或者该最优解空间的极小邻域内有针对性地进行搜索以找到符合适应度函数评价的最佳优化结果, 而不是在整个解空间内盲目地飞行。因而种群也会快速收敛到最优解空间并能够找到相对更为合理的优化结果。再有, 粒子族群是跟随最优粒子的足迹在解空间内飞行的, 因而这种对最优解空间的有效估计, 完全可以针对最优粒子来进行, 即只要将最优解空间的有效估计值赋给最优粒子作为初值即可。而事实上最优粒子是可以任意指定的。

针对平面阵列方向图优化, 可以把算法思想具体化。一般对最终形成的方向图总是有一定预期的, 这种预期方向图可以作为优化结果的估计量。基于该估计量, 通过矩阵运算可以反演出形成该方向图的阵元权系数(包括幅度和相位)。这种反演的结果只是最优解的一个估计量, 并不能形成最终的预期方向图。将这些估计量指定为任意一个粒子的初值, 种群的其他粒子仍然采用随机初值, 然后再利用粒子群优化算法在解空间内进行迭代寻优, 找到符合预期方向图的全局最优解。这种赋值方法, 相当于对最优粒子的初值进行了有效估计, 因为在搜索开始时, 赋有效估计的粒子势必是最优粒子, 整个种群将追随该最优粒子在最优解空间或者其邻域内搜索全局最优解。最优粒子初值的估计量可以视作最优解空间的一个基的估计量, 只要该估计量足够有效, 在最优粒子的引导下, 种群将限定在最优解空间或其邻域内飞行, 并且在搜索起始阶段即能够快速收敛到最优解空间或其邻域内, 因而能够有效地提高算法的收敛特性。只选种群中一个或几个粒子作为最优粒子, 对其初值的有效估计, 种群其他粒子仍然采用随机赋初值, 这种初值的处理方法, 其优势有以下 3 点:

(1) 只有少数粒子的初值是通过解析方法赋值的, 因而这并不改变种群的多样性和随机性;

(2) 即便最优粒子的估计量无效, 该估计量最多也不过是随机赋初值的一个特例, 并不改变传统 PSO 算法的任何收敛特征;

(3) 如果估计量有效, 必然将有效改善整个算法的收敛特性, 因而具有更好的优化结果。

基于上述思想, 针对复杂平面阵列方向图的优化, 提出具体算法流程如图 1。

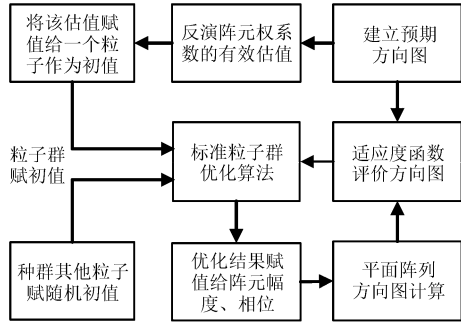


图 1 平面阵列改进优化算法实例

图 1 所示算法的核心问题在于最优粒子初值的有效估计, 因为该估计量的好坏将直接影响算法的收敛特性。另外必须构造预期方向图以及适当的适应度函数。

3.2 预期方向图的构造

通常, 对于平面阵列方向图的预期一般是通过对方向图的副瓣电平, 主瓣宽度或能量集中度等多种参数进行约束。考察图 2 所示的矩形栅格圆阵列结构, 其对应的阵列方向图如图 3, 正如引言所述, 该方向图副瓣具有类同心圆的峰脊状分布特征。对于图 2 所示的圆阵列, 预期的方向图是在图 3 基础上形成很深的副瓣零陷, 这一预期可在天线坐标系下建立空间曲面对副瓣进行约束来实现, 因而只需要给出一个合适的约束副瓣的空间曲面方程即可。

在图 4 的天线坐标系下, 建立空间约束曲面方

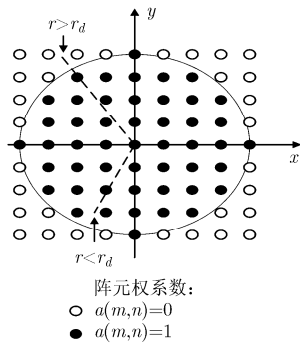


图 2 圆形平面阵列结构

程如式(2), 在约束曲面上, 可以根据需求在任意空间位置设置零陷。

$$S_{AF(dB)} = \begin{cases} SL_{max}, & \theta \leq \Delta\theta \\ SL_{max} + (SL_{min} - SL_{max}) \cdot \frac{\sin(\theta) - \sin(\Delta\theta)}{\sin(\pi/2) - \sin(\Delta\theta)}, & \Delta\theta < \theta \leq \pi/2 \\ D_0, & \theta \in [\theta_0, \theta_1], \varphi \in [\varphi_0, \varphi_1] \end{cases} \quad (2)$$

式(2)中,  $S_{AF(dB)}$  为方向图幅度的归一化 dB 值;  $SL_{max}$ ,  $SL_{min}$  分别为最大、最小副瓣电平;  $\theta \in [0^\circ, 90^\circ]$ , 为阵列法向与视轴的夹角, 即俯仰角;  $\phi \in [0^\circ, 360^\circ]$  为阵面视轴在  $XOY$  面上的投影与  $x$  轴的夹角, 即方位角;  $\Delta\theta$  为主瓣在  $SL_{max}$  时的宽度, 代表主瓣能量集中度;  $[\theta_0, \varphi_0], [\theta_1, \varphi_1]$  代表形成零陷的空间方位,  $D_0$  代表零陷深度。

该空间曲面经过  $\theta, \phi$  的离散采样, 并转换到正弦空间坐标系  $u, v$  平面的圆投影区, 如图 4, 形成预期方向图的空间约束曲面如图 5。原本  $\theta, \phi$  坐标系下的空间正弦曲面经坐标变换后在  $u, v$  坐标系下形成具有零陷的圆锥曲面, 该曲面对应曲面方程 3 个部分: 式(2)的第 1 个子式对应主瓣区; 第 2 个子式对应副瓣空间约束的圆锥曲面; 第 3 个子式对应副瓣零陷。通过该空间曲面的约束, 形成平面阵列的预期方向图, 该方向图具有主瓣能量集中、副瓣电平呈规则分布、零陷可控的特征。

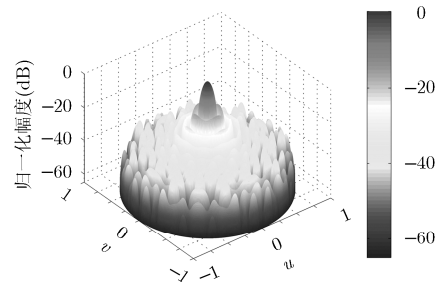


图 3 圆形阵列方向图(单位权)

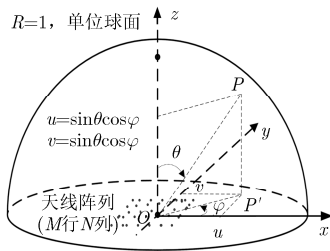


图 4 坐标系定义与坐标变换

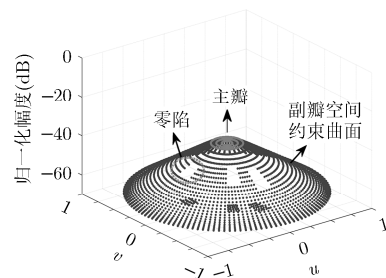


图 5 空间约束曲面与副瓣空间零陷

### 3.3 适应度函数设计

适应度函数的评价标准一定是使得最终的优化结果符合预期方向图的要求。因而基于图 5 预期方向图的空间约束曲面来构造适应度函数。方向图优化的目的是使最终的方向图除主瓣区域外在约束曲面之上的毛刺最少，即方向图副瓣全部在空间约束曲面之下。以此为依据进行适应度函数设计。图 5 中约束曲面记为矩阵  $\mathbf{P}_G$ ，其中对应主瓣的矩阵记为  $\mathbf{P}_{MG}$ ，主瓣外部分记为矩阵  $\mathbf{P}_{SG}$ ，对任意归一化方向图矩阵  $\mathbf{P}$ ，令： $\mathbf{E} = \mathbf{P} - \mathbf{P}_G$ ，并令矩阵  $\mathbf{E}$  中小于 0 的元素为 0，主瓣中的元素也置 0；即

$$\mathbf{E}(i, j) = \begin{cases} \mathbf{P}(i, j) - \mathbf{P}_G(i, j), & \mathbf{P}(i, j) > \mathbf{P}_G(i, j) \\ 0, & \mathbf{P}(i, j) < \mathbf{P}_G(i, j) \\ 0, & \mathbf{P}(i, j) \in \mathbf{P}_{MG} \end{cases} \quad (3)$$

式(3)中， $i, j$  表示方向图矩阵的第  $i$  行第  $j$  列，下同。再令

$$C = 10 \lg \left( \sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^m \mathbf{E}(i, j) + \varepsilon \right) \quad (4)$$

式(4)中的  $C$  即为构造的适应度函数，单位为 dB， $m$  和  $n$  分别代表  $\theta, \phi$  坐标平面行和列的采样点数， $\varepsilon$  为无穷小正数。如能找到全局最优解，则副瓣包络全部位于空间约束曲面之下，意味着随优化计算方法的收敛，有： $C \rightarrow -\infty$ 。事实上对于平面阵列没有毛刺很难，仿真实验表明， $C$  能收敛到  $-15$  dB 以下，结果已经比较理想了。

### 3.4 最优粒子初值的有效估计

对于  $M \times N$  矩形栅格矩形阵列，远场区电场方程即方向图函数(无扫描)为<sup>[3,13]</sup>

$$\begin{aligned} F(\theta, \phi) &= \cos^{\frac{EF}{2}} \theta \cdot \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N a_{ij} e^{j \left[ \frac{2\pi}{\lambda} x_i \sin \theta \cos \varphi + \frac{2\pi}{\lambda} y_j \sin \theta \sin \varphi \right]} \\ &= \cos^{\frac{EF}{2}} \theta \cdot \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N a_{ij} e^{j(kx_i \sin \theta \cos \varphi)} \cdot e^{j(ky_j \sin \theta \sin \varphi)} \end{aligned} \quad (5)$$

式(5)中， $\cos^{\frac{EF}{2}}(\theta)$  为阵元因子，取  $EF=1.5$ ； $k = 2\pi/\lambda$  为波数， $a_{ij}$  为阵元权系数，设  $d_x, d_y$  分别为行阵元间距和列阵元间距，第  $(i, j)$  个阵元的坐标分别为  $x_i, y_j$  且有

$$\begin{cases} x_i = (i - 0.5(M + 1))d_x, & i = 1, 2, \dots, M \\ y_j = (j - 0.5(N + 1))d_y, & j = 1, 2, \dots, N \end{cases}$$

经过正弦空间坐标变换：

$$\begin{cases} u = \sin \theta \sin \varphi \\ v = \sin \theta \cos \varphi \\ \omega = \cos \theta \end{cases} \quad (6)$$

$$\begin{aligned} F(\theta, u, v) &= \cos^{\frac{EF}{2}} \theta \cdot \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N a_{ij} e^{jk(x_i u + y_j v)} \\ &= \cos^{\frac{EF}{2}} \theta \cdot \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N a_{ij} \left( e^{jkx_i u} \cdot e^{jky_j v} \right) \end{aligned} \quad (7)$$

对于方向图计算来说，总是要对  $\theta, \phi$  采样而离散化，形成离散的坐标网格。设沿  $\theta$  轴的采样点数为  $m$ ，沿  $\phi$  轴的采样点数为  $n$ ，形成的坐标网格矩阵维数为  $m \times n$ ，令  $\theta, \varphi, \mathbf{u}, \mathbf{v}$  分别表示各自对应的  $m \times n$  阶离散的采样点矩阵，因而对于式(7)，对任意的  $(x_i, y_j)$ ， $e^{jkx_i u} \cdot e^{jky_j v}$  是两个矩阵的点积，令  $\mathbf{R}_{ij} = e^{jkx_i u} \cdot e^{jky_j v}$ ， $i = 1, 2, \dots, M, j = 1, 2, \dots, N$ ， $\mathbf{R}_{ij}$  的维数为  $m \times n$ 。在坐标网格上， $\cos^{\frac{EF}{2}} \theta$  也是一个  $m \times n$  阶矩阵，令  $\mathbf{B} = \cos^{\frac{EF}{2}} \theta$ ，有

$$\mathbf{F}(\theta, \mathbf{u}, \mathbf{v}) = \mathbf{B} \cdot \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N a_{ij} \mathbf{R}_{ij} = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N a_{ij} (\mathbf{B} \cdot \mathbf{R}_{ij}) \quad (8)$$

记  $\mathbf{A}_{ij} = \mathbf{B} \cdot \mathbf{R}_{ij}$ ，“ $\cdot$ ”表示矩阵的点积，则式(8)可以写为

$$\begin{aligned} \mathbf{F}(\theta, \mathbf{u}, \mathbf{v}) &= \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N a_{ij} \mathbf{A}_{ij} = (a_{11} \mathbf{A}_{11} + a_{12} \mathbf{A}_{12} + \dots \\ &+ a_{1N} \mathbf{A}_{1N} + a_{21} \mathbf{A}_{21} + a_{22} \mathbf{A}_{22} + \dots \\ &+ a_{2N} \mathbf{A}_{2N} + \dots + a_{M1} \mathbf{A}_{M1} + a_{M2} \mathbf{A}_{M2} \\ &+ \dots + a_{MN} \mathbf{A}_{MN}) \end{aligned} \quad (9)$$

记  $\mathbf{A}_{ij}(k, l)$  表示矩阵  $\mathbf{A}_{ij}$  的第  $(k, l)$  个元素， $k = 1, 2, \dots, m, l = 1, 2, \dots, n$ 。令  $\mathbf{F}$  表示  $\mathbf{F}(\theta, \mathbf{u}, \mathbf{v})$  离散化后的  $m \times n$  阶矩阵。要求解权系数矩阵的初值，必须把向量  $\mathbf{a} = (a_{11}, a_{12}, \dots, a_{MN})$  从矩阵运算中提取出来。不妨把  $\mathbf{F}$  整合成一列，按行或者按列重新排列成为一个  $mn \times 1$  阶的列向量，记为  $\mathbf{F}_r$ ，计算过程完成之后再列向量逆过程重新整合成矩阵，这个过程是矩阵元素的重新排列，是可逆的物理过程，对计算结果毫无影响。因而有

$$\begin{aligned} \mathbf{F}_r &= \begin{pmatrix} \mathbf{A}_{11}(1,1) & \mathbf{A}_{12}(1,1) & \dots & \mathbf{A}_{MN}(1,1) \\ \mathbf{A}_{11}(1,2) & \mathbf{A}_{12}(1,2) & \dots & \mathbf{A}_{MN}(1,2) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{A}_{11}(m,n) & \mathbf{A}_{12}(m,n) & \dots & \mathbf{A}_{MN}(m,n) \end{pmatrix} \\ &\cdot \begin{pmatrix} a_{11} \\ a_{12} \\ \vdots \\ a_{MN} \end{pmatrix} = \mathbf{A} \begin{pmatrix} a_{11} \\ a_{12} \\ \vdots \\ a_{MN} \end{pmatrix} = \mathbf{A} \mathbf{a} \end{aligned} \quad (10)$$

式(10)中， $\mathbf{A}$  是由采样后的坐标点所确定的矩阵，式(10)实际上为导出的平面阵列方向图的矩阵计算方法。这里要借助该矩阵方程求解阵列权系数向量，因而有： $\mathbf{A} \mathbf{a} = \mathbf{F}_r$ 。矩阵  $\mathbf{A}$  是  $mn \times MN$  阶复矩阵，维数取决于采样点密度，是不可逆的奇异矩阵，但

可以求其广义逆矩阵, 因而可得到权系数向量为

$$\mathbf{a} = \text{pinv}(\mathbf{A}^H \mathbf{A}) \mathbf{A}^H \mathbf{F}_r \quad (11)$$

式(11)中,  $\mathbf{A}^H$ 表示取共轭转置,  $\text{pinv}(\cdot)$ 表示求矩阵广义逆。这是矩形栅格矩形阵列的情形。对于矩形栅格圆形阵列, 只要在计算过程中将矩形阵列中在圆阵面之外的阵元权系数置为 0, 即为圆形阵列的求解过程。

根据式(11)可计算得到对应预期方向图的一组阵元权系数的估计值, 该估计值是通过矩阵广义逆运算得到的最小二乘解, 因而只是最优解的一个有效估计量, 还不能满足预期方向图要求。但可以把该估计量作为最优粒子的初值, 如图 1 所示的优化过程的粒子赋初值环节。

### 4 仿真结果

根据上述理论解析, 仿真计算过程如下:

(1)根据式(2)建立预期方向图空间约束曲面。

(2)由式(11)求解一组对应预期方向图的阵元权系数的有效估计值, 该估计量包括幅度权值和相位权值。

(3)将步骤(2)中得到的理论值作为粒子群优化算法中某一个粒子的初值, 种群其他粒子赋随机初值。

(4)根据图 1 的流程及式(4)所设计的适应度函数, 进行粒子群优化算法的迭代计算, 得到全局最优解。

仿真中取矩形阵列为  $21 \times 21$  的矩形栅格圆阵

列, 主瓣  $-40$  dB 宽度为  $18^\circ$ , 零陷深度  $-65$  dB, 粒子群规模为 20 个粒子, 得到优化后方向图立体视图如图 6, 平面投影视图如图 7。图 6、图 7 中的散点为约束曲面的抽样点, 不难看出, 优化后方向图的副瓣基本收敛到空间约束曲面之下, 零陷也清晰可见。尽管方向图要在 3 个空间位置上同时形成很深的副瓣零陷, 但本文提出的优化方法仍然能够得到比较理想的优化结果。

随机赋初值的常规算法以及本文算法的适应度函数收敛曲线如图 8。图中实线条为最优粒子适应度值, 虚线条为全部粒子的平均适应度值。图 8 中可看到本文算法的最优粒子可收敛到  $-15$  dB 以下; 而常规算法只能收敛到  $5$  dB, 因而无法找到符合设计需求的最优解。图 8 中, 本文算法收敛速度比常规算法快得多, 而且在迭代初始阶段就能够迅速收敛。该仿真结果表明本文算法在收敛速度和收敛深度方面有效改善了算法的收敛特性。

预期方向图对应的阵元幅度权值分布如图 9, 图中, 正因为是圆形阵列, 阵列 4 个边角的阵元处于圆阵列边界之外, 因而阵元权系数为 0。阵元权系数幅度最大值为 1, 权系数幅度值接近 1 的阵元全部位于阵列中心附近, 越远离阵列中心, 阵元权系数的幅度值越小, 阵列边缘的阵元权系数幅度值接近于 0(阵元相位值都为 0, 图略)。这些特征也说明, 预期方向图的收益是以增益降低和主瓣展宽为代价的。

需要指出的是: 这种预置副瓣零陷的平面阵列

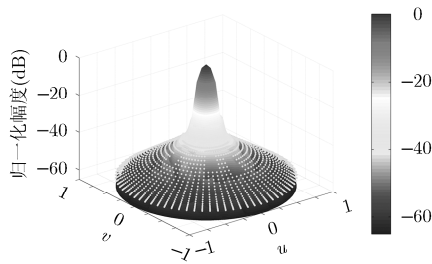


图 6 优化后的圆阵列立体方向图与约束曲面

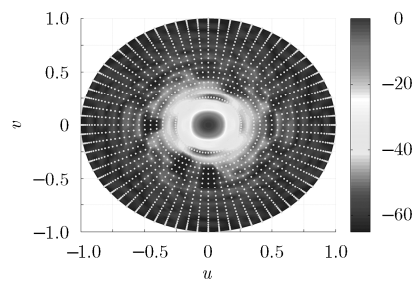


图 7 方向图与约束曲面的平面投影

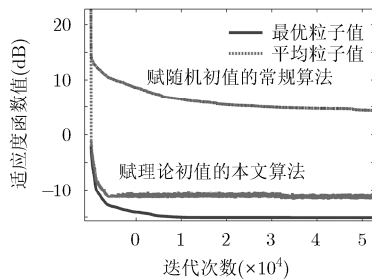


图 8 适应度函数收敛曲线

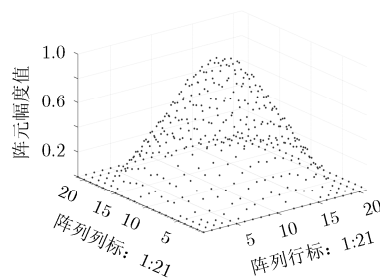


图 9 阵列的阵元权系数幅度分布

方向图能够用来有效对抗副瓣干扰,但应用时必须对射频干扰的来波方向进行有效估计。通常雷达受到干扰后具有干扰感知的能力,而干扰的来波方向(即干扰来波的到达角)估计可通过机载电子战设备的辐射源探测和定位功能来实现。通过雷达与电子战设备的协同和传感器信息融合功能,可以有效估计干扰源的来波方向。

## 5 结论

粒子群优化算法在平面阵列方向图优化时会因收敛速度慢以及适应度函数收敛深度差而失效,针对这一问题,本文提出了基于最优粒子初值有效估计的方法来改造传统粒子群优化算法的收敛特性。该方法以最优解空间的有效估计作为最优粒子的初值,从而限定整个种群只在最优解空间或者其邻域内进行搜索。仿真结果表明,该方法能够有效提高传统算法的收敛速度和适应度函数的收敛深度等关键收敛特性,因而能够解决平面阵列方向图优化问题,得到更符合预期的优化结果。

## 参考文献

- [1] Northrop Grumman Corporation. Active electronically scanned array (AESA) radars[OL]. <http://www.northropgrumman.com/Capabilities/AESA/Pages/default.aspx>, 2017.
  - [2] KINGHORN T, SCOTT I, and TOTTEN E. Recent advances in airborne phased array radar systems[C]. IEEE International Symposium on Phased Array Systems and Technology, Waltham, Massachusetts, USA, 2016: 1-7. doi: 10.1109/ARRAY.2016.7832541.
  - [3] MAHAFFZA B R and ELSHERBENI A Z. MATLAB Simulations for Radar Systems Design[M]. Boca Raton London New York Washington, D.C. USA, Chapman & Hall/CRC CRC Press LLC, 2004: 8.5.
  - [4] 赵菲, 齐会颖, 邱磊, 等. 自适应动态 Meta 粒子群优化算法综合多方向图共形阵列[J]. 电子与信息学报, 2012, 34(6): 1476-1482. doi: 10.3724/SP.J.1146.2011.01187.  
ZHAO Fei, QI Huiying, QIU Lei, et al. Adaptive dynamic meta particle swarm optimization algorithm synthesizing multiple-pattern conformal array[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2012, 34(6): 1476-1482. doi: 10.3724/SP.J.1146.2011.01187.
  - [5] 袁智皓, 耿军平, 金荣洪, 等. 基于改进的粒子群算法的二维阵列天线方向图综合技术[J]. 电子与信息学报, 2007, 29(5): 1236-1239.  
YUAN Zhihao, GENG Junping, JIN Ronghong, et al. Pattern synthesis of 2-D arrays based on a modified particle swarm optimization algorithm[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2007, 29(5): 1236-1239.
  - [6] OLIVERI G, VIANI F, ANSELMINI N, et al. Synthesis of multilayer WAIM coatings for planar-phased arrays within the system-by-design framework[J]. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 2015, 63(6): 2482-2496. doi: 10.1109/TAP.2015.2415516.
  - [7] HADJ A L and BOUSSOUAR B. New optimisation algorithm for planar antenna array synthesis[J]. *AEU-International Journal of Electronics and Communications*, 2012, 66(9): 752-757. doi: 10.1016/j.aeue.2012.01.00.
  - [8] YU Xiaomeng, ZHANG Yan, DONG Tao, et al. Design of low side-lobe level conformal antenna array by PSO-GA[C]. IEEE International Conference on Ubiquitous Wireless Broadband, Nanjing, China, 2016: 1-3. doi: 10.1109/ICUWB.2016.7790529.
  - [9] GHATAK R, KARMAKAR A, and PODDAR D R. Evolutionary optimization of Haferman carpet fractal patterned antenna array[J]. *International Journal of RF and Microwave Computer-Aided Engineering*, 2015, 25(8): 719-729. doi: 10.1002/mmce.20911.
  - [10] MANICA L, CARLIN M, MALCIC I, et al. Wideband multilayer WAIM design and optimization[C]. 8th European Conference on Antennas and Propagation, Hague, the Netherlands, 2014: 2997-3000. doi: 10.1109/EuCAP.2014.6902458.
  - [11] BERA R, MANDAL D, GHOSHAL S P, et al. Optimal design of concentric elliptical array antenna for maximum side-lobe level reduction using particle swarm optimization with aging leader and challengers[C]. International Conference on Communication and Signal Processing (ICCSP), Melmaruvathur, Tamilnadu, India, 2016: 1817-1821. doi: 10.1109/ICCSP.2016.7754482.
  - [12] REZAGHOLI A and MOHAJERI F. Directivity optimization of fractal antenna arrays using PSO algorithm[C]. IEEE 24th Iranian Conference on Electrical Engineering (ICEE), Shiraz, Iran, 2016: 1224-1228. doi: 10.1109/IranianCEE.2016.7585708.
  - [13] BROWN A D. Electronically Scanned Arrays: MATLAB Modeling and Simulation[M]. Boca Raton London New York, CRC Press, Taylor & Francis Group, LLC, 2012: 35-80.
  - [14] KENNEDY J and EBERHART R. Particle swarm optimization[C]. Proceedings of the 1995 IEEE International Conference on Neural Networks, Part 1 (of 6), Perth, Australia, 1995, 4: 1942-1948.
  - [15] SHI Yuhui and EBERHART R. A modified particle swarm optimizer[C]. Proceedings of the IEEE International Conference on Evolutionary Computation, Anchorage, AK, USA, 1998: 69-73.
- 仇永斌: 男, 1974年生, 工程师, 博士, 主要研究方向为雷达信号处理、机载有源相控阵火控雷达性能仿真。
- 黄显林: 男, 1956年生, 教授、博士生导师, 博士, 主要研究方向为运动控制系统设计与综合、飞行器导航与控制、复杂系统控制与滤波等。
- 张树春: 男, 1974年生, 高级工程师, 博士, 主要研究方向为飞行仿真、非线性滤波。
- 姜巍: 男, 1983年生, 工程师, 博士, 主要研究方向为可视计算。