

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2105722

# 基于阵列 Taylor 权的最优粒子初值估计法\*

俞永斌<sup>1</sup> 张树春<sup>1</sup> 李德鑫<sup>2</sup> 史毅夫<sup>1</sup> 姜巍<sup>2</sup>

(1.中航国际仿真科技服务有限公司 上海 201600; 2.空军哈尔滨飞行学院改装系 哈尔滨 150088)

**摘要:** 优化阵列天线方向图时,最优粒子初值的有效估计能极大改善粒子群优化算法(PSO)的收敛性,得到更好的全局最优解。提出了基于 Taylor 权的最优粒子初值估计法,即利用阵列 Taylor 权作为最优粒子初值的有效估计量来改善 PSO 算法的收敛特性。仿真实验评估随机权、Taylor 权和解析权 3 种最优粒子初值估计法对 PSO 算法收敛特性的影响,结果表明,相对于随机权,Taylor 权和解析权都能够有效地改善 PSO 算法收敛特性,且两种方法的性能比较接近。由于解析权必须对大型矩阵求广义逆,这种运算不但非常消耗计算资源,且对超大型矩阵甚至无法实现,而 Taylor 权初值估计法相对简单高效,因而在阵列天线方向图非线性优化时,Taylor 权最优粒子初值估计法具有更好的算法实用性。

**关键词:** 非线性优化算法;粒子群优化算法(PSO);阵列天线方向图;方向图优化

**中图分类号:** TN95;TN82;TP320 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.70

## Optimum particle's initial values' estimation by array's Taylor weights

Chou Yongbin<sup>1</sup> Zhang Shuchun<sup>1</sup> Li Dexin<sup>2</sup> Shi Yifu<sup>1</sup> Jiang Wei<sup>2</sup>

(1.China AVIC International Simulation Technology and Service Co., Ltd., Shanghai 201600, China;

2.Department of Bomber and Transport Pilot Conversion, Air Force Harbin Flight Academy, Harbin 150088, China)

**Abstract:** When particle swarm optimization (PSO) is adopted to optimize antenna array pattern, the optimizer's convergence can be greatly improved by the efficient estimations of the optimum particle's initial values, and some global optimal solutions better than usual can be obtained. By using the array's Taylor weighting to estimate the optimum particle's initial values, a new method is presented to improve PSO optimizer's convergence. Comparisons are made between three methods of estimations, which are random weights, Taylor weights and analytic weights respectively, it can be said that Taylor weights and analytic weights are both effective to improve the PSO optimizer convergence relative to the random weights, and they both have similar performance. As the analytic weights only can be solved by performing large-scale matrix's generalized inversion which is usually difficult and hardly afforded by common PC, while Taylor weights are relatively simple and easy to be calculated, the practicability of the latter is far better than the former.

**Keywords:** nonlinear optimization algorithm; particle swarm optimization (PSO); array antenna pattern; pattern optimization

## 0 引言

所谓的阵列方向图优化,本质上等同于阵列天线方向图综合。对于大型阵列天线而言,为满足某些特殊的需求,需要合成具有特殊形状的阵列方向图。例如对抗杂波和副瓣干扰需要形成具有副瓣零陷的方向图、压制副瓣电平的方向图、聚集主瓣波束能量的平顶方向图以及对抗主瓣干扰的主瓣分裂方向图等<sup>[1-2]</sup>。这些阵列方向图优化方法以

及波束形成方法,对大型线阵列非常必要,对共形阵更是提升性能的必要手段。这些具有特殊形状的阵列天线方向图,利用常规波束形成方法通常无法实现。原因在于这种方向图合成本质上是一种非线性优化,而常规波束形成方法是线性优化算法,两者通常无法匹配。这种非线性优化问题通常采用非线性优化算法来解决。

粒子群优化算法(PSO)是一种快速简洁的非线性优化算法<sup>[3-10]</sup>,也是阵列天线方向图非线性优化的一种有效工

收稿日期:2021-01-20

\*基金项目:国家自然科学基金(61273095)项目资助

• 70 •

具。理论上讲,通过非线性优化可以得到任何形状的阵列方向图。但实际应用时,在阵列方向图非线性优化过程中,由于 PSO 算法本身的收敛特性不够好,导致最优粒子总是陷入局部最优解空间内跳不出来。这使得整个种群的全部粒子都完全陷入局部最优解空间,因而无法找到真正的全局最优解,使得最后得到的优化结果经常无法满足预期需求。这是因为整个种群的其他粒子一直追寻最优粒子的足迹在整个解空间内运动,最优粒子陷入局部最优解空间,其他粒子自然也是如此。要解决这一问题就必须提高 PSO 算法的收敛特性。当然,提高收敛性的方法很多,一般都是以改造算法本身来实现,比如提出各种改进 PSO 算法<sup>[3-13]</sup>。文献[11-12]尝试从 PSO 算法的粒子初值角度来解决这一问题。

PSO 算法对所有粒子通常赋随机初值,这种赋初值的方法保证了粒子的多样性和随机性,也保证了算法的通用性,但也正因如此,就完全忽略了所针对具体问题的全部先验知识。也就是说,在 PSO 的粒子开始搜索之前,假定粒子对最优解空间一无所知。对于一般性问题而言,这个假设没什么问题,但对阵列天线方向图优化而言,这一假设和前提确实不成立,因为预期方向图明确,先验知识相当充分。如果利用先验知识对最优解空间进行有效估计,然后将该估计量作为最优粒子初值,从迭代过程的起始阶段就把最优粒子引导到最优解空间及其紧邻域,那势必将明显提高 PSO 算法的收敛特性。

基于这种算法改造思想,文献[11-12]提出了利用最优粒子初值有效估计的方法来改善 PSO 算法的收敛特性。基于阵列预期方向图,通过解析运算,给出对应该方向图的阵列孔径权幅度和相位的解析估计量,将该解析估计量作为某一个或几个粒子的初值,PSO 算法的寻优搜索从该初值开始。这种方法从 PSO 种群搜索开始的第一时间为最优粒子指出了大致的搜索方向,在搜索开始的最初阶段就引导最优粒子到全局最优解空间及其紧邻域附近。该方法实质上相当于在 PSO 算法开始之前,先给出最优解空间的有效估计,再通过 PSO 算法将最优粒子引导到该解空间内。只要该估计量是有效的,该方法就能够有效地改善算法收敛特性,使得最优粒子能够迅速向最优解空间收敛,从而找到真正的全局最优解。即便估计量无效,也不影响算法本身的收敛特性。

仿真结果证明了这种基于最优粒子解析初值的方法确实能够极大地改善 PSO 算法的收敛特性,在大型阵列天线方向图优化时非常有效<sup>[11-12]</sup>。但该算法最明显的劣势在于矩阵求广义逆。对于大型阵列天线方向图非线性优化问题,该系数矩阵规模不仅与阵列大小密切相关,还随采样点数目呈几何级数增长,尤其是针对大规模平面阵列而言,该增长是以平方律为基础的<sup>[11]</sup>。利用解析法对最优粒子初值进行有效估计的核心步骤就在于求系数矩阵的广义逆,因而该方法非常消耗计算资源和计算时间,有时候甚至是

无法承受的,毕竟任何计算机都有其性能极限,而矩阵规模轻易可突破该性能极限。

针对该缺陷,本文提出一种相对计算简单且容易实现,且收敛性也很好的最优粒子初值估计方法,即 Taylor 权初值估计法。该方法以对应预期方向图的阵列 Taylor 权作为最优粒子初值的估计量,因而避免了求矩阵广义逆的操作。Taylor 权的计算相对容易且快的多。之后通过仿真实验,将该方法与解析初值权系数估计法、随机初值权系数估计法进行比较,分析这 3 种方法的优劣,给出综合性能评估。

## 1 阵列天线方向图优化的 PSO 算法结构

在文献[14]中利用标准 PSO 算法进行阵列天线方向图优化,通常 PSO 种群粒子都是随机赋初值的。文献[11-12]改进了这一方法,基于阵列预期方向图,采用解析法反演阵元权系数,得到最优粒子的有效估计量,利用该估计量作为最优粒子的初值,算法的基本流程如图 1 所示。

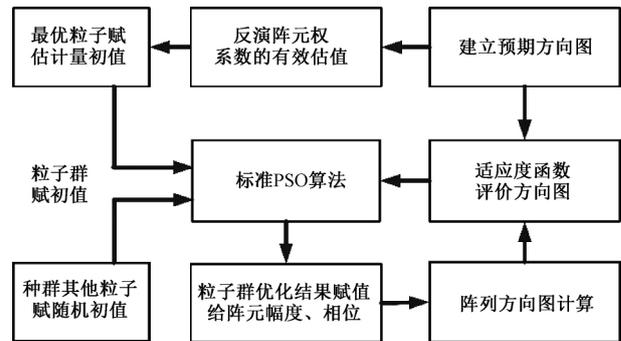


图 1 最优粒子初值有效估计的 PSO 算法基本结构<sup>[11-12]</sup>

这种优化算法的基本思想是优化问题的先验知识对全局最优解空间进行初步的有效估计,从而能够在 PSO 寻优迭代过程开始之前,就能够将最优粒子引导到全局最优解空间及其紧邻域附近,进而改善算法的收敛特性。这种方法之所以能够有效,是因为具备如下 3 个关键特征<sup>[11-12]</sup>:

- 1) 只有 1 个或少数几个粒子的初值是通过解析方法赋值的,因而并不改变种群的多样性和随机性;
- 2) 即便对最优粒子的估计量无效,该估计量最多也不是随机赋初值的一个特例,并不改变基本 PSO 算法的任何收敛特征;
- 3) 只要估计量足够有效,将明显改善 PSO 算法收敛特性,获得更好的优化结果。

就图 1 给出的优化算法而言,最关键的步骤在于最优粒子初值的有效估计。实际上,在不具备任何先验知识的前提下,随机赋初值才是最优方案。但在阵列天线方向图优化时,这一点并不适用,因为整个优化过程具有明确的方向和目标,先验知识相当充分。因而根据先验知识对最优粒子进行有效估计,或者说,对全局最优解空间进行有效估计,就是本算法解决问题的核心和关键步骤。

## 2 最优粒子初值的有效估计方法

### 2.1 解析权初值估计法

图 1 中最关键的环节是最优粒子初值的有效估计。根据预期优化结果,文献[11-12]提出了解析权初值估计法。具体方法描述如下<sup>[12]</sup>:

对于一个具有  $M$  个阵元的线阵列,远场方向图(无扫描)为<sup>[12]</sup>:

$$F(\theta) = \cos^{EF/2} \theta \cdot \sum_{i=1}^M a_i e^{j \frac{2\pi}{\lambda} x_i \sin \theta} = \cos^{EF/2} \theta \cdot \sum_{i=1}^M a_i e^{jk x_i \sin \theta} = \cos^{EF/2} \theta \cdot [e^{jk x_1 \sin \theta}, e^{jk x_2 \sin \theta}, \dots, e^{jk x_M \sin \theta}] [a_1, a_2, \dots, a_M]^T = [\cos^{EF/2} \theta e^{jk x_1 \sin \theta}, \cos^{EF/2} \theta e^{jk x_2 \sin \theta}, \dots, \cos^{EF/2} \theta e^{jk x_M \sin \theta}] [a_1, a_2, \dots, a_M]^T \quad (1)$$

式中: $\theta$  是入射角; $\cos^{EF/2}(\theta)$  是阵元因子且有  $EF = 1.5$ ;  $k = 2\pi/\lambda$  是波数; $a_i$  是孔径权系数,即阵元对应的复电压激励; $d$  是阵元间距;记第  $i$  个阵元的坐标为  $x_i$  (孔径中心定义为坐标原点  $x = 0$ ),则:

$$x_i = (i - 0.5(M + 1))d, i = 1, 2, \dots, M \quad (2)$$

计算方向图时,必须把  $\theta$  离散化,记  $\theta$  的采样点数为  $n$ ,有:

$$\begin{bmatrix} F(\theta_1) \\ F(\theta_2) \\ \vdots \\ F(\theta_n) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos^{EF/2} \theta_1 e^{jk x_1 \sin \theta_1} & \cos^{EF/2} \theta_1 e^{jk x_2 \sin \theta_1} & \dots & \cos^{EF/2} \theta_1 e^{jk x_M \sin \theta_1} \\ \cos^{EF/2} \theta_2 e^{jk x_1 \sin \theta_2} & \cos^{EF/2} \theta_2 e^{jk x_2 \sin \theta_2} & \dots & \cos^{EF/2} \theta_2 e^{jk x_M \sin \theta_2} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \cos^{EF/2} \theta_n e^{jk x_1 \sin \theta_n} & \cos^{EF/2} \theta_n e^{jk x_2 \sin \theta_n} & \dots & \cos^{EF/2} \theta_n e^{jk x_M \sin \theta_n} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_1 \\ a_2 \\ \vdots \\ a_M \end{bmatrix} = \left\{ \begin{bmatrix} \cos^{EF/2} \theta_1 & \cos^{EF/2} \theta_1 & \dots & \cos^{EF/2} \theta_1 \\ \cos^{EF/2} \theta_2 & \cos^{EF/2} \theta_2 & \dots & \cos^{EF/2} \theta_2 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \cos^{EF/2} \theta_n & \cos^{EF/2} \theta_n & \dots & \cos^{EF/2} \theta_n \end{bmatrix} \cdot \exp(jk \begin{bmatrix} \sin \theta_1 \\ \sin \theta_2 \\ \vdots \\ \sin \theta_n \end{bmatrix} [x_1 x_2 \dots x_M]) \right\} \begin{bmatrix} a_1 \\ a_2 \\ \vdots \\ a_M \end{bmatrix} \quad (3)$$

式中:“ $\cdot$ ”表示矩阵点乘运算,令  $F$  表示该阵列方向图的  $n$  元素列向量,令  $B$  表示阵元因子列向量  $[\cos^{EF/2}(\theta_1) \cos^{EF/2}(\theta_2) \dots \cos^{EF/2}(\theta_n)]^T$  扩展得到的  $n \times m$  阶矩阵,令  $Q$  表示式(3)中的复指数矩阵  $\exp(\cdot)$ ,令阵列孔径权系数列向量为  $\vec{a} = (a_1, a_2, \dots, a_M)^T$ ,即:

$$F = \begin{bmatrix} F(\theta_1) \\ F(\theta_2) \\ \vdots \\ F(\theta_n) \end{bmatrix}, \quad B = \begin{bmatrix} \cos^{EF/2} \theta_1 & \cos^{EF/2} \theta_1 & \dots & \cos^{EF/2} \theta_1 \\ \cos^{EF/2} \theta_2 & \cos^{EF/2} \theta_2 & \dots & \cos^{EF/2} \theta_2 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \cos^{EF/2} \theta_n & \cos^{EF/2} \theta_n & \dots & \cos^{EF/2} \theta_n \end{bmatrix}, \quad Q = \exp(jk \begin{bmatrix} \sin \theta_1 \\ \sin \theta_2 \\ \vdots \\ \sin \theta_n \end{bmatrix} [x_1 x_2 \dots x_M])$$

令  $A = B \cdot Q$ , 式(3) 可写为:

$$F = (B \cdot Q) [a_1 a_2 \dots a_M]^T = A \vec{a} \quad (4)$$

显然  $A$  是不可逆的奇异矩阵,但由式(4)解算  $A^H A$  的广义逆矩阵可解出孔径权向量为:

$$\vec{a} = \text{pinv}(A^H A) A^H F \quad (5)$$

式中: $(\cdot)^H$  表示取复共轭转置矩阵; $\text{pinv}(\cdot)$  表示求矩阵的广义逆<sup>[12]</sup>。

设预期方向图为矩阵  $F_d$ ,将  $F_d$  作为列向量代入式(5)中的  $F$ ,就可解出对应预期方向图的孔径权系数。显然,这些解析权值还不能合成预期方向图。这些解析权值可以用作最优粒子初值的有效估值,在新 PSO 算法中作为初始的最优粒子。这就是所谓的最优粒子解析权初值估计法。这种解析法能够在一定程度上保证对最优粒子估计的有效性<sup>[12]</sup>。

从式(5)中不难看出,解析权初值估计法必须对半正定矩阵  $A^H A$  求广义逆,得到方程的最小二乘解。系数矩阵  $A$  是入射角  $\theta$  的采样点数  $n$  与阵列长度  $m$  的函数,矩阵规模由这两个变量决定。也就是说,采样点越密集、阵列规模越大,系数矩阵的规模也越大,那么求广义逆的难度也越大。因为矩阵求逆并不是一个轻松的任务,计算资源的开销总有物理极限,而且计算速度和时间也是一个需要考虑的因素。当然,不追求实时解算,计算速度不是一个主要考虑的要素。为了保证计算结果的可靠性,采样点数还必须具有一定的密集程度,不宜太稀疏。在文献[11]中,二维平面阵列方向图优化时,矩阵规模以平方律增长。也就是说大型阵列对应的矩阵规模很容易突破物理极限。这是解析权初值估计法应用上的主要缺陷。

### 2.2 Taylor 权初值估计法

实际上,诸多仿真结果表明,解析权初值法除了在计算复杂度上存在缺陷外,在估计最优解空间的问题上是非常有效的,但终究并不完备。探索一种快速可用的最优粒子初值估计方法也就非常有必要。事实上,任何能够使得 PSO 算法迅速收敛到最优解空间的最优粒子初值估计方法都是可用的。也就是说,估计量是否有效是估计方法好坏的唯一评价标准,因而通过实验可以检验估计方法是否合适。

Taylor 权是阵列天线方向图综合的非常重要的常用方法<sup>[14-15]</sup>,能够有效压缩副瓣电平,提高能量集中度。通常阵列天线在发射时用单位权,能够得到较高发射增益;而在接收时采用 Taylor 权,副瓣低,干扰小而且能量集中。但 Taylor 权会降低接收增益,增大主瓣宽度,降低角度分辨力。这是为提升性能而付出的对价。Taylor 权易于解算和实现,是阵列天线方向图综合的有力工具。在阵列天线方向图优化时,一个主要关注因素就是副瓣电平的控制,结合图 1 的优化算法,利用预期方向图的 Taylor 权系数作为最优粒子初值的估计量,就是一种很自然的选择。

线阵列的 Taylor 权归一化方向图理论模型可描述为<sup>[15]</sup>:

$$F(z, A, \bar{n}) = \frac{\sin(\pi z)}{\pi z} \prod_{n=1}^{\bar{n}-1} \frac{1 - (z^2/z_n^2)}{1 - (z^2/n^2)} \quad (6)$$

式中:  $z = uL/\lambda$ ;  $L$  为阵列长度;  $u = \sin\theta$ ;  $\bar{n}$  为泰勒窗尺度函数;  $z_n$  是方向图零点; 由下式给出:

$$z_n = \begin{cases} \pm \sigma \sqrt{A^2 + (n - 1/2)^2}, & 1 \leq n \leq \bar{n} \\ \pm n, & \bar{n} \leq n \leq \infty \end{cases} \quad (7)$$

其中,  $\sigma$  为伸缩因子, 则:

$$\sigma = \frac{\bar{n}}{\sqrt{A^2 + (n - 1/2)^2}} \quad (8)$$

$A$  为方向图旁瓣幅度参数, 由旁瓣电平  $r$  定义, 即:

$$A = \frac{1}{\pi} \cosh^{-1} r \quad (9)$$

利用傅里叶级数可解得该方向图对应的分布函数为:

$$g(x) = F(0, A, \bar{n}) + 2 \sum_{m=1}^{\bar{n}-1} F(m, A, \bar{n}) \cos\left(\frac{2\pi m x}{L}\right), \quad -L/2 \leq x \leq L/2 \quad (10)$$

阵列 Taylor 孔径权系数为:

$$F(z, A, \bar{n}) = \frac{[(\bar{n} - 1)!]^2}{(\bar{n} - 1 + m)! (\bar{n} - 1 - m)!} \prod_{n=1}^{\bar{n}-1} (1 - m^2/z_n^2) \quad (11)$$

只要给出阵列方向图采样点数, 副瓣电平以及窗函数长度, 通过迭代可快速解算 Taylor 孔径权系数。在本文中, 这些孔径权系数只是合成预期方向图的初值, 并不能真正的合成预期方向图。也就是作为最优粒子初值的一个估计量而存在, PSO 优化算法得到的优化结果才是真正的全局最优解。

### 3 仿真实验结果与性能评估

理论上讲, 并没有什么办法保证该上述估计方法得到的估计量绝对有效。唯一的检验标准是通过实验对算法收敛特性进行验证。

给定阵元数为 100 的线阵列。为便于对比与性能评估, 本文实验设计方法与文献[14]基本相同, 实验输出结果也采用相同表现形式。分别利用随机权初值估计法、解析权初值估计法和 Taylor 权初值估计法对最优粒子初值进行估计, 之后利用 PSO 算法进行阵列天线方向图优化, 得到优化结果并进行对比。其中随机权法即文献[14]的标准 PSO 优化算法。

实验 1, 幅度优化实验。该实验的预期方向图是在一侧的副瓣包络上同时开两个很深的零陷窗口。图 2~4 分别给出了随机权初值估计法、解析权初值估计法和 Taylor 权初值估计法的最终优化结果。图中, 左上角子图为适应度函数的收敛曲线, 两条曲线分别代表最优粒子的适应度函数值以及种群全部粒子适应度函数值的平均值。最优粒子的适应度函数曲线代表了 PSO 算法的收敛特性, 物理意义是预期方向图曲线之上的毛刺的能量和, 具体含义参阅

文献[11-12]。该值收敛的越深, 优化结果越好, 最优结果是真值归零化, 曲线有收敛到负无穷趋势, 但为了保证对数计算的合法性, 程序在技术处理上加上一个正的无穷小数 (Matlab/eps)。右上角的子图是孔径权系数的最终优化结果, 包括幅度和相位。下面的子图是阵列方向图优化的最终结果以及预期方向图幅度曲线。

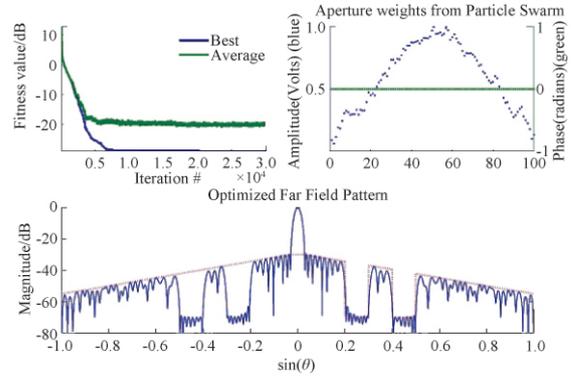


图 2 基于随机权初值估计法的 PSO 方向图幅度优化

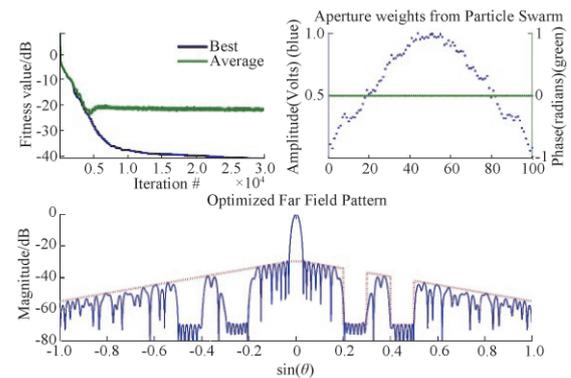


图 3 基于解析权初值估计法的 PSO 方向图幅度优化

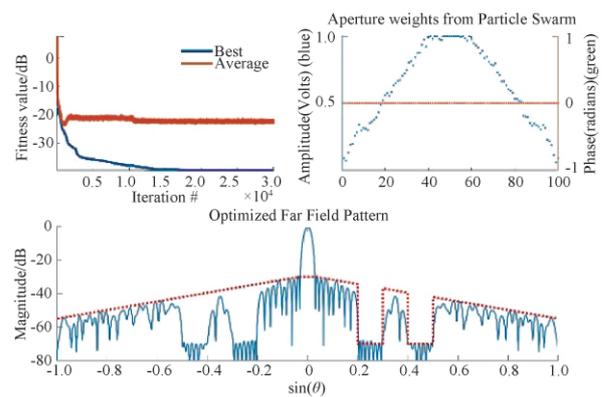


图 4 基于 Taylor 权初值估计法的 PSO 方向图幅度优化

分析图 2 可知, 随机权初值对应的最优粒子适应度函数曲线收敛到 -28 dB, 优化后的方向图在预期约束曲线之上有较为明显的毛刺 (左侧的零陷上); 图 3 解析权初值对应的最优粒子适应度函数曲线能够收敛到 -40 dB, 优化后

的方向图略有毛刺但不明显,而图 4 Taylor 权初值对应的最优粒子适应度函数曲线能够收敛到接近 -38 dB,优化结果也是略有毛刺,与图 3 效果非常接近。对比图 2~4 不难看出,解析权初值法和 Taylor 权初值法都得到了比较理想的优化结果,相对于随机权初值法,优化结果明显要好很多,算法的收敛性得到了明显的改善。事实上,即便是随机权初值法也实现了方向图优化,只是结果远不如后二者改造后的 PSO 算法优化效果好。对比图 3、4 可知,解析权和 Taylor 权二者性能比较接近,前者性能表现略好些,但解算过程要复杂且困难的多。对比结果表明后二者已经非常接近揭示出全局最优解的真实形态,是比较理想的优化结果。该实验再一次证明最优粒子初值的有效估计确实能够有效提高 PSO 算法的收敛特性,尽管该结论在文献[11-12]中已经证明过。

实验 2,幅度相位同时优化。该实验同时在粒子的幅度和相位两个维度上进行 PSO 寻优处理。预期方向图只是在右侧副瓣络上开一个很深的零陷窗口。图 5~7 分别给出随机权初值估计法、解析权初值估计法和 Taylor 权初值估计法的最终优化结果。图 5 表明,随机权的适应度函数曲线只能收敛到 -21 dB 左右,优化后方向图在预期方向图曲线之上具有非常明显的毛刺,严格意义上说,这算不上理想的优化结果。或者说,这个优化结果完全没有揭示出全局最优解的真实形态,仅仅是表明了局部最优解的一种形态。而图 6、7 的适应度函数收敛曲线都收敛到 -150 dB 以下,也就是适应度函数真值无限接近于 0,这是因为数据处理时额外加的正无穷小量导致的结果,实际上该适应度函数的非对数真值为 0,也就是说,这两者的优化结果完全符合预期方向图的要求,是真正的全局最优解。这说明后两者完全揭示了全局最优解的真实形态。这与图 6、7 方向图优化结果相一致,优化后的方向图在预期方向图之上毛刺都没有,是完全符合预期的最优解。

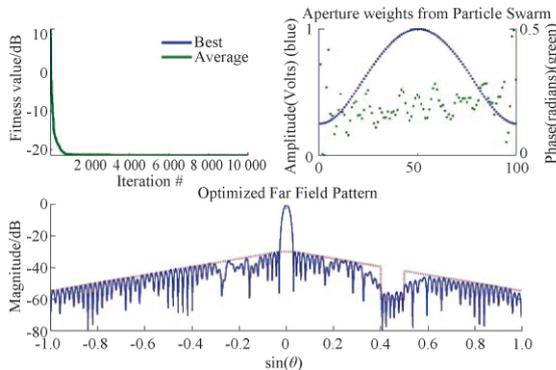


图 5 随机权初值估计法的 PSO 方向图幅度相位优化

对比图中孔径权系数的优化结果还会发现,尽管图 5 方向图优化结果不够好,但孔径权系数曲线形态表现的非常完美,就外在形态而言,比图 6、7 的孔径权系数完美的多。尽管如此,图 6 和 7 的孔径权系数才真正地揭示了全

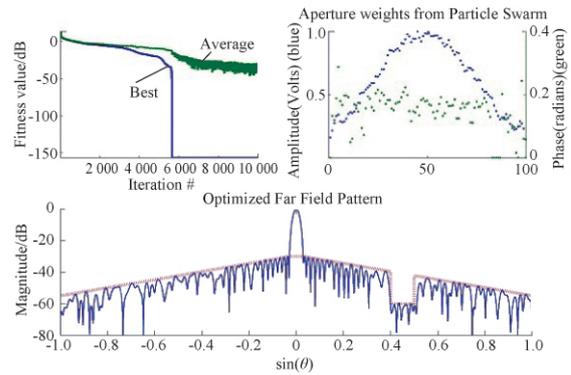


图 6 解析权初值估计法的 PSO 方向图幅度相位优化

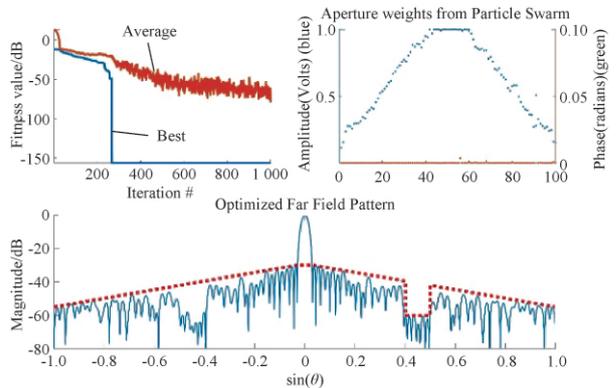


图 7 Taylor 权初值估计法的 PSO 方向图幅度相位优化

局最优解的真实形态。对比图 6、7 的孔径权系数可知,二者虽然都是真正的全局最优解,但孔径权系数却完全不同,这说明全局最优解并不唯一。虽然图 6 和 7 都是全局最优解,但二者的性能却有差别。对比二者的适应度函数收敛曲线可知,Taylor 权初值估计法的收敛速度远比解析权初值估计法快的多,在 200 多次迭代就完成了全局最优解的搜索,而解析权值法需要迭代到近 6 000 次才能完成。也就是说,Taylor 权初值估计法在提高优化算法收敛特性方面,尤其是收敛速度方面,远比解析权值法要好得多。这其中的缘由非常值得考察,初步分析认为,这是因为 Taylor 权值法具有非常明确的解析表达式,因而在粒子相位分量的估计上要比解析法好得多,也就是说,解析法对相位的估计相对比较粗糙,因而在幅度和相位都进行优化搜索的时候,解析权的收敛性能远不如 Taylor 权表现的好。

考虑到解析权值法需要进行大型矩阵求广义逆的运算,这是一种非常消耗资源的计算负担,而 Taylor 权分布函数计算比较容易且速度快,具有相对的实用性优势。综合以上分析和实验结果对比可知,在综合性能上,Taylor 权值法其实具有更好的算法实用性。

#### 4 结 论

PSO 算法在处理复杂阵列天线方向图非线性优化问题时,充分利用预期方向图的先验知识,对最优粒子初值进

行有效估计,能够明显改善算法的收敛特性。最优粒子初值的估计方法很多,其中解析法进行初值估计是比较有效的。但由于解析初值估计法必须对大型矩阵求广义逆,因而计算负担太重。为了简化最优粒子初值有效估计这一关键步骤,本文提出了 Taylor 权初值估计法。将预期方向图对应的阵列 Taylor 孔径权作为最优粒子初值的估计量,对最优解空间进行有效估计。实验证明该方法不但有效且非常简单易于执行。

仿真实验对比了 3 种初值估计法进行阵列方向图优化时的性能,即随机权初值估计法、解析权初值估计法和 Taylor 权初值估计法。分析结果表明,相对随机权而言,解析权和 Taylor 权都能有效改善算法收敛特性,两者性能比较接近。但由于解析权需要矩阵求广义逆的计算,计算负担重,因而综合来看, Taylor 权初值估计法具有更好的算法实用性。

#### 参考文献

- [1] MISRA B, DEB A. Synthesis of antenna arrays with flat-top pattern using conventional and random drift particle swarm optimization algorithms[C]. Emerging Trends in Electronic Devices and Computational Techniques, Kolkata, India, 2018;1-5.
- [2] YIGIT M E, GUNEL T. Pattern synthesis of linear antenna array via a new hybrid taguchi-genetic-particle swarm optimization algorithm [C]. The 18th Mediterranean Microwave Symposium, Istanbul, Turkey, 2018;17-21.
- [3] 石嘉,夏德平.海杂波背景下的 PSO-RBF 弱目标检测[J].电子测量技术,2019,42(7):35-39.
- [4] 樊国根,蒙芳.基于粒子群智能优化的机器人路径全局规划算法[J].电子测量技术,2020,43(7):41-45.
- [5] 马学森,谈杰,陈树友,等.云计算多目标任务调度的优化粒子群算法研究[J].电子测量与仪器学报,2020,34(8):133-143.
- [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] 吴阳,刘凯,陈柏,等.自适应粒子群优化算法优化径向基函数神经网络用于电阻抗成像图像重建[J].仪器仪表学报,2020,41(6):240-249.
- [8] 付雪松,王建林,胡志雄,等.基于动态权重 PSO 算法的眼科 OCT 设备横向分辨率检测[J].仪器仪表学报,2019,40(9):142-150.
- [9] 李文娟.改进粒子群优化算法的云计算任务调度策略[J].国外电子测量技术,2020,39(10):55-59.
- [10] 王延年,向秋丽.基于改进粒子群优化算法的六自由度机器人轨迹优化算法[J].国外电子测量技术,2020,39(1):49-53.
- [11] 仇永斌,黄显林,张树春,等.平面阵列方向图优化的改进 PSO 算法[J].电子与信息学报,2017,39(10):2340-2345.
- [12] ZHANG SH CH, CHOU Y B, JIANG W. Modified PSO optimizer for arrays pattern optimization by efficient estimations of the optimum particle initial values[J]. Lecture Notes in Electrical Engineering, 2019: 1359-1367.
- [13] 居明宇.基于 PSO 算法的 DBN 模型参数优化[J].国外电子测量技术,2020,39(3):12-16.
- [14] BROWN A D. Electronically scanned arrays-matlab modeling and simulation[M]. CRC Press, Taylor & Francis Group, LLC, 2012;35-80.
- [15] HAUPT R L. Antenna Arrays: A computational approach [M]. John Wiley & Sons, Inc. 2010: 127-141.

#### 作者简介

俞永斌(通信作者),工学博士,工程师,主要研究方向为机载火控雷达性能仿真、有源阵列性能仿真、非线性优化算法与智能搜索算法、深度学习算法等。

E-mail:chouyongbin@126.com

张树春,工学博士,高级工程师,主要研究方向为飞行仿真、非线性优化与非线性滤波。

E-mail:zsc8939@hit.edu.cn

李德鑫,工学博士,讲师,主要研究方向为雷达阵列信号处理、电子对抗效能评估与战场环境仿真。

E-mail:lidexin@163.com

史毅夫,工学硕士,工程师,主要研究方向为阵列性能分析与仿真、非线性优化算法等。

E-mail:superb\_s2000@163.com

姜巍,工学博士,讲师,主要研究方向为可视计算与深度学习算法、非线性优化与大数据分析等。

E-mail:chaunep@163.com