

基于改进的粒子群算法的二维阵列天线方向图综合技术

袁智皓^① 耿军平^① 金荣洪^① 范瑜^②

^①(上海交通大学电子工程系 上海 200030)

^②(常熟理工学院物理系 常熟 215500)

摘要: 该文运用一种改进的粒子群优化算法对不等幅激励的矩形平面阵列天线的最大旁瓣电平进行了优化, 采用对全局最优粒子微扰和跳变的惯性权重策略, 并使用粒子群算法本身对参数组合进行了优化选择。新算法大大改善了优化速度和收敛精度。对二维阵列天线旁瓣电平优化和稀疏阵列方向图综合的良好结果也证明了该方法的有效性。

关键词: 二维阵列天线; 粒子群优化算法; 方向图综合; 旁瓣电平

中图分类号: TN820.1

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2007)05-1236-04

Pattern Synthesis of 2-D Arrays Based on a Modified Particle Swarm Optimization Algorithm

Yuan Zhi-hao^① Geng Jun-ping^① Jin Rong-hong^① Fan Yu^②

^①(Dept. of Electronic Engineering, Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200030, China)

^②(Changshu Institute of Technology, Changshu 215500, China)

Abstract: A modified Particle Swarm Optimization (PSO) algorithm is proposed and used to optimize the sidelobe level of plane arrays, in which special techniques as global best perturbation and jumped inertia weight strategy are adopted. The PSO algorithm is also used to select a better combination of optimal parameters for itself. So that the convergent speed and accuracy of the algorithm are improved. The simulation results of sidelobe reduction of 2-D arrays and pattern synthesis of a sparse array show that it is effective.

Key words: 2-D array; Particle Swarm Optimization(PSO) algorithms; Pattern synthesis; Sidelobe level

1 引言

伴随着移动通信和空间探测技术的不断发展, 对于天线的方向性要求也越来越高, 与线阵相比, 面阵可以提供更多的变量来控制形成阵的模式, 所以更加通用。

评价天线性能的重要参数指标之一是天线的最大旁瓣电平, 当天线的组成形式、阵元类型和阵元个数都确定的情况下, 通过选择合适的阵元间距、激励幅值和相位来最大限度地降低旁瓣电平是阵列天线方向图综合中的一类重要课题。对于形状复杂的大型平面阵列, 天线最优化问题中的目标函数或者约束条件往往是多参数、非线性、不可微的。此时传统的解析方法将不再适用, 而基于梯度寻优技术的传统数值优化方法也不能有效地求解。近年来基于进化的各种智能算法例如遗传算法和粒子群算法等得到了很快的发展, 并有效地运用于电磁场和阵列天线方向图综合领域^[1,2]。

20 世纪 90 年代以来, 对于群体智能的研究逐渐兴起。Eberhart 和 Kennedy^[3,4] 于 1995 年提出的粒子群优化算法 (PSO), 作为一种简单有效的优化算法迅速在各个领域得到了广泛的应用。PSO 算法的思想来源是鸟群在觅食过程中体

现的群体智慧。通常单个自然生物并不是智能的, 但是整个生物群体却表现出处理复杂问题的能力, 这就是群体智能。各种生物聚集成生物种群, 都有其内在行为规律, 而人类作为高级生物, 研究并掌握了这种规律, 模拟设计出各种优化算法并运用于各类问题。类似的还有根据生物繁殖特性产生的遗传算法, 对蚂蚁群落食物采集过程的模拟产生的蚁群算法。PSO 算法目前已经广泛用于函数优化、神经网络训练、模糊系统控制以及其他遗传算法涉及到的应用领域。

PSO 算法较之其他的优化算法实现简单, 也没有许多参数需要调整。但是它也有着收敛过快、易收敛于局部极值的现象, 特别是面对高维复杂的问题时如阵列天线方向图综合问题。人们提出了很多的改进算法, 来提高 PSO 算法的性能。惯性权重^[5]和压缩因子^[6]是目前应用比较广泛的对基本粒子群算法的改进, 能够改善优化性能但是收敛较慢。文献^[3]中将粒子群算法和遗传算法在方向图综合上的应用做了比较, 可以看出粒子群算法较之遗传算法有计算量小易于实现等特点, 但也可以看到基本的 PSO 算法和遗传算法的收敛速度都不快或往往在某个局部极值停滞过久很难跳出。

本文提出一种新的改进 PSO 算法, 它采用对全局最优粒子的微扰和跳变的惯性权重策略, 很好地改善了算法的优

化速度和收敛精度。同时, 针对参数组合难以确定的问题, 采用 PSO 算法本身来进行优化, 选择出了合适的参数组合。把这种方法运用到矩形阵列天线旁瓣优化和二维稀疏阵列方向图综合问题上, 取得了很好的效果。

2 改进的 PSO 算法

基本 PSO 算法的迭代公式如下:

$$\mathbf{v}_i(t+1) = \omega \mathbf{v}_i(t) + c_1 r_1 (\mathbf{gbest}_i - \mathbf{x}_i) + c_2 r_2 (\mathbf{lbest}_i - \mathbf{x}_i) \quad (1)$$

$$\mathbf{x}_i(t+1) = \mathbf{x}_i(t) + \mathbf{v}_i(t+1) \quad (2)$$

其中 \mathbf{v}_i 是粒子的速度矢量, \mathbf{x}_i 是粒子的位置矢量。 \mathbf{gbest}_i 是全局最优粒子的位置矢量, \mathbf{lbest}_i 是该粒子的个体历史最优粒子的位置矢量。 ω 是惯性权重, c_1, c_2 是学习因子, r_1, r_2 是 [0-1] 之间均匀分布的随机数。

基本 PSO 算法的参数不多, 介绍如下:

粒子数 即种群规模, 太小的种群规模不容易搜索整个求解空间, 发现最优解; 太大的种群规模使得求解过程计算量变大, 求解时间变长。需要针对实际的问题来合理选择。

求解范围 根据具体问题而定, 每一维可设定不同的范围。

粒子最大速度 一般设定为粒子的范围宽度, 但是如果觉得粒子速度过快, 导致来回穿梭却找不到最优解, 可以适当降低允许的最大速度。

学习因子 c_1, c_2 全局最优和个体最优解对个体粒子的影响因子, 是两个独立的值, 不同的取值反应了不同的学习偏好和风格。

惯性权重 ω 粒子保持本身速度特性的参数。较大的 ω 可以增强 PSO 的全局搜索能力, 而较小的 ω 则使算法有较强的局部搜索能力。在迭代初期强调全局, 迭代末期强调局部, 故有了 ω 随迭代次数线性递减的 LDW-PSO 法^[5]。但考虑到 PSO 法容易陷入局部最优陷阱, 过小的 ω 使得粒子很难跳出, 全局搜索能力太差, 所以某种自适应的 ω 变化方法必须采取。文献 [5] 中提到了线性递减惯性权重的方法 (LDW-PSO), 它有以下两个缺点, 在迭代初期, 粒子速度过快, 往往错过全局最优点, 而在迭代后期, 粒子速度变化不大, 显得步履蹒跚, 易陷入局部极值; 最大迭代次数往往是很难确定的, 从而影响了算法的调节功能。

本文介绍一种改进型粒子群算法, 其基本思想是对最优粒子进行扰动, 使得搜索更有针对性, 更加有效。

对于非最优粒子, 仍然按照原有的迭代公式在求解空间中飞行, 寻找更优解。

对于最优粒子, 采用如下的迭代公式:

$$\mathbf{v}_i(t+1) = 0 \quad (3)$$

$$\mathbf{x}_i(t+1) = \mathbf{x}_i(t) + \mathbf{x}_i(t) P_p (r_3 - 0.5) \quad (4)$$

其中 P_p 是新增加的参数扰动因子, 它决定了最优粒子变化的程度, r_3 是 [0-1] 之间均匀分布的随机数。将式 (4) 进一步演化, 可以得到

$$\mathbf{x}_i(t+1) = \mathbf{x}_i(t)(1 - 0.5P_p + P_p r_3) \quad (5)$$

根据 P_p 的不同, $\mathbf{x}_i(t+1)$ 是一个围绕着 $\mathbf{x}_i(t)$ 的一定范围之内的随机值。

根据 ω 的变化特点, 本文的改进型 PSO 算法中使用了跳变的 ω 权重法, ω 仍然随迭代次数线性递减, 当迭代次数到达某个定值时, 便重置 ω 的初值。这样 ω 随迭代次数变化的曲线将是锯齿波状, 交替出现大和小的 ω 值有助于算法摆脱局部极值。具体设置如下:

$$\left. \begin{aligned} \omega &= \omega_{\max} - (\omega_{\max} - \omega_{\min}) \text{iter} / \max_ \omega_ \text{run}, \\ &\text{当 iter} < \max_ \omega_ \text{run} \\ \omega &= \omega_{\max} \omega_p, \text{ iter} = 0, \\ &\text{当 iter} = \max_ \omega_ \text{run} \end{aligned} \right\} \quad (6)$$

其中 ω_{\max} 和 ω_{\min} 分别是惯性权重的上限和下限, $\max_ \omega_ \text{run}$ 是跳变的阈值, ω_p 是跳变系数, 它决定了重置的 ω 的初值。

同时, 当 ω 重置的时候, 非全局最优的粒子也按一定概率随机的重新初始化, 但仍保留“生前”的记忆, 即它还记得全局最优和个体最优。这样使得搜索的范围更加扩大。

但是, 如何选取 P_p 和 ω_p 的参数组合并没有什么规律可循。本文采用 PSO 算法本身来优化参数组合, 通过对相应目标函数的学习, 使得算法有最优的性能。上层的 PSO 算法采用了线性递减惯性权重的 PSO 算法。将不同的参数组合作为种群中的一个粒子, 对测试函数优化结果作为该粒子的适应度值, 经过不断的飞行得到一组较合适的参数组合。设置 P_p 的搜索范围为 [1~5], ω_p 的搜索范围为 [0.5~4]。

通过使用一系列的测试函数^[7]作为优化的目标, 我们得到了较合适的参数组合 $P_p = 2.5$, $\omega_p = 2$ 。在下面的实例中, 都使用了以上得到的参数组合。

3 二维阵列方向图综合

考虑一个对称的 $2N_x \times 2N_y$ 的矩形二维阵列, 排列如图 1, 各个阵元的相位相同, 阵元间距为 d_{xi} 和 d_{yj} , I_{xm} 和 I_{yn} 为归一化电流幅值, 它们关于 x 轴和 y 轴对称。设阵元的单元方向图函数为 $\cos \theta$, 那么这个面阵的方向图函数为^[8]

$$\begin{aligned} F(\theta, \phi) &= 4 \cos \theta \left\{ \sum_{m=1}^{N_x} I_{xm} \cos \left[k \left(\sum_{i=1}^m d_{xi} - \frac{1}{2} d_{x1} \right) \sin \theta \cos \phi \right] \right\} \\ &\times \left\{ \sum_{n=1}^{N_y} I_{yn} \cos \left[k \left(\sum_{j=1}^n d_{yj} - \frac{1}{2} d_{y1} \right) \sin \theta \sin \phi \right] \right\} \quad (7) \end{aligned}$$

其中 $k = 2\pi/\lambda$ 。而第 (m, n) 个阵元的馈电激励幅值为 $I_{mn} = I_m I_n$ 。

实例 1 矩形阵列的旁瓣电平优化 选择一个 32 行 \times 32 列的矩形平面阵列作为实例分析, 对它的最大相对旁瓣电平进行优化, 目标是要求在不展宽主瓣的前提下旁瓣电平尽可能的低。在该例中, 选取阵元间距相等, 均为 $\lambda/2$, 在激励电流幅度上考虑对称性。 x 方向和 y 方向的归一化电流

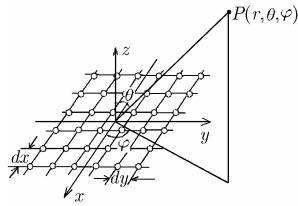


图 1 矩形平面阵列结构

幅值 I_{xm} 和 I_{ym} 作为优化对象，一共为 32 个。选取的种群规模为 50。中止条件为迭代次数达到 2000 次或者指定方向的最大旁瓣电平下降到 -40dB 以下。目标函数如下式：

$$f = \alpha|\text{MSLL} - \text{SLVL}| + \beta|\text{BW} - \text{SBW}| \quad (8)$$

其中 MSLL 为最大旁瓣电平，SLVL 为设计旁瓣电平，BW 为主瓣宽度，SBW 为设计主瓣宽度。

优化后阵列方向图如图 2，图 3，图 4 所示。

图 2 为 $\varphi = 0^\circ$ 的方向，即 X-Z 平面，最大旁瓣电平为 -40.58dB ；图 3 为 $\varphi = 90^\circ$ 的方向，即 Y-Z 平面，最大旁瓣电平为 -40.51dB ，较之均匀面阵的最大旁瓣电平 -13.27dB ^[8]下降了 27dB 之多。

图 4 给出了阵列经过优化后在三维空间的方向图。可以看到在其他方向也没有旁瓣的高峰，并且主瓣也没有展宽，仍具有良好的方向性。经过优化后的电流幅值如表 1 所列。

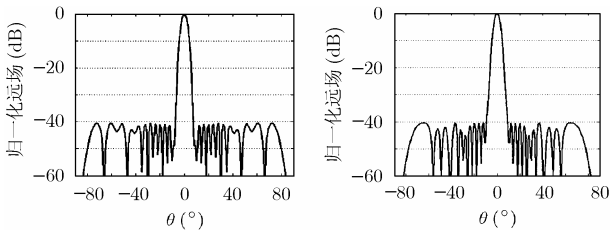


图 2 X-Z 面阵列方向图

图 3 Y-Z 面阵列方向图

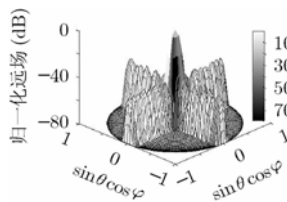


图 4 优化后阵列立体方向图

实例 2 稀疏阵列方向图综合 对于大型阵列而言，每个阵元都是有机的组成部分，但是阵元数量庞大使得整个天线阵列造价昂贵，并且有时因为某些阵元故障导致整个阵列异常。下面研究平面稀疏阵列方向图综合问题，仍然考虑阵元的对称性，但是阵元位置是随机选取的，以强调算法的普遍适用性。

下面给出一个实例， 20×20 的矩形平面阵列，阵元关于 x 轴和 y 轴对称，阵元间距均为 $\lambda/2$ 。其中阵元位置按填充率为 55% 随机选取如图 5：黑色表示该阵元未被选中，白色表示被选中。考虑对称，图 5 只给出了四分之一阵元的分布情况。优化目标为将旁瓣压低。适应度函数仍然采取式(8)的形式。通过计算得到的 0 度和 90 度的方向图如图 6。

从图 6 中可以看到，不管是 $\varphi = 0^\circ$ 方向还是 $\varphi = 90^\circ$ 方向，最大旁瓣电平都已经优化到 -25dB 以下。在另外的对 20×20 阵列按填充率为 75% 随机选取的实验中，两个方向的最大旁瓣电平都能控制在 -37dB 以下。

表 1 优化后的归一化电流幅值 I_{xm} 和 I_{ym}

序号	x 方向	y 方向
1	0.99715	0.88448
2	0.97475	0.89658
3	0.95840	0.80879
4	0.86007	0.79387
5	0.84350	0.68897
6	0.75455	0.65479
7	0.62034	0.49770
8	0.61744	0.49391
9	0.43078	0.34988
10	0.41270	0.31009
11	0.29328	0.22690
12	0.26696	0.17165
13	0.13769	0.13501
14	0.15666	0.08709
15	0.09436	0.08714
16	0.10352	0.07296

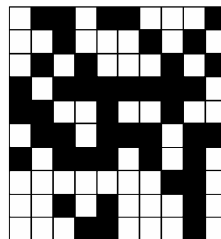


图 5 随机选取的阵元

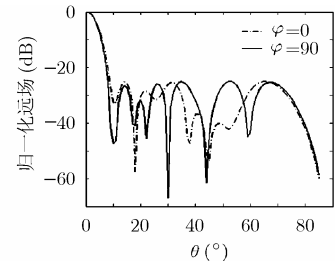


图 6 优化后的阵列方向图

4 结束语

PSO 算法依靠的是群体之间的合作和竞争，粒子本身没有变异机制，事实上，PSO 算法的寻优能力主要来自于粒子之间的相互作用和相互影响，所以当大多数粒子被同样的局部极值所限制的时候，PSO 算法将陷入停滞，并很难或要很长时间才能突破限制。

本文提出了一种采用跳变惯性权重策略的全局最优扰动的改进粒子群算法，并且使用了粒子群算法本身来针对具体的优化对象选择合适的参数组合。它的意义在于可以针对不同要求的优化目标改变参数从而达到更好的性能。文中运用这种改进的粒子群算法来针对矩形平面阵列的旁瓣电平进行优化，取得了良好的效果。并且对于随机分布的稀疏阵列也有很好的优化效果，说明该算法有着普遍的适用性，有着广阔的应用前景。

参 考 文 献

- [1] Haupt L. Thinned arrays using genetic algorithms. *IEEE Trans. on Antennas and Propagation*, 1994, 42: 993–999.
- [2] Boeringer W and Werner H. Particle swarm optimization versus genetic algorithms for phased array synthesis. *IEEE Trans. on Antennas and Propagation*, 2004, 52(3): 771–779.
- [3] Kennedy J and Eberhart R C. Particle swarm optimization. Proc. IEEE International Conference on Neural Networks, IEEE Service Center, Perth, Australia. 1995, IV: 1942–1948.
- [4] Eberhart R C and Kennedy J. A new optimizer using particle swarm theory. Proceeding of Sixth International Symposium on Micro Machine and Human Science, Nagoya, Japan. 1995: 39–43.
- [5] Shi Y and Eberhart R C. A modified particle swarm optimizer. Proceeding of the IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC 1998), Piscataway, NJ. 1998: 69–73.
- [6] Eberhart R C and Shi Y. Comparing inertia weights and constriction factors in particle swarm optimization. Proceeding of IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC2000), San Diego, CA. 2000: 48–88.
- [7] Carlisle A and Dozier G. An off-the-shelf PSO. Proceedings of the 2001 Workshop on Particle Swarm Optimization, Indianapolis, IN. 2001: 1–6.
- [8] 汪茂光, 吕善伟, 刘瑞祥. 阵列天线分析与综合. 成都: 电子科技大学出版社, 1989, 第4章.
- 袁智皓: 男, 1981年生, 硕士生, 研究方向为智能进化算法及天线方向图综合.
- 耿军平: 男, 1972年生, 讲师, 博士后, 研究方向为智能天线与电磁兼容及相关领域.
- 金荣洪: 男, 1963年生, 博士, 教授, 博士生导师, 主要从事现代通信天线理论和设计、数字波束形成技术、多波束天线、数值分析技术等领域的研究工作.
- 范 瑜: 男, 1977年生, 硕士, 讲师, 研究方向为智能天线及天线方向图综合领域.