

阵列方向图综合中 PSO 算法粒子越界处理研究^{*}

嵇真福^a, 杨永建^a, 樊晓光^a, 王晟达^a, 黄柏儒^a, 赵星辰^b

(空军工程大学 a. 航空航天工程学院, 陕西 西安 710038; b. 空管领航学院, 陕西 西安 710051)

摘要:针对 PSO 算法中粒子越界处理的常规方法使得粒子容易陷入局部最优解, 优化速度和收敛精度大大降低的问题, 提出了一种无需越界检测, 无需粒子位置调整的归一化方法。均匀线阵扇形、低副瓣、带零陷低副瓣方向图综合实例表明: 新方法在保证粒子不越界的基础上, 不破坏粒子的飞行轨迹, 能够有效提高 PSO 算法的优化精度和收敛速度, 极大地提高了 PSO 算法性能。

关键词: PSO 算法; 越界处理; 局部最优; 均匀线阵; 方向图综合; 归一化方法

doi:10.3969/j.issn.1009-086x.2016.01.037

中图分类号: TN820.1⁺2; TP391.9 文献标志码: A 文章编号: 1009-086X(2016)-01-0218-07

Disposal of Particles Cross Border of PSO Algorithm in Beam Pattern Synthesis

ZHUO Zhen-fu^a, YANG Yong-jian^a, FAN Xiao-guang^a, WANG Sheng-da^a,
HUANG Bai-ru^a, ZHAO Xing-chen^b

(AFEU, a. Astronautics Engineering college, Shaanxi Xi'an 710038, China;

b. ATC Navigation College, Shaanxi Xi'an 710051, China)

Abstract: The conventional method when particle swarm optimization (PSO) algorithm's particles cross border make the algorithm converged to local optimum, and the speed and precision of PSO algorithm are reduced. Aiming at this problem, a new method is proposed, which neither needs detection of particles cross border, nor needs particles position adjustment. The synthesized beam pattern of uniform linear array shows that the new method can improve the performance of PSO algorithm, do not break the trajectory of particles' movement, ensure particles are under desired range and improve optimization precision and convergence velocity.

Key words: particle swarm optimization (PSO) algorithm; the method of cross border; local optimum; uniform linear array; pattern synthesis; normalization

0 引言

近年来, 以遗传算法 (genetic algorithm, GA) 和粒子群优化 (particle swarm optimization, PSO) 算法

为代表的智能优化算法在阵列方向图综合中取得了一系列研究成果。其中 PSO 算法因其理论和计算简单、易于实现、易于与其他智能算法融合、综合效果较其他智能算法好等优点, 在阵列方向图综合中

^{*} 收稿日期: 2014-12-02; 修回日期: 2015-03-11

作者简介: 嵇真福 (1971-), 男, 山东高密人。讲师, 硕士, 主要从事嵌入式处理技术与实时系统开发、航空电子综合化等方面的研究。

通信地址: 710038 陕西省西安市灞桥区霸陵路 1 号研 4 队杨永建 E-mail: zzf_tiger@126.com

应用广泛。PSO 算法是一种自适应全局优化启发式算法。其算法理论简单,易于编程实现,参数设置少,是一种比较高效的搜索算法。PSO 算法是基于群体智慧的演化算法。鸟类、蜜蜂等生物在寻找食物的过程中,一方面是依靠自身的探求,另一方面则是依靠伙伴之间相互的经验交流,从而能快速准确地找到在整个区域中最好的食物源。PSO 算法正是以上述生物现象作为模型而提出的一种进化优化算法。

然而,PSO 算法存在早熟收敛、搜索范围不大、容易收敛到局部极值等问题,在具体的优化问题求解中主要表现为 PSO 算法的优化速度慢、收敛精度差 2 个特征。为了克服 PSO 算法的缺点,提高 PSO 算法的优化速度和收敛精度,在阵列方向图综合中,已提出多种改进的 PSO 算法^[1-15]。文献[1]通过微扰法和跳变惯性权重的策略改善了 PSO 算法的优化速度和收敛精度,并将其应用于二维平面阵列天线方向图综合中^[2]。文献[3]利用邻居粒子的信息提高了 PSO 算法的优化速度和收敛精度。文献[4]通过停滞检测以及对全局最佳粒子的微扰改善了 PSO 算法的优化速度和收敛精度。文献[5]通过引入遗传算法中交叉的思想并采用了偶算法模型改善了 PSO 算法的优化速度和收敛特性。文献[6]结合混沌优化算法,提出一种新的混合 PSO 优化算法,提高了 PSO 算法的优化速度和收敛精度。文献[7]通过采用多子群、层次化模型提出了一种多子群层次化粒子群优化算法(multi-subpopulation PSO, MSPSO)提高了 PSO 算法的收敛速度和优化精度。文献[8]通过对适应值函数的选取采用分步策略,提高了 PSO 算法的收敛速度和优化精度。文献[9]通过定义优势子群和非优势子群,并采用非优势子群裁减、优势子群扩大及惯性权重因子自适应更新等机制,在传统 Meta 粒子群优化算法的基础上提出一种自适应动态 Meta 粒子群优化算法,实现了多子群的自适应动态调整,提高了 PSO 算法的收敛速度和优化精度。文献[10]通过对单个粒子内部分裂增强了粒子的寻优能力,提高了算法的优化速度和收敛精度。

从以上文献可以看出,PSO 算法的改进主要从以下几个方面考虑:一是算法本身的改进,包括对算法参数的优化和对算法迭代式的改进;二是拓扑结

构的研究;三是与其他算法的融合;四是优化约束条件,改变粒子寻优路径。

然而,尚未有相关研究明确 PSO 算法中粒子越界的处理对算法性能的影响。本文在建立粒子越界调整方法的基础上,研究了粒子越界后进行调整的方法对 PSO 算法优化速度和收敛精度的影响,并提出了无需进行越界检测和越界粒子调整的归一化处理方法。该方法不会对种群中粒子的飞行轨迹产生破坏,能够有效提高 PSO 算法的优化精度和收敛速度,极大地提高了 PSO 算法性能。

1 PSO 算法简介

基本 PSO 算法的迭代公式如下:

$$v_{id}^{k+1} = \omega \cdot v_{id}^k + c_1 \cdot rand_1 \cdot (pbest_{id}^k - x_{id}^k) + c_2 \cdot rand_2 \cdot (gbest_{id}^k - x_{id}^k), \tag{1}$$

$$x_{id}^{k+1} = x_{id}^k + v_{id}^{k+1}, \tag{2}$$

式中: ω 为惯性权重; c_1 和 c_2 为学习因子,又称为加速因子; v_{id}^k 为第 i 个粒子当前运动速度向量; x_{id}^k 为第 i 个粒子的位置向量; $pbest_i$ 为第 i 个粒子自身历史的最优位置向量; $gbest_i$ 为群体的最优位置向量, $rand_1$ 和 $rand_2$ 为(0,1)之间的随机数,式中的上标 k 表示是第 k 次的迭代,下标 d 表示向量的第 d 维。

种群的规模一般是由待优化参数的个数来决定的,一般原则是种群个数多于优化参数的个数;惯性权重 ω 可以是定值,也可以是随迭代次数而递减的,但大量实验证明,当 ω 从 0.9 到 0.4 呈线性变化时,能在一定程度上提高收敛速度,减小陷入局域最优解的概率;加速常数 c_1 和 c_2 均设为 1.49;最大速度 v_{dmax} 设置为 1。

2 粒子越界的处理方法

通常,在每次迭代完成后,首先要对粒子是否越界进行判断,如果粒子越界,则要对越界粒子进行调整。粒子越界的调整主要有以下 3 种方法^[16]:

方法 1,吸收边界。粒子在这一维上取其边界值。

方法 2,反射边界。粒子在这一维上速度大小不变,方向取反。

方法 3,隐形边界。粒子若越界,则不评估其适应度,也不参与下一轮的最优个体竞争。

但是这几种方法有其局限性,使得种群的多样

性减弱,促使种群快速收敛,增大了算法陷入局部最优解的可能。若 PSO 算法陷入局部最优解,则粒子聚焦在种群最优解附近,其速度基本为 0。若采用方法 1,由于粒子的聚焦,由式(1)可以看出,粒子的速度和前一次迭代的速度相同,为 0,则粒子的位置与上次位置基本相同;若采用方法 2,由于粒子前一次迭代的速度为 0,取反后,其速度也为 0,粒子的位置与上次位置也相同,即方法 1 与方法 2 的处理本质是相同的;若采用方法 3,则使得参与竞争的粒子数越来越少,种群丧失其多样性。

可以看出,粒子越界的处理破坏了粒子的飞行轨迹,使得粒子向种群最优解飞行的趋势变得复杂多变,即越界的粒子调整后,相当于对该粒子重新进行固定的初始化,增加了优化所需的迭代次数,整个种群陷入局部最优的可能性大大增加。因此,对粒子越界的调整破坏了种群中粒子的飞行轨迹,使得算法的优化速度和寻优能力降低。

为了降低粒子越界调整对 PSO 算法性能的影响,应不再对粒子是否越界进行检测,并无需对粒子越界进行调整,只需在迭代完成后,对粒子的优化值进行归一化处理。即每次迭代完成后,采用式(3)对每个粒子进行归一化处理

$$x_{id}^{k+1} = abs(x_{id}^{k+1}) / \max(abs(x_i^{k+1})), \quad (3)$$

式中: $\max(abs(x_i^{k+1}))$ 为第 i 个粒子所有维数中的最大值。

图 1 中所指的“归一化”与常规数据处理的归一化含义不同。数据处理的归一化是指为了数据处理的方便或为了量纲的统一,而进行的一种简化计算的方式,且归一化处理会影响数据处理的细节特性。本文所指的归一化是指为了避免粒子越界而进行的一种单个粒子(向量)的线性变换。在具体的优化问题中,PSO 算法并不考虑细节特性,只根据约束条件和目标函数进行最优解的寻找,其最终的输出结果是最优粒子,即向量数据,将最优粒子代入目标函数即得到最优结果,因此,本文所提出的归一化与数据处理中的归一化有本质的不同。

将这种采用式(3)的 PSO 算法称之为归一化 PSO 算法(normalization PSO, NPSO)。从式(3)可以看出,NPSO 算法处理方法特别简单,然而 NPSO 算法具有以下几个优点:

(1) 保证了每次迭代后,每个粒子的位置在所

要求的范围之内(而隐形边界在粒子越界后,本次迭代粒子的位置处于所要求的范围之外)。

(2) 不是单独对粒子的某一维进行越界处理,而是对整个粒子的每一维进行缩放,不会对粒子的整体结构进行破坏,保留了原先粒子在寻优过程中所具有的良好特性(而上文所述的 3 种方法均破坏了粒子的内部结构,相当于对越界粒子重新进行初始化)。

(3) 在一定程度上保证了每个粒子只有某一维取值为 1,而其余维取值小于 1。避免了迭代过程中出现粒子在很多维取值为 1 而造成整个种群陷入局部最优解的情况(吸引边界会造成这一情况)。

(4) 理论和处理方法简单,计算量小,不会增加 PSO 算法的计算复杂度,相反地,可以降低 PSO 算法的计算量(PSO 算法因需要越界检测和处理会带来计算量的增加)。

通过归一化处理,保证了粒子不会越界,因此不需要进行越界检测,从而无需对粒子越界后进行调整,降低了 PSO 算法的计算复杂度。NPSO 算法的基本流程图如图 1 所示。

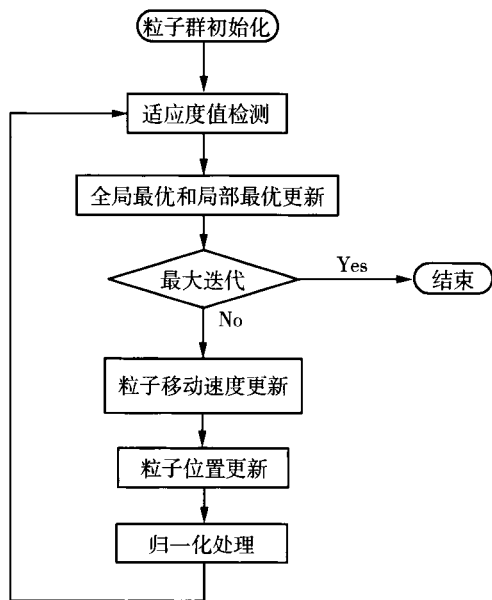


图 1 NPSO 算法流程图

Fig.1 Flow chart of NPSO algorithm

3 仿真实验

在不考虑单元间耦合的条件下,由天线理论知, N 元均匀线阵的远场方向图可表示为

$$f(\theta) = \sum_{i=1}^N a_{li} e^{j(kd_{li} \sin \theta + \beta_{li})}, \quad (4)$$

式中: θ 为空间辐射角; λ 为工作波长; $k = 2\pi/\lambda$ 为波数; a_{li} 和 β_{li} 为第 i 个天线单元的幅度和相位; d_{li} 为第 i 个单元到第 1 个单元的距离; l 表示阵列为线阵。

以下仿真中假设 PSO 算法在粒子越界后,其下次迭代时速度取反,当前位置为边界值。

实例 1 扇形方向图综合。综合要求:当辐射角为 $-45^\circ \leq \theta \leq 45^\circ$ 时, $f(\theta) = 1$; 当 θ 为其他值时, $f(\theta) = 0$ 。设阵元数为 10, 单元间距为 0.5λ , 激励相位取 0 或 π 。用 DPSO 算法和基本 PSO 算法^[8] 的仿真结果如图 2 所示。适应度函数的形式为

$$fitness(x) = \max(\alpha \sum_{m=1}^M |f(\theta_m) - f_d(\theta_m)| + \beta \cdot std_f(\theta_m)), \quad (5)$$

式中: α, β 分别权重系数; $f_d(\theta_m)$ 为理想方向图; $std_f(\theta_m)$ 为抽样点误差的标准差。在本例中, $\alpha = \beta = 0.5$, 采样频率为 10 Hz。

参数设置与优化结果:种群大小为 20, 每个粒子的维数为 5 (10 个单元激励对称分布)。从图 2 可以看出,在迭代次数相同的情况下, NPSO 算法副瓣电平的大小和主瓣波纹的波动 2 项指标都优于基本 PSO 算法。NPSO 的最大波动比基本 PSO 低约 4%, 副瓣电平比基本 PSO 低约 8%。由于副瓣电平的降低使得 NPSO 的零点宽度比基本 PSO 略宽,但总体上 NPSO 在逼近理想方向图上取得了较好的效果。表 1 为 NPSO 和基本 PSO 最优的激励幅值。

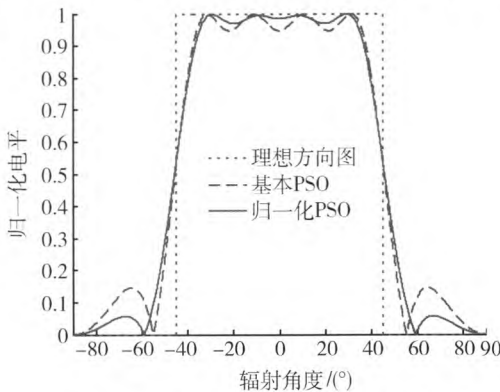


图 2 NPSO 算法综合扇形方向图

Fig. 2 Fan-shaped beam pattern synthesis using NPSO

实例 2 低副瓣方向图综合。综合要求:设 $N = 16$, 阵元间距为 0.5λ , 激励电流的相位为 0 (边射

阵), 电流幅值对称, 综合方向图的副瓣电平低于 -30 dB, 只对电流幅值进行优化。适应度函数形式可取为

$$fitness(x) = MSLL - SLVL. \quad (6)$$

式中: $MSLL$ 是最高旁瓣电平; $SLVL$ 为参考旁瓣电平。

仿真参数设置: Monte Carlo 试验次数为 50 次, 粒子规模为 30, 粒子维数为 8 (16 个单元激励对称分布), 最大迭代次数为 50 次。适应度函数如式 (6) 所示。

图 3 所示为某次 Monte Carlo 试验的综合结果, 从图中可以看出, 所综合的方向图副瓣电平约为 -32 dB, 符合综合要求。图 4 所示为对应阵元激励幅度大小, 呈锥削分布, 没有突变, 利于工程实现。图 5 为 50 次 Monte Carlo 试验时, 平均适应度函数随迭代次数的变化曲线。从图中可以看出, 对粒子越界进行调整时, 50 次迭代的优化结果只能达到 -25.8 dB, 达不到综合要求; 而对粒子越界不进行调整, 在每一次迭代后进行归一化处理, 则只需 30 次迭代, 其优化结果便可达到 -31 dB。另外, 从图中可以明显看出, NPSO 算法要比基本 PSO 算法具有更佳的优化速度和收敛精度。图 6 为在 50 次 Monte Carlo 试验后, 各次试验适应度函数的最小值所构成的曲线。这里采用文献 [17] 所定义的有效性和稳定性 2 个评价指标对 2 种方法的综合效果进行评价, 具体定义如下。

定义 1: 设 Monte Carlo 试验次数为 N , 在 N 次试验结果中, 有 m 次试验不满足设计要求, 则算法的有效性值为

$$\eta = \frac{N - m}{N}. \quad (7)$$

通常设计要求是有一个范围的, 即误差在一定范围内时, 可以认为试验满足设计要求。这里定义当误差小于 0.5 dB 时, 认为试验满足设计要求。

定义 2: 将 N 次试验结果误差值的方差定义为算法的稳定性值。

稳定性值越小, 说明算法越稳定, 粒子的活性较弱; 反之, 则算法稳定性较差, 粒子的活性较强。粒子活性越强, 粒子寻优能力越强, 但并不能说稳定性值越大越有利于实际问题的解决, 太大的稳定性值, 会造成算法的稳定性较差, 这在实际中是不允许的。

表 1 用 NPSO 和基本 PSO 综合 10 元扇形方向图的单元激励幅值

Table 1 Values of ten elements of fan-shaped pattern synthesis using PSO and NPSO

阵元	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
PSO	0.082 0	0.149 0	0.146 0	0.063 0	1	1	0.063 0	0.146 0	0.149 0	0.082 0
NPSO	0.048 8	0.118 2	0.117 1	0.073 5	1	1	0.073 5	0.117 1	0.118 2	0.048 8

从图中可以看出,NPSO 最小适应度值小于 0.5 dB 的次数为 50 次,其有效性值为 100%,其平均最小适应度值为 -0.856 dB,方差为 0.32;越界调整最小适应度值小于 0.5 dB 的次数为 16 次,其有效性值为 32%,其平均最小适应度值为 4.328 dB,方差为 2.36。当最大迭次数为 50 次时,一次 Monte Carlo 试验 NPSO 算法约需 22.1 s,PSO 算法约需 23.4 s。因此,相比 PSO 算法,免越界检测的 NPSO 算法具有比 PSO 算法更佳的有效性和稳定性,其优化速度和收敛精度要远远优于 PSO 算法,且其计算量要比常规 PSO 算法采用越界检测调整要小。

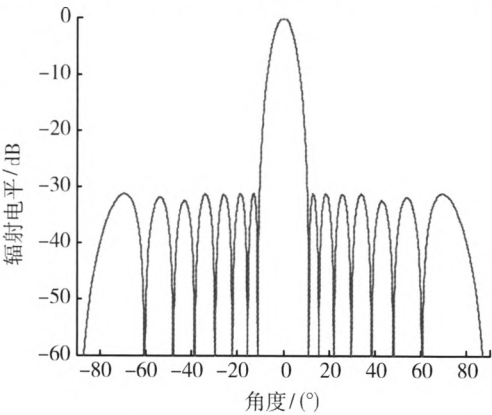


图 3 NPSO 算法综合低副瓣阵列

Fig.3 Low side lobe beam pattern synthesis using NPSO

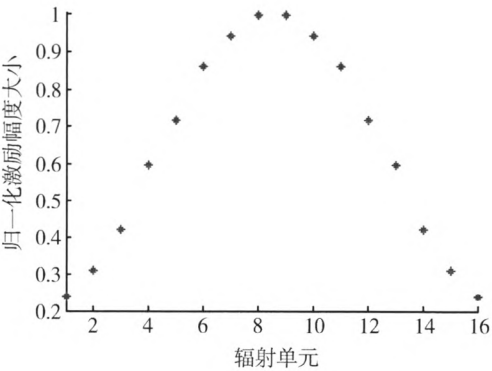


图 4 低副瓣阵列的电流(归一化)分布

Fig.4 Normalized current distribution of low side lobe array

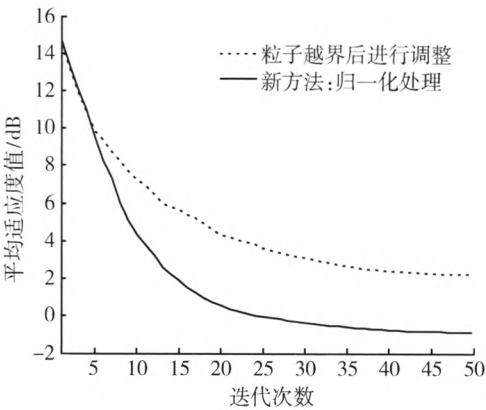


图 5 平均适应度函数随迭代次数的变化曲线

Fig.5 Average cost function along with iteration

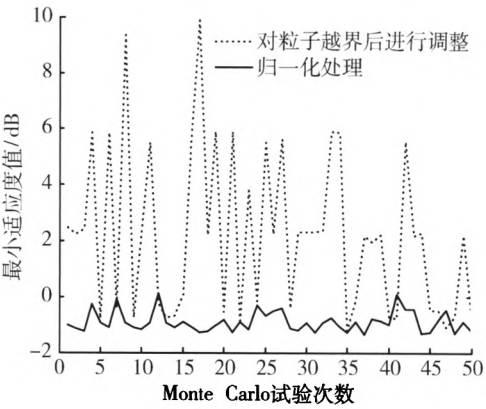


图 6 适应度函数的最小值随实验次数的变化曲线

Fig.6 Minimum value of cost function along with the number of tests

实例 3 具有零深的低副瓣方向图综合。综合要求: $N=32$,阵元间距为 0.5λ ,要求在 $-50^\circ\sim-45^\circ$ 和 $45^\circ\sim50^\circ$ 的位置形成低于 -40 dB 的零深,在其他位置副瓣电平低于 -20 dB,只对电流幅值进行优化。适应度函数的形式为

$$fitness(x)=\alpha\cdot|MSLL-SLVL|+\beta\cdot|NULL-NLVL|+\gamma\cdot MSLL_STD,$$

(8)

式中: α,β,γ 为权重系数; $NULL$ 为最大零陷深度; $NLVL$ 为参考零陷深度; $MSLL_STD$ 为副瓣电平的方

差。本例中 $\alpha=0.7, \beta=0.3, \gamma=1$ 。

参数设置与优化结果:种群大小为 40,每个粒子的维数为 32,最大迭代次数为 100 次。用 NPSO 综合的结果如图 7 所示,激励电流幅值如表 2 所示。从图 7 可以看出,程序仅 100 次迭代就达到了综合要求,所综合的方向图在期望零深位置的电平已压到了 -40 dB 以下,达到 -45 dB,副瓣电平完全在 -20 dB 以下,达到 -20.3 dB。与文献[18]所采用基本 PSO 算法相比综合效率提高几乎为 1 500%。

故而,对粒子越界进行调整破坏了粒子的飞行轨迹,使得粒子当前位置长时间得不到更新,自身历史最优解和全局最优解处于停滞状态,加速了 PSO 算法早熟收敛,使得算法陷入局域最优解。而对粒子越界不进行处理,根据实际的问题,对每次迭代后的粒子位置进行整体归一化处理不破坏整个种群粒

子的飞行轨迹,使得算法能够稳定、快速地达到优化要求。

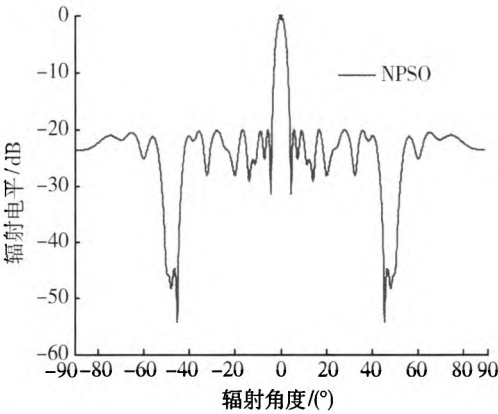


图 7 用 NPSO 算法综合的 32 元带零深阵列的方向图

Fig.7 Beam pattern synthesis of 32 elements with nulling using NPSO algorithm

表 2 NPSO 综合 32 元具有零深的天线阵列方向图的单元激励幅值

Table 2 Values of 32 driven elements of nulling beam pattern synthesis using NPSO algorithm

单元	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16
激励幅度	0.27	0.15	0.28	0.35	0.43	0.35	0.22	0.57	0.51	0.77	0.60	0.58	0.76	0.35	0.67	0.66
单元	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32
激励幅度	1	0.81	0.62	0.39	0.37	0.94	0.40	0.23	0.48	0.77	0.23	0.54	0.42	0.55	0.22	0.53

4 结束语

PSO 算法粒子越界的调整破坏了整个种群粒子的飞行轨迹,使得算法容易陷入局部最优解,从而降低了算法的优化速度与收敛精度。根据实际的阵列综合问题,本文提出了一种无需粒子越界检测,无需越界调整的归一化处理方法——NPSO 算法。NPSO 算法在每次迭代后,对每个粒子的位置进行归一化处理,无需越界检测和越界调整;且不会破坏粒子的飞行轨迹,能够有效提高 PSO 算法的优化速度和收敛精度,降低算法的复杂度,是一种比较稳定、高效的处理方法。

参考文献:

[1] 金荣洪,袁智皓,耿军平. 基于改进粒子群算法的天线方向图综合技术[J]. 电波科学学报, 2006, 21 (6): 873-877.

JIN Rong-hong, YUAN Zhi-hao, GENG Jun-ping. The Pattern Synthesis of Antennas Based on A Modified Par-

ticle Swarm Optimization Algorithm[J]. Chinese Journal of Radio Science, 2006, 21(6): 873-877.

[2] 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 Zhi-hao, GENG Jun-ping, Jin Rong-hong, 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.

[3] 肖龙帅,黄华,夏建刚,等. 基于近邻粒子群优化的阵列天线方向图综合[J]. 通信技术, 2009, 42(9): 52-53.

XIAO Long-shuai, HUANG Hua, XIA Jian-gang, et al. Array Antennas Beam Pattern Synthesis Based on Neighborhood Particle Swarm Optimization [J]. Communications Technology, 2009, 42(9): 52-53.

[4] 刘东,冯全源. 基于停滞检测粒子群算法的阵列天线方向图综合[J]. 电波科学学报, 2009, 24(4): 697-700.

LIU Dong, FENG Quan-yuan. Pattern Synthesis of An-

- tennas Based on Modified PSO Algorithm with Stagnation Dection[J]. Chinese Journal of Radio Science, 2009, 24(4): 697-700.
- [5] 高波, 金荣洪, 耿军平. 基于一种新的粒子群算法的天线方向图综合技术[J]. 电子与信息学报, 2007, 29(12): 3015-3019.
- GAO Bo, JIN Rong-hong, GENG Jun-ping. Pattern Synthesis of Antenna Array Using A Novel Quasi PSO Algorithm[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2007, 29(12): 3015-3019.
- [6] 王维博, 冯全源. 粒子群算法在阵列天线方向图综合中的应用[J]. 西安电子科技大学学报, 2011, 38(3): 175-180.
- WANG Wei-bo, FENG Quan-yuan. Application of PSO Algorithm in Pattern Synthesis for Antenna Arrays[J]. Journal of Xidian University, 2011, 38(3): 175-180.
- [7] 王维博, 冯全源. 粒子群优化算法在天线方向图综合中的应用[J]. 电子科技大学学报, 2011, 40(2): 237-241.
- WANG Wei-bo, FENG Quan-yuan. Application of PSO Algorithm to Antenna Array Pattern Synthesis[J]. Journal of University of Electronic Science and Technology of China, 2011, 40(2): 237-241.
- [8] 刘东, 冯全源. 粒子群阵列天线方向图适应值函数研究[J]. 电波科学学报, 2011, 26(3): 581-586.
- LIU Dong, FENG Quan-yuan. PSO Fitness Function used in Antenna Arrays Pattern Synthesis[J]. Chinese Journal of Radio Science, 2011, 26(3): 581-586.
- [9] 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.
- ZHAO Fei, QI Hui-ying, 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.
- [10] 杨永建, 王晟达, 马健, 等. 基于改进粒子群算法的共形阵列天线综合[J]. 现代雷达, 2012, 34(12): 64-67.
- YANG Yong-jian, WANG Sheng-da, MA Jian, et al. Conformal Antenna Array Beam Pattern Synthesis Based on Improved Particle Swarm Optimization[J]. Modern Radar, 2012, 34(12): 64-67.
- [11] LI Wen-tao, SHI Xiao-wei, HEI Yong-qiang, et al. A Hybrid Optimization Algorithm and Its Application for Conformal Array Pattern Synthesis[J]. IEEE Trans. on Antennas and Propagation, 2010, 58(10): 3401-3406.
- [12] BAI Yan-ying, XIAO Shao-qiu, LIU Chang-rong, et al. A Hybrid IWO/PSO Algorithm for Pattern Synthesis of Conformal Phased Arrays[J]. IEEE Trans. on Antennas and Propagation, 2013, 61(4): 2328-2332.
- [13] EL-GALLAD A, EL-HAWARY M, SALLAM A, et al. Enhancing the Particle Swarm Optimizer Via Proper Parameters Selection[C] // IEEE CCECE (Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering), 2002(2): 792-797.
- [14] ZHENG Yong-ling, MA Long-hua, ZHANG Li-yan, et al. On the Convergence Analysis and Parameter Selection in Particle Swarm Optimization [C] // 2003 International Conference on Machine Learning and Cybernetics, 2003(3): 1802-1807.
- [15] WEI Zhang, HUA Li, ZHANG Zhao-xia, et al. The Selection of Acceleration Factors for Improving Stability of Particle Swarm Optimization[C] // 2008 Fourth International Conference on Natural Computation (ICNC 08). Jinan, China; International Conference on Natural Computation, 2008: 376-380.
- [16] 范瑜, 邬正义, 金荣洪, 等. 阵列天线方向图综合的粒子群优化算法[J]. 常熟理工学院学报, 2005, 19(4): 88-92.
- FAN Yu, WU Zheng-yi, JIN Rong-hong, et al. Pattern Synthesis of Array Antenna Based on Particle Swarm Optimization Algorithm[J]. Journal of Changshu Institute of Technology, 2005, 19(4): 88-92.
- [17] 杨永建, 樊晓光, 王晟达, 等. 共形阵低副瓣方向图综合性能分析[J]. 电波学报, 2013, 28(6): 1116-1121.
- YANG Yong-jian, FAN Xiao-guang, WANG Sheng-da, et al. Performance Analysis of Conformal Array Antennas Low Lobe-Side Beam Pattern Synthesis[J]. Chinese Journal of Radio Science, 2013, 28(6): 1116-1121.
- [18] 焦永昌, 杨科, 陈胜兵. 粒子群算法用于阵列天线方向图综合设计[J]. 电波科学学报, 2006, 21(16): 16-20.
- JIAO Yong-chang, YANG Ke, CHEN Sheng-bing. Application of Particle Swarm Optimization in Antenna Array Pattern Synthesis[J]. Chinese Journal of Radio Science, 2006, 21(16): 16-20.