

基于改进 QPSO 算法的阵列天线方向图综合

王 停^{1,2}, 夏克文¹, 张文梅², 白建川¹

(1. 河北工业大学信息工程学院, 天津 300000; 2. 中国人民解放军 93756 部队, 天津 300401)

摘要: 针对传统智能方法在方向图综合中易于早熟和局部寻优能力不足等缺陷, 在基于量子位概率幅编码的量子粒子群优化算法(QPSO)的基础上, 设计一种进行收敛停滞检测, 并对粒子选择性变异的新量子粒子群算法, 然后将其应用于阵列天线方向图综合. 仿真结果表明, 在多零点和低旁瓣约束情况下新算法均可以取得良好的优化效果, 而且该算法相对于近邻粒子群算法(NPSO)和免疫克隆选择算法(ICSA)来说, 在方向图综合中精度更高, 速度更快, 具有很好的推广能力.

关键词: 阵列天线; 方向图综合; 量子位概率幅编码; 粒子群优化算法

中图分类号: TP302.7 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2013) 06-1177-06

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.3969/j.issn.0372-2112.2013.06.020

Pattern Synthesis of Array Antenna with Modified Quantum Particle Swarm Optimization Algorithm

WANG Ting^{1,2}, XIA Ke-wen¹, ZHANG Wen-mei², BAI Jian-chuan¹

(1. School of Information Engineering, Hebei University of Technology, Tianjin 300000, China; 2. People's Liberation Army Air Force 93756, Tianjin 300000, China)

Abstract: In view of some short comings, such as the premature convergence and bad local optimal searching capability in traditional intelligence methods for pattern synthesis, a novel algorithm is proposed based on quantum particle swarm optimization (QPSO) with probability amplitude coding of quantum bits, which is designed by use of stagnation detection and selective variation in particles and is applied in the pattern synthesis of array antennas. The simulation results show its high performance in the pattern synthesis of array antennas with multi-null and low sidelobe restrictions, and in addition, the algorithm proposed is superior to neighborhood particle swarm optimization(NPSO) and immune clonal selection algorithm(ICSA) in optimization accuracy and operation speed, and it has very good generalization capability.

Key words: array antenna; pattern synthesis; probability amplitude coding of quantum bits; particle swarm optimization

1 引言

近年来全球通信事业飞速发展, 无线通信需求越来越大, 与此同时, 巨大的通信需求量与十分有限的频谱资源之间的矛盾越来越突出. 如何高效率地使用频谱资源, 如何在保证通信质量的基础上大规模地提高系统容量的问题成了通信界亟待解决的重要课题. 而以方向图综合为核心技术的智能天线由于可以有效提高频谱利用率, 也因此越来越受到研究人员的重视^[1].

方向图综合是一个复杂的非线性优化问题. 通常天线元越多, 需要调整的参数越多. 使用经典的 Woodward-Lawson 抽样法计算此类问题时, 在赋形区间基本可以达到精度要求, 但旁瓣电平通常很高, 而且增益低^[2]. 而

使用微调法进行优化, 其工作量大, 需要丰富调试经验和理论分析. 为了提高效率, 近些年来, 已经有不少专家学者将多种智能优化算法, 如遗传算法(GA)^[3,4]、粒子群优化算法(PSO)^[5]、克隆免疫算法(Immune Clone Selection Algorithm, ICSA)^[6]等应用于天线方向图的优化之中, 均取得了不错的效果. 然而这些算法虽然简单快捷, 但存在着优化精度不高或收敛速度过慢等问题.

量子进化算法是近年来发展起来的一种概率搜索算法, 它以一些量子计算的理论和概念, 诸如量子比特和量子叠加态为基础. 同经典进化算法相比, 它有更好的群体多样性和全局寻优能力. 李士勇等人^[7]将改进后的量子进化算法融合到 PSO 中, 提出了一种新颖的量子粒子群优化算法(Quantum Particle Swarm Optimization,

QPSO). 该算法与 PSO 算法相比, 在多维优化问题中, 寻优速度有了明显提高, 但精度一般. 为此, 本文主要对 QPSO 进行改进, 并应用于天线方向图的综合研究, 以期在收敛速度和效率上相对于以前常用的智能算法有较大的提高.

2 算法原理

2.1 QPSO 算法

李士勇等人^[7]提出的 QPSO 算法采用量子位的概率幅对粒子位置进行编码, 用量子旋转门更新量子位的概率幅, 以此完成粒子位置的更新; 用量子非门实现量子位的变异, 以此增加种群的多样性; 由于每个量子位有两个概率幅, 因此每个粒子占据优化空间的两个位置, 由于使用了这种双概率幅编码机制, 使粒子找到最优位置的机会明显增大, 因此具有较强的搜索能力和寻优效率. 下面给出 QPSO 算法的具体实现步骤.

2.1.1 产生初始种群

在 QPSO 中, 直接采用量子位的概率幅作为粒子当前位置的编码, 考虑到种群的初始化时编码的随机性, 采用如下编码方案:

$$P_i = \left[\begin{array}{c|c|c|c} \cos(\theta_{i1}) & \cos(\theta_{i2}) & \cdots & \cos(\theta_{in}) \\ \sin(\theta_{i1}) & \sin(\theta_{i2}) & \cdots & \sin(\theta_{in}) \end{array} \right] \quad (1)$$

其中 $\theta_{ij} = 2\pi \times \text{random}$, random 是 $(0, 1)$ 之间的随机数, $i = 1, 2, \dots, m, j = 1, 2, \dots, n, m$ 是种群规模, n 是空间维数. 在这种编码方案中, 种群中的每个粒子占据遍历空间中两个位置, 它们分别对应量子态 $|0\rangle$ 和 $|1\rangle$ 的概率幅为:

$$P_{ic} = (\cos(\theta_{i1}), \cos(\theta_{i2}), \dots, \cos(\theta_{in})) \quad (2)$$

$$P_{is} = (\sin(\theta_{i1}), \sin(\theta_{i2}), \dots, \sin(\theta_{in})) \quad (3)$$

为表述方便, 称 P_{ic} 为余弦位置, P_{is} 为正弦位置.

2.1.2 解空间变换

在 QPSO 中, 由于粒子的遍历空间每维均为单位空间 $[-1, 1]$, 为计算粒子当前位置的优劣性, 需要进行解空间的变换, 将每个粒子占据的 2 个位置由单位空间映射到优化问题的解空间. 粒子上量子位的每个概率幅对应解空间的一个优化变量. 记粒子 P_j 上第 i 个量子位为 $[\alpha_i^j, \beta_i^j]^T$, 则相应的解空间变量为:

$$X_{ik}^j = \frac{1}{2} [b_i(1 + \alpha_i^j) + a_i(1 - \alpha_i^j)] \quad (4)$$

$$X_{ik}^j = \frac{1}{2} [b_i(1 + \beta_i^j) + a_i(1 - \beta_i^j)] \quad (5)$$

因此, 每个粒子对应优化问题的两个解, 其中量子态 $|0\rangle$ 的概率幅 α_i^j 对应 X_{ik}^j ; 量子态 $|1\rangle$ 的概率幅 β_i^j 对应 X_{ik}^j .

2.1.3 粒子状态更新

设粒子 P_i 当前搜索到的最优位置为余弦位置:

$$P_{il} = (\cos(\theta_{i1l}), \cos(\theta_{i2l}), \dots, \cos(\theta_{inl}))$$

整个种群目前搜索到的最优位置为:

$$P_{gl} = (\cos(\theta_{g1}), \cos(\theta_{g2}), \dots, \cos(\theta_{gn}))$$

基于以上假设, 粒子状态更新规则可描述为:

(1) 粒子 P_i 上量子位辐角增量的更新:

$$\Delta\theta_{ij}(t+1) = \omega\Delta\theta_{ij}(t) + c_1r_1(\Delta\theta_l) + c_2r_2(\Delta\theta_g) \quad (6)$$

其中

$$\Delta\theta_l = \begin{cases} 2\pi + \theta_{ij} - \theta_{ij}, & \theta_{ij} - \theta_{ij} < -\pi \\ \theta_{ij} - \theta_{ij}, & -\pi \leq \theta_{ij} - \theta_{ij} \leq \pi \\ \theta_{ij} - \theta_{ij} - 2\pi, & \theta_{ij} - \theta_{ij} > \pi \end{cases}$$

$$\Delta\theta_g = \begin{cases} 2\pi + \theta_{gj} - \theta_{ij}, & \theta_{gj} - \theta_{ij} < -\pi \\ \theta_{gj} - \theta_{ij}, & -\pi \leq \theta_{gj} - \theta_{ij} \leq \pi \\ \theta_{gj} - \theta_{ij} - 2\pi, & \theta_{gj} - \theta_{ij} > \pi \end{cases}$$

(2) 粒子上量子位概率幅的更新

$$\begin{bmatrix} \cos(\theta_{ij}(t+1)) \\ \sin(\theta_{ij}(t+1)) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos(\Delta\theta_{ij}(t+1)) - \sin(\theta_{ij}(t+1)) \\ \sin(\Delta\theta_{ij}(t+1)) \cos(\Delta\theta_{ij}(t+1)) \end{bmatrix}$$

$$\times \begin{bmatrix} \cos(\theta_{ij}(t)) \\ \sin(\theta_{ij}(t)) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos(\theta_{ij}(t) + \Delta\theta_{ij}(t+1)) \\ \sin(\theta_{ij}(t) + \Delta\theta_{ij}(t+1)) \end{bmatrix} \quad (7)$$

粒子 P_i 更新后的两个新位置为

$$P_{ic} = (\cos(\theta_{ij}(t) + \Delta\theta_{ij}(t+1)), \dots, \cos(\theta_{ij}(t) + \Delta\theta_{ij}(t+1)))$$

$$P_{is} = (\sin(\theta_{ij}(t) + \Delta\theta_{ij}(t+1)), \dots, \sin(\theta_{ij}(t) + \Delta\theta_{ij}(t+1))) \quad (8)$$

2.1.4 变异处理

首先给定变异概率 P_m , 对每个粒子赋值一个 $(0, 1)$ 之间的随机数 rand_i , 若 $\text{rand}_i < P_m$, 则随机选择该粒子中 $\lceil n/2 \rceil$ 个量子位, 用量子非门兑换两个概率幅, 实现粒子变异.

$$\begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos(\theta_{ij}) \\ \sin(\theta_{ij}) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sin(\theta_{ij}) \\ \cos(\theta_{ij}) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos\left(\theta_{ij} + \frac{\pi}{2}\right) \\ \sin\left(\theta_{ij} + \frac{\pi}{2}\right) \end{bmatrix} \quad (9)$$

由上式可以看出, 这种变异也是一种旋转, 对于第 j 个量子位, 转角大小为 $\Delta\theta_{ij} = \frac{\pi}{2} - 2\theta_{ij}$.

2.2 QPSO 算法的改进

相比于普通粒子群算法, QPSO 算法中粒子的位置采用量子位概率幅编码, 因而粒子速度的更新转变为概率幅辐角增量的更新, 位置的变化转变为各个辐角正余弦值的变化. 粒子的辐角增量更新如式 (6) 所示. 其中 w 是惯性因子, c_1, c_2 是常数, 分别称为自身因子和全局因子, r_1, r_2 是 0 到 1 之间的随机数. 公式分为三部分, 分别是粒子最初的的辐角增量, 粒子的认知部分, 和粒子的社会部分. 最前面的部分是粒子的先前一次的辐角增量值, 它具有扩大搜索空间、探索新区域趋势的能力, 这会增加算法的整体寻优能力; 中间部分表

示了粒子向自身经过的最好的辐角增量位置学习的能力,这部分关系到粒子群局部搜索的精度;最后一部分称为社会部分,表示种群中各个粒子之间的相互信息交流,即对整个种群历史最优辐角增量位置的学习,它反映了粒子间的信息共享能力.三部分相互合作,才使粒子状态更新向理想位置发展,进而体现 QPSO 算法的优越寻优性能.而当某些粒子的第一部分和第二部分占优势时,算法就很容易陷入局部最优解.此时粒子状态更新主要由 $w\Delta\theta_{ij}(t)$ 来决定,而 w 是小于 1 的,所以粒子量子位的辐角增量将会越来越小,向周围区域扩展搜索的能力逐步降低,当此时出现一些局部极值点时,粒子就会很难抵挡它们的诱惑,无法跳出局部极值点,最终收敛到局部最优,这就是所谓的收敛停滞现象.

为了克服这种现象,QPSO 算法中加入了变异步骤.对每一个粒子附一个随机值,如果小于变异概率则用量子非门实现量子位变异,反之则保持原样.

但是,由于粒子初始化是随机的,所以算法迭代中出现收敛停滞现象并不是一定的,而且我们可以通过一定的手段来检测.当检测结果肯定时,由文献[8]可知通过变异提高种群的多样性是一个很好的解决方法.通过变异,可以让粒子跳出局部最优点,尽量向全局最优点靠拢.但是各个粒子离全局最优的“距离”是不一样的,那么它们的变异概率也不应该相同,应该有选择性的对粒子进行变异,各个粒子的变异概率应该与粒子和全局最优的距离成正比,否则就违背了提高粒子多样性的初衷.

针对以上问题,本文提出两点改进:

(1)在算法迭代过程中,引入了收敛停滞检测机制.本文通过检测适应值的变化率来判断算法是否收敛停滞.

计算粒子群的全局极值的适应值 F_g 和个体极值的平均适应值 F_{avg} .

$$F_{avg} = \frac{\sum_{i=1}^n \text{Fit}(pbest_i)}{n}, \quad F_g = \text{Fit}(gbest) \quad (10)$$

若经过 N (本文取 20)次迭代后 F_g/F_{avg} 的值仍然趋于 1 且算法没有终止,则算法被认定处于停滞不前.

(2)当算法停滞不前时,有选择性的对粒子进行变异.根据前面的分析,对粒子的变异概率应该与粒子和全局最优粒子的距离成正比.而距离正好与粒子适应值是相对应的.在极小值优化中,适应值越小,距离越小.因此按照粒子适应值的高低,以一定的概率将离最优粒子较远的粒子进行更大几率的变异,这样既能保持种群的多样性,又能提高迭代效率.

首先求出各个粒子的不同变异概率 P_i .假设粒子

群的规模为 n ,其中第 i 个粒子两个适应值分为 $F(i,1)$ 和 $F(i,2)$,则该粒子被变异的概率为

$$P_i = \frac{F(i,1) + F(i,2)}{\sum_{k=1}^n (F(k,1) + F(k,2))} \quad (11)$$

对每个粒子赋值一个(0,1)之间的随机数 rand_i ,假如该随机数小于粒子计算得到的变异概率,则用量子非门随机变异粒子中 $\lceil n/2 \rceil$ 个量子位,反之,粒子继续保持原态搜索.而且变异中,粒子记忆的自身最优辐角增量保持不变.

改进 QPSO 算法的实现步骤可以概括如下:

step1 粒子群初始化.

step2 通过解空间变换,将粒子的搜索过程映射到实际优化问题的寻优空间中,然后计算各个粒子的适应度,并和记忆的自身最优辐角增量和种群最优辐角增量相对比,若目前辐角增量对应适应度更好,则替换掉记忆值,反之则不变.

step3 根据式(6)、(7)进行粒子状态更新.

Step4 进行收敛停滞检测,若确实是停滞的,则执行 Step5,反之直接执行 Step6.

Step5 对各个粒子按式(11)计算变异概率,进行选择变异.

Step6 回到 Step2 继续执行,一直到满足迭代停止条件为止.

具体流程图如图 1 所示.

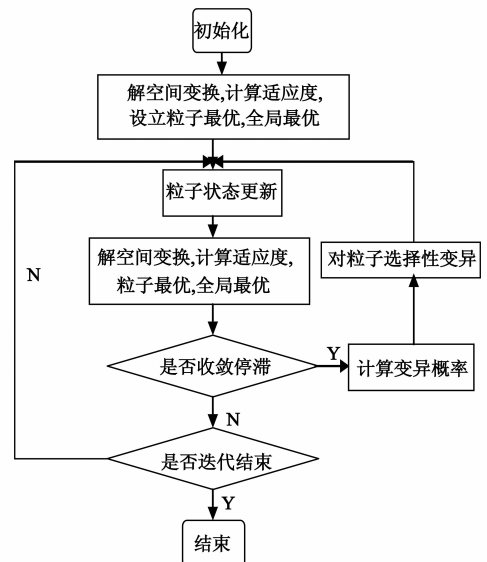


图1 改进QPSO算法流程

2.3 改进 QPSO 算法性能分析

为了验证改进算法的有效性,我们选用两种典型的测试函数对其进行测试:

(1) Sphere 函数: $f(x) = \sum_{i=1}^n x_i^2, -100 \leq x \leq 100$

(2) Rosenbrock 函数:

$$f(x) = \sum_{i=1}^n [100 \cdot (x_{i+1} - x_i^2)^2 + (x_i - 1)^2],$$

$$-10 \leq x \leq 10$$

两种函数的三维空间特征如下图 2、3 所示.

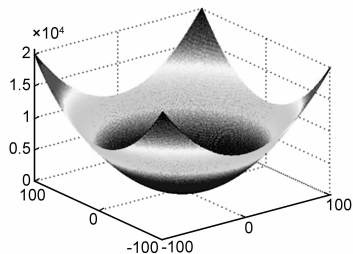


图2 Sphere函数图像

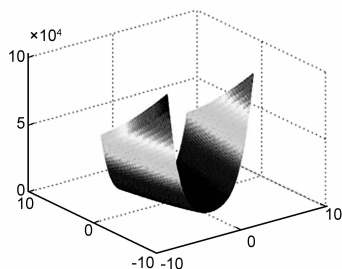


图3 Rosenbrock函数图像

我们可以发现 sphere 函数是单峰单值,在自变量取值(0,0,⋯,0)处取到极小值 0,易于优化求解,因此本文更多的关注对该函数的寻优速度;Rosenbrock 函数为典型多峰函数,在变量取值为(1,1,⋯,1)时取最小值为 0,有非常多个局部极小值点.当算法的全局优化能力不足时,很容易收敛于局部极小值点,所以对该函数,我们更多的关注于搜索的精度.

用以上两种测试函数分别对标准 PSO, QPSO, 改进 QPSO 进行优化性能测试. 三种算法均以函数值为适应度函数,种群均取 50,限定优化代数 500,惯性因子 $w = 0.5$,学习因子 $c_1 = c_2 = 2$,QPSO 的变异概率 $P_m = 0.01$.

(1) 算法收敛速度分析

利用三种算法均对 20 维的 sphere 函数进行极小值搜索,其函数收敛进化曲线分别如图 4 所示.从图中我们可以清晰的看出三种算法都能完全收敛,但显然改

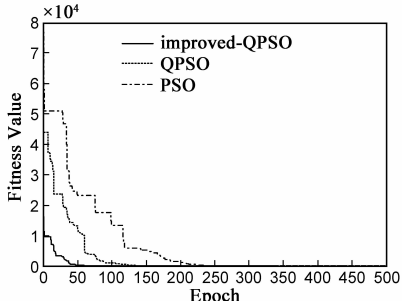


图4 20维Sphere函数进化曲线

进 QPSO 算法的速度是最快的.

(2) 算法收敛精度分析

利用三种算法分别对不同维数情况下 Rosenbrock 函数进行极小值搜索,得到结果如表 1 所示.

表 1 三种算法优化 Rosenbrock 函数结果

算法	Rosenbrock 函数维数			
	2	5	10	20
改进 QPSO	0.0000	0.1200	0.2698	1.0052
QPSO	0.0000	0.1200	3.2356	12.2366
标准 PSO	0.0000	0.7106	2092.6723	58562.3100

从以上三表中可以看出,改进 QPSO 算法的精度要明显高于标准 PSO 算法和 QPSO 算法,特别是在高维情况下,优势更加明显.

3 改进 QPSO 用于天线方向图综合

天线的方向性是指天线向一定方向辐射电磁波的能力,而描写天线辐射场的大小与方向之间的函数即为方向性函数,天线方向图则是天线方向性函数的几何描述.方向图综合是根据给定的波束方向图的形状或性能指标,确定天线阵元的激励电流幅值和相位等参数^[10].

3.1 适应度函数选取

考虑阵元数为 $2N$ 的等距不均匀直线阵,且阵元为各向同性单元.设电流相位差为零,而电流幅度中心对称,可以证明,其以分贝表示的归一化方向图函数^[11]为

$$F(\theta) = 20 \lg \left| \frac{\sum_{n=1}^N I_n \cos \left[\left(\frac{2(N-n)+1}{2} \right) kd \cos \theta \right]}{\sum_{n=1}^N I_n} \right|$$

(12)

其中 I_n 为各天线阵元的激励电流的幅度, d 是天线单元的间距; k 为波数, $k = \frac{2\pi}{\lambda}$, λ 是波长, θ 为阵轴线与入射波射线的夹角,激励电流幅值对称.实际计算时需要对 θ 进行离散化,即 θ 取值为 $[\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_L]$, L 为离散规模.

当我们在方向图综合中只对旁瓣电平有要求时,根据文献[12]定义适应度函数为:

$$\text{fitness} = |\text{MSLL} - \text{SLVL}|$$

(13)

其中, $\text{MSLL} = \max_{\theta \in S} |F(\theta)|$, SLVL 为期望旁瓣电平, MSLL 为最大相对旁瓣电平, $2\theta_0$ 为主瓣宽度, $S = \{\theta | 0 \leq \theta \leq 90^\circ - \theta_0 \text{ 或 } 90^\circ + \theta_0 \leq \theta \leq 180^\circ\}$.

3.2 仿真实例

为了分析改进 QPSO 算法在不同情况下,进行天线方向图综合的性能,我们在低旁瓣和深零点两种技术

要求下,各取一个最新同类文章中使用的典型例子进行优化比较。

实例 1 我们取文献[5]中对低旁瓣方向图优化的例子.由 $2N = 20$ 个天线阵元组成的均匀直线阵,阵元间距为 $d = \lambda/2$,激励电流的相位为 0,电流幅值对称,对电流幅值进行优化.设计指标为主瓣宽度为 $2\theta_0 = 20^\circ$,旁瓣电平在 -40dB 以下。

我们设粒子数为 50,最大迭代步数 400,根据式(13)求取适应度函数,应用改进 QPSO 算法进行优化求解.最终得到仿真方向图和迭代曲线如图 5、6 所示,优化电流源幅值如表 2 所示.由图 4 可以看见方向图旁瓣电平为 -41.5421dB 达到了设计要求,而整个收敛迭代只花了 280 步,对比文献[5],作者用近邻粒子群优化算法(NPSO)进行同等条件,同等要求的优化,得到方向图的旁瓣电平为 -39.5996dB ,共迭代了 450 步才实现收敛.可见本文提出的增加了停滞检测并进行选择性变异的改进 QPSO 算法,在进行低旁瓣方向图综合时,不论在优化速度还是在精度上都有明显提高。

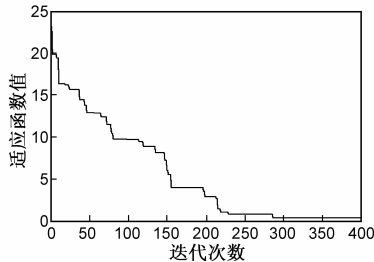


图5 实例1的仿真方向图

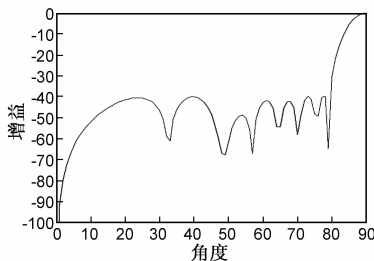


图6 实例1的适应函数收敛曲线

表 2 优化得到电流源值

电流	$I_{1,20}$	$I_{2,19}$	$I_{3,18}$	$I_{4,17}$	$I_{5,16}$
实例 1	0.9986	0.9647	0.8730	0.7510	0.6342
实例 2	0.1221	0.1513	0.0307	0.2292	0.6805
电流	$I_{6,15}$	$I_{7,14}$	$I_{8,13}$	$I_{9,12}$	$I_{10,11}$
实例 1	0.4665	0.3597	0.2324	0.1537	0.0769
实例 2	0.8586	0.8509	0.8927	0.9656	0.9986

实例 2 一个 20 元的天线阵,间距为半波长,激励电流的相位为 0,进行方向图综合,要求旁瓣电平在 -20dB 以下,在 $30, 40, 50, 60, 70, 80$ 角度处形成不低于

-95dB 的六个零陷.这比文献[6]中的实例多了一个低旁瓣要求,而且零陷位置由两个增到六个角度,零陷深度由 -70dB 提高到 -95dB .我们用改进 QPSO 进行优化求解,最终得到方向图和收敛曲线分别如图 7、8 所示.我们发现,在图 6 中 $30, 40, 50, 60, 70, 80$ 角度处的零陷分别为 -107.8302dB , -114.4269dB , -103.8463dB , -113.0509dB , -95.0154dB , -99.0845dB ,达到零陷目标,而且旁瓣电平为 -19.9950dB ,达到预期要求.文献[6]中,作者用 ICSA 进行优化,实现收敛共迭代了 270 步,本文用改进 QPSO 算法实现更高目标,计算机时短,只用了 120 步,而且精度更好.典型的对比,突出了本文提出的改进 QPSO 算法在深零陷方向图综合时的优越性。

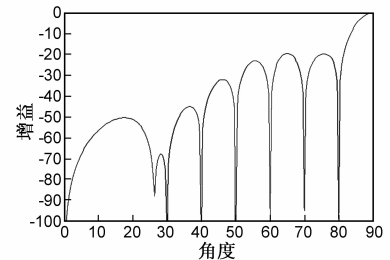


图7 实例2的仿真方向图

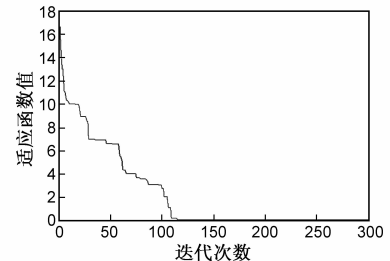


图8 实例2的适应函数收敛曲线

4 结束语

本文将文献[7]提出的 QPSO 算法进行了改进,引入了收敛停滞检测和选择性变异机制.改进 QPSO 算法与标准 PSO 和 QPSO 进行对比分析,发现其收敛精度和速度都是最优,将其用于直线阵的方向图综合,在低旁瓣优化和深零点求取中均取得了非常好的效果,为天线方向图综合提供了一种新颖的高效的方法.而且新算法可以推广到阵列天线其他优化设计当中,具有广泛的应用前景。

参考文献

[1] 金荣洪,耿军平,范瑜.无线通信中的智能天线[M].北京:北京邮电大学出版社,2006.

JIN Rong-hong, GENG Jun-ping, FAN Yu. Smart Antenna in Wireless Communication [M]. Beijing: Beijing University of

- Posts and Telecommunications Press, 2006. (in Chinese)
- [2] M M Khodier, C G. Christodoulou. Linear array geometry synthesis with minimum side lobe level and null control using particle swarm optimization[J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 2005, 53, (8): 2674 – 2679.
- [3] Herminia Calvete, Carmen Gale, Pedro Mateo. A new approach for solving linear bilevel problems using genetic algorithms[J]. European Journal of Operational Research, 2008, (1): 14 – 18.
- [4] 孙树辉. 遗传算法研究、程序实现及其在天线研究中的应用[D]. 成都: 电子科技大学, 2005.
SUN Shu-hui. Genetic Algorithms, Procedures, Implementation and Application in Antenna Research[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2005. (in Chinese)
- [5] 肖龙帅, 黄华. 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. Array antennas beam pattern synthesis based on neighborhood particle swarm optimization [J]. Communication Technology, 2009, 42(9): 52 – 53. (in Chinese)
- [6] 池越, 张鹏垒, 等. 基于免疫克隆选择算法的天线方向图综合技术研究[J]. 通信技术, 2009, 42(5): 71 – 74.
CHI Yue, ZHANG Peng-lei, et al. Pattern synthesis based on immune clone selection algorithm[J]. Communication technology, 2009, 42(5): 71 – 74. (in Chinese)
- [7] 李士勇, 李盼池. 量子计算与量子优化算法[M]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学出版社, 2009. 113 – 117.
LI Shi-yong, LI Pan-chi. Quantum Computing and Quantum Optimization Algorithm[M]. Harbin: Harbin Industrial University Press, 2009. 113 – 117. (in Chinese)
- [8] 刘煌. 一种基于遗传算法的改进优化算法[J]. 软件导刊, 2010, 9(3): 59 – 61.
LIU Huang. A improvement optimization algorithm based on the genetic algorithm[J]. Software Guide, 2010, 9(3): 59 – 61. (in Chinese)
- [9] 焦永昌, 杨科, 陈胜兵, 等. 粒子群优化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, et al. Application of particle swarm optimization in antenna array pattern synthesis[J]. Chinese Journal of Radio Science, 2006, 21(1): 16225. (in Chinese)
- [10] Marco Panduro, Carlos Brizuela, David Covarrubias. Design of electronically steerable linear arrays with evolutionary algorithms[J]. Applied Soft Computing, 2008, 8(1): 46 – 54.
- [11] 范瑜, 金荣洪. 基于一种新的遗传算法的天线方向图综合技术[J]. 电波科学学报, 2004, 19(2): 182 – 186.
FAN Yu, JIN Rong-hong. Pattern synthesis of antenna array using a novel quasi GA algorithm[J]. Chinese Journal of Radio Science, 2004, 19(2): 182 – 186. (in Chinese)
- [12] 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, 9(12): 3015 – 3019.
GAO Bo, JIN Rong-hong, GEN Jun-ping. Pattern synthesis of antenna array using a novel quasi pso algorithm[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2007, 29(12): 3015 – 3019. (in Chinese)

作者简介

王 停 男, 1985 年生, 博士研究生, 主要从事智能信息处理的研究工作。

E-mail: wangting031@126.com

夏克文(通信作者) 男, 1965 年生, 博士后, 教授, 博士生导师, 主要从事电子与通信技术的研 究。

张文梅 女, 1978 年生, 研究生, 讲师, 主要从事军事信息通信技术研究 与教学。

白建川 男, 1986 年生, 博士研究生, 主要从事智能信息处理的研究 工作。