

◇ 研究报告 ◇

# 改进自适应遗传算法的平面传声器阵列优化

樊征兵<sup>†</sup> 宋亚辉 张武林

(中国飞行试验研究院 西安 710089)

**摘要** 针对传声器位置的离散性和遗传算法二进制的编码特点,本文提出改进的自适应遗传算法,对自适应交叉概率和变异概率作了重新设计,并将本文改进自适应遗传算法和传统标准遗传算法以及文献中提到的改进自适应遗传算法进行了比较,发现本文方法能够快速得到更优的结果。此外,本文提出了随频率变化的主瓣宽度和旁瓣水平折中的适应度函数 R3,通过与适应度函数 R1 和 R2 的仿真结果对比,发现适应度函数 R3 能够有效地平衡阵列主瓣宽度和旁瓣水平。最后,本文设计了 5 臂均匀圆阵和 5 臂螺旋阵,并与本文随机阵进行仿真实验对比,进一步验证本文方法的有效性和可行性。

**关键词** 传声器阵列,遗传算法,主瓣宽度,旁瓣水平

中图分类号: TB525 文献标识码: A 文章编号: 1000-310X(2017)05-0429-09

DOI: 10.11684/j.issn.1000-310X.2017.05.009

## Plane microphone array optimization based on improved adaptive genetic algorithm

FAN Zhengbing SONG Yahui ZHANG Wulin

(Chinese Flight Test Establishment, Xi'an 710089, China)

**Abstract** An improved adaptive genetic algorithm is proposed, which is based on the discretization of the microphone's position and the binary coding characteristic of the genetic algorithm. The adaptive crossover and mutation probabilities are redesigned, which can get better results quickly compared with the traditional standard genetic algorithm and the improved adaptive genetic algorithm mentioned in the literature. In addition, the fitness function R3 is proposed to optimize for conflicting objects of the main lobe width and side lobe level. Comparing with the simulation results of fitness functions R1 and R2, it is found that the fitness function R3 can effectively balance the width of the main lobe and the side lobe level. Finally, a 5-arm uniform circular array and a 5-arm spiral array are designed in this paper, and compared with the random array to verify the effectiveness and feasibility of this method.

**Key words** Microphone array, Genetic algorithm, Main lobe width, Side lobe level

2017-01-15 收稿; 2017-05-01 定稿

作者简介: 樊征兵 (1986-), 男, 陕西西安人, 硕士, 研究方向: 航空声学。

<sup>†</sup> 通讯作者 E-mail: zbfnuua2005@126.com

## 1 引言

传声器阵列技术是近年来发展起来的一种重要的声源识别方法,它基于传声器阵列的指向性原理,对声源分布定量测量,被广泛应用于航空工业和汽车工业。传声器分布形式的不同,将直接导致不同的识别能力,所以研究阵列参数对声源识别具有重要的意义。阵列的几何参数包括孔径大小、阵元数和阵元的空间分布形式等。当对飞机等较大物体进行声源识别时,势必要用大孔径阵列,此时阵元分布形式变的非常重要,因为不同的阵元分布形式决定着阵列的指向特性,而且与阵元数密切相关,在海量的随机阵元分布形式<sup>[1]</sup>中必定存在一个最优解,该最优解满足最少化阵元,最小化主瓣宽度和旁瓣水平。但是要通过人工方式找出最优的阵元分布形式必定是一件非常耗时、耗力的工作。因此,需要使用能够得到全局最优解的智能算法。

目前,粒子群算法<sup>[2-5]</sup>、模拟退火算法<sup>[6]</sup>和遗传算法<sup>[7-10]</sup>等智能算法都能不同程度地解决阵列优化问题,它们都具有各自不同的优缺点,粒子群算法简单易于理解,收敛速度快,但是容易早熟,已陷入局部最优,而且粒子群算法主要用于连续问题求解。模拟退火算法收敛速度较慢,计算时间较长,在有限的时间内往往无法得到最优解。遗传算法是一种寻求全局最优解而不需要任何初始化信息的高效优化方法,与模拟退火算法和粒子群算法相比,具有良好的适应性和鲁棒性,而且遗传算法通过交叉、变异算子引入新的个体,保持种群的多样性。在阵列优化问题中,遗传算法使用最多,应用最为广泛,理论基础最为成熟,所以,本文在对阵列做优化处理时选择遗传算法。但是由于传统的标准遗传算法(Simple genetic algorithm, SGA)交叉概率和变异概率都为固定值,导致结果的早熟、容易陷入局部最优和收敛慢等问题<sup>[11]</sup>。1994年, Srinivas等提出了自适应遗传算法(Adaptive genetic algorithm, AGA)<sup>[12]</sup>,该算法并不能降低算法陷入早熟的概率<sup>[11]</sup>。后来,很多学者在AGA算法的基础上结合阵列优化发展出了许多改进自适应遗传算法(Improved adaptive genetic algorithm, IAGA),有的还只是考虑交叉概率和变异概率随个体适应度

和进化代数的变化而变化<sup>[13]</sup>,文献[11]将进化代数引入适应度函数中讨论,但是在进化后期变异概率非常大出现收敛慢的问题。文献[14]对遗传算法的交叉算子和变异算子做了简单的改进,提出了一种与传声器阵列优化兼容性非常好的改进遗传算法。本文引入文献[14]的交叉算子和变异算子思想,受文献[11]启发,在交叉概率和变异概率的调节公式中引入进化代数,重新设计了交叉概率和变异概率,通过仿真实验发现,本文方法与文献[11]相比不仅收敛速度快,而且能够在早期达到更优解。此外,本文针对进场客机的声源模型设计了3种适应度函数,经过比较分析,最终获得随频率变化的主瓣宽度和旁瓣级折中的优化阵列。

## 2 平面随机型传声器阵列

图1是球面波入射平面阵列模型,在 $xOy$ 平面中设计定常间隔栅格,相邻栅格的中心间距为 $b(b \leq \lambda/2$ <sup>[11]</sup>), $\lambda$ 为最高频率对应的波长, $d$ 为传感器直径。每行栅格最多放 $M_y$ 个传声器,每列最多放 $M_x$ 个,则满阵共有 $M = M_x \times M_y$ 个传声器。利用波束成形方法得到的阵列指向特性可表述为

$$W(k, \mathbf{x}, \mathbf{x}_0) = \sum_{m=1}^M w_m \frac{r_0}{r_m} e^{jk[(r_0 - r'_0) - (r_m - r'_m)]}, \quad (1)$$

其中, $\mathbf{x}$ 为阵列指向空间的任意坐标位置, $\mathbf{x}_0$ 为空间声源位置, $k$ 为波数, $r_0$ 、 $r_m$ 分别为声源到参考阵元和第 $m$ 个阵元的距离, $r'_0$ 、 $r'_m$ 分别为网格点到参考阵元和第 $m$ 个阵元的距离,如图2所示。

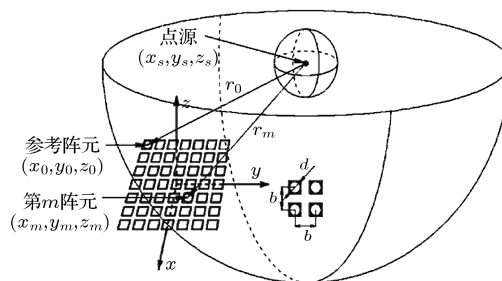


图1 点声源球面波示意图

Fig. 1 Schematic diagram of spherical wave of point source

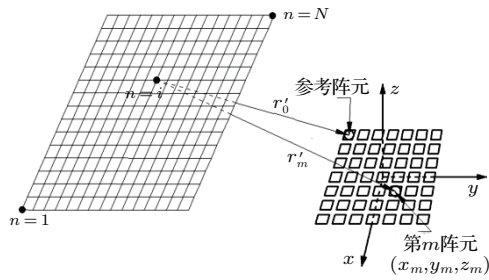


图2 网格示意图

Fig. 2 Schematic diagram of grid

### 3 改进的自适应遗传算法

#### 3.1 初始化种群

设栅格数为  $M$ , 有效阵元数为  $M_e$ , 对  $M$  个栅格从  $1 \sim M$  排序, 在  $1 \sim M$  之间随机产生  $M$  个数, 将前  $M_e$  个数对应的栅格编码为 1, 其余编码为 0, 重复上述过程  $popsiz$  (种群规模) 次, 完成种群初始化。

#### 3.2 改进的适应度函数

本文在阵列优化设计中, 考虑两个准则: 窄的主瓣宽度、低的旁瓣级。为了获得随频率变化的主

瓣宽度和旁瓣级最优的阵形, 本文设计了 3 种适应度函数, 分别为 R1 ~ R3。

R1: 在整个频带内设定期望旁瓣级, 当超过期望值时, 超过部分累加到适应度值中, 当小于期望值时, 其对适应度值的贡献量为零。目的为优化主瓣宽度, 对应的适应度函数为

$$Fit_{R1} = \sum_{i=1}^{NF} \left[ \frac{BW_i}{BW_0} + (SL_i - sl_0) \delta(SL_i, sl_0) \right], \quad (2)$$

其中,  $BW_i$  为第  $i$  个频率对应的主瓣宽度,  $BW_0$  为网格最大宽度,  $SL_i$  为经归一化处理的第  $i$  个频率对应的旁瓣级,  $sl_0$  为期望归一化旁瓣级,  $NF$  为整个频带频率数。

R2: 目的为优化旁瓣级, 对应的适应度函数为

$$Fit_{R2} = \sum_{i=1}^{NF} \left[ SL_i + \left( \frac{BW_i}{BW_0} - bw_0 \right) \delta \left( \frac{BW_i}{BW_0}, bw_0 \right) \right], \quad (3)$$

其中,  $bw_0$  为期望主瓣宽度。

R3: 目的为 1 kHz 以下主要优化主瓣宽度, 1 kHz 以上主要优化旁瓣级, 对应的适应度函数为

$$Fit_{R3} = \begin{cases} \sum_{i=1}^{NF_{f \leq 1 \text{ kHz}}} \left[ \frac{BW_i}{BW_0} + (SL_i - sl_0) \delta(SL_i, sl_0) \right], \\ \sum_{i=NF_{f > 1 \text{ kHz}}}^{NF} \left[ SL_i + \left( \frac{BW_i}{BW_0} - bw_0 \right) \delta \left( \frac{BW_i}{BW_0}, bw_0 \right) \right], \end{cases} \quad (4)$$

其中,  $NF_{f \leq 1 \text{ kHz}}$  为小于 1 kHz 的频率数,  $NF_{f > 1 \text{ kHz}}$  为大于 1 kHz 的频率数,  $NF = NF_{f \leq 1 \text{ kHz}} + NF_{f > 1 \text{ kHz}}$ 。

上述 R1 ~ R3 中的  $\delta$  函数定义为

$$\delta(a, b) = \begin{cases} 1, & a > b, \\ 0, & a \leq b. \end{cases} \quad (5)$$

要达到最小化主瓣宽度和旁瓣级的目的, 即求 R1 ~ R3 中各适应度函数的最小值, 为了便于进行选择 and 交叉操作, 本文对各适应度函数进行了适度变形, 对各适应度函数结果取倒数, 最终问题转化为求适应度函数的最大值。

#### 3.3 选择算子

进化前期实行锦标赛选择, 结合精英保留方法, 确保适应度的个体被复制。后期逐步增大非线性,

实行基于轮盘赌法的非线性排名选择。每次做选择操作之前, 如果上一代最优者优于当代最差者, 则用上一代最优者取代当代最差者。选择操作完成后, 将种群个体按照适应度值由大到小排序。

#### 3.4 改进的交叉和变异算子

1994 年 Srinivas 等提出自适应遗传算法解决了传统遗传算法的早熟问题, 其设计的交叉概率和变异概率由式 (6)~(7) 进行动态调整<sup>[12]</sup>:

$$P_c = \begin{cases} k_1 \frac{f_{\max} - f}{f_{\max} - f_{\text{avg}}}, & f \geq f_{\text{avg}}, \\ k_3, & f < f_{\text{avg}}, \end{cases} \quad (6)$$

$$P_m = \begin{cases} k_2 \frac{f_{\max} - f'}{f_{\max} - f_{\text{avg}}}, & f' \geq f_{\text{avg}}, \\ k_4, & f' < f_{\text{avg}}, \end{cases} \quad (7)$$

其中,  $f_{\max}$  为种群最大适应度值,  $f_{\text{avg}}$  为种群平均适应度值,  $f$  为两个交叉的父代中较大的适应度值,  $f'$  为变异个体适应度值,  $k_1, k_2, k_3, k_4 \leq 1.0$ 。

Srinivas 等设计的交叉概率和变异概率能够根据个体适应度值来调节大小, 当个体适应度低于平均适应度时, 保持较大的交叉概率和变异概率, 当个体适应度高于平均适应度时, 交叉概率和变异概率随着适应度值的增大而逐渐变小, 直到接近为零, 此时较优个体几乎处于一种不发生变化的状态, 导致的结果是算法快速收敛, 进而出现早熟现象, 如果适应度最大的个体不是全局最优, 那么算法将很难跳出局部最优。

鉴于以上分析, 许多学者提出了改进的自适应

遗传算法, 尤其是近年来, 学者们在对交叉概率和变异概率进行改进的过程中, 几乎都是同时考虑个体适应度和种群进化状态。因为, 在进化初期, 种群的多样性较高, 为了尽快产生优秀的子代, 应该有较高的交叉概率, 对于适应度小的父代, 可以通过较大的交叉概率获得优秀的子代。在进化后期, 经过多次交叉个体趋于一致, 通过交叉获得最优个体的概率降低, 种群开始出现收敛现象。此时对于适应度小的个体增大其变异概率, 以期从其“反面”得到最优解。基于以上分析, 本文利用 Sigmoid 函数上下界容易控制的特点, 在文献 [11-12] 的基础上, 获得改进的自适应交叉概率和变异概率。

$$P_c = \begin{cases} \frac{P_{c\_max}}{1 + (MaxEra - Era_i + 2)^{10 \times \frac{f - f_{\max}}{f_{\max} - f_{\text{avg}}}}}, & f \leq f_{\text{avg}}, \\ \frac{1}{1 + (\lg(Era_i) + 1)^{\frac{f - f_{\max}}{f_{\max} - f_{\text{avg}}}}}, & f > f_{\text{avg}}, \end{cases} \quad (8)$$

$$P_m = \begin{cases} \frac{P_{m\_max}}{1 + (MaxEra - Era_i + 2)^{10 \times \frac{f' - f'_{\max}}{f'_{\max} - f'_{\text{avg}}}}}, & f' \leq f'_{\text{avg}}, \\ \frac{P_{m\_max}}{1 + (\lg(Era_i) + 1)^{\sin\left(\frac{\pi}{2} \times \frac{f'_{\max} - f'}{f'_{\max} - f'_{\text{avg}}}\right)}}, & f' > f'_{\text{avg}}, \end{cases} \quad (9)$$

其中,  $P_{c\_max}$ 、 $P_{m\_max}$  为最大交叉概率和最大变异概率,  $f_{\text{avg}}$  为交叉个体平均适应度,  $f'_{\text{avg}}$  为变异个体平均适应度,  $f_{\max}$  为交叉个体最大适应度,  $f'_{\max}$  为变异个体最大适应度,  $MaxEra$  为最大进化代数,  $Era_i$  为进化第  $i$  代,  $f$  为交叉个体适应度,  $f'$  为变异个体适应度。

式 (8) 和式 (9) 中同时包含了个体适应度和种群进化代数, 通过这种调整策略使交叉概率和变异概率依据个体适应度和种群进化代数自适应调节。算法的核心思想为

(1) 对于适应度小于平均适应度的个体, 根据适应度与平均适应度的“距离”自适应调节交叉和变异概率大小。距离平均适应度越远, 个体交叉和变异概率越大。随着迭代继续进行, 由于从距离平均适应度较近的个体中得到最优解的概率逐渐降低, 因此降低其交叉和变异概率, 从概率意义上节省计算时间。

(2) 对于适应度大于平均适应度的个体, 同样根据适应度与平均适应度的“距离”自适应调节交叉和变异概率大小。距离平均适应度越远, 个体交叉概率越小, 变异概率越大。虽然降低了较优个体的交叉概率, 但是仍然保证了其不小于 50% 的概率参与交叉, 这样操作的目的是为了在较差个体中产生较优个体, 而本代较优个体以较差个体参与到下一代交叉, 从概率意义上节省计算时间。而增大变异概率的目的是为了让较优个体变异为较差个体参与到下一代进行交叉操作。随着迭代的继续进行, 大于平均适应度的个体逐渐降低对种群下一代的影响, 减小其交叉和变异概率, 从概率意义上进一步节省计算时间。

在对个体进行交叉和变异的操作时, 有可能导致传声器数量发生变化, 为了保持传声器数量保持不变, 本文在文献 [14] 的基础上对交叉算子作以下改进, 变异算子沿用该文献方法。

根据式(8)计算交叉概率,通过交叉概率选择交叉个体作为父代。交叉个体适应度大者为父代1,适应度小者为父代2,对比父代1和父代2,将相同位置的 $M_{sp}$ 个二进制编码1直接遗传给子代1和2,在父代2中随机选择 $(M_e - M_{sp}) \times \alpha$  ( $\alpha$ 小于0.5,本文中设为0.4)个编码1与父代1在对应位置的编码0交叉,在父代1中其他位置随机选择 $(M_e - M_{sp}) \times \alpha$ 个编码1与父代2在对应位置的编码0交叉,如此操作保证了子代1和2在经父代交叉后编码1的数量仍为 $M_e$ ,如图3、图4所示。

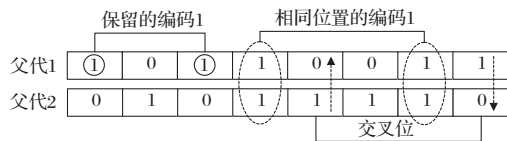


图3 交叉算法示意图

Fig. 3 Schematic diagram of crossover algorithm



图4 交叉操作后子代示意图

Fig. 4 Schematic diagram of offspring after crossover operation

### 3.5 加入倒位算法

倒位是指颠倒个体编码串中随机指定的两个基因座之间的基因排列顺序,从而形成一个新的染色体。改变个体编码串的部分基因排列顺序,目的是为了能够使遗传算法更有利于生成较好的模式,进一步增加个体的多样性,从而形成可能更好的个体。

整个算法流程如图5所示。

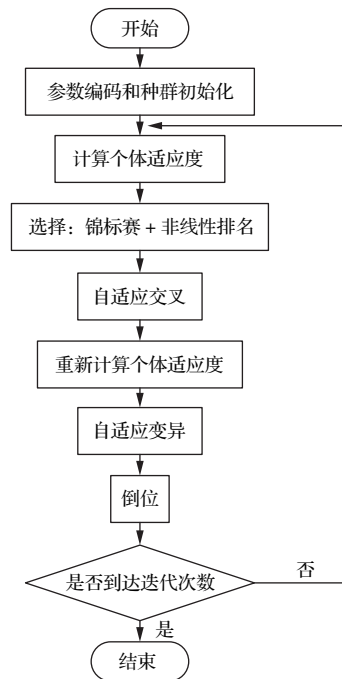


图5 改进自适应遗传算法优化流程图

Fig. 5 Improved adaptive genetic algorithm optimization flow chart

## 4 最优平面阵列仿真实验

### 4.1 改进算法比较验证

本文分别利用标准遗传算法(SGA)、文献[12]的自适应遗传算法(AGA)、文献[11]改进自适应遗传算法(IAGA)和本文提出的改进自适应遗传算法(OIAGA)对阵列进行优化设计,通过对比实验验证本文改进算法的有效性和可行性。表1为上述4种算法的参数设置。

表1 参数设置

Table 1 Parameter settings

算法名称	SGA	AGA	IAGA	OIAGA
参数设置	$P_c = 0.8$	$k_1 = k_2 = k_4 = 0.5$	$P_{c2} = 0.8$	$P_{c\_max} = 0.8$
	$P_m = 0.1$	$k_3 = 0.8$	$P_{m2} = 0.01$	$P_{m\_max} = 0.4$
			$\varphi = 0.9$	$P_{Inversion} = 0.25$
			$\phi = 0.18$	

注:  $P_{Inversion}$  为倒位概率。

4种算法都选择进化300代,种群规模50,算法各计算10次,适应度函数选择R2,  $bw_0 = 0.3$ ,频率范围:700 Hz ~ 3000 Hz,有效阵元数  $M_e = 25$ 。

由最高频率确定栅格间距  $b = 0.05$  m,满阵尺寸长宽皆为2 m,具体为  $-1 \text{ m} \leq x \leq 1 \text{ m}$ ,  $-1 \text{ m} \leq y \leq 1 \text{ m}$ 。阵列平面距离声源平面0.5 m。

对比结果如图6所示。

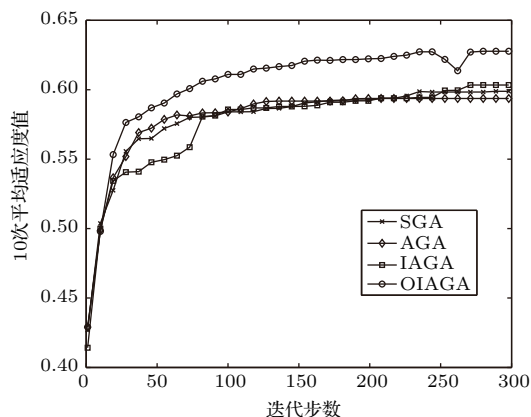


图6 4种算法对比结果

Fig. 6 Comparative analysis of four algorithms

表2 4种算法10次仿真最大适应度值的平均值、最大值和最小值

Table 2 The average, maximum, and minimum values of the maximum fitness values obtained from 10 simulations

算法	SGA	AGA	IAGA	OIAGA
平均值	0.601	0.594	0.603	0.628
最大值	0.675	0.653	0.675	0.710
最小值	0.569	0.564	0.584	0.605

通过图6和表2可以看出,本文方法(OIAGA)在对适应度值求平均、最大和最小值时,均表现最好。AGA由于在个体适应度值大于平均适应度值时,其交叉和变异概率逐渐变小,最终变为0,这种调整方法使得较优个体几乎处于不发生变化的状态,如果此时的最优个体不是全局最优解,那么将导致算法陷入局部最优过早收敛,在本文仿真实验中,AGA算法的优化结果甚至不如SGA算法。IAGA在进化后期具有非常高的变异概率,因此克服了种群陷入局部最优的情况,但是过高的变异概率和较低的交叉概率反而导致了算法在最优解周围“徘徊”。

#### 4.2 飞机进场噪声源识别传声器阵列仿真优化设计

本文基于飞机噪声适航认证飞行的实际情况对传声器阵列进行仿真优化研究,简化后的数学模型归纳如下:

(1) 有效传声器数量  $M_e \leq 40$ 。

(2) 传声器布置区域:以适航噪声测量基准点为中心的正方形边长不大于10 m。

(3) 如果在飞机飞行平面布置成像网格,则网格距离地面最近距离为120 m。

综上所述,阵列几何参数为:阵元数  $M_e \leq 40$ ,阵列有效孔径  $D \leq 10$  m,阵列测量平面与网格平面垂直距离  $L = 120$  m。

阵列分析频率为700 Hz~3000 Hz,由最高频率确定栅格间距  $h = b = 0.05$  m,为了尽可能减小阵列主瓣宽度,阵元分布区域选择最大的正方形,即  $-5 \text{ m} \leq x \leq 5 \text{ m}$ ,  $-5 \text{ m} \leq y \leq 5 \text{ m}$ 。为了尽可能的降低噪声对阵列指向特性的影响,选择最大阵元数,即  $M_e = 40$ 。

采用本文改进自适应遗传算法,分别对R1、R2两种适应度函数进行优化计算,其中  $sl_0 = 0.3$ ,  $bw_0 = 0.3$ ,频率范围为700 Hz~3000 Hz。这两种适应度函数获得了各自不同意义下的最优阵形,两种最优阵列的归一化主瓣宽度和归一化旁瓣水平的比较分别如图7和图8所示,具体数值见表3。

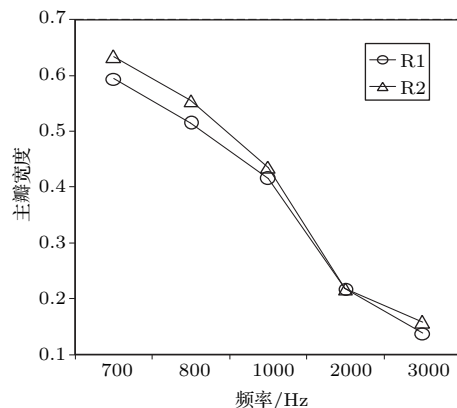


图7 归一化主瓣宽度随频率变化曲线

Fig. 7 Schematic diagram of the normalized main lobe width changes with frequencies

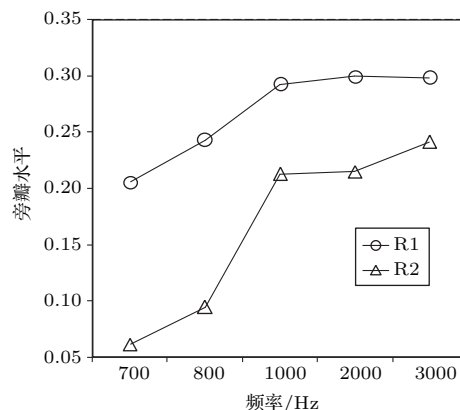


图8 归一化旁瓣水平随频率变化曲线

Fig. 8 Schematic diagram of the normalized side lobe level changes with frequencies

表3 通过R1和R2适应度函数得到的最优阵形阵列特性

Table 3 The optimal array characteristics obtained by the R1 and R2 fitness functions

阵列特性	适应度函数	频率 (Hz)				
		700	800	1000	2000	3000
归一化主瓣宽度	R1	0.5941	0.5149	0.4158	0.2178	0.1386
	R2	0.6337	0.5545	0.4359	0.2178	0.1584
归一化旁瓣水平	R1	0.2056	0.2428	0.2923	0.2995	0.2982
	R2	0.0614	0.0945	0.2128	0.2147	0.2412

通过图7、图8和表3可以看出：

(1) R1的目的为在整个频带主要优化主瓣宽度，虽然主瓣宽度得到了优化，但是却付出了恶化旁瓣水平的代价。

(2) R2的目的为在整个频带内主要优化旁瓣水平，虽然旁瓣得到了很好的抑制，但是主瓣宽度却出现了恶化。

综上所述，无论主要优化主瓣宽度和旁瓣水平哪一个，势必会导致另一个出现恶化。因此，需要根据实际情况折中选择一个最优阵形，该阵列能够最有效地平衡主瓣宽度和旁瓣水平。

在本文的仿真实例中，当频率低于1000 Hz时，影响阵列特性的主要为主瓣宽度，尤其当阵列距离声源较远时，与距离成正比的主瓣宽度被明显放大，低频特性表现非常差，此时，尽可能减小主瓣宽度成为最重要的优化目标。当频率高于1000 Hz时，与频率成反比的主瓣宽度得到了改善，此时，旁瓣水平成为影响阵列特性的主要问题，为了尽可能地抑制旁瓣水平，优化目标变为降低旁瓣水平。根据以上分析，本文设计了R3适应度函数，优化后的阵列归一化主瓣宽度和归一化旁瓣水平与R1(虚线)、R2(虚线)相比如图9、图10。

由图9、图10可以看出：采用适应度函数R3达到了折中优化主瓣宽度和旁瓣水平的目的。与R2相比，R3在1000 Hz以下，通过增大旁瓣水平减小了主瓣宽度，但是旁瓣水平依然在0.25(-12 dB)以下。与R1相比，R3在1000 Hz以上，通过增大主瓣宽度减小了旁瓣水平，参照图7、图8和表3可以看出，1000 Hz以上主瓣宽度本身比较小，优化的空间也相对较小，而旁瓣水平相差较大，通过牺牲一部分主瓣宽度获得较好的旁瓣水平是最佳的选择。

为了更全面地说明本文通过适应度函数R3得到的阵列的有效性，本文分别设计了5臂均匀圆阵

和5臂螺旋阵，如图11、图12所示，图13为本文R3得到的随机阵列。其中，5臂均匀圆阵和5臂螺旋阵设计参数如表4所示， $r_m$ 为5臂均匀圆阵和5臂螺旋阵最大半径。

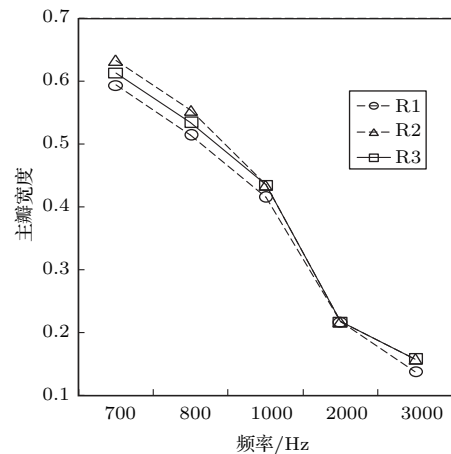


图9 归一化主瓣宽度随频率变化曲线

Fig. 9 Schematic diagram of the normalized main lobe width changes with frequencies

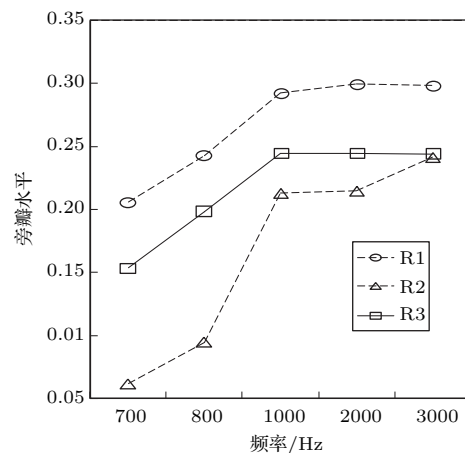


图10 归一化旁瓣水平随频率变化曲线

Fig. 10 Schematic diagram of the normalized side lobe level changes with frequencies

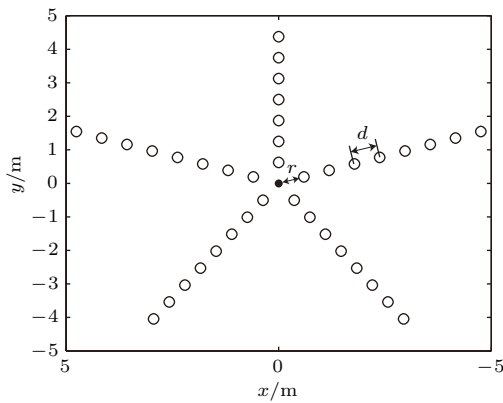


图11 5臂均匀圆阵

Fig. 11 The uniform circular array with 5 arms

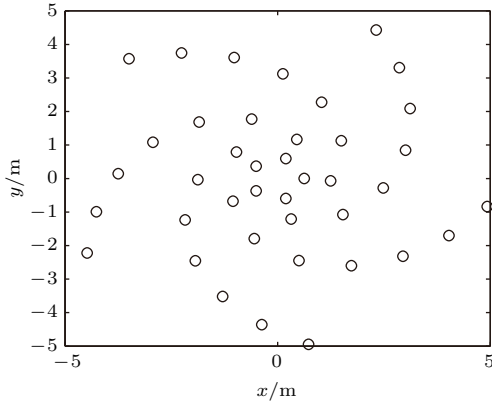


图12 5臂螺旋阵

Fig. 12 The spiral array with 5 arms

3种阵列对4.2实例进行仿真对比,在700 Hz~3000 Hz频率范围内,阵列主瓣宽度和旁瓣水平如表5所示。通过表5可以看出:

(1) 经过本文方法优化后的随机阵列得到的主瓣宽度最小,尤其低频表现非常明显。

(2) 5臂螺旋阵得到的阵列在2000 Hz及以上频率旁瓣水平最低,但是在1000 Hz及以下频率时,主瓣宽度过大,已经几乎占据了所有可视区域,旁瓣区域超出可视区域而无法确定。其旁瓣水平表现良好主要归因于“内密外疏”的特点,实际上扩大可视区域会发现,5臂螺旋阵良好的旁瓣特性是以牺牲主瓣宽度获得的。

(3) 5臂均匀圆阵旁瓣水平表现最差,5臂均匀圆阵和5臂螺旋阵主瓣宽度相同,因为两者等效孔径相同。

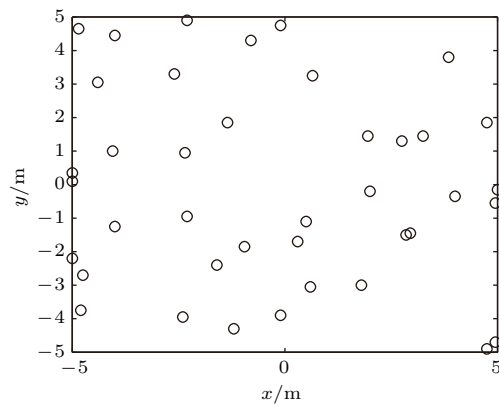


图13 本文方法随机阵

Fig. 13 The random array obtained in this paper

表4 5臂均匀圆阵和5臂螺旋阵参数

Table 4 5-arm uniform circular array and 5-arm spiral array parameters

5臂均匀圆阵设计参数	$M_e = 40, r_0 = 0.625 \text{ m},$ $d = 0.625 \text{ m}, r_m = 5 \text{ m}$
5臂螺旋阵设计参数	$r(\theta) = r_0 \exp(\cot(v) \times \theta),$ $r_0 = 0.625 \text{ m}, v = 60^\circ, r_m = 5 \text{ m}$

表5 5臂均匀圆阵、5臂螺旋阵和本文随机阵的仿真结果

Table 5 The simulation results of 5-arm uniform circular array, 5-arm spiral array and the random array

阵列特性	阵列	频率 (Hz)				
		700	800	1000	2000	3000
归一化主瓣宽度	本文随机阵	0.6139	0.5347	0.4356	0.2178	0.1584
	5臂均匀圆阵	0.9505	0.8317	0.6733	0.3366	0.2376
	5臂螺旋阵	0.9505	0.8317	0.6733	0.3366	0.2376
归一化旁瓣水平	本文随机阵	0.1534	0.1981	0.2446	0.2446	0.2439
	5臂均匀圆阵	—	—	—	0.3490	0.3490
	5臂螺旋阵	—	—	—	0.1431	0.1562

注:“—”表示旁瓣超出可视区域。



## 5 结论

本文针对阵形优化设计问题,提出了一种改进的自适应遗传算法,通过与传统的SGA算法、AGA算法和IAGA算法比较,发现本文的改进算法能够快速收敛到更优的结果。

本文根据不同的优化目的设计了3种适应度函数,通过比较发现,在优化频段只优化主瓣宽度或旁瓣水平任何一个都无法得到令人满意的结果,因为单一优化其中一个势必造成另外一个的恶化,所以在两者之间选择一个平衡的结果成为阵列设计的重中之重。本文通过仿真分析,提出了在低频主要优化阵列主瓣宽度,在高频主要优化旁瓣水平,得到了主瓣宽度和旁瓣水平折中的优化阵形,最后通过与常用的5臂均匀圆阵和5臂螺旋阵比较,发现通过本文方法设计的随机阵列能够有效减小主瓣宽度,抑制旁瓣水平。

## 参 考 文 献

- [1] 霍健, 杨平, 施克仁, 等. 基于遗传算法的二维随机型稀疏阵列的优化研究[J]. 声学学报, 2006, 31(2): 187-192.  
HUO Jian, YANG Ping, SHI Keren, et al. Optimal design of random sparse 2-D arrays based on genetic algorithm[J]. Acta Acustica, 2006, 31(2): 187-192.
- [2] MAJID M K. Linear array geometry synthesis with minimum sidelobe level and null control using particle swarm optimization[J]. IEEE Trans. on Antennas and Propagation, 2005, 53(8): 2674-2679.
- [3] 李仁凯, 田雨波, 伍瑞新. 粒子群算法在三维微带阵列优化设计中的应用[J]. 微波学报, 2015, 31(1): 44-49.  
LI Renkai, TIAN Yubo, WU Ruixin. Application of PSO algorithm in optimizing wideband microwave absorber based on a three-dimensional periodic microstrip array[J]. Journal of Microwaves, 2015, 31(1): 44-49.
- [4] 刘小忠, 杨万麟, 高昭昭. 基于改进粒子群算法的稀布阵列优化设计[J]. 微波学报, 2011, 27(5): 32-35, 68.  
LIU Xiaozhong, YANG Wanlin, GAO Zhaozhao. Adaptive particle swarm optimization algorithm[J]. Journal of Microwaves, 2011, 27(5): 32-35, 68.
- [5] 陈日林, 周昌国, 滕鹏晓, 等. 改进粒子群算法的立体传声器阵列声成像系统阵形优化设计[J]. 声学学报, 2013, 38(5): 555-562.  
CHEN Rilun, ZHOU Changguo, TENG Pengxiao, et al. Cubic array configuration optimization for acoustic imaging system with modified particle swarm optimization[J]. Acta Acustica, 2013, 38(5): 555-562.
- [6] MURINO V. Simulated annealing approach for the design of unequally spaced arrays[C]. In: Proceeding of Inter-Noise, 2002: 179-185.
- [7] 曹攀, 侯宏, 辛渊博, 等. 遗传算法用于波达方向估计的线阵优化[J]. 计算机仿真, 2009, 26(12): 157-159, 189.  
CAO Pan, HOU Hong, XIN Yuanbo, et al. Optimization of linear array for direction of arrival estimation by genetic algorithm[J]. Computer Simulation, 2009, 26(12): 157-159, 189.
- [8] 王玲玲, 方大纲. 运用遗传算法综合稀疏阵列[J]. 电子学报, 2003, 31(S1): 2135-2138.  
WANG Lingling, FANG Dagang. Genetic algorithm for the synthesis of thinned array[J]. Acta Electronica Sinica, 2003, 31(S1): 2135-2138.
- [9] 张浩斌, 杜建春, 聂在平. 稀疏阵列天线综合的遗传算法优化[J]. 微波学报, 2006, 22(6): 48-51, 62.  
ZHANG Haobin, DU Jianchun, NIE Zaiping. Thinned array synthesis using genetic algorithm[J]. Journal of Microwaves, 2006, 22(6): 48-51, 62.
- [10] 杨丽娜, 丁君, 郭陈江, 等. 基于遗传算法的阵列天线方向图综合技术[J]. 微波学报, 2005, 21(2): 38-41.  
YANG Lina, DING Jun, GUO Chenjiang, et al. Pattern synthesis of antenna array using genetic algorithm[J]. Journal of Microwaves, 2005, 21(2): 38-41.
- [11] 梁浩, 李小波, 徐旭宇. 基于改进自适应遗传算法的MIMO雷达阵列优化[J]. 微波学报, 2013, 29(4): 12-19.  
LIANG Hao, LI Xiaobo, XU Xuyu. Array optimization for MIMO radar based on improved adaptive genetic algorithm[J]. Journal of Microwaves, 2013, 29(4): 12-19.
- [12] SRINIVAS M, PATNAIK L M. Adaptive probabilities of crossover and mutation in genetic algorithms[J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, 1994, 24(4): 656-667.
- [13] 梁宇宏, 陈星, 温剑, 等. 改进遗传算法应用于超低副瓣天线阵的综合设计[J]. 微波学报, 2010, 26(4): 47-50, 69.  
LIANG Yuhong, CHEN Xing, WEN Jian, et al. An improved genetic algorithm applied in pattern synthesis of ultra-low sidelobe linear array antenna[J]. Journal of Microwaves, 2010, 26(4): 47-50, 69.
- [14] 陈定, 李建新. 稀疏阵的最优化设计[J]. 微波学报, 2010, 26(S2): 204-206.  
CHEN Ding, LI Jianxin. Optimum design of thinned array[J]. Journal of Microwaves, 2010, 26(S2): 204-206.