

一种多约束稀布线阵的天线综合方法

贾维敏¹,林志强^{1,2},姚敏立¹,赵鹏¹,赵建勋¹

(1. 第二炮兵工程大学,陕西西安 710025;2. 中国人民解放军 96265 部队,河南南阳 473139)

摘要: 针对有阵元间距上、下限约束与口径约束的稀布直线阵列综合问题,提出了一种基于向量映射的改进遗传算法.该方法将遗传变量与阵元间距按照特定的关系进行映射,从而使阵元间距的强约束优化问题转换为仅含遗传变量上、下限约束的优化问题,从根本上避免了遗传操作中的不可行解.通过抑制天线峰值旁瓣电平(PSLL)的稀布阵仿真,验证了该方法的有效性和稳健性,且能获得比现有方法更高的优化效率.

关键词: 稀布阵;遗传算法(GA);旁瓣电平;优化布阵;约束优化问题;向量映射

中图分类号: TN820.1 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112(2013)05-0926-05

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

DOI: 10.3969/j.issn.0372-2112.2013.05.015

A Synthesis Technique for Linear Sparse Arrays with Multiple Constraints

JIA Wei-min¹, LIN Zhi-qiang^{1,2}, YAO Min-li¹, ZHAO Peng¹, ZHAO Jian-xun¹

(1. The Second Artillery Engineering University, Xi'an, Shaanxi 710025, China; 2. Unit 96265 of the PLA, Nanyang, Henan 473139, China)

Abstract: Considering a linear sparse array with the constraints of the array aperture, the minimum and the maximum element spacing, an improved genetic algorithm(IGA) for the element position synthesis is proposed to reduce the peak sidelobe level (PSLL) of the array. In order to avoid the infeasible solution during the optimization, a special vector mapping between the element spaces and their gene coding is utilized by the IGA. Then the strong constrained optimization problem is transformed to an optimization problem with only upper and lower limit, and the infeasible solution is naturally avoided. The computational cost of the IGA can be far less than that of a recently reported modified real genetic algorithm. And the efficiency and the robustness of the IGA have been illustrated clearly from the simulations.

Key words: sparse arrays; genetic algorithm(GA); sidelobe level; optimum arrays; constrained optimization problem; vector mapping

1 引言

20世纪60年代以来,稀布阵因具有高目标分辨率和较低的成本而受到广泛的研究,至今已成功应用于射电天文中的干涉阵列、高频地面雷达、抗环境干扰的卫星接收天线等领域.相对于均匀阵列综合而言,非均匀阵列的优化布阵一直是稀布阵中的难点问题.针对此问题,已经出现了多种综合方法,如动态规划法^[1]、分数阶勒让德变换法^[2]、模拟退火法^[3]、粒子群算法^[4~6]、遗传算法^[7~10]等.文献[7]将非均匀阵列分成两类,一类是基于栅格的稀疏阵,即阵元只允许从相距半波长的规则栅格中稀疏部分阵元^[1,3,4,8,9].另一类是天线单元在一定孔径内随机分布的稀布阵,考虑到工程实际中需要减小阵元间的互耦并保持窄的主瓣宽度,将阵元间距从规

则栅格约束简化为只有取值约束和孔径约束^[2,5~7,10].由于第二种途径在优化布阵时具有更大的自由度,能够在相同阵元数和阵列孔径条件下获得更低的峰值旁瓣电平(Peak Sidelobe Level, PSLL),近年来已受到广泛的关注^[5~7,10,11].

由于遗传算法适用于非线性优化问题,近年来已广泛应用于天线设计与优化^[7~12].然而,稀布阵的优化布阵问题相比稀疏阵更为复杂,当采用遗传算法优化稀布阵的阵元位置时,有时难以在有限的时间内获得满意解.其原因主要有以下两方面的因素:(1)基本遗传算法在处理复杂问题时存在着收敛速度慢、容易陷入局部最优等缺点;(2)由于稀布阵的间距优化是一个有阵元数、孔径和阵元间距取值约束的多约束优化问题,其中的阵元间距取值约束还包括仅含最小阵元间距约束的单边

约束^[7,10]和含阵元间距上、下限约束的双边约束^[2],在优化算法的运算过程中,不可行解的存在会严重影响算法的优化效率.针对第一个问题,文献[11,12]采用了改进的遗传算法进行稀布阵的阵元间距与幅度加权优化,文献[5,6]采用了改进的粒子群优化算法获得了较好的数值解.针对第二个问题,文献[7,10]提出了一种修正遗传算法(MGA),通过设计处理约束的矩阵变换和广义的交叉算子和变异算子,有效地避免了基因重组和变异时出现的不可行解,然而该方法仅能解决阵元间距的单边取值约束问题,而没有涉及双边取值约束.在约束阵列口径和阵元数的条件下,如何运用遗传算法实现任意阵元间距上、下限约束下抑制天线 PSLL 的阵列综合问题,目前国内外还没有文献讨论过,本文将把它作为研究的主题.

本文主要针对稀布阵综合中的约束优化问题展开研究,提出了一种基于向量映射的改进遗传算法(IGA),在保持可行解空间不变的前提下,通过特殊的向量映射,将阵元间距的约束优化问题转换为非约束优化问题.与文献[7,10]的方法相比,本文方法有更高的优化效率,且能够处理包含阵元间距上、下限约束的双边约束优化问题.

2 稀布阵的阵列模型

本文研究的对称稀布线阵模型如图 1 所示,阵元数为 $2N+1$,阵列口径为 $2L$,所有阵元相同且无方向性,则此时天线阵的方向图为

$$E(u) = \sum_{n=-N}^N I_n \exp(jkud_n) \quad (1)$$

式中 $k=2\pi/\lambda$, $u=\cos\theta$, θ 为扫描角, $0 \leq \theta \leq \pi$, I_n , d_n 分别表示第 n 个天线单元的激励与位置,在本文的讨论中,设 $I_n=1$, $d_n=-d_{-n}$, $d_N=L$, $d_{-N}=-L$.

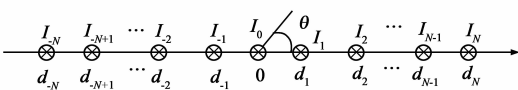


图1 对称稀布阵的阵列结构

对于双边约束,即在阵元间距满足 $d_{\min} \leq d_i - d_{i-1} \leq d_{\max}$, $1 \leq i \leq N$ 的条件下,求取阵元位置 $d = [d_1, d_2, \dots, d_{N-1}]$,使该阵的峰值旁瓣电平最低.为便于本文方法的分析,将该约束条件改写成 $\Delta d_i = d_i - d_{i-1}$, $d_{\min} \leq \Delta d_i \leq d_{\max}$, $1 \leq i \leq N$,即 Δd_i 表示第 i 个阵元与第 $i-1$ 个阵元的间距,考虑到口径约束,有 $\sum_{i=1}^N \Delta d_i = d_N = L$,于是优化模型为

$$\begin{cases} \min \text{PSLL} = f(\Delta d_1, \Delta d_2, \dots, \Delta d_N) \\ \text{s.t.} & d_{\min} \leq \Delta d_i \leq d_{\max}, 1 \leq i \leq N \\ & \sum_{i=1}^N \Delta d_i = L \end{cases} \quad (2)$$

其中 d_{\min} 为最小阵元间距, d_{\max} 为最大阵元间距,且有 $0 < Nd_{\min} < L < Nd_{\max}$.考虑到 $d_n = \sum_{i=1}^n \Delta d_i$, $1 \leq n \leq N$,以降低稀布阵的峰值旁瓣电平为优化目标,构造适应度函数为^[8]

$$\begin{aligned} \text{fitness}(\Delta d_1, \Delta d_2, \dots, \Delta d_N) &= \max \left| \frac{E(u_s)}{FF_{\max}} \right| \\ &= \max \left| \frac{1 + \sum_{n=1}^N 2\cos(ku_s \sum_{i=1}^n \Delta d_i)}{FF_{\max}} \right| \end{aligned} \quad (3)$$

其中 FF_{\max} 是主瓣峰值, u_s 表示天线方向图中的旁瓣区域, $|u_s| \geq 2C_0/(2N+1)$,均匀阵列的第一对零点出现在 $u = \pm 2/(2N+1)$,由于阵元的稀布会造成第一对零点的偏移,故引入修正常数 C_0 .

目标函数为

$$f(\Delta d_1, \Delta d_2, \dots, \Delta d_N) = \min \{ \text{fitness}(\Delta d_1, \Delta d_2, \dots, \Delta d_N) \} \quad (4)$$

3 基于向量映射的改进遗传算法

将遗传算法应用于约束最优化问题的关键是约束条件的处理^[13].针对式(2)的约束优化问题,本文提出了一种向量映射的方法,通过特殊的映射关系保证了约束条件的成立.首先随机生成一组 $[0, d_0]$ 之间的实数 x_i ($i=1, 2, \dots, N$) 作为遗传变量,其中 $d_0 = d_{\max} - d_{\min}$,令 $Sx = \sum_{i=1}^N x_i$,显然有 $0 \leq Sx \leq Nd_0$,令 $SP = L - Nd_{\min}$,表示考虑到阵元间距最小值约束后的有效布阵空间^[7].则阵元间距向量 $\Delta d = [\Delta d_1, \Delta d_2, \dots, \Delta d_N]$ 可由遗传变量 $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_N]$ 通过下面的映射关系获得

$$\begin{cases} \Delta d_i = L/N, & Sx = 0 \\ \Delta d_i = d_{\max} - \gamma(d_0 - x_i), & 0 < Sx < SP \\ \Delta d_i = d_{\min} + \eta x_i, & SP \leq Sx \leq Nd_0 \end{cases} \quad (5)$$

式中 $i=1, 2, \dots, N$, η 和 γ 为转换因子,且 $\eta = SP/Sx$, $\gamma = (Nd_0 - SP)/(Nd_0 - Sx)$,记该映射法则为 σ ,即 $\Delta d = \sigma(\mathbf{x})$.此时式(2)的优化模型转变成

$$\begin{cases} \min \text{PSLL} = F(x_1, x_2, \dots, x_N) \\ \text{s.t.} & 0 \leq x_i \leq d_0, 1 \leq i \leq N \end{cases} \quad (6)$$

式中 $F(x_1, x_2, \dots, x_N) = F(\mathbf{x}) = f(\sigma(\mathbf{x}))$,此时阵元间距仅为优化模型的中间变量.

假设满足式(2)约束条件的可行解空间为 S_d ,满足式(6)约束条件的可行解空间为 S_x ,分析可知, σ 是一个多点至一点的映射.现需证明该方法能确保经过映射后的阵元间距向量是可行解,且所有可行解在理论上都可以获得.从数学上讲,即对任意 $\mathbf{x} \in S_x$,都有 $\sigma(\mathbf{x}) \in S_d$,且对于任意 $\Delta d \in S_d$,都能在 S_x 中找到原像,即映射 σ 是满射的, $\sigma(S_x) = S_d$.

首先证明对任意 $\mathbf{x} \in S_x$,都有 $\sigma(\mathbf{x}) \in S_d$,即空间

S_x 中的任意向量 \mathbf{x} 经过 σ 映射后得到的阵元间距向量 $\Delta \mathbf{d}$ 满足式(2)的取值约束与口径约束。

(1) 当 $S_x = 0$ 时, 由于 $Nd_{\min} < L < Nd_{\max}$, 显然向量 $\Delta \mathbf{d}$ 满足式(2)的约束条件。

(2) 当 $0 < S_x < SP$ 时, γ 满足 $1 > \gamma > (Nd_0 - SP)/(Nd_0) > 0$, 且 $0 \leq d_0 - x_i \leq d_0$, 则有 $0 \leq \gamma(d_0 - x_i) < d_0$, 于是 $d_{\min} < \Delta d_i \leq d_{\max}$, $i = 1, 2, \dots, N$, 即满足取值约束; 同时, $\sum_{i=1}^N \Delta d_i = Nd_{\max} - \gamma(Nd_0 - \sum_{i=1}^N x_i) = Nd_{\max} - (Nd_0 - SP) = L$, 即满足口径约束。

(3) 当 $SP \leq S_x \leq Nd_0$ 时, η 的取值满足 $1 \geq \eta \geq SP/(Nd_0) > 0$, 则有 $0 \leq \eta x_i \leq d_0$, 于是 $d_{\min} \leq \Delta d_i \leq d_{\max}$, $i = 1, 2, \dots, N$, 即满足取值约束; 同时, $\sum_{i=1}^N \Delta d_i = Nd_{\min} + \eta \sum_{i=1}^N x_i = L$, 即满足口径约束。

其次, 对于任意向量 $\Delta \mathbf{d} = [\Delta d_1, \Delta d_2, \dots, \Delta d_N] \in S_d$, 令 $\mathbf{x}_0 = [\Delta d_1 - d_{\min}, \Delta d_2 - d_{\min}, \dots, \Delta d_N - d_{\min}]$, 分析可知此时 $0 \leq \Delta d_i - d_{\min} \leq d_0$, $1 \leq i \leq N$, 即 $\mathbf{x}_0 \in S_x$. 将 \mathbf{x}_0 代入式(5), 可得 $\sum_{i=1}^N (\Delta d_i - d_{\min}) = SP$, $\sigma(\mathbf{x}_0) = \Delta \mathbf{d}$, 即 \mathbf{x}_0 是 $\Delta \mathbf{d}$ 在 S_x 中的一个原像. 因此 $\sigma(S_x) = S_d$ 成立。

综上, 此时含上、下限约束及等式约束的阵元间距约束优化问题就转换为仅含上、下限约束的优化问题, 同时保持了可行解空间范围的不变性。

图2为改进遗传算法的流程图, 从图中可以看出, 在IGA优化过程中, 变量 \mathbf{x} 作为个体参与遗传算法的选择、交叉、变异等操作, 而阵元间距向量 $\Delta \mathbf{d}$ 仅为计算适应度函数时的中间变量. 这样就将阵元间距的约束条件与遗传操作进行隔离, 不需任何遗传算子的改进, 就可保证在所有的子代中不会出现不可行解. 同时, 可行解空间范围的不变性保证了算法的可收敛性。

单边取值约束实质上是双边取值约束的一个特例. 由于阵列口径的限制, 在阵元间距单边约束条件下, 即

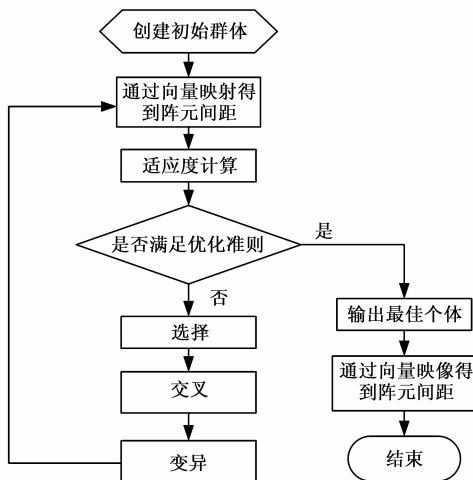


图2 基于向量映射的IGA算法流程

$\Delta d_i \geq d_{\min}$, $1 \leq i \leq N$, 阵元间距所能达到的理论最大值为 $SP + d_{\min}$. 因此, 只需令 $d_{\max} = SP + d_{\min} = L - (N - 1)d_{\min}$, 就可以采用本文方法解决含阵元间距单边约束与口径约束的稀布阵优化布阵问题. 此外, 对于阵元数为偶数的稀布线阵, 如果要在口径约束和阵元间距取值约束的条件下进行优化布阵, 也可以构造与上述方法相似的向量映射模型, 限于篇幅, 本文不对此展开分析。

4 仿真实例

文献[2]提出的分数阶勒让德变换方法, 实现了阵元间距约束为 $0.5\lambda \leq \Delta d \leq 1.0\lambda$ 的稀布线阵设计, 优化目标是降低天线的 PSLL. 文献[7]采用修正遗传算法(MGA)综合阵列, 获得了比文献[2]更好的数值优化效果, 但其仅考虑阵元间距为单边取值约束的情况, 即 $\Delta \mathbf{d} \geq 0.5\lambda$. 为验证本文方法的有效性和稳健性, 下面在阵元间距取值约束为 $0.5\lambda \leq \Delta \mathbf{d} \leq 1.0\lambda$ 的条件下, 通过仿真实验对比两例稀布阵列的综合效果。

仿真实例 1

阵元数为 17 的对称线阵, 阵元位置关于阵中心对称, 阵元间距约束为 $d_{\min} = 0.5\lambda$, $d_{\max} = 1.0\lambda$, 线阵孔径约束为 9.744λ , 即 $N = 8$, $L = 4.872\lambda$. 为进行算法的性能对比, 采用与文献[7]相同的采样点数, 即在 $-1 \leq u \leq 1$ 区域上均匀采样 1024 个点用以 PSLL 的计算. GA 的基本参数为: 种群数为 40, 终止代数为 300, 交叉概率 0.7, 变异概率 0.02, 采用 48 位的二进制编码(每个变量 x_i 用 6 位二进制表示), 为保证收敛, 还采用了精英保留策略. 为体现本文方法的稳健性, 独立随机地进行了 10 次仿真实验, 初始种群由均匀分布的随机数生成器获得. 表 1 列出了优化后的 PSLL 最差和最优线阵的各阵元间距和文献[2, 7]所得结果的数值对比. 10 次仿真实验得到的结果中, 平均 PSLL 为 -19.83dB , 仅一例线阵的 PSLL 高于文献[7]的最优阵. 图 3 是 IGA 单次和 10 次平均收敛曲线. 文献[7]的 MGA 采用种群数 200, 终止代数 300 的参数设置, 其平均 PSLL 为 -19.57dB . 而本文 IGA 的种群数为 MGA 的 20%, 且平均收敛曲线在 29 代时已达到 -19.63dB , 可以认为要达到相同的优化效

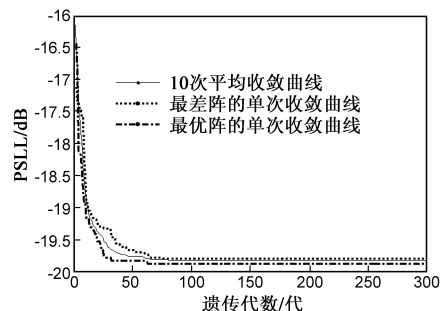


图3 IGA收敛曲线(仿真实例1)

果,IGA 仅需文献[7]中 MGA 约 2% 的计算量。

表 1 仿真实例 1 优化结果的数值对比(单位:λ)

天线单元 序号	文献[2]	文献[7] 10次最优阵	IGA 10次最差阵	IGA 10次最优阵
0 和 1	0.5	0.5002	0.5	0.5
1 和 2	0.5	0.5002	0.5	0.5
2 和 3	0.5	0.5009	0.5	0.5
3 和 4	0.5	0.5245	0.5214	0.5251
4 和 5	0.59	0.5738	0.5856	0.5401
5 和 6	0.717	0.7066	0.7033	0.7405
6 和 7	0.769	0.7868	0.7835	0.7506
7 和 8	0.796	0.7792	0.7782	0.8157
PSLL	-19.49dB	-19.797dB	-19.796dB	-19.868dB

仿真实例 2

阵元数为 37 的对称线阵,阵元位置关于阵中心对称,阵元间距约束为 $d_{\min} = 0.5\lambda$, $d_{\max} = 1.0\lambda$,线阵孔径约束为 21.996λ ,即 $N = 18$, $L = 10.998\lambda$. GA 的基本参数同仿真实例 1,采用 90 位的二进制编码(每个变量 x_i 用 5 位二进制表示),独立随机地进行 10 次仿真实验.表 2 列出了优化后的 PSLL 最差和最优线阵的各阵元间距和文献[2,7]所得结果的数值对比.10 次仿真实验得到的结果中,平均 PSLL 为 -20.73dB ,10 个线阵的 PSLL 都低于文献[2,7]的结果.图 4 是 IGA 单次和 10 次平均收敛曲线.文献[7]的平均 PSLL 为 -20.34dB ,而本文 IGA 的平均收敛曲线在 54 代时已达到 -20.35dB ,可以认为要达到相同的优化效果,IGA 所需的计算量仅为文献[7]中 MGA 的 3.6%.显然,本文方法稳健性好,且能极大地提高算法的优化效率。

表 2 仿真实例 2 优化结果的数值对比(单位:λ)

天线单元 序号	文献[2]	文献[7] 5次最优阵	IGA 10次最差阵	IGA 10次最优阵
0 和 1	0.5	0.5024	0.5	0.5
1 和 2	0.5	0.5000	0.5	0.5
2 和 3	0.5	0.5000	0.5	0.5
3 和 4	0.5	0.5008	0.5	0.5
4 和 5	0.5	0.5003	0.5	0.5
5 和 6	0.5	0.5001	0.5	0.5
6 和 7	0.5	0.5045	0.5	0.5
7 和 8	0.5	0.5703	0.5516	0.5
8 和 9	0.589	0.5369	0.5	0.5
9 和 10	0.633	0.5194	0.5644	0.5484
10 和 11	0.664	0.5868	0.5644	0.5322
11 和 12	0.687	0.5765	0.5	0.5322
12 和 13	0.707	0.7737	0.7578	0.7739
13 和 14	0.722	0.7045	0.8223	0.7095
14 和 15	0.735	1.0065	0.8996	0.9189
15 和 16	0.746	0.8806	0.8996	0.9673
16 和 17	0.754	0.8293	0.8996	0.9512
17 和 18	0.761	0.5054	0.53867	0.5644
PSLL	-19.415dB	-20.562dB	-20.655dB	-20.846dB

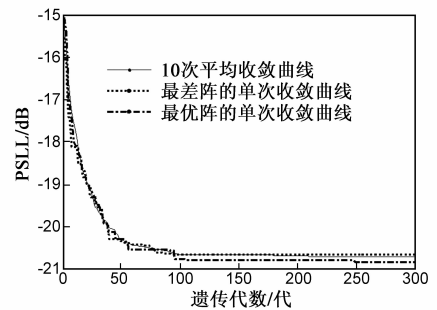


图 4 IGA 收敛曲线(仿真实例 2)

5 结论

本文针对稀疏阵综合中的约束优化问题,提出了一种基于向量映射的改进遗传算法,将遗传操作中的变量与阵元间距按照特定的关系进行映射,在保持可行解空间不变的前提下,将阵元间距的多约束优化问题转换为仅含上、下限约束的优化问题,从根本上避免了算法优化过程中的不可行解.与现有方法相比,本文方法可极大地提高算法的优化效率,且能够处理包含阵元间距上、下限约束的双边约束优化问题.本文方法提供了一种新的处理约束优化问题的思路,具有很好的通用性,可适用于除遗传算法外的多种优化方法,也可将该方法推广到其它的约束优化问题上。

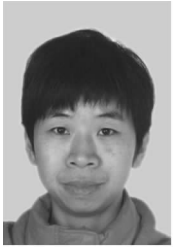
参考文献

- [1] Skolnik M I, Nemhauser G., Sherman J W. Dynamic programming applied to unequally spaced arrays[J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 1964, 12(1): 35 - 43.
- [2] Kumar B P, Branner G R. Design of unequally spaced arrays for performance improvement[J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 1999, 47(3): 511 - 523.
- [3] Murino V, Trucco A, Regazzoni C S. Synthesis of unequally spaced arrays by simulated annealing[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1996, 44(1): 119 - 123.
- [4] Hooker J W, Arora R K. Optimal thinning levels in linear arrays [J]. IEEE Antennas and Wireless Propagation Letters, 2010, 9: 771 - 774.
- [5] 刘姜玲, 王小漠. 改进粒子群算法综合有间距约束的稀疏阵列[J]. 微波学报, 2010, 26(5): 7 - 10.
Liu Jiang-ling, Wang Xiao-mo. An improved particle swarm optimization for synthesis of the linear sparse arrays with constraint of minimum element spacing [J]. Journal of Microwave, 2010, 26(5): 7 - 10. (in Chinese)
- [6] 张帅, 龚书喜, 路宝, 龚琦. 一种提高稀疏布线阵优化布阵效率的方法 [J]. 西安电子科技大学学报(自然科学版), 2010, 37(5): 888 - 892, 910.

Zhang Shuai, Gong Shu-xi, Lu Bao, Gong Qi. Method for im-

- proving the optimization efficiency of sparse linear arrays[J]. Journal of Xidian University, 2010, 37(5): 888 - 892, 910. (in Chinese)
- [7] Chen Ke-song, He Zi-shu, Han Chun-lin. A modified real GA for the sparse linear array synthesis with multiple constraints [J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 2006, 54(7): 2169-2173.
- [8] Haupt R L. Thinned arrays using genetic algorithms[J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 1994, 42(7): 993 - 999.
- [9] 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(12A): 2135 - 2138.
Wang Ling-ling, Fang Da-gang. Genetic algorithm for the synthesis of thinned array[J]. Acta Electronica Sinica, 2003, 31(12A): 2135 - 2138. (in Chinese)
- [10] 陈客松, 何子述, 韩春林. 非均匀线天线阵优化布阵研究 [J]. 电子学报, 2006, 34(12): 2263 - 2267.
Chen Ke-song, He Zi-shu, Han Chun-lin. Research on synthesis of the linear sparse arrays [J]. Acta Electronica Sinica, 2006, 34(12): 2263 - 2267. (in Chinese)
- [11] Cen L, Ser W, Yu Z L, Rahardja S. An improved genetic algorithm for aperiodic array synthesis[A]. Proc IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing [C]. Las Vegas, NV: IEEE Press, 2008. 2465 - 2468.
- [12] Lommi A, Massa A, Storti E, Trucco A. Sidelobe reduction in sparse linear arrays by genetic algorithms[J]. Microwave and Optical Technology Letters, 2002, 31(3): 194 - 196.
- [13] 王小平, 曹立明. 遗传算法—理论、应用与软件实现 [M]. 西安: 西安交通大学出版社, 2002. 104 - 109.

作者简介



贾维敏 女, 1971 年出生于河北, 1998 年、2007 年在第二炮兵工程学院分别获得工学硕士和工学博士学位, 现为第二炮兵工程大学 907 教研室副教授、教研室主任, 信息与通信工程专业硕士生导师. 主要研究方向为阵列信号处理、数字信号处理、宽带移动卫星通信等.

E-mail: jwm602@163.com



林志强 男, 1983 年 4 月出生于福建漳州, 2008 年、2012 年在第二炮兵工程学院分别获得工学硕士和工学博士学位, 现为 96265 部队工程师. 主要研究方向为移动卫星通信、阵列信号处理、智能算法等.

E-mail: linzq602@sohu.com