文章编号: 2095-4980(2021)01-0090-06

基于莱维飞行粒子群算法的稀布阵列天线综合

孟宪猛1,蔡翠翠2

(1.安徽博微长安电子有限公司 感知低空事业部,安徽 六安 237012; 2.皖西学院 电子与信息工程学院,安徽 六安 237010)

 摘 要:针对阵列孔径、阵元间距、阵元数等约束条件的稀布阵列天线综合,提出一种莱维 飞行粒子群算法,该算法在改进粒子群优化算法基础上,引入莱维飞行机制,增加粒子位置的变 化活力,有效避免粒子陷入局部最优和更新出现不可解。仿真结果表明,相比文献中遗传算法、 粒子群算法,所提算法可以获得更好的收敛精确度,验证算法的有效性和稳健性。
 关键词:稀布阵列天线;粒子群算法;莱维飞行;天线综合;副瓣电平
 中图分类号:TN820.1
 文献标志码:A
 doi: 10.11805/TKYDA2020069

Synthesis of sparse array antenna based on Lévy flight particle swarm algorithm

MENG Xianmeng¹, CAI Cuicui²

(1.Perception Low Altitude Division, Anhui Brainwave Chang'an Electronics Co., Ltd., Lu'an Anhui 237012, China;
 2.School of Information Engineering, West Anhui University, Lu'an Anhui 237010, China)

Abstract: Aiming at the synthesis of space sparse arrays with constraints on array aperture, array spacing and number of arrays, a Lévy flight Particle Swarm Optimization(PSO) is proposed. The Lévy flight PSO is introduced to increase the particle position of the population, avoiding the algorithm falling into the local optima and renewing unsolvable. Simulation results show that the Lévy flight PSO has better convergence accuracy than the genetic algorithm and PSO in the literatures, which verifies the effectiveness and robustness of the proposed algorithm.

Keywords: sparse array antenna; particle swarm algorithm; Lévy fight; synthesis of antenna arrays; side lobe level

阵列天线是由若干天线单元按照一定方式排列和激励形成的电磁波辐射源,具有高增益、多波束、低副瓣 电平等特点,被广泛应用于无线通信、卫星通信、雷达、电子对抗等领域^[1]。阵列天线按照结构形式分为均匀 阵列天线和非均匀阵列天线,非均匀阵列天线又根据稀疏方式的不同,可分为稀疏阵列天线和稀布阵列天线两 种^[2],其中稀疏阵天线是从均匀阵列天线中抽取部分阵元得到,稀布阵天线是天线单元随机分布得到。稀布阵 列天线在提高目标分辨力、简化阵列结构、抑制互耦、降低成本等方面具有明显优势,因此得到广泛应用^[3]。

作为阵列天线设计的关键,天线方向图综合通过优化激励幅度、相位、阵元间距和阵元数目,达到所期望 方向图。相对于均匀阵列天线综合而言,稀布阵列天线的综合一直是个难点问题^[4]。在实际工程设计中,为了 提高天线增益,减小阵元之间互耦影响,稀布阵列天线需在给定阵元数目、孔径尺寸、最小阵元间距等约束条 件下,对天线阵元进行优化设计,这是一个多约束非线性优化问题。针对这一问题,遗传算法(Genetic Algorithm, GA)^[2,4]、粒子群算法(PSO)^[5-6]、狼群算法(Wolf Pack Algorithm, WPA)^[7]、和声搜索算法(Harmony Search, HS)^[8]等智能优化算法被应用于稀布阵列天线综合,在满足多个约束条件下,实现天线的低副瓣电平。 但是大多数优化算法存在计算速度慢,实现较复杂,易陷入局部最优,收敛精确度低等问题。粒子群算法具有 结构简单,参数设置少,易于实现等特点,但存在易陷入局部最优和早熟等问题^[8],因此粒子群算法优化稀布 阵列天线的精确度有待进一步提高。

笔者提出了一种莱维飞行粒子群(Lévy flight PSO)算法,该算法在改进粒子群算法的基础上,引入莱维飞行 机制,避免粒子更新陷入局部最优和早熟,提升算法的收敛速度和收敛精确度。

收稿日期: 2020-02-29; 修回日期: 2020-04-11

基金项目:安徽省高校自然科学基金资助项目(KJ2018A0417);校级自然重点资助项目 (WXZR201820)

作者简介: 孟宪猛(1987--),男,硕士,高级工程师,主要研究方向为雷达工程、阵列天线。email:mengxianm@126.com

第1期

1 稀布阵列天线模型

直线形阵列天线由于结构简单且易于实现,已得到广泛 应用^[8]。本文以稀布直线阵列天线为例,研究阵列天线的方向 图综合问题。对于 2N+1个单元对称分布直线阵列天线,阵列 孔径为 2L, $d_N = L$, $d_{-N} = -L$, 阵元位置 $d = [d_1, d_2, \dots, d_{N-1}]$, 满足 $\min(d_i - d_j) > d_c$ 条件,其中 d_c 为最小阵元间距, $0 \leq j \leq i \leq N$ 。假设每个天线阵元等幅同相,如图1所示,则 稀布阵列天线的归一化阵因子可以表示为^[1]:



$$AF(\theta) = \sum_{n=-N}^{N} I_n \exp(jkud_n) = 1 + 2\sum_{n=1}^{N} \cos(kd_n \cos\theta)$$
(1)

式中: I_n 为第 n个阵元的激励电流; d_n 为第 n个阵元的位置; k为波数, $k=2\pi/\lambda$, λ 为空间自由波长; $u=\cos\theta$, θ 为射线方向与阵列轴线之间的夹角。

为获得天线较低副瓣电平,需对阵元位置进行优化,优化模型为^[2]:

$$\begin{cases} \min(PSLL(d_1, d_2, \cdots, d_{N-1})) \\ \text{s.t. } d_i - d_j \ge d_c > 0 \\ d_0 = 0, \ d_N = L, \ 0 \le j \le i \le N \end{cases}$$

$$(2)$$

式中 PSLL (Peak Side-Lobe Level)为旁瓣最大电平。

由于满足最小阵元间距约束的初始位置经过多次迭代更新后产生的新位置变量可能不再满足最小阵元间距 约束,即更新后出现了不可行解,使优化问题难以求解。为此采用中间变量代替阵元间距^[5],可将最小间距约 束问题转化为无约束优化问题,即将阵元间距分为 x, 和 (*i*-1)*d*, , 右半孔径阵元位置矢量为:

$$d = X + [d_{c}, d_{c}, \dots, (N-1)d_{c}] = [x_{1} + d_{c}, x_{2} + 2d_{c}, \dots, x_{N-1} + (N-1)d_{c}]$$
(3)

优化模型转化为^[5]:

$$\begin{cases} \min(PSLL) \\ 0 \le x_1 \le x_2 \le x_3 \le \dots \le x_{N-1} \le L - Nd_c \end{cases}$$
(4)

稀布阵列天线综合主要是获得较低天线副瓣电平,构建的适应度函数为^[3-4]:

$$PSLL = k_1 f_{SLL}(\theta) + k_2 \max(0, SLL_d - SLL_c) + k_2 \sum_{i=1}^{N} \max(0, NSLL_i^d - NSLL_i^c)$$
(5)

$$f_{SLL}(\theta) = \max[AF(\theta) / AF_{\max}]$$
(6)

式中: k₁, k₂分别为权重系数; θ为副瓣角度; K 为副瓣抑制角度间隔; SLL_d为期望副瓣电平; SLL_c为计算的 副瓣电平; NSLL^d和 NSLL^c为副瓣抑制角度范围内期望副瓣电平和计算副瓣电平。

2 莱维飞行粒子群算法

2.1 粒子群算法

粒子群优化是一种群智能优化算法,主要通过优化一群粒子,跟踪当前最优的粒子来搜索最优值^[9]。假设 种群规模为 N,搜索维数为 D,第 i 个粒子的位置、速度分别为 X_i, V_i (*i*=1,2,…,N),粒子最优位置为 $p_{best}(i)$,种 群最优粒子的位置为 $g_{best}(i)$ 。迭代过程中通过搜寻粒子个体最优位置和群体最优位置更新速度和位置^[10]:

$$V_i(t+1) = \omega \cdot V_i(t) + c_1 \cdot rand \cdot (p_{\text{best}}(i) - X_i(t)) + c_2 \cdot rand \cdot (g_{\text{best}}(i) - X_i(t))$$
(7)

$$X_{i}(t+1) = X_{i}(t) + V_{i}(t+1)$$

式中: c_1, c_2 为学习因子;rand为[0,1]上的随机数; ω 为惯性权重。

在粒子群算法中,惯性权重 ω 是一个关键控制参数,通过改变惯性权重控制算法的寻优能力和收敛速度。 标准粒子群算法惯性权重常采用线性更新策略,算法优化过程中容易陷入局部最优,收敛精确度低。为提高算 法寻优的能力,加快算法的收敛速度,本文采用一种改进的惯性权重更新策略^[10-11]:

$$\omega^{t} = \left[\left(\omega_{\max} - \omega_{\min} \right) \cos(\pi t / N_{\text{iter}}) + \left(\omega_{\max} - \omega_{\min} \right) \right] / 2$$
(9)

式中: $\omega_{\text{max}}, \omega_{\text{min}}$ 分别为惯性权值的最大值和最小值;t为当前迭代次数; N_{iter} 为最大迭代次数。

(8)

2.2 莱维飞行

莱维分布是法国数学家莱维提出的一种概率分布,自然界中许多动物和昆虫的觅食轨迹均符合莱维分布。 莱维飞行是服从莱维分布的随机搜索,是一种短距离的搜索与偶尔较长距离的行走相间的行走方式,模拟自然 界动物和昆虫觅食的一个随机游走过程^[12]。在智能优化算法中采用莱维飞行机制,能扩大搜索范围,增加种群 多样性,有效避免陷入局部最优。

采用莱维飞行的位置更新公式为[12]:

$$x_{i}^{t+1} = x_{i}^{t} + \alpha L(\beta)(g_{\text{best}}(i) - x_{i}^{t})$$
(10)

式中: $x_i^{(+1)}, x_i^{\prime}$ 分别为 x_i 第t+1代和t代的位置; α 为缩放因子,通常取 0.01; $g_{\text{best}}(i)$ 为当前种群最优位置; L是服从莱维飞行的步长因子,如式(11)所示^[12]:

$$L \sim \frac{\lambda \Gamma(\beta) \sin(\pi \lambda/2)}{\pi} \cdot \frac{1}{s^{1+\beta}}, s \gg s_0 \gg 0$$
(11)

式中: $\beta = 3/2$; $\Gamma(\beta)$ 为标准伽马函数;由于莱维分布比较复杂,常采用 Mantegna 算法模拟, *s*通过式(12)计 算得到^[12]:

$$s = \frac{\mu}{|v^{1/\beta}|}; \ \mu - N(0,\sigma^2), \ \nu - N(0,1)$$
(12)

式中 σ^2 由式(13)得到:

$$\sigma^{2} = \left\{ \frac{\Gamma(1+\beta)}{\beta \Gamma((1+\beta)/2)} \cdot \frac{\sin(\beta \pi/2)}{2^{(\beta-1)/2}} \right\}$$
(13)

2.3 莱维飞行粒子群算法

莱维飞行粒子群优化算法结合了粒子群的群智能思想和莱维飞行的空间探索能力,提升了算法的全局搜索性能^[13]。莱维飞行粒子群算法的具体思想是在粒子群算法每进行一次迭代后,所有粒子会再进行一次莱维飞行,利用莱维飞行的小范围搜索结合长距离迁徙的特性,扩大搜索范围,避免陷入局部最优,提升粒子群算法的收敛精确度^[14]。

莱维飞行粒子群算法的具体步骤如下[15]:

1) 初始化算法参数、粒子种群个数 N、维数 D、最大迭代次数 N_iter 等参数;

2) 随机产生种群, 计算适应度函数值, 记录全局最优值和对应解;

3)利用改进粒子群算法优化阵元位置,通过式(7)和式(8)对粒子个体速度和位置进行更新,并对新解越界 处理,计算种群个体的适应度函数值,并记录最优值和最优位置;

4) 对经过粒子群算法优化后的阵元位置再利用莱维飞行进行搜索,通过式(10)对阵元位置进行更新,并对 新解越界处理,计算种群个体的适应度函数值,并记录最优值和最优位置;

5) 根据莱维飞行前后的适应度函数值,判断是否更新粒子位置,若经过莱维飞行后的适应度函数值小于莱 维飞行前的适应度函数值,则保留新的位置和新的适应值,否则粒子回到莱维飞行前的状态;

6) 判断算法是否满足最大迭代次数,若满足,输出最优粒子个体和最优解,否则返回步骤3)继续搜索。

3 仿真实例

为验证所提出算法的有效性,通过不同的实例进行仿真验证。

仿真实例 1: 对于稀布直线阵列天线,单元数为 17,阵元孔径 9.744 λ ,最小单元间距 $d_c \ge 0.5\lambda$,天线波长 $\lambda = 1$,假设激励电流的相位为 0,电流幅值为 1,适应度函数中 k_1 , k_2 权重系数分别为 1 和 0,粒子群优化算法 的种群个数为 30,维数为 1,最大迭代次数为 500 次,学习因子 $c_1 = c_2 = 2$,最大惯性权重 ω_{max} 和最小惯性权重 ω_{min} 分别为 0.9 和 0.4。

独立随机地进行 10 次仿真试验,优化后的阵元间距如表 1 所示。经过仿真得到最优阵和最差阵的收敛曲线 如图 2 所示,天线的最大副瓣电平分别为-19.9 dB 和-19.61 dB,如图 3 所示。最优阵最大副瓣电平优于文献[4]的-19.49 dB 和文献[5]的-19.89 dB。

仿真实例 2: 对于稀布直线阵列天线,单元数为 37,阵元孔径 21.996*\mathcal{l}*,迭代次数为 500 次,其他参数同 仿真实例 1。 独立随机地进行 10 次仿真试验,优化后的阵元间距如表 2 所示。经过仿真得到最优阵和最差阵的收敛曲线 如图 4 所示,最优天线阵列的最大副瓣电平为-21.03 dB,最差天线阵列的最大副瓣电平为-20.78 dB,如图 5 所示。最优阵和最差阵的最大副瓣电平均优于文献[4]的-19.451 dB 和文献[5]的-20.68 dB。



仿真实例 3: 对于稀布直线阵列天线,单元数为 67,在副瓣角度范围[8°,10°]和[16°,18°]内,要求副瓣电平低于-30 dB,其他角度副瓣电平低于-20 dB,阵元孔径不超过 22.5*λ*,适应度函数中*k*₁,*k*₂权重系数分别为 1 和 20,最大迭代次数 500 次,其他参数同仿真实例 1。独立随机地进行 10 次仿真试验,并和均匀激励等间距阵列 对比,最优的阵元间距如表 3 所示。经过仿真得到最优阵的最大副瓣电平为-23.57 dB,副瓣在[8°,10°]和 [16°,18°]范围的最大电平为-33.23 dB 和-37.38 dB,如图 6 所示。



4 结论

本文针对多约束条件的稀布阵列天线方向图综合问题,提出了一种莱维飞行粒子群优化算法。该算法在改进粒子群算法的基础上,引入莱维飞行机制,增大搜索范围,避免粒子陷入局部最优和早熟,提升粒子群算法的收敛精确度和收敛速度。该方法通过对稀布线阵元位置优化,有效抑制最大旁瓣电平和一定角度范围内副瓣 电平,仿真结果验证了该算法的有效性,为稀布阵列天线的设计和优化提供参考。

参考文献:

- [1] 王建,郑一农,何子远. 阵列天线理论与工程应用[M]. 北京:电子工业出版社, 2015. (WANG Jian, ZHENG Yinong, HE Ziyuan. Array antenna theory and engineering application[M]. Beijing:Electronic Industry Press, 2015.)
- [2] 贾维敏,林志强,姚敏立,等. 一种多约束稀布线阵的天线综合方法[J]. 电子学报, 2013,41(5):26-30. (JIA Weimin,LIN Zhiqiang,YAO Minli,et al. An antenna synthesis method for multi-constrained rare-wire arrays[J]. Chinese Journal of Electronics, 2013,41(5):26-30.)
- [3] 蒋毅. 低副瓣天线阵列的稀布优化技术研究[D]. 哈尔滨:哈尔滨工程大学, 2017:23-24. (JIANG Yi. Research on sparse cloth optimization technology of low sidelobe antenna array[D]. Harbin, China: Harbin Engineering University, 2017:23-24.)
- [4] KUMAR B P,BRANNER G R. Generalized analytical technique for the synthesis of unequally spaced arrays with linear planar cylindrical or spherical geometry[J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 2005,53(2):621-634.
- [5] 刘姜玲,王小谟.改进粒子群算法综合有间距约束的稀布阵列[J].微波学报, 2010,26(5):7-10. (LIU Jiangling,WANG Xiaomo. Improved particle swarm optimization algorithm for the synthesis of sparse arrays with spacing constraints[J]. Microwave Journal, 2010,26(5):7-10.)
- [6] 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. (LIU Xiaozhong, YANG Wanlin,GAO Zhaozhao. Optimal design of rough array based on improved particle swarm optimization[J]. Microwave Journal, 2011,27(5):32-35.)
- [7] 王停,夏克文,唐黎军,等.改进狼群算法用于多约束稀布线阵综合[J]. 计算机应用研究, 2019,37(8):1-6. (WANG Ting,XIA Kewen,TANG Lijun,et al. Improved wolf pack algorithm for multi-constrained sparse wiring array synthesis[J]. Application Research of Computers, 2019,37(8):1-6.)
- [8] 金灿,李海林,孙洁,等. 采用改进和声搜索算法的稀布线阵综合方法[J]. 电讯技术, 2018,58(8):907-912. (JIN Can,LI Hailin,SUN Jie,et al. Comprehensive method of sparse wiring array using improved harmony search algorithm[J]. Telecommunication Engineering, 2018,58(8):907-912.)

- [9] LU Jinna, HU Hongping, BAI Yanping. Generalized radial basis function neural network based on an improved dynamic particle swarm optimization and Ada Boost algorithm[J]. Neuro Computing (S0925-2312), 2015(152):305-315.
- [10] 周新宇,吴志健,王晖,等. 一种精英反向学习的粒子群优化算法[J]. 电子学报, 2013,41(8):1647-1652. (ZHOU Xinyu, WU Zhijian,WANG Hui,et al. A particle swarm optimization algorithm for elite back learning[J]. Chinese Journal of Electronics, 2013,41(8):1647-1652.)
- [11] 冯琳,冉晓旻,梅关林. 基于改进粒子群算法的无线传感网络覆盖优化[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2015,13(3):
 486-490. (FENG Lin,RAN Xiaomin,MEI Guanlin. WSN coverage optimization by improved artificial PSO algorithm[J]. Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology, 2015,13(3):486-490.)
- [12] YANG X,DEB S. Multi-objective cuckoo search for design optimization[J]. Computer & Operations Research, 2013,40(6): 1616-1624.
- [13] HAKLI H,UUZ H. A novel particle swarm optimization algorithm with Levy flight[J]. Applied Soft Computing, 2014, 23(5):333-345.
- [14] 李荣雨,王颖. 基于莱维飞行的改进粒子群算法[J]. 系统仿真学报, 2017,29(8):1685-1692. (LI Rongyu, WANG Ying. Improved particle swarm algorithm based on Levi flight[J]. Journal of System Simulation, 2017,29(8):1685-1692.)
- [15] 王庆喜,郭晓波. 基于莱维飞行的粒子群优化算法[J]. 计算机应用研究, 2016,33(9):2588-2591. (WANG Qingxi,GUO Xiaobo. Particle swarm optimization algorithm based on Levi flight[J]. Application Research of Computers, 2016,33(9): 2588-2591.)

(上接第 84 页)

- [3] 符淑芹,彭燕,薛原. 雷达装备复杂电磁环境适应性试验需求分析[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2018,16(5):868-870.
 (FU Shuqin,PENG Yan,XUE Yuan. Analysis of the adaptability test requirements of radar equipment complex electromagnetic environment[J]. Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology, 2018,16(5):868-870.)
- [4] 彭祥龙.相控阵天线集成技术[J]. 电讯技术, 2010,50(10):112-117. (PENG Xianglong. Integration technology of phased array antenna[J]. Telecommunication Engineering, 2010,50(10):112-117.)
- [5] CHAPPELL W, FULTON C. Digital array radar panel development [C]// 2010 IEEE International Symposium on Phased Array Systems and Technology. Waltham, MA: IEEE, 2010:50-60.
- [6] SERBEST I,ARIK M. Dedicated engineering test equipment design for multi-function radar hybrid T/R modules[C]// 2016 IEEE AUTOTESTCON. Anaheim,CA,USA:IEEE, 2016:1-4.
- [7] 唐海,徐志垚,刘颜回,等. 阵列天线实现误差对功率方向图扰动的影响分析[J]. 电子科技大学学报, 2018,47(5):54-59. (TANG Hai,XU Zhiyao,LIU Yanhui,et al. Analysis of the influence of array antenna implementation error on power pattern disturbance[J]. Journal of University of Electronic Science and Technology of China, 2018,47(5): 54-59.)
- [8] 王虎,张译茨. 天线远场调试测量方法[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2017,15(5):807-811. (WANG Hu,ZHANG Yiqian. Measurement method of antenna far-field debugging[J]. Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology, 2017,15(5):807-811.)
- [9] FRIIS H T. A note on a simple transmission formula[J]. Proceedings of the IRE, 1946,34(5):254-256.
- [10] 李勇,欧杰,徐平. 平面近场天线测量误差分析[J]. 电子测量与仪器学报, 2010,24(11):987-992. (LI Yong,OU Jie,XU Ping. Analysis of measurement error of planar near-field antenna[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2010,24(11):987-992.)