

# 基于改进型 PSO 算法的多频微带天线优化

向欣,张莉,陈笛,蒋昊,王光耀,赵鑫茹

(中国传媒大学信息与通信工程学院, 北京 100024)

**摘要:** 为高效实现微带天线的多频工作性能, 本文提出了一种改进型小波变异鲶鱼粒子群优化 (Improved Catfish Particle Swarm Optimization with Wavelet Mutation, ICPSOWM) 算法对微带天线的贴片和底面的结构参数进行优化。该算法在传统粒子群优化算法的基础上融合混沌序列、鲶鱼粒子群优化算法、小波变异的优点, 创新性地对全局最差解加以利用, 使得其收敛速度和精度得到显著提升。通过三个基准测试函数比较验证, 表明该算法在单峰和多峰问题上都表现出较佳的性能。最后, 在 ICPSOWM 算法中加入重复位置检测单元后, 成功优化出可工作于 WLAN (2.4、5.2 和 5.6GHz) 和 WiMAX (3.5GHz) 系统的四频点微带天线, 且各频点对应的  $|S_{11}|$  分别达到 -25.12、-17.03、-22.55 和 -14.12dB, 证明了该算法在多频微带天线优化问题上具有可行性。

**关键词:** 四频微带天线; 粒子群优化算法; 混沌初始化; 鲶鱼粒子; 小波变异; 全局最差解  
**中图分类号:** TN822 **文献标识码:** A

## Optimization of multiband microstrip antenna based on improved PSO algorithm

XIANG Xin, ZHANG Li, CHEN Di, JIANG Hao, WANG Guangyao, ZHAO XINRU

(School of Information and Communication Engineering, Communication University of China, Beijing, 100024, China)

**Abstract:** In order to efficiently design microstrip antennas, an improved catfish particle swarm optimization with wavelet mutation (ICPSOWM) is proposed for optimizing the geometric parameters of the microstrip antenna to realize better reflection characteristics. The algorithm properly combines the advantages of chaotic sequence, Catfish PSO and wavelet mutation, and applies the global worst solution innovatively, resulting in higher convergence speed and more accurate convergence. Compared to some other algorithms with three benchmark test functions, ICPSOWM algorithm exhibits better performance in both low-dimensional and high-dimensional situations. Most importantly, after repeated position checking unit is added, a quad-band microstrip antenna operating in WLAN (2.4, 5.2 and 5.6GHz) and WiMAX (3.5GHz) systems is successfully optimized using ICPSOWM algorithm. The reflection values achieve -25.12, -17.03, -22.55 and -14.12dB respectively. It confirms the feasibility of the proposed algorithm in optimizing multiband microstrip antennas.

**Key words:** quad-band microstrip antenna; Particle Swarm Optimization Algorithm; chaos initialization; Catfish particles; wavelet mutation; global worst solution

# 1 引言<sup>1</sup>

近年来, 由于多频微带天线不仅具有体积小、低剖面性、成本低等优势, 而且可以满足多功能通信系统共用一个发射天线的需求, 符合系统集成化的趋势, 所以成为移动通信中天线设计的热点。但是传统的天线优化需经过反复的数值计算和参数微调等大量工作才能得到比较理想的结果, 不过自1997年Altshuler应用遗传算法设计了一款线天线后<sup>[1]</sup>, 各种智能优化算法为天线设计优化人员提供了一条全新高效的解决之道。

粒子群优化 (PSO) 算法是一种通用的全局搜索群智能优化算法, 具有并行高效和易于操作实现等优点, 最早是由Kennedy教授和Eberhart教授受鸟群觅食行为的启发提出的<sup>[2]</sup>。但是传统PSO算法存在后期收敛速度慢和易早熟从而陷入局部最优的缺点, 很多学者对其做出了改进。刘文英将粒子群优化算法与遗传算法相结合, 加快了收敛速度<sup>[3]</sup>; Li-Yeh Chuang等人首次提出鲶鱼粒子群优化 (Catfish Particle Swarm Optimization, CatfishPSO) 算法<sup>[4]</sup>, 增加了找到全局最优解的概率; 程慕鑫等人在粒子群算法中引入了平均最好位置的概念, 并对它进行小波变异, 以提高种群多样性<sup>[5]</sup>; 杜清福对搜索空间分解, 提出了合作式粒子群优化算法, 改善了早熟问题<sup>[6]</sup>。钟子强则利用粒子当前位置离全局最优位置的距离与离全局最差位置的距离的比值, 来决定粒子的进化速度<sup>[7]</sup>。传统PSO算法及各种改进PSO算法也都在天线优化设计中发挥着重要作用。Leonardo Lizzi采用传统PSO算法对样条形超宽带天线进行优化<sup>[8]</sup>; Jian Dong通过设计一种新的传递函数和采用正交表初始化提出了一种改进的二进制粒子群算法, 优化实现了三频点碎片型天线<sup>[9]</sup>。

迄今为止, 粒子群算法在四频天线乃至更多频段天线的应用却几乎未见报道, 于是本文提出了一种改进的基于小波变异的鲶鱼粒子群 (Improved Catfish Particle Swarm Optimization with Wavelet Mutation, ICPSOWM) 算法, 由于其具有在连续域寻优快和自动化的特点, 将其用于对天线的贴片和底面的结构参数进行优化, 可以提升优化效率。该算法采用Logistic序列初始化种群, 使初始种群均匀

遍历整个搜索空间, 引入鲶鱼粒子来增加种群多样性和跳出局部最优的机会, 满足条件时执行小波变异加大扰动, 在进行位置更新时充分利用全局最差解提供的信息来决定下一代粒子对当代粒子的继承程度, 从测试函数的实验结果看出这些方法的恰当融合提高了粒子群算法的搜索速度和求解精度。在此基础上, 本文针对复杂天线采用HFSS电磁仿真软件分析时所需时间较长的特点在算法中加入了重复检测的步骤, 最终成功高效地设计出一款可工作于WLAN (2.4、5.2和5.6GHz) 和WiMAX (3.5GHz) 系统的四频点微带天线, 也验证了本文提出的算法在多频微带天线优化设计的有效性。

## 2 ICPSOWM 算法的设计

在传统 PSO 算法中, 粒子群由  $N$  个粒子组成, 每个粒子的位置代表  $D$  维搜索空间中的一个解。所有的粒子都知道到目前为止自己发现的最好位置 (个体极值) 和整个群体发现的最好位置 (全局极值), 并按照式(1)和式(2)来动态调整自己的飞行速度和位置<sup>[10]</sup>。

$$v_{i,d}^{k+1} = \omega \cdot v_{i,d}^k + c_1 \cdot \text{rand}(0,1) \cdot (pbest_{i,d}^k - x_{i,d}^k) + c_2 \cdot \text{rand}(0,1) \cdot (gbest_d^k - x_{i,d}^k) \quad (1)$$

$$x_{i,d}^{k+1} = x_{i,d}^k + v_{i,d}^{k+1} \quad (2)$$

其中  $v_{i,d}^k$  和  $x_{i,d}^k$  分别为粒子  $i$  在第  $k$  次迭代中第  $d$  维的速度和位置, 且分别被限制在区间  $[V_{\min}^d, V_{\max}^d]$  和  $[X_{\min}^d, X_{\max}^d]$  内;  $pbest_{i,d}^k$  是粒子  $i$  在第  $d$  维的个体极值的位置;  $gbest_d^k$  是种群在第  $d$  维的全局极值的位置;  $\omega$  为惯性权重;  $c_1$  和  $c_2$  为学习因子;  $\text{rand}(0,1)$  为介于0和1之间的随机数。

以下是本文在传统PSO的基础上做出改进从而得到ICPSOWM算法的设计过程。

### 2.1 混沌初始化

在 PSO 算法中, 粒子速度和位置的初始化对后续的寻优结果有着至关重要的影响。但传统 PSO 算法采用  $\text{rand}$  生成伪随机数的方法来初始化过于随意, 导致粒子分布得不均匀, 因此本文采用具有随机性、遍历性和规律性三大特点的混沌序列来初始化种群, 这样可以使初始种群均匀遍历整个搜索空间, 增大算法找到最优解的概率。混沌 Logistic 映射公式如下<sup>[11]</sup>:

$$z_{i+1} = \mu z_i (1 - z_i), \quad i = 1, 2, 3, \dots \quad (3)$$

$\mu \in [0, 4]$  为 Logistic 参数。当  $0 < z_1 < 1$ ,  $3.5699 < \mu < 4$  时系统处于混沌状态, 且越接近于 4,

基金项目: 2020 国家级大学生创新创业训练项目 GJ2020073  
作者简介: 向欣 (1999-), 女 (苗族), 湖南省泸溪县人, 中国传媒大学本科生, xiangxin@cuc.edu.cn。

$z$  的取值范围越平均分布在 0 到 1 的区域。

在本文提出的 ICPSOWM 算法中, 需要先随机生成一个每维分量都在 0 和 1 之间的  $D$  维向量  $z_1 = (z_{1,1}, z_{1,2}, \dots, z_{1,D})$ , 再按照公式 (3):  $z_{i+1,d} = \mu z_{i,d} (1 - z_{i,d})$ ,  $i = 1, 2, \dots, N-1$ ;  $d = 1, 2, \dots, D$ , 计算得到  $N$  个  $D$  维的混沌分量:  $z_1, z_2, \dots, z_N$ , 最后将其映射回解空间:  $x_{i,d} = X_{\min}^d + (X_{\max}^d - X_{\min}^d) z_{i,d}$ ,  $i = 1, 2, \dots, N$ ;  $d = 1, 2, \dots, D$ , 从而得到初始化的位置<sup>[12]</sup>, 同理, 也可以得到初始化的速度。

## 2.2 引入鲶鱼粒子和小波变异

利由于粒子群易陷入局部最优而导致搜索停滞, 所以本文在粒子群出现早熟收敛的征兆时引入"鲶鱼粒子"去刺激粒子群<sup>[8]</sup>, 引导原有粒子去开拓新的搜索区域, 从而改变原有粒子在局部最优位置的聚集状态, 使得原有粒子能跳出局部极值点并有机会找到全局最优解。鲶鱼粒子的位置则在搜索空间的端点中随机选择, 比如对于二维空间, 就需在  $(X_{\min}^1, X_{\min}^2)$ ,  $(X_{\min}^1, X_{\max}^2)$ ,  $(X_{\max}^1, X_{\min}^2)$  和  $(X_{\max}^1, X_{\max}^2)$  这四个位置中选择。

在判断何时引入鲶鱼粒子时, 本文对历史数据进行直线拟合, 得方程:  $y = ax + b$ , 根据  $|a|$  与设定阈值比较的结果来决定此次迭代中是否引入鲶鱼粒子<sup>[13]</sup>。所以 ICPSOWM 算法中是取当前迭代和其前两次迭代中的全局最优值作为因变量, 取 3、2、1 分别为对应的自变量, 经直线拟合后得到线性方程, 如果该方程斜率的绝对值小于 0.1, 就意味着全局最优值的变化已经很缓慢了, 接近陷于停滞, 这样做的好处是不用等到粒子群的进化完全停滞才开始引入鲶鱼粒子, 而是可以通过这种征兆检测到粒子群将要发生早熟收敛, 从而提早引入鲶鱼粒子, 减少不必要的迭代次数。

考虑到鲶鱼粒子只取代最差的两个粒子不能使种群的多样性明显增加, 以及变量范围的边界值有可能比取代前的粒子还要差, 达不到引导粒子往更好的方向前进的目的, 所以在引入鲶鱼粒子的基础上又加入小波变异来对更多的粒子进行扰动, 以更大幅度地增加粒子多样性, 同时通过调整小波函数的幅度值还可以很方便地调整算法的搜索空间, 这也使得本算法能具有普适性。

因此在 ICPSOWM 算法中, 每次迭代都会生成一个伪随机数  $r$ , 当  $r$  小于变异概率  $p_m$  (其大小由粒子的维数决定) 时, 便通过公式(4)~(6)对当前全局最优解执行  $N$  次小波变异操作, 并把变异后得到的  $N$  个值分别传给所有的  $N$  个粒子, 这能使得全体粒子有机会跳出当前区域, 去开发探索距当前全局最优解不远的一片区域, 从而增大找到真正的全局最优解的概率。

具体的小波变异公式如下<sup>[14]</sup>:

$$mut(x_{i,d}^k) = \begin{cases} gbest_d^k + \sigma \times (X_{\max}^d - gbest_d^k), & \sigma > 0 \\ gbest_d^k + \sigma \times (gbest_d^k - X_{\min}^d), & \sigma \leq 0 \end{cases} \quad (4)$$

其中,  $mut(x_{i,d}^k)$  是变异后的  $x_{i,d}^k$ ;  $gbest_d^k$  是第  $k$  次迭代全局最优解的第  $d$  维;  $\sigma$  是小波函数值, 这里选择 Morlet 小波函数, 其计算公式如下:

$$\sigma = \frac{1}{\sqrt{a}} e^{-\frac{\phi^2}{a}} / 2 \cos\left(5\left(\frac{\phi}{a}\right)\right) \quad (5)$$

其中,  $\phi$  是区间  $[-2.5a, 2.5a]$  中的伪随机数; 尺度参数  $a$  的计算公式如下:

$$a = e^{-\ln g \times \left(1 - \frac{k}{num}\right)^\xi} + \ln g \quad (6)$$

其中,  $\xi$  和  $g$  分别是形状参数和  $a$  的上限值, 可以根据具体优化问题调整;  $k$  是当前的迭代次数;  $num$  是最大的迭代次数。

## 2.3 利用全局最差解改动位置更新公式

当引入小波变异的条件未能满足时, 所有粒子需按式(1)和式(2)来更新自身的速度和位置。但本文对式(2)作了微小改动, 即把对全局最差解的利用融入了位置更新公式, 这样能有效利用多方面因素使粒子更快地远离最差解。设  $gworst^k = (gworst_1^k, gworst_2^k, \dots, gworst_D^k)$  为第  $k$  次迭代的全局最差解, 粒子  $x_i^k = (x_{i,1}^k, x_{i,2}^k, \dots, x_{i,D}^k)$  与全局最差解之间的距离  $d_w$  为:  $\sqrt{\sum_{d=1}^D (x_{i,d}^k - gworst_d^k)^2}$ , 同理粒子  $x_i^k$  与全局最优解之间的距离  $d_b$  为:  $\sqrt{\sum_{d=1}^D (x_{i,d}^k - gbest_d^k)^2}$ , 所以可定义继承因子  $prop = \frac{d_b}{d_b + d_w}$  来表示当前粒子距离全局最优位置的相对远近, 从而决定下一代粒子对这一代粒子继承的多少, 具体对位置更新公式的修改如下所示:

$$x_{i,d}^{k+1} = e^{0.5-prop} \cdot x_{i,d}^k + v_{i,d}^{k+1} \quad (7)$$

由式(7)可以看出, 对继承因子应分以下两种情况讨论: 1) 当  $prop < 0.5$  时, 说明当前粒子离全局最优位置相对较远, 离全局最差位置相对较近, 下一代粒子应减少对这一代粒子的继承, 且  $prop$  越小, 说明离全局最差位置越近, 那么继承的程度应该越小; 2) 当  $prop \geq 0.5$  时, 说明当前粒子离全局最优位置相对较近, 无需减小继承程度, 即令  $prop = 0.5$ , 式(7)就是式(2)。

为进一步明确改进型 PSO 算法——ICPSOWM 算法的步骤, 给出该算法的框图, 如图 1 所示。

## 3 测试仿真分析

表 1 三个基准测试函数的参数设置

函数	特点	$X_{\min}=V_{\min}$ n	$X_{\max}=V_{\max}$	最优值
$f_1$	单峰	-30	30	0
$f_2$	多峰	-5.12	5.12	0
$f_3$	多峰	-600	600	0

表 2 三种算法对测试函数的实验结果

测试函数		CatfishPSO	MPSO	ICPSOWM
$f_1$	Mn	18.7484	18.8421	1.5091E-4
	Sd	0.0843	0.1515	3.7477E-4
	t/s	35.6154	45.3790	42.8506
$f_2$	Mn	0	0	0
	Sd	0	0	0
	t/s	0.7067	18.4205	0.2979
$f_3$	Mn	0	0	0
	Sd	0	0	0

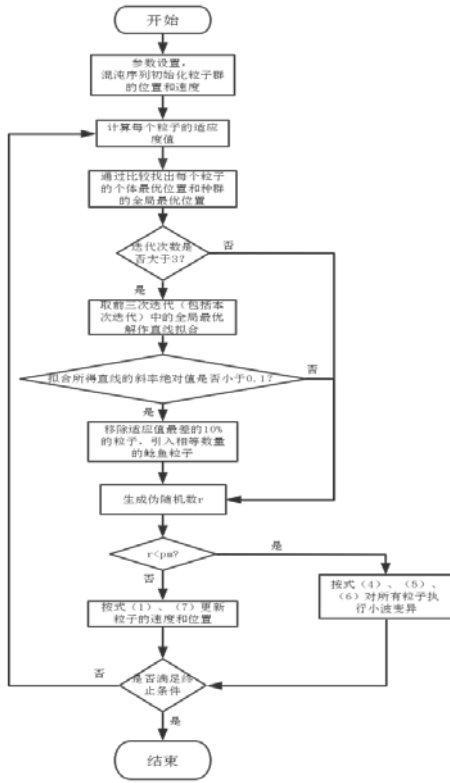


图 1 ICPSOWM 算法的框图

为了测试本文提出的 ICPSOWM 算法的性能, 将其与 CatfishPSO<sup>[4]</sup>以及 MPSO<sup>[5]</sup>进行比较, 并采用以下三个基准测试函数来测试分析, 其参数设置如表 1 所示。

1) Rosenbrock 函数

$$f_1(x) = \sum_{i=1}^{D-1} \left[ 100(x_{i+1} - x_i)^2 + (x_i - 1)^2 \right] \quad (8)$$

2) Rastrigin 函数

$$f_2(x) = \sum_{i=1}^D (x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i) + 10) \quad (9)$$

3) Griewank 函数

$$f_3(x) = \frac{1}{4000} \sum_{i=1}^D x_i^2 - \prod_{i=1}^D \cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right) + 1 \quad (10)$$

在所有数值实验中, 三种算法参数均按如下设置: 粒子数为  $N=30$ , 函数维数  $D=20$ , 学习因子  $c_1=c_2=2$ , 线性动态惯性权重  $w_{\max}=0.9$ ,  $w_{\min}=0.4$ , 算法迭代次数  $ger=2000$ 。此外, 变异概率  $p_m=0.2$ , 式(3)中的 Logistic 参数  $\mu=4$ , 式(6)中的形状参数  $\xi=0.5$ ,  $g=1000$ 。按上述参数进行实验, 并重复对每个测试函数进行 20 次寻优, 运算结果如表 2 所示, 其中 Mn 表示 20 次寻优的平均最佳适应度值, Sd 表示 20 次寻优的最佳适应度值的标准差, t 表示算法运行时间。图 2 给出三种不同算法对三个基准函数的平均最佳适应度值随迭代次数的收敛曲线。从表 2 和图 2 中可以看出, 三种算法在多峰函数上的表现性能相当, 但 ICPSOWM 算法收敛速度明显快于其他两种算法。对于 Rosenbrock 函数这样的单峰函数来讲, ICPSOWM 算法的收敛精度和稳定性两方面也均优于其他两种算法。

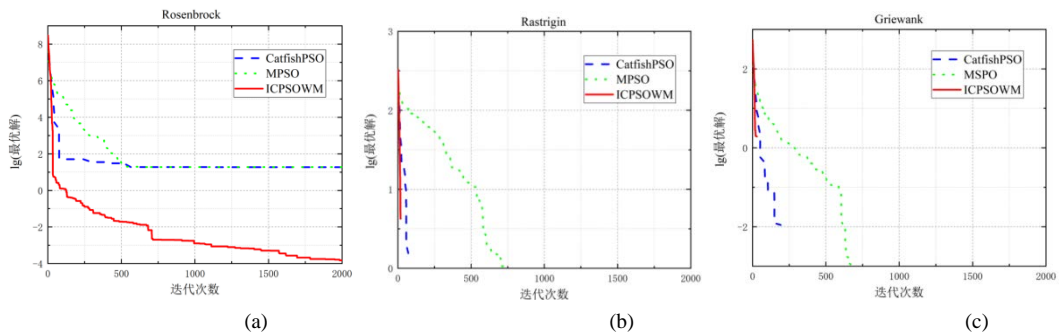


图 2 三个基准测试函数基于三种算法的收敛曲线比较

## 4 应用实例——优化四频点微带天线

### 4.1 天线基本结构和参数

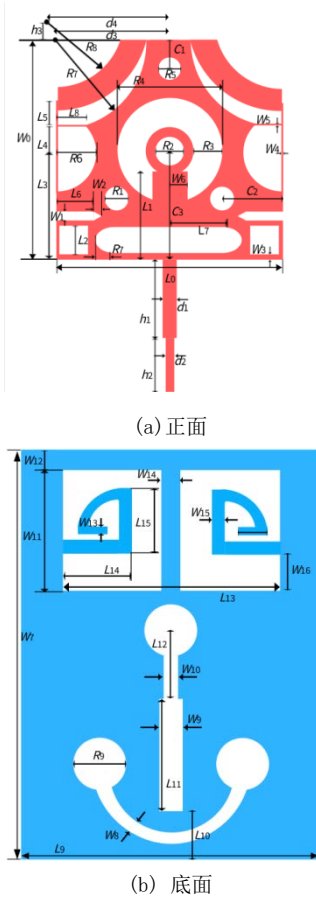


图 3 天线结构图

表 3 天线初始尺寸(单位: mm)

参数	尺寸	参数	尺寸	参数	尺寸	参数	尺寸
$L_0$	22	$L_{13}$	20	$W_{10}$	1	$R_7$	8.8
$L_1$	8.1	$L_{14}$	5	$W_{11}$	9.8	$R_8$	9.1
$L_2$	2	$L_{15}$	5	$W_{12}$	1	$R_9$	2
$L_3$	11	$W_0$	22	$W_{13}$	0.5	$C_1$	3
$L_4$	6.5	$W_1$	0.7	$W_{14}$	1	$C_2$	5.5
$L_5$	1.8	$W_2$	0.6	$W_{15}$	1	$C_3$	11
$L_6$	3	$W_3$	0.5	$W_{16}$	3.8	$h_1$	7
$L_7$	4.9	$W_4$	0.2	$R_1$	2.4	$h_2$	5
$L_8$	3.1	$W_5$	0.2	$R_2$	3.6	$h_3$	3
$L_9$	26	$W_6$	2	$R_3$	2.6	$d_1$	1.2
$L_{10}$	5	$W_7$	36	$R_4$	12	$d_2$	1
$L_{11}$	11	$W_8$	1	$R_5$	2.2	$d_3$	11
$L_{12}$	6	$W_9$	1.4	$R_6$	4	$d_4$	12

图 3 是本文设计的一种带缺陷地结构的天线, 介质层的尺寸是  $26\text{mm} \times 36\text{mm} \times 1.6\text{mm}$  且采用相对介电常数为 4.4 的 FR4\_epoxy 材料。该天线的结构由辐射贴片、微带馈线和接地面 3 个部分组成, 其具体的初始尺寸如表 3 所示。

### 4.2 适应度函数设计

在天线优化问题中, 适应度函数的设计至关重要。本文所设计天线的目标频点分别为  $f_1=2.4\text{GHz}$ ,  $f_2=3.5\text{GHz}$ ,  $f_3=5.2\text{GHz}$ ,  $f_4=5.6\text{GHz}$ , 则要求在各中心频点处输入回波损耗  $|S_{11}| < -10\text{dB}$  且越小越好。于是本文取  $0.2\text{GHz}$  的通带带宽, 将通带的适应度函数设计为:

$$FV_p = \sum_{i=1}^4 \left( \alpha_i \sum_{f_i-0.1}^{f_i+0.1} p(f) \right) \quad (11)$$

where

$$p(f) = \begin{cases} -10, & \text{for } f = f_i \text{ and } |S_{11}(f_i)| < -10 \\ \left( |S_{11}(f)| - (-10) \right) \times \frac{1 + \text{sgn}(|S_{11}(f)| - (-10))}{2} \times \Delta f, & \text{for others} \end{cases} \quad (12)$$

其中  $|S_{11}(f)|$  为对应频点处的回波损耗值;  $\text{sgn}()$  为符号函数;  $\alpha_i$  为相应的影响权重;  $\Delta f$  为 HFSS 电磁软件中仿真时两相邻扫描频率差。

设阻带范围分别为  $f_{\text{start}1} \sim f_{\text{end}1}$ ,  $\dots$ ,  $f_{\text{start}n} \sim f_{\text{end}n}$ , 若要求阻带范围的  $|S_{11}| > -3\text{dB}$ , 则将关于阻带的适应度函数设计为:

$$FV_s = \beta \sum_{j=1}^n \sum_{f_{\text{start}j}}^{f_{\text{end}j}} s(f) \quad (13)$$

where

$$s(f) = \left( \left( (-3) - |S_{11}(f)| \right) \times \frac{1 + \text{sgn}(|S_{11}(f)| - (-3))}{2} \right) \times \Delta f \quad (14)$$

其中  $\beta$  为所有阻带共同的影响权重。

为使通带和阻带的要求均达到, 则将最终的适应度函数定义为式(15), 并且 FV 越小, 代表结果越优。

$$FV = FV_p + FV_s \quad (15)$$

### 4.3 算法参数设置

在此天线结构优化中, 设置 ICPSOWM 中粒子种群规模为 15, 粒子维数为 5, 迭代次数次数为 10, 学习因子  $c_1$  和  $c_2$  均为 2.05, Logistic 参数  $\mu = 4$ , 变异概率  $p_m$  为 0.6, 形状参数  $\xi$  为 0.5,  $g$  为 1000, 并采用上下限值分别为 0.9 和 0.4 的线性惯性权重。通过对天线结构参数的研究, 本文将  $L_{14}$ 、 $L_7$ 、 $W_6$ 、 $R_8$ 、 $R_3$  这五个对目标频点有较大影响的结构参数作为算法的优化变量, 设置其优化范围如表 4 所示。

此外, HFSS 对复杂的天线模型进行一次仿真就会花费较长的时间, 而利用 MATLAB 采用智能优化算法对天线优化可能会出现多次相同的参数组合, 从而造成对 HFSS 的冗余调用, 使得算法的整体运行时间增加。针对这一特点, 本文在 ICPSOWM 算法中加入了位置重复检测单元<sup>[15]</sup>, 其主要目的是记录下每个第一次出现的粒子位置及其通过 HFSS 仿真返回的数据计算出的适应度值, 当检测到重复出现的粒子位置时, 直接把记录中对应的适应度值作为该粒子的适应度值, 这样就不必再调用 HFSS, 从而大大减少适应度值求解次数, 能显著提升 ICPSOWM 算法的效率

表 4 参数在 ICPSOWM 算法中对应的的位置和速度的范围

参数	$X_{min}$	$X_{max}$	$V_{min}$	$V_{max}$
$L_{14}$	4.4	5.8	-0.35	0.35
$L_7$	4.4	6.8	-0.6	0.6
$W_6$	1	2.5	-0.38	0.38
$R_8$	7	10	-0.75	0.75
$R_3$	2	3.5	-0.38	0.38

#### 4.4 结果分析

采用 ICPSOWM 算法对图所示的天线结构进行优化设计后, 五个结构参数的最终优化结果为:  $L_{14}=5.2\text{mm}$ ,  $L_7=6.4\text{mm}$ ,  $W_6=1.5\text{mm}$ ,  $R_8=7.8\text{mm}$ ,  $R_3=3.5\text{mm}$ 。图 4 为优化前后天线的  $|S_{11}|$  特性曲线对比, 可以看出优化后的天线在中心频点 2.4、3.5、5.2 和 5.8GHz 处的  $|S_{11}|$  分别为 -25.12、-17.03、-22.55 和 -14.12dB, 相比于优化前的天线, 它在 5.2GHz 和 5.6GHz 附近的小于 -10dB 的带宽分别增加了 67% 和 200%, 具备在 WLAN 和 WiMax 系统中工作的性能, 达到优化目标。表 5 展示了本文设计的天线与其他文献所设计天线的比较, 可以看出本文设计优化的天线具有更小的尺寸、更多的有实际应用的谐振频点以及更低的反射系数, 同时证明了 ICPSOWM 算法的有效性。

表 5 本文优化得到的天线与其他文献中优化得到的天线之间性能的比较

参考文献	算法	尺寸(mm×mm)	频点个数	频率(GHz)	对应 $ S_{11} $ (dB)
[16]	HPSO	263.07×190.2	1	2.42	-20.95
[17]	PSO_PTS	150×150	2	1.8/2.4	-20.34/-17.52
[18]	ACDPSO	48×48	3	2.4/2.9/3.9	-18/-15/-12
本文	ICPSOWM	26×36	4	2.4/3.5/5.2/5.6	-25.12/-17.03/-22.55/-14.12

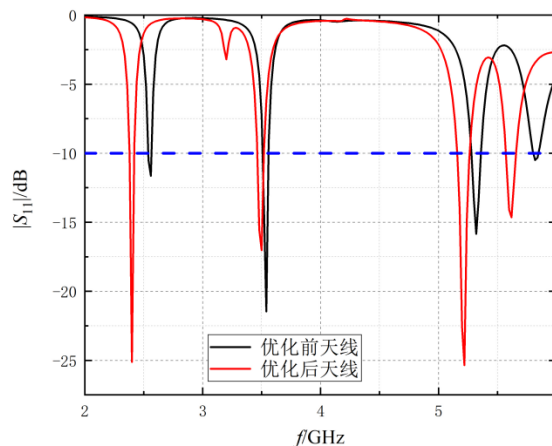


图 4 天线优化前后的  $|S_{11}|$  曲线图

## 4 结论

本文针对传统 PSO 算法的不足提出了改进的小波变异鲑鱼粒子群优化算法, 并选择三个基准函数进行了测试验证, 在与其他两种算法的比较中, ICPSOWM 算法在寻优精度和速度上都有着更好的表现。为使得复杂的天线优化问题高效化智能化, 本文把 ICPSOWM 算法应用于多频微带天线的优化中, 成功得到可工作于 2.4、3.5、5.2 和 5.8GHz 四个频点处的微带天线, 且四个频点对应的  $|S_{11}|$  分别达到 -25.12、-17.03、-22.55 和 -14.12dB, 证明了该算法在电磁优化问题上的实用性和有效性。

## 参考文献

- [1] Altshuler E E, Linden D S. Design of a vehicular antenna for GPS/Iridium using a genetic algorithm[C]. IEEE Antennas and Propagation Society International Symposium, 1997, 3: 1680-1683.

- [2] Kennedy J, Eberhart R. Particle swarm optimization[J]. IEEE International Conference on Neural Networks, 1995, 4(8): 1942-1948.
- [3] 刘文英, 张自鲁, 路慎强, 等. 基于粒子群-遗传混合算法的函数优化研究[J]. 计算机技术与发展, 2019, 29(10): 170-174.
- [4] Chuang L Y, Tsai S W, Yang C H. Catfish particle swarm optimization[C]. IEEE Swarm Intelligence Symposium, 2008: 1-5.
- [5] 程慕鑫, 刘漫丹, 夏伟. 基于小波变异的改进粒子群算法[J]. 华东理工大学学报(自然科学版), 2013, 39(1): 90-94.
- [6] 杜清福. 合作式粒子群优化算法[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2016, 14(2): 276-281.
- [7] 钟子强. 粒子群算法优化研究及应用[D]. 天津: 南开大学, 2011.
- [8] Lizzi L, Viani F, Azaro R, et al. Optimization of a Spline-Shaped UWB Antenna by PSO[J]. IEEE Antennas and Wireless Propagation Letters, 2007, 6: 182-185.
- [9] Dong J, Li Q, Deng L. Design of Fragment-Type Antenna Structure Using an Improved BPSO[J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 2018, 66(2): 564-571.
- [10] 田雨波. 粒子群优化算法及电磁应用[M]. 北京: 科学出版社, 2014.
- [11] 耿彬彬, 朱范华, 王江燕. 基于改进的 Logistic 映射和 Henon 映射图像加密算法[J]. 科技经济导刊, 2019, 27(31): 158.
- [12] 高尚, 杨静宇. 混沌粒子群优化算法研究[J]. 模式识别与人工智能, 2006, 19(2): 266-270.
- [13] 杜振鑫. 基于混沌初始化和高斯扰动的烟花算法[J]. 计算机时代, 2016(7): 56-58.
- [14] 高东慧, 董平平, 田雨波, 等. 一种改进的小波变异粒子群优化算法[J]. 计算机工程, 2012, 38(21): 145-147.
- [15] Lalbakhsh A, Afzal M U, Esselle K P. Multiobjective Particle Swarm Optimization to Design a Time-Delay Equalizer Metasurface for an Electromagnetic Band-Gap Resonator Antenna[J]. IEEE Antennas and Wireless Propagation Letters, 2017, 16: 912-915.
- [16] Clark H, Jeong N S, Jeong S. Concurrent Gain and Bandwidth Improvement of a Patch Antenna with a Hybrid Particle Swarm Optimization Algorithm[C]. IEEE 20th Wireless and Microwave Technology Conference (WAMICON), 2019: 1-3.
- [17] 邸朝生, 朱人杰, 曲仁慧. 基于 PSO-PTS 算法的 E 形双频微带天线设计[J]. 吉林大学学报(信息科学版), 2009, 27(5): 493-499.
- [18] 刘建霞, 朱秀敏, 张世超. 改进的粒子群算法在分形天线中的应用[J]. 太原理工大学学报, 2011, 42(4): 341-345.