

# 基于 ELM 和 MA 的微型四频天线设计

曾启明<sup>1,3</sup>, 纪震<sup>3</sup>, 李琰<sup>2,3</sup>, 俞航<sup>2,3</sup>

(1. 深圳大学信息工程学院, 广东深圳 518060; 2. 深圳大学计算机与软件学院, 广东深圳 518060;  
3. 深圳市嵌入式系统设计重点实验室, 广东深圳 518060)

**摘要:** 提出一个基于极限学习机 ELM(Extreme Learning Machine)和文化基因算法 MA(Memetic Algorithm)的微型四频(0.92/2.4/3.5/5.8GHz)天线设计算法 AntMA-ELM. 为了提高天线的性能,算法在 MA 框架下引入基于综合学习粒子群优化算法 CLPSO(Comprehensive Learning Particle Swarm Optimizer)全局搜索和 DSCG(Davies, Swann, and Campey with Gram-schmidt)局部搜索,用于确定天线的几何参数.同时,建立 ELM 回归模型用于直接评估 MA 优化的适应值函数.实验结果表明,ELM 回归模型能够根据输入参数正确估算天线的回波损耗,使 MA 算法有效提高设计性能和加速优化过程.天线在四个目标频段的回波损耗值均优于 -10dB,满足设计要求.

**关键词:** 四频天线; 回波损耗; 极限学习机; 文化基因算法; 综合学习粒子群优化算法

**中图分类号:** TN822.8 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2014)09-1693-06

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

**DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2014.09.005

## A Miniature Four-Band Antenna Design Using ELM and MA

ZENG Qi-ming<sup>1,3</sup>, JI Zhen<sup>3</sup>, LI Yan<sup>2,3</sup>, YU Hang<sup>2,3</sup>

(1. College of Engineering and Information, Shenzhen University, Shenzhen, Guangdong 518060, China

2. College of Computer Science and Software Engineering, Shenzhen University, Shenzhen, Guangdong 518060, China

3. Shenzhen Key Laboratory of Embedded System Design, Shenzhen, Guangdong 518060, China)

**Abstract:** This paper proposes an extreme learning machine (ELM) and memetic algorithm (MA) based miniature four-band (0.92/2.4/3.5/5.8GHz) antenna design algorithm namely the AntMA-ELM. It combines a comprehensive learning particle swarm optimizer(CLPSO)based global search and a DSCG(Davies, Swann, and Campey with Gram-schmidt) orthogonalization based local search in the MA framework to form a novel optimization algorithm for the geometrical parameters selection of the antenna. An ELM based regression model is introduced to estimate antenna performance, and accelerate the search speed. Experimental results show that the AntMA-ELM obtains promising performance with short computational time. Particularly, the return losses at all targeted frequency bands are smaller than -10dB.

**Key words:** four-band antenna; return loss; extreme learning machine; memetic algorithm; CLPSO

## 1 引言

随着射频技术的发展,现代通信系统已成为不同频段通信技术的混合应用<sup>[1]</sup>. 频段差异影响通信系统的应用兼容性,多频天线是解决多频段覆盖问题的关键.然而,相比单频天线,多频天线的尺寸、带宽、极化性和频响等因素相互制约,设计要求更为苛刻.传统“人工设计-仿真-再次人工仿真”的天线设计方法对设计者的专业知识依赖性较强,并需要大量重复测试和仿真以确定适合的几何参数,效率低且性能难以预测.智能优化算法通过模拟自然界的进化方法来进行优化寻优,已广泛应

用于解决各类复杂性工程问题.智能优化算法和专业电磁仿真工具的结合是解决多频天线设计问题的有效切入点.

自基于智能优化算法的天线设计问题提出以来,产生了许多实现方法.2004年 J. Robinson 等<sup>[2]</sup>将粒子群优化算法 PSO (Particle Swarm Optimization) 引入天线的电磁性能分析.2007年 A. Rogovich 等<sup>[3]</sup>将粒子群改进算法 EPSO (Evolved-PSO) 与矩量法相结合,设计了一个 30 ~ 450MHz 频段的平面天线.2008年 Y. C. Chung 等<sup>[4]</sup>使用遗传算法 GA (Genetic Algorithm) 优化一个 2.4GHz 八木天线的 5 个尺寸参数,使天线的回波损耗值在频段内达

-28dB. 为了改善天线的多频特性, 2009 年 S. K. Goudos 等<sup>[5]</sup>基于共享多目标粒子群算法, 提出了一个 1.8/2.4GHz 的双频段基站天线. 针对相同频段, 2010 年 N. Jin 等<sup>[6]</sup>使用更高效的混合粒子群算法 HPSO (Hybrid PSO), 改善了双频天线的频响性能.

尽管现有基于优化算法的多频天线设计方法已取得一定进展, 但其实现机制局限了算法性能, 使得多频天线的有效工作频段一般不超过三个. 传统基于优化算法的天线设计使用“优化-仿真-再优化”机制, 优化所得的天线参数必须通过耗时的专业软件仿真进行验证. 若仿真结果不符合设计要求, 需要调整天线参数, 进行重复寻优和验证. 而且, 高效的优化算法需要大量重复的迭代运算, 耗时的软件仿真无法直接用于评估算法的寻优结果, 影响了天线优化的性能和效率. 为解决这些问题, 本文首次将极限学习机 ELM (Extreme Learning Machine)<sup>[7]</sup>引入建立天线性能回归模型, 用于快速评估天线的性能.

在优化算法部分, 本文在文化基因算法 MA (Memetic Algorithm)<sup>[8]</sup>的框架下分别引入综合学习粒子群优化算法 CLPSO (Comprehensive Learning Particle Swarm Optimizer)<sup>[9]</sup>和 DSCG (Davies, Swann, and Campey with Gram-Schmidt)<sup>[10]</sup>策略, 用于优化计算四频天线的几何参数. ELM 和 MA 共同组成了 AntMA-ELM 天线设计算法. ELM 通过一定量的训练样本建立天线几何尺寸与性能指标之间的回归模型, 直接用于评估优化算法中的适应值函数. MA 算法在原有全局泛化能力突出的 CLPSO 算法基础上, 引入 DSCG 以提高局部搜索能力, 可有效提高寻优性能. AntMA-ELM 算法在优化过程中舍弃了耗时的工具仿真以换取更快的收敛速度, 因而可根据优化结果迅速调整天线的几何参数, 提高设计效率.

## 2 天线结构及参数定义

本文四频天线的设计原型是一个 2.4GHz 单频  $\Omega$  形微带天线<sup>[11]</sup>. 原型天线具有两大特点, 一是只包含一个 C 形缝隙连接到偶极子缝隙天线, 易于变形扩展; 二是其 C 形缝隙的电容特性可补偿小缝隙偶极子的电感特性, 产生 LC 谐振效果, 无需匹配网络即可匹配到 50 $\Omega$  阻抗的信号源. 微带天线可以通过开槽、增加支节等方法实现多频谐振, 根据 K. L. Wong 关于微带天线形状及变形的研究<sup>[12]</sup>, 四频天线的设计过程针对天线原型进行了一系列的变形: 增加主辐射缝隙的长度, 增强天线在低频段的谐振性能; 添加 L 型缝隙, 在有限面积内提高天线设计的灵活性, 实现微型化; 增加 U 形缝隙, 展宽天线在各目标频段的带宽; 增加 F 形缝隙, 与 L 形和 U 形缝隙一起实现多频点谐振.

天线的结构如图 1 所示, 共添加了四个 U 形、两个 L 形和两个 F 形缝隙. 两个对称的 L 形、两个对称 F 形和两个较大的 U 形 (W4) 分支用于增加天线在两个低频段 (0.92GHz 和 2.4GHz) 上的电气长度. 两个较小的 U 形 (W2) 用作微调天线在两个中频 (2.4GHz 和 3.5GHz) 的频率响应. 天线在介电常数为 4.4 的低成本 FR-4 PCB 材质上实现, 介质损耗正切角为 0.02, 板厚为 1.52mm. 测试天线大小为 30mm  $\times$  30mm, 使用大面积的铜来模拟实际通信系统的接地板, 并通过 50 欧姆微带线连接同轴线接头以方便测试<sup>[13]</sup>.

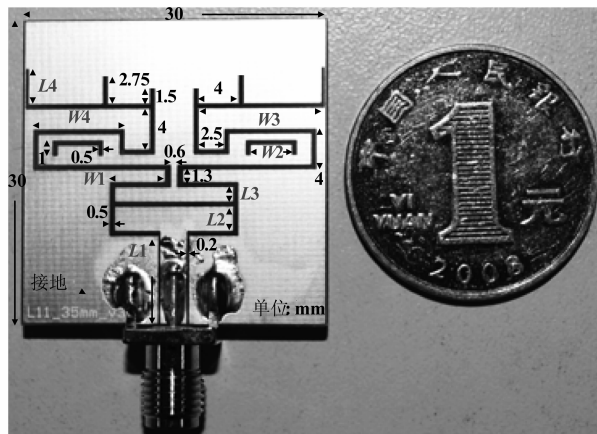


图1 四频天线的几何结构

前期的研究和仿真测试发现, 天线结构中的 8 个几何参数 ( $L1, L2, L3, L4, W1, W2, W3, W4$ ) 对天线性能的影响比较明显, 而由于各参数相互影响和制约, 难于使用传统人工设定的方法确定参数的最优值. 为了能够使用 MA 算法同时优化 0.92/2.4/3.5/5.8GHz 四个目标频段的天线性能, 设计方法将以上 8 个几何参数定义为变量, 各参数的取值范围如表 1 所示. 算法以回波损耗 ( $S_{11}$ ) 作为优化的评价目标, 定义天线的总体性能  $\delta$  如式(1)所示, 其中  $S_{11}(i), i = 1, 2, 3, 4$  分别表示天线在 0.92, 2.4, 3.5 和 5.8GHz 频段的回波损耗值. 2.4GHz 和 5.8GHz 频段的优化难度较大, 其权重系数均设为 0.3, 以增强天线在上述频段的性能.

表 1 天线几何参数的取值范围 (单位: mm)

参数定义	$L1$	$L2$	$L3$	$L4$
取值范围	1.0-9.0	0.5-5.0	0.5-5.0	1.0-8.0
参数定义	$W1$	$W2$	$W3$	$W4$
取值范围	1.4-12.4	1.0-7.0	9.5-12.5	8.0-12.0

$$\delta = 0.2 \frac{S_{11}(1)}{-10} + 0.3 \frac{S_{11}(2)}{-10} + 0.2 \frac{S_{11}(3)}{-10} + 0.3 \frac{S_{11}(4)}{-10} + \sum_{i=1}^4 G_i \quad (1)$$

其中,

$$G_i = \begin{cases} 1, & S_{11}(i) \leq -10\text{dB} \\ 0, & S_{11}(i) > -10\text{dB} \end{cases} \quad (2)$$

### 3 基于 ELM 和 MA 的天线设计算法

#### 3.1 ELM 天线性能评估模型

根据式(1)和式(2)可知,  $\delta$  主要由天线在各目标频段的回波损耗值  $S_{11}$  决定. 传统方法中使用专业软件仿真以获得天线的  $S_{11}$  值. 其过程计算复杂度较高、耗时长, 且过分依赖设计人员的专业经验, 因此无法直接嵌入到需要大量迭代运算的优化算法. 本文通过收集训练样本建立天线性能的回波估计模型, 用以替代耗时的软件仿真, 有效加速了优化过程, 提高了设计效率.

极限学习机 ELM 是一种基于单隐层前向神经网络的全新机器学习算法. 与传统方法相比, ELM 具有收敛速度快, 泛化能力好, 内部参数无需迭代微调等优点. ELM 已广泛应用于特征选择、信号处理、回归模型估计等众多领域. 在本文中, 我们使用基于核函数的 ELM 算法(Kernel ELM)用于建立天线的性能评估模型. 设已收集取得训练样本集  $\Phi = (\mathbf{g}_i, s_i), i = 1, \dots, N$ , 其中  $\mathbf{g}_i = [g_{i,1}, g_{i,2}, \dots, g_{i,D}]$  为  $D$  维天线设计的几何参数向量,  $s_i$  为  $\mathbf{g}_i$  对应的回波损耗软件仿真结果. Kernel ELM 使用一组随机特征映射  $\mathbf{h}(\mathbf{g}) = [h_1(\mathbf{g}), h_2(\mathbf{g}), \dots, h_L(\mathbf{g})]$  将输入向量映射至  $L$  维线性可分空间. 其隐含层输出矩阵为:

$$\mathbf{H} = [\mathbf{h}(\mathbf{g}_1)^T, \mathbf{h}(\mathbf{g}_2)^T, \dots, \mathbf{h}(\mathbf{g}_N)^T]^T \quad (3)$$

从而回归模型为:

$$f(\mathbf{g}) = \mathbf{h}(\mathbf{g})\mathbf{H}^T(\frac{\mathbf{I}}{C} + \mathbf{H}\mathbf{H}^T)^{-1}\mathbf{s} \quad (4)$$

其中  $f(\cdot)$  为输出函数,  $\mathbf{I}$  为  $N \times N$  的单位矩阵,  $C$  为正则化常量,  $\mathbf{s} = [s_1, s_2, \dots, s_N]^T$  为训练样本集中的回波损耗向量. 设若输入几何参数向量  $\mathbf{g}$ , 则其对应的回波损耗预测估计值为  $f(\mathbf{g})$ .

训练样本集中的数据越多, 则  $f(\mathbf{g})$  回归预测的结果也更为精确. 尽管 ELM 模型无法取得与软件仿真同等精度的天线回波损耗结果, 但其能在极短的时间内得到近似值, 从而有效提升 MA 优化时的训练速度. 此外, ELM 模型的训练过程仅需在优化前进行一次, 而 MA 优化中每次计算适应度函数值时, 回波损耗的估值过程只需少量矩阵运算即可完成. 相对于传统的“人工设计-仿真-再次人工设计”方法, ELM 模型在牺牲部分精度的基础上, 显著加快了天线回波损耗的计算过程, 使之可用于 MA 的优化迭代中, 从而极大提高了设计性能.

#### 3.2 基于 CLPSO 和 DSCG 的 MA 算法

文化基因算法 MA 是近年提出的一种高效的混合式计算智能算法框架. 通过保留全局搜索的泛化能力,

并引入局部搜索以提升收敛性能, MA 算法可在较少的迭代次数内获得更佳的优化结果, 并有效防止早熟收敛. 本文提出了一种基于 CLPSO 全局搜索以及 DSCG 局部优化的 MA 算法, 用于四频微带天线参数的优化设计. CLPSO 采用更为全面的种群学习策略, 可在复杂的高维多模优化问题中有效避免陷入局部最优, 获得更佳的搜索性能. 假设粒子  $i$  速度向量为  $\mathbf{v}_i = [v_i^1, v_i^2, \dots, v_i^D]$ , 位置向量为  $\mathbf{x}_i = [x_i^1, x_i^2, \dots, x_i^D]$ , 则 CLPSO 更新公式如下:

$$v_i^d = wv_i^d + cr_i^d(p_{\text{best}}(f_i^d)^d - x_i^d) \quad (5)$$

$$x_i^d = x_i^d + v_i^d \quad (6)$$

其中  $d \in [1, D]$  为问题空间维度,  $w$  为惯性权重,  $c$  为加速常量,  $r_i^d$  为  $[0, 1]$  上服从均匀分布的随机值,  $p_{\text{best}}(f_i^d)^d$  为  $d$  维上最优粒子的历史最优位置, 其更新公式为:

$$f_i^d = \begin{cases} i, & r_i^d > P_c \\ \min_{j \in \text{select}(p_s, 2), j \neq i} p_{\text{best}}(j), & r_i^d \leq P_c \end{cases} \quad (7)$$

其中  $P_c$  为学习概率,  $p_s$  为进化种群, 函数  $\text{select}(\cdot, 2)$  表示从给定种群中任意选取两个不同粒子. 当所有维度上的最优粒子确定后, 其他粒子根据式(5)进行更新学习, 直到到达迭代更新间隔  $m$ . CLPSO 中每个粒子在不同维度上根据各自的历史最优位置进行学习, 有效避免了早熟收敛.

表 2 基于 CLPSO 和 DSCG 的 MA 算法流程

序号	算法步骤内容
1	BEGIN
2	初始化进化种群 $p_s$ , 设迭代次数 $l = 0$ ;
3	while 未满足停止条件 do
4	for 粒子 $p_s(i)$ do
5	根据式(7)更新各维度最优粒子 $f_i^d$ ;
6	根据式(5)、(6)更新粒子速度 $v_i$ 与位置 $x_i$ ;
7	计算适应值并更新 $p_{\text{best}}(i)$ ;
8	end for
9	更新全局最优粒子 $g_{\text{best}}$ ;
10	使用 DSCG 优化 $g_{\text{best}}$ ;
11	if $g_{\text{best}}$ 适应值未改善 then
12	将当前 $g_{\text{best}}$ 粒子放入禁忌搜索集 $T$ ;
13	if $T$ 中粒子数量大于 $P$ then
14	从 $T$ 中剔除最先放入的粒子;
15	end if
16	end if
17	$l = l + 1$ ;
18	end while
19	END

DSCG 是一种基于 G-S 正交化的确定性优化算法,具有良好的局部搜索能力,被广泛应用于构造 MA 算法.在 CLPSO 全局搜索中,通过引入 DSCG 作为局部优化策略,可有效提升算法性能.在每次 CLPSO 迭代中,DSCG 针对全局最优粒子( $g_{best}$ )进行局部搜索.若适应值得不到改善,则将此粒子放入禁忌搜索集  $T$ ,并在后续局部搜索选择粒子时将其忽略.从而避免重复优化相同的局部最优点.若禁忌搜索集  $T$  中的粒子数超过预定阈值  $P$ ,则将最先放入  $T$  中的粒子剔除.通过结合 CLPSO 全局搜索与 DSCG 局部优化,提出的 MA 算法可有效解决天线设计的几何参数优化问题.MA 算法流程如表 2 所示,其中参数  $l$  为迭代次数.

### 3.3 基于 ELM 和 MA 的天线设计

通过结合基于 ELM 的性能评估回归模型与 MA 算法,提出了一种针对本文四频天线的优化设计算法 AntMA-ELM,其流程如图 2 所示.优化前,首先使用基于核函数的 ELM 算法根据训练样本集  $\Phi$  建立天线的性能评估模型.模型的建立包括两个步骤:训练样本的获得和 ELM 建模.第一步,使用 Zeland IE3D 对天线进行多次仿真以获得 ELM 建模的训练样本.仿真以 8 个参数的微调值作为输入,并以 1kHz 的步进记录天线在 0.5 ~ 6.5GHz 频段的回波损耗作为输出结果.每 8 个参数的值和对应回波损耗值向量作为一组训练样本,即  $g_i$  和  $s_i$ .350 组训练样本构成建立 ELM 回归模型的训练样本集  $\Phi$ .前期训练样本的获得只需简单按照固定步长调整参数值进行重复仿真,耗时较长,可利用仿真软件的编程接口,通过运行脚本自动控制 and 记录结果.第二步,基于训练样本集  $\Phi$  使用 ELM 进行建模.对于 350 组数据的训练样本集  $\Phi$ ,基于核函数的 ELM 算法可在 1 分钟内完成天线性能评估模型的建立.

在 MA 优化计算适应度函数时,粒子位置向量  $x_i$  首先转换为天线几何参数  $L1-L4$ 、 $W1-W4$ ,并作为四个频段 ELM 评估模型的输入,以计算回波损耗的回归估计值.算法通过式(1)、(2)获得天线的总体性能评估,并将  $\delta$  的负值作为最小值寻优算法 MA 的适应值.

## 4 实验结果及分析

评估实验中,AntMA-ELM 算法基于 Python 语言实现,电磁场仿真软件 IE3D 和 HFSS 用于对优化得到的天线进行仿真,天线培训和测量系统 Lab-Volt 8092 用于测量天线的实际性能.

### 4.1 算法优化结果

第一个实验将 MA 算法与三种具有代表性的传统 PSO 算法:PSO $w$ <sup>[14]</sup>、ISPO (Intelligent Single Particle Optimizer)<sup>[15]</sup>和 CLPSO 算法分别用于天线的优化问题,以评估 MA 算法的性能.为了保证对比的公平性,限定各算

法每次迭代时的函数计算次数 FE $s$  为  $1E+5$ ,取 10 次获得的最佳适应度函数平均值及收敛曲线作为评估结果,如图 3 所示.

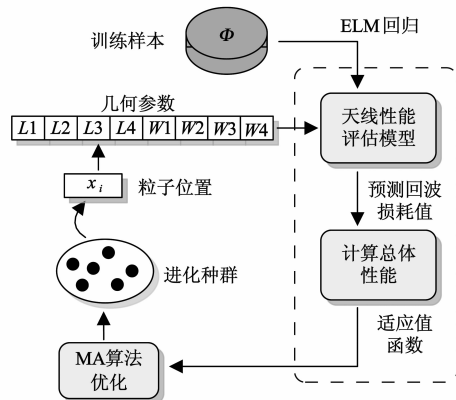


图2 基于ELM和MA的四频天线设计算法

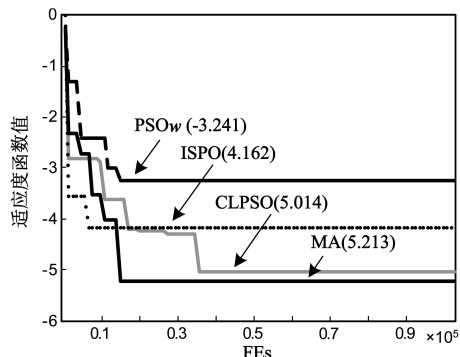


图3 各优化算法的收敛曲线

表 3 天线几何参数的优化结果(单位:mm)

参数定义	L1	L2	L3	L4
参数值	8.78	2.45	1.66	3.58
参数定义	W1	W2	W3	W4
参数值	5.52	4.35	12.5	8.65

根据图 3 结果,PSO $w$  算法和 ISPO 算法的最佳适应度函数平均值大于  $-5$ ,表示 PSO $w$  和 ISPO 算法对该天线优化问题陷于早熟收敛,无法达到优化目标.CLPSO 和 MA 算法都可以在限制计算次数内达到优化目标.相比 CLPSO,由于 DSCG 的局部搜索加速,MA 算法的收敛速度更快,能够在较少的计算次数内取得更好的适应度函数值.表 3 是 MA 针对天线几何参数的优化结果.

### 4.2 天线和 ELM 模型性能评估

图 4 中给出了天线回波损耗的仿真及测量结果.为了评估 ELM 模型对天线回波损耗的预测准确性,图中同时以 250MHz 步进标注了天线在 0.5 ~ 6.5GHz 频段的  $S_{11}$  估算值  $f(g)$ .

根据图 4 的仿真和测量结果,天线在四个目标频点

的回波损耗值均小于  $-10\text{dB}$ ,符合预期设计要求,仿真结果与测量结果具有较好的一致性.天线在  $0.92/2.4/3.5/5.8\text{GHz}$  四个频点回波损耗的实际测量结果分别为  $-12.1\text{dB}$ 、 $-10.6\text{dB}$ 、 $-12.8\text{dB}$  和  $-12.3\text{dB}$ ,稍差于 IE3D 和 HFSS 的理想化仿真结果.优化后天线的带宽,定义为天线获得  $-10\text{dB}$  阻抗匹配,电压驻波比  $\leq 2$  对应的频率范围,分别为  $8.5\text{MHz}$  ( $0.92\text{GHz}$  频段)、 $6.2\text{MHz}$  ( $2.4\text{GHz}$  频段)、 $120\text{MHz}$  ( $3.5\text{GHz}$  频段) 和  $580\text{MHz}$  ( $5.8\text{GHz}$  频段),而增益分别为  $-20.6\text{dBi}$ 、 $-3.1\text{dBi}$ 、 $0.8\text{dBi}$  和  $4.2\text{dBi}$ .

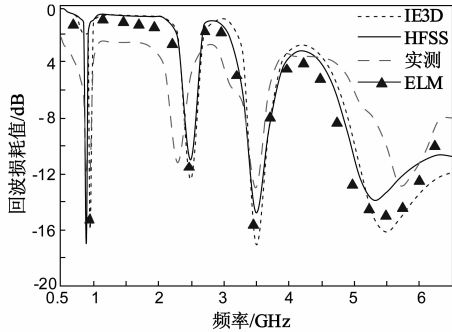


图4 天线回波损耗的仿真、实测及ELM估算结果

图4中 ELM 模型对天线回波损耗的估算值基本符合 IE3D 的仿真结果,说明针对天线设计问题,ELM 模型在样本数相对较少的情况下能够对天线的回波损耗进行比较准确的建模. IE3D 进行一次天线回波损耗的仿真需耗时约  $30\text{min}$ , HFSS 需要  $40$  分钟左右. ELM 能够在  $1\text{ms}$  内估算出天线在各频段的  $S_{11}$  值,而 MA 算法 ( $FES = 1E + 5$ ) 在两分钟内即可得天线几何参数的优化结果.对于基于优化算法的多频天线设计问题,使用 ELM 模型估算代替专业的软件仿真的主要意义在于其可以直接嵌入需要重复迭代运算的优化算法中,提高设计的性能和效率.

## 5 结论

本文提出了一种基于极限学习机 ELM 及文化基因算法 MA 的四频天线设计算法 AntMA-ELM.通过引入基于核函数的 ELM 构建天线的性能预测评估模型,并使用基于 CLPSO 和 DSCG 的 MA 用于天线几何参数的智能优化设计,算法可获得比传统“人工设计-仿真-再次人工设计”天线设计方法更高的效率和更好的性能.实验表明,ELM 回归模型能够对天线在各目标频段的回波损耗值进行正确估算,而 MA 算法能够获得比其他传统 PSO 算法更佳的寻优结果.优化所得的四频天线在各目标频段的回波损耗均小于  $-10\text{dB}$ .

致谢 国家科技重大专项“双界面 Java 金融 IC 卡芯片研发与产业化”和深圳市科技项目的支持.

## 参考文献

- [1] 叶亮华,褚庆昕.一种小型的具有良好陷波特性的超宽带缝隙天线[J].电子学报,2010,30(12):2862-2866.  
YE L H, CHU Q X. Improved notch-band slot UWB antenna with small size[J]. Acta Electronica Sinica, 2010, 30(12): 2862-2866. (in Chinese)
- [2] ROBINSON J, et al. Particle swarm optimization in electromagnetics[J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 2004, 52(2): 397-407.
- [3] ROGOVICH A, MARASINI C, et al. Design of wire antennas by using an evolved particle swarm optimization algorithm[A]. Roberto D G. International Conference on Electromagnetics in Advanced Applications[C]. Torino: COREP, 2007. 199-202.
- [4] CHUNG Y C, ZAHARIS Z D, et al. 2.4 GHz Yagi-Uda RFID tag antenna design with low back-lobe using genetic algorithm[A]. IEEE Radio and Wireless Symposium[C]. Orlando: IEEE MIT-S, 2008, 475-478.
- [5] GOUDOS S K, et al. Pareto optimal design of dual-band base station antenna arrays using multi-objective particle swarm optimization with fitness sharing[J]. IEEE Transactions on Magnetics, 2009, 45(3): 1522-1525.
- [6] JIN N, RAHMAT S Y. Hybrid real-binary particle swarm optimization (HPSO) in engineering electromagnetics[J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 2010, 58(12): 3786-3794.
- [7] HUANG G B, ZHOU H, et al. Extreme learning machine for regression and multiclass classification[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics, 2012, 42(2): 513-529.
- [8] NERI F, COTTA C, et al. Handbook of Memetic Algorithms[M]. Germany: Springer, 2011. 152-155.
- [9] LIANG J J, QIN A K, et al. Comprehensive learning particle swarm optimizer for global optimization of multimodal functions[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2006, 10(3): 281-295.
- [10] NGUYEN Q H, ONG Y S, et al. A probabilistic memetic framework[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2009, 13(3): 604-623.
- [11] XIN H, ZHANG Q L. Compact slot antenna for 2.4 GHz RFID tags[A]. Wolff I. The 3rd European Conference on Antennas and Propagation[C]. Berlin: IEEE Operations Center, 2010. 2796-2798.
- [12] WONG K L. Compact Broadband Microstrip Antennas[M]. USA: John Wiley & Sons, Inc, 2002. 251-252.
- [13] 孙竹,钟顺时,等.宽带双波段双极化共口径 SAR 天线设计[J].电子学报,2012,40(3):542-547.  
SUN Z, ZHONG S S, et al. Design of broadband dual-band dual-polarized share-aperture SAR antenna[J]. Acta Electroni-

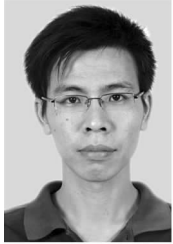
ca Sinica, 2012, 40(3): 542 - 547. (in Chinese)

- [14] SHI Y H, EBERHART R. A modified particle swarm optimizer[A]. Patrick K S. IEEE World Congress on Computational Intelligence[C]. Anchorage, AK: IEEE Service Center, 1998. 69 - 73.

- [15] 纪震, 周家锐, 等. 智能单粒子优化算法[J]. 计算机学报, 2010, 33(3): 556 - 561.

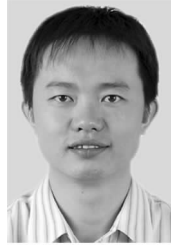
Ji Z, Zhou J R, et al. A novel intelligent single particle optimizer[J]. Chinese Journal of Computers, 2010, 33(3): 556 - 561. (in Chinese)

## 作者简介



**曾启明** 男, 1984年4月生于广东省清远市, 现为深圳大学信息工程学院信号与信息处理专业硕博连读研究生. 研究方向为数字射频通信.

E-mail: zengqm@szu.edu.cn



**李 琰** 男, 1978年生, 2007年毕业于法国巴黎第十一大学, 博士学位. 2008年进入深圳大学, 研究方向是混合信号集成电路设计.

E-mail: liyan@szu.edu.cn



**纪 震** 男, 1973年8月生于江苏省溧阳市, 1999年毕业于西安交通大学, 博士学位, 2004年晋升为教授. 主要研究方向包括智能信号处理、嵌入式系统、生物医学工程.

E-mail: jizhen@szu.edu.cn



**俞 航** 男, 1977年生于北京市, 2010年于佛罗里达大学获得博士学位, 现就职于深圳大学. 研究方向包括低功耗射频/模拟/混合集成电路设计、生物医学相关的微系统设计、通讯天线的小型化设计等.

E-mail: yuhang@szu.edu.cn