

DOI: 10.13382/j.jemi.2016.11.010

# 一种基于 Blind Kriging 模型和差分进化的 电磁结构优化算法\*

陈晓辉 郭欣欣 裴进明  
(安徽工程大学 电气工程学院 芜湖 241000)

**摘要:** 各类电磁结构日趋复杂,设计自由度不断提升.传统优化算法需要对大量的参数组合进行全波仿真试探,设计效率普遍较低.针对这一问题,提出 BK (blind Kriging) 模型和差分进化相结合的电磁结构优化算法.相比普通 Kriging 模型, BK 模型通过贝叶斯参数选择算法将影响性能的主要因子加入回归模型,提高对响应的预测精度;依据 BK 模型的预测结果从每代差分进化种群中选择最优个体执行电磁仿真.由于优化过程中大量的电磁计算转移到快速的 BK 模型,优化效率得到显著提升.通过一个圆波导多螺钉极化转换器的优化设计,表明该方法的求解质量和收敛速度优于现有算法.

**关键词:** 电磁结构;优化算法;Blind Kriging;差分进化

**中图分类号:** TN80 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.1025

## Hybrid algorithm for electromagnetic structure optimization based on Blind Kriging and differential evolution

Chen Xiaohui Guo Xinxin Pei Jinming  
(College of Electrical Engineering, Anhui Polytechnic University, Wuhu 241000, China)

**Abstract:** Various electromagnetic (EM) structures become more complex and often have increasing degrees of design freedom. Classical optimization methods require numerous simulation trials of different parameter combinations, which lead to a low design efficiency. To address this problem, a hybrid EM structure optimization algorithm combined blind Kriging (BK) model with differential evolution (DE) is proposed in this paper. Comparing with ordinary Kriging model, the prediction accuracy can be improved by adding main factors that are identified by Bayesian variable selection technique to the regression model. According to the predicted responses by BK models, the optimal individual is selected from every DE generation and reevaluated by EM simulation. Since most EM computation burden is shifted to efficient BK models, the design efficiency can be improved significantly. The proposed algorithm is validated by the optimization of a multi screw polarization converter, and it outperforms other existing algorithms in the quality of the solution and the convergence rate.

**Keywords:** electromagnetic structure; optimization method; blind Kriging; differential evolution

## 1 引言

随着无线通信技术的不断发展,为满足性能、结构、尺寸等多方面的复合需求,各类电磁结构日

趋复杂,设计自由度不断提升.目前的设计方法一般是在已有结构基础上,通过表面电流、电磁模式或阻抗分析,局部调整参数使之满足设计要求<sup>[1-4]</sup>.这种方法依赖设计者的经验,而且能够优化的变量

个数较少。

以遗传算法 (genetic algorithm, GA)、粒子群算法 (particle swarm optimization, PSO) 为代表的进化算法在优化过程中不依赖于问题的解析数学模型,适用于具有不确定性、非线性和多态问题的求解,因此在电磁结构优化中得到了广泛的应用。与梯度算法相比,一般认为进化算法的全局性较好,但收敛速度较慢,比如文献[5]运用 PSO 算法对圆形微带天线的馈电位置进行优化设计,优化目标为天线的输入阻抗,粒子数为 20,惯性因子 0.2~0.9,最大迭代次数 200 次,电磁仿真次数可达 4 000 次。尽管电磁计算的软硬件技术都在不断进步,但仍难以满足电磁结构优化的海量计算,这也推动了对经典优化算法或电磁数值算法进行改进或替代的研究<sup>[5-9]</sup>。

近年来,代理模型和进化算法相结合的机器学习方法开始应用于电磁结构的优化之中<sup>[8-14]</sup>。文献[8]使用 Kriging 模型拟合已有仿真结果,检测 Kriging 模型最优点到已有样本的距离,如果距离过近,则放弃当前优化结果,从采样算法生成的随机样本中综合其适应度和均匀性择优执行电磁仿真并加入数据库更新 Kriging 模型,这一算法加快收敛速度的同时兼顾优化的全局性,但能处理的维度较低,实例中优化变量的个数仅为 2~4 个。

针对现有算法的不足,本文提出一种 BK (blind Kriging) 模型和差分进化算法相结合的电磁结构优化算法。相比普通 Kriging 模型 (ordinary Kriging, OK), BK 模型通过贝叶斯参数选择算法将影响性能的主要因子加入回归模型,提高对响应的预测精度,同时还能够识别影响性能的主要因素,便于参数敏感性分析。BK 模型可以代替电磁仿真快速估算未知样本的电磁响应及不确定性,据此对差分进化的各代种群进行筛选,择优执行电磁仿真,并利用仿真结果更新 BK 模型。本文接下来首先介绍差分进化、BK 模型的基本原理和优化算法的流程,然后以圆波导多螺钉极化转换器为例验证算法的有效性,最后是本文的结论。

## 2 结构优化原理

### 2.1 结构优化问题

电磁结构优化的数学描述如下:

$$\begin{aligned} \mathbf{x}_{op} &\in \arg \min_x U(\mathbf{R}(\mathbf{x})) \\ \mathbf{x} &= [x_1, x_2, \dots, x_n]^T \in \mathbf{D} \\ b_j^L &\leq x_j \leq b_j^U, j = 1, 2, \dots, n \end{aligned} \quad (1)$$

式中:  $\mathbf{x}$  为  $n$  维结构参数,  $\mathbf{R}(\mathbf{x})$  为  $m$  维响应,  $U$  为适应度函数,  $\mathbf{D}$  是由结构参数上下限  $b_j^L$  和  $b_j^U$  确定的参数空间。

### 2.2 差分进化运算

差分进化算法是一种实数编码、连续域解空间的启发式随机搜索算法,具有受控参数少、鲁棒性强,收敛速度快的特点,在各类优化问题中有广泛的应用。本算法利用差分进化原理对于参数空间  $\mathbf{D}$  中的当前种群执行差分变异和交叉运算产生下一代种群。差分进化的变异运算为:

$$\mathbf{v}_i^{t+1} = \mathbf{x}_{p_1}^t + F(\mathbf{x}_{p_2}^t - \mathbf{x}_{p_3}^t), i = 1, 2, \dots, N_p$$

$$1 \leq p_1 \neq p_2 \neq p_3 \leq N_p \quad (2)$$

式中:  $\mathbf{v}_i^{t+1}$  为  $t+1$  代变异个体,  $\mathbf{x}_{p_1}^t$ ,  $\mathbf{x}_{p_2}^t$  和  $\mathbf{x}_{p_3}^t$  是从  $t$  代种群的中随机选取的 3 个个体,  $F$  为缩放比例因子,  $N_p$  为种群中个体数量。  $\mathbf{v}_i^{t+1}$  与上一代个体  $\mathbf{x}_i^t$  交叉得到  $t+1$  代子个体  $\mathbf{c}_i^{t+1}$ , 交叉公式为:

$$\mathbf{c}_i^{t+1} = [c_{i,1}^{t+1}, c_{i,2}^{t+1}, \dots, c_{i,n}^{t+1}]$$

$$c_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} v_{i,j}^{t+1}, & \text{rand}(j) \leq CR \quad \text{or} \quad j = r \\ x_{i,j}^t, & \text{其他} \end{cases}$$

$$r = \text{randn}(1, n), i = 1, 2, \dots, N_p, j = 1, 2, \dots, n \quad (3)$$

式中:  $\text{rand}$  函数产生一个 0~1 之间的随机数,当其小于交叉概率  $CR$  时,  $\mathbf{c}_i^{t+1}$  中对应参数来自变异个体  $\mathbf{v}_i^{t+1}$ , 否则该参数来自上一代个体  $\mathbf{x}_i^t$ ,  $r$  为 0~ $n$  之间的随机整数,保证  $\mathbf{c}_i^{t+1}$  中至少一个参数来自变异个体  $\mathbf{v}_i^{t+1}$ 。

### 2.3 BK 模型

差分进化算法通过比较当前个体与上一代个体的适应度来实现种群进化。由于电磁结构需要仿真软件来评价个体适应度,每代种群调用  $N_p$  次仿真,而电磁仿真运算量庞大,当种群数量或进化代数较多会显著地降低优化效率。

Kriging 模型可以根据已有的仿真结果,快速估算进化产生个体的电磁性能、适应度和估算误差,使用 Kriging 模型代替电磁仿真可以显著提升优化效率。设仿真数据库中  $L$  个样本参数  $\mathbf{X} =$

$[x_1, x_2, \dots, x_L]^T, X \in R^{L \times n}$  经电磁仿真得到响应  $Y = [y_1, y_2, \dots, y_L]^T, Y \in R^{L \times 1}$ , Kriging 模型为:

$$R_s(x) = f(x)^T \beta + z(x) \quad (4)$$

式中:  $f(x)$  是  $x$  的各分量及其高次项构成的向量,  $\beta$  是回归系数,  $f(x)^T \beta$  反映  $R(x)$  随  $x$  的整体变化趋势,  $z(x)$  是一个均值为 0, 方差为  $\sigma^2$  的随机过程。实际中,  $R(x)$  随  $x$  的变化趋势难以预知, 不同结构参数对  $R(x)$  的影响规律也不同, 使用所有  $f(x)$  参与回归模型会增大预测误差。

BK 模型改进了式(4)中的回归模型, 其插值公式为:

$$R_{BK}(x) = v(x)^T \mu_m + \psi(x)^T \Psi^{-1} (Y - V_m \mu_m) \quad (5)$$

式中: 前一项为回归模型,  $v(x)^T = (1, v_1, \dots, v_m)$ ,  $\mu_m = (\mu_0, \mu_1, \dots, \mu_m)$ , 是结构参数中对性能影响较大的  $m$  个因子及其对应的回归系数, 后一项为回归误差,  $\psi(x)^T = (\psi(x - x_1), \dots, \psi(x - x_L))$ , 为测试点  $x$  与各样本点间的关联向量, 关联函数  $\psi(\Delta x) = \prod_{j=1}^n \psi_j(\Delta x_j)$  一般选用带参数的高斯函数,  $\Psi$  为样本点间关联矩阵,  $V_m = (v(x_1), \dots, v(x_L))^T$  是  $L$  个样本点的  $m$  个因子构成的  $L \times (m+1)$  矩阵。回归系数如下:

$$\mu_m = (V_m^T \Psi^{-1} V_m)^{-1} V_m^T \Psi^{-1} Y \quad (6)$$

BK 模型的关键是确定  $v(x)$  和  $m$ , 它们由贝叶斯参数选择算法确定。

贝叶斯参数选择算法<sup>[15]</sup> 首先将各结构参数线性映射到  $[1.0, 3.0]$  区间, 采用正交多项式编码, 定义各参数的线性因子  $x_{jl}$  和二次因子  $x_{jq}$  分别为:

$$x_{jl} = \frac{\sqrt{3}}{\sqrt{2}}(x_j - 2), x_{jq} = \frac{1}{\sqrt{2}}[3(x_j - 2)^2 - 2]$$

$$j = 1, \dots, n \quad (7)$$

选取各参数的线性因子、二次因子、交叉乘积因子共  $t = 2n^2$  个候选因子  $u_i, i = 0, \dots, t$ , 它们可构成线性回归模型  $\sum_{i=0}^t \beta_i u_i, \beta_i$  的绝对值越大, 因子  $u_i$  对响应的影响也就越大。  $\beta_i$  的后验均值可按式(8)估计。

$$\beta = R U^T \Psi^{-1} (Y - V_m \mu_m) \quad (8)$$

式中:  $R$  为对角阵

$$R = \text{diag}(1, r_{1l}, r_{1q}, r_{2l}, r_{2q}, \dots, r_{(n-1)l}, r_{nq}) \quad (11)$$

$$r_{jl} = \frac{3 - 3\psi_j(2)}{3 + 4\psi_j(1) + 2\psi_j(2)} \quad (12)$$

$$r_{jq} = \frac{3 - 4\psi_j(1) + \psi_j(2)}{3 + 4\psi_j(1) + 2\psi_j(2)} \quad (13)$$

$U$  为各样本点分解为  $t$  因子后的模型矩阵。这样  $m$  从 0 开始按式(8)计算  $\beta$ , 选取最大  $\beta_i$  绝对值所对应的  $u_i$  加入式(5)的回归模型, 直到 BK 模型的交叉验证误差不再减小为止。

另外, 回归模型的方差可按式(14)估算。

$$\sigma^2 = \frac{1}{L} (Y - V_m \mu_m)^T \Psi^{-1} (Y - V_m \mu_m) \quad (14)$$

对未知点  $x$  的预测误差用均方误差  $s^2(x)$  来衡量:

$$s^2(x) = \sigma^2 [1 + w^T (V_m^T \Psi^{-1} V_m) w - \psi^T(x) \Psi^{-1} \psi(x)] \quad (15)$$

式中:

$$w = V_m^T \Psi^{-1} \psi(x) - v(x) \quad (16)$$

### 2.4 优化算法流程

优化算法的流程如图 1 所示。

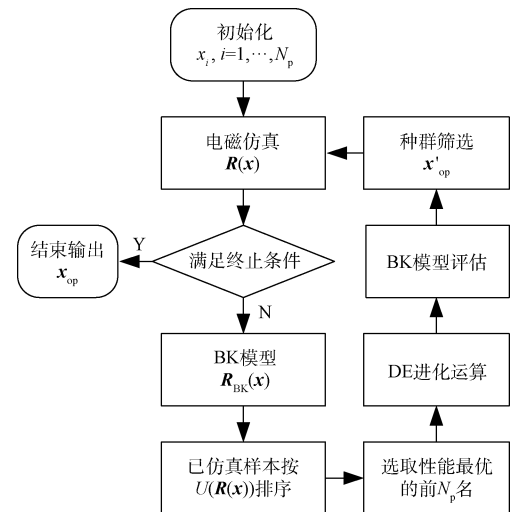


图 1 优化算法流程

Fig. 1 Flow chart of the optimization algorithm

#### 2.4.1 初始化

电磁结构中选择  $n$  个待优化参数, 根据各参数取值范围确定参数空间  $D$ , 利用均匀采样算法在  $D$  中生成  $N_p$  个初始样本, 执行仿真得到  $N_p \times m$  个电磁响应  $R(x)$ , 计算适应度, 构建初始 BK 模型  $R_{BK}(x)$ 。

#### 2.4.2 种群进化

对已仿真的样本按其适应度值  $U(R(x))$  排

序,选择最优的  $N_p$  个样本执行差分进化的变异和交叉运算得到下一代种群,使用 BK 模型快速预测下一代种群中每个个体的电磁响应和预测误差,从中筛选出最优个体  $\mathbf{x}'_{op}$ 。这里采用置信域下限(lower confidence bound, LCB)筛选方法。

$$\begin{aligned} \mathbf{R}_{LCB}(\mathbf{x}_i) &= \mathbf{R}_{BK}(\mathbf{x}_i) - \omega \mathbf{s}(\mathbf{x}_i) \\ \mathbf{x}'_{op} &= \operatorname{argmin} U(\mathbf{R}_{LCB}(\mathbf{x}_i)) \\ i &= 1, \dots, N_p, \omega \in [0, 2] \end{aligned} \quad (17)$$

式中:参数  $\omega$  用来平衡搜索广度与深度,  $\omega$  越大,越倾向于选择不确定性较大的个体,提高搜索广度;  $\omega$  越小,越倾向于选择响应值较好的个体,加快收敛速度,但也容易使优化陷入局部最优。

## 3 优化实例

### 3.1 圆波导多螺钉极化转换器

圆波导多螺钉极化转换器的结构如图 2 所示,端口 1 输入线极化 TE<sub>11</sub> 模,其电场与螺钉平面呈 45° 角,这个线极化电场可等分为与螺钉平面相垂直和平行的两个分量  $E_u$  和  $E_v$ 。由于螺钉的慢波结构,使  $E_v$  分量产生附加 90° 的相位滞后,于是在端口 2 可以输出圆极化波。

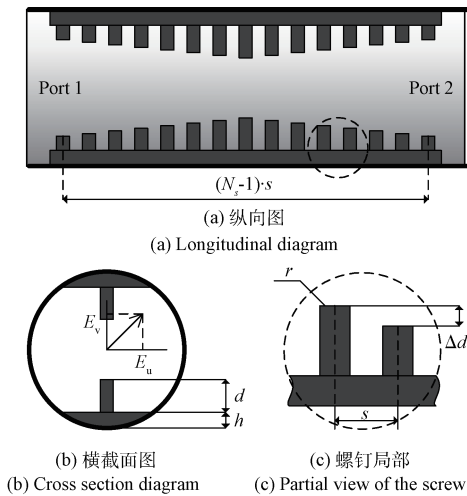


图 2 圆波导多螺钉极化转换器

Fig. 2 Multi screw polarization converter for circular waveguide

### 3.2 设计要求

该圆极化器的工作频段为 28.1 ~ 29.8 GHz,波导内径 5.5 mm,6 个待优化变量分别为单侧螺

钉数量  $N_s$ , 中心螺钉高度  $d$ , 相邻螺钉缩减量  $\Delta d$ , 螺钉间距  $s$ , 螺钉半径  $r$ , 螺钉底部脊板厚度  $h$ , 结构参数  $\mathbf{x} = (N_s, d, \Delta d, s, r, h)$ 。这些变量的取值范围如表 1 所示。设计要求为工作频段内两个正交方向上的回波损耗  $S_{11} \leq -15$  dB, 波导轴线上轴比  $\leq 5$  dB。

表 1 优化变量取值范围

Table 1 Range of the optimization parameters

变量	最小值	最大值
$N_s$	12 个	18 个
$d$	1.5 mm	2.4 mm
$\Delta d$	0 mm	0.1 mm
$s$	1.5 mm	3 mm
$r$	0.3 mm	0.6 mm
$h$	0.3 mm	0.6 mm

### 3.3 优化设计过程

确定一组结构参数  $\mathbf{x}$  后,利用 Ansoft HFSS 进行电磁分析,需要计算的电磁响应包括端口 1 上两个正交电场的回波损耗  $S_{11u}$  和  $S_{11v}$ , 端口 2 中心处两个正交电场的幅值  $E_{mu}$  和  $E_{mv}$  以及两者的相位差  $\varphi$ , 即:

$$\mathbf{R}(\mathbf{x}) = [S_{11u}, S_{11v}, E_{mu}, E_{mv}, \varphi] \quad (18)$$

根据极化原理,波导中心处的轴比可按式(19)计算。

$$\begin{aligned} AR &= 20 \lg \frac{E_{\max}}{E_{\min}} \\ E_{\max} &= |A + B|, E_{\min} = |A - B| \\ A &= \sqrt{E_{um}^2 + E_{vm}^2 + 2E_{um}E_{vm}\sin\varphi} \\ B &= \sqrt{E_{um}^2 + E_{vm}^2 - 2E_{um}E_{vm}\sin\varphi} \end{aligned} \quad (19)$$

适应度函数为:

$$U(\mathbf{R}(\mathbf{x})) = \max(S_{11u} + 16, S_{11v} + 16, AR) \quad (20)$$

利用均匀采样算法在表 1 确定的参数空间  $\mathbf{D}$  中产生 27 个初始样本,执行仿真,构建初始 BK 模型,对  $S_{11v}$  和  $\varphi$  的 BK 模型的参数选择过程如图 3 所示,相比普通 Kriging 模型 ( $m=0$ ),BK 模型的交叉验证误差分别下降了 15.1% 和 10.6%。式(20)为  $S_{11v}$  的插值公式,对其影响较大的变量包括螺钉数量  $N_s(x_1)$  和螺钉间距  $s(x_4)$ ; 式(21)为  $\varphi$  的插

值公式,对其影响较大的变量包括螺钉数量  $N_s(x_1)$ 、中心螺钉高度  $d(x_2)$  和相邻螺钉缩减量  $\Delta d(x_3)$ 。

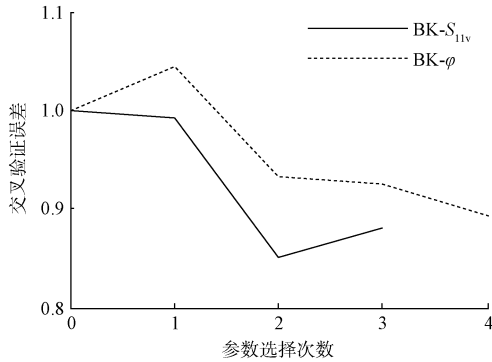


图 3 BK 模型的参数选择过程

Fig. 3 Parameter selection process of BK model

$$S_{11v}(x) = -15.7 + 1.9x_{1q}x_{4q} + 3.3x_{11}x_{41} + \psi(x)^T \Psi^{-1}(Y - V_2\mu_2) \quad (21)$$

$$\varphi(x) = 167.2 + 37.3x_{11}x_{2q} + 29.5x_{11}x_{21} - 86.0x_{21}x_{31} + 44.0x_{2q} + \psi(x)^T \Psi^{-1}(Y - V_4\mu_4) \quad (22)$$

利用所提出算法对此结构进行优化,差分进化缩放比例因子  $F=0.85$ ,交叉概率  $CR=0.95$ ,种群数量  $N_p=27$ ,筛选控制参数  $\omega=1$ ,最大进化代数 500。得到最优结构参数  $x_{op}=(15, 1.76, 0.09, 2.61, 0.44, 0.45)$ ,其适应度函数值为 2.02 dB。最优结果的  $S_{11}$  曲线如图 4 所示,由于  $E_v$  方向螺钉平面的存在,使得该方向上的  $S_{11}$  略高于  $E_u$  方向,但在工作频段内两者均小于 -15 dB,达到了设计要求;另外端口 2 上的轴比曲线如图 5 所示,在工作频段内轴比小于 2.02 dB,也满足设计要求,当激

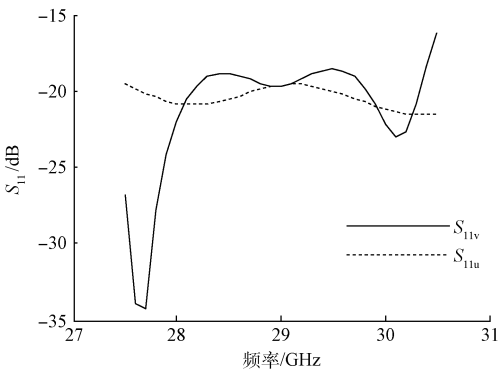


图 4 优化结果的  $S_{11}$  曲线

Fig. 4 The optimal  $S_{11}$  curves

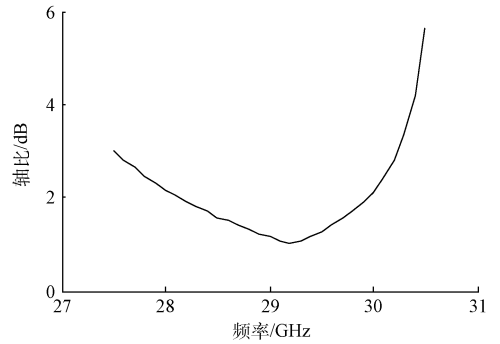


图 5 端口 2 的轴比曲线

Fig. 5 The axial ratio curve on port 2

励相位为  $0^\circ$  和  $90^\circ$  时端口 2 的场强图如图 6 所示,可以看出端口 2 能够实现比较理想的圆极化波。

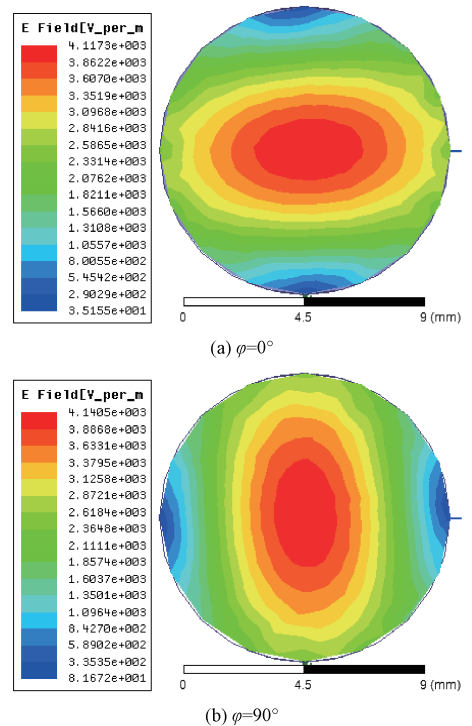


图 6 端口 2 的场强图

Fig. 6 The magnitude of electric field on port 2

最后,为了验证算法有效性,使用基于电磁模型的 GA 算法和基于 OK 模型的排序算法<sup>[8]</sup>的对该极化变换器进行优化。两种算法使用式(19)定义的适应度函数,终止条件为最大仿真次数 500 次,收敛曲线如图 7 虚线和点划线所示,优化结束后适应度函数值分别为 6.84 和 4.08 dB。本文算法的收敛曲线如图 7 中实线所示,相比 GA 和 OK 算法,本算法最优解的适应度函数值分别下降了

70.5% 和 50.5%，而且收敛速度明显优于参照算法。

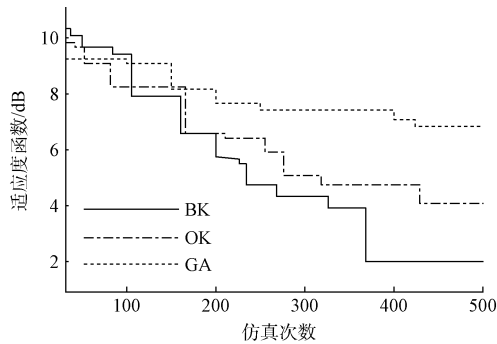


图 7 优化过程的收敛曲线

Fig. 7 Convergence curve of the optimization process

## 4 结 论

本文运用 BK 模型和差分进化算法处理电磁结构优化问题,相比基于电磁模型的优化算法能够加快收敛速度,提高求解质量,同时根据 BK 模型的插值公式还可实现参数的敏感性分析。另外,实验过程中还发现差分进化和 BK 模型的控制参数对收敛速度存在不同程度的影响,设置能反映优化进程的状态参数并实现参数的自适应调节将是后续的主要研究内容。

## 参考文献

- [1] 宋祖勋, 毋宝玉, 张朋. 一种应用于近场测试系统的小型化超宽带 Vivaldi 天线设计[J]. 国外电子测量技术, 2014, 33(6): 99-102.  
SONG Z X, WU B Y, ZHANG P. Applied to the near-field test system miniaturization ultra-wideband Vivaldi antenna design [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2014, 33(6): 99-102.
- [2] 严冬, 汪朋, 李帅永, 等. 2.45 GHz 印刷倒 F 天线的研究与实现[J]. 仪器仪表学报, 2015, 36(10): 2372-2380.  
YAN D, WANG P, LI SH Y, et al. Research and realization of 2.45 GHz printed inverted-fantenna [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2015, 36(10): 2372-2380.
- [3] 李娜, 冷文, 王安国, 等. 一种双频段方向图可重构的方形天线的设计[J]. 电子测量技术, 2016, 39(1): 1-4.  
LI N, LENG W, WANG AN G, et al. Design of a

novel square-shaped antenna with dual-band and pattern reconfigurable characteristics [J]. Electronic Measurement Technology, 2016, 39(1): 1-4.

- [4] 张东, 姜岩峰, 生晓坤. RFID 中天线的优化设计[J]. 电子测量与仪器学报, 2011, 25(7): 626-629.  
ZHANG D, JIANG Y F, SHENG X K. Optimization design of antenna in the radio frequency identification [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2011, 25(7): 626-629.
- [5] IVAN V, NIKSA B. Optimization of feed position of circular microstrip antenna using PSO [C]. 8th European Conference on Antennas and Propagation, 2014: 2170-2172.
- [6] 李哲. 基于代理模型和 DE 算法的天线优化设计[J]. 舰船电子对抗, 2015, 38(2): 88-92.  
LI ZH. Antenna optimization design based on surrogate model and DE algorithm [J]. Shipboard Electronic Counter Measure, 2015, 38(2): 88-92.
- [7] 裴进明, 陈晓辉. 多精度仿真方法及其在天线优化设计中的应用[J]. 电波科学学报, 2013, 28(6): 1173-1177.  
PEI J M, CHEN X H. Multi-fidelity EM-simulation method and its application in antenna design and optimization [J]. Chinese Journal of Radio Science, 2013, 28(6): 1173-1177.
- [8] 陈晓辉, 裴进明, 郭欣欣, 等. 一种基于多维均匀采样与 Kriging 模型的天线快速优化方法[J]. 电子与信息学报, 2014, 36(12): 3021-3026.  
CHEN X H, PEI J M, GUO X X, et al. An efficient antenna optimization method based on Kriging and multidimensional uniform sampling [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2014, 36(12): 3021-3026.
- [9] LIU B, ALIAKBARIAN H, MA ZH K, et al. An efficient method for antenna design optimization based on evolutionary computation and machine learning techniques [J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 2014, 62(1): 7-18.
- [10] KOZIEL S, OGURTSOV S, ZIENIUTYCZ W, et al. Design of a planar UWB dipole antenna with an integrated balun using surrogate-based optimization [J]. IEEE Antennas and Wireless Propagation Letters, 2015, 14(2): 366-369.
- [11] KOZIEL S, OGURTSOV S. Simulation-based design of microstrip linear antenna arrays using fast radiation response surrogates [J]. IEEE Antennas and Wireless

Propagation Letters, 2015, 14(3): 759 - 762.

- [12] GOUDOS S K, SIAKAVARA K, SAMARAS T, et al. Self-adaptive differential evolution applied to real-valued antenna and microwave design problems [J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 2011, 59(4): 1286-1297.
- [13] BAYRAKTAR Z, KOMURCU M, BOSSARD J A, et al. The wind driven optimization technique and its application in electromagnetics [J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 2013, 61 ( 5 ): 2745-2757.
- [14] LIU B, KOZIEL S, ZHANG Q. A multi-fidelity surrogate-model-assisted evolutionary algorithm for computationally expensive optimization problems [J]. Journal of Computational Science, 2016, 12 ( 1 ): 28-37.
- [15] JOSEPH V R, HUNG Y, SUDJIANTO A. Blind kriging: A new method for developing metamodels [J]. Journal of Mechanical Design, 2008, 130(3): 1-26.

## 作者简介

陈晓辉, 1981 年出生, 2006 年于河南理工大学获得硕士学位, 现为安徽工程大学讲师, 主要研究方向为智能算

法在电磁结构设计中的应用。

E-mail: cxhik@126.com

**Chen Xiaohui** was born in 1981. He received M. Sc. from Henan Polytechnic University in 2006. He is a lecturer in Anhui Polytechnic University now. His main research direction is the application of intelligence algorithms in electromagnetics structure design.

郭欣欣, 1980 年出生, 2008 年于河南理工大学获得硕士学位, 现为安徽工程大学讲师, 主要研究方向为电磁数值计算。

E-mail: guo2xin@126.com

**Guo Xinxin** was born in 1980. She received M. Sc. from Henan Polytechnic University in 2008. She is a lecturer in Anhui Polytechnic University now. Her main research direction is numerical analysis for electromagnetics.

裴进明, 1964 年出生, 2005 年于华东师范大学获得博士学位, 现为安徽工程大学副教授, 主要研究方向为天线与射频电路设计。

E-mail: 26929934@qq.com

**Pei Jinming** was born in 1964. He received Ph. D. from East China Normal University in 2005. He is an associate professor in Anhui Polytechnic University now. His main research directions include antenna and RF circuit design.