

一种新混合粒子群算法及其在阵列天线方向图综合中的应用

姚旭,曹祥玉,陈沫

(空军工程大学 电讯工程学院 微波与天线实验室 陕西 西安 710077)

摘要:针对传统粒子群算法(PSO)中存在的易陷入局部最优解和后期收敛速度慢的问题,首次提出一种新混合粒子群算法(NHPSO),采用杂交粒子群算法和固定惯性权重策略,并把简化的二次插值法融入杂交粒子群算法中。实验证明新算法大大提高了收敛速度,改善了解的质量。对阵列天线特殊主瓣形式的波束赋形和旁瓣电平优化结果取得了非常好的效果,计算机仿真证实该新算法应用于此类问题非常有效。

关键词:粒子群算法;混合粒子群算法;二次插值法;阵列天线;波瓣赋形

中图分类号:TN82

文献标识码:B

文章编号:1004-373X(2008)08-084-04

A New Hybrid Particle Swarm Optimization Algorithm and Application in Antenna Array Pattern Synthesis

YAO Xu, CAO Xiangyu, CHEN Mo

(Laboratory of Microwave and Antennas Technology, Telecommunication College, Air Force Engineering University, Xi'an, 710077, China)

Abstract: A hybrid Particle Swarm Optimization(PSO) algorithm is proposed with fixed inertia weight in the hybrid particle swarm optimization algorithm, and a simplified quadratic interpolation method is integrated into this algorithm, aiming at overcoming easily trapping in the local extreme points and slow evolving speed of convergence. The experiment shows that this new algorithm improved the global search ability and the quality of optima. The results of both mainlobe shaping and sidelobe levels are very effective. The simulation results prove that the proposed hybrid new algorithm is efficient in this kind of problems.

Keywords: particle swarm optimization algorithm; hybrid particle swarm optimization algorithm; quadratic interpolation method; array antennas; shaped beam

在雷达、无线通信等众多领域中,常要求阵列天线具有确定的主瓣宽度、特殊形状的主瓣形状(如余割波束、余割平方波束、扇形波束等)和低的副瓣电平。由于优化中的目标函数或约束条件表现为高维、多极值点、非线性、非凸和不可微等特性,阵列天线波束综合是一个十分困难的非线性优化问题。虽然已有许多经典的优化方法如切比雪夫,泰勒,伍德福德等,但是这些方法都是针对某一类特定的问题而提出的,并且对于一些有约束条件的综合,经典方法就很难实施;而基于梯度寻优技术的传统数值优化方法,如:梯度法、牛顿法、拟牛顿法、共轭梯度法、DFP法、信赖域法、Rosenbrock法和Powell法等,必须选择良好的初始设计以保证迭代过程的成功实现,对目标函数的连续性、可微分性有特殊要求等。因此,近年来人们通过研究和模拟自然界生物群体自适应的优化现象,建立了基

于随机搜索的启发式优化技术,例如人工神经网络、禁忌搜索、模拟退火、进化算法、遗传算法(GA)、蚁群算法(CA)、粒子群算法(PSO)及其混合优化策略等,这些现代的优化方法在解决用确定性方法无法解决的问题时表现出强大的潜能,这些算法以其算法概念清晰、程序简单等特点,很适合于解决此类复杂的非线性优化问题,并且对优化对象的性态无要求。

粒子群算法(PSO)是一种自适应全局优化启发式算法,其源于对鸟群和鱼群群体运动行为的研究,20世纪90年代中期,Eberhart博士和Kennedy博士受到人工生命的研究所的启发,提出一种新的群集智能计算技术^[1-3]相比传统中常用的遗传算法,粒子群算法具有算法简单、容易实现、搜索速度快、所含参数较少的特点,近年来受到学术界的广泛重视。基本PSO算法和其他的进化算法一样有着收敛过快、早熟收敛、搜索范围不大、容易收敛到局部极值等问题。因此,人们先后出现了多种PSO算法的改进算法^[4-9],包括杂交粒子群算法(HPSO)、并行粒子群算法(CONPSO)、自适应粒子群算法(APSO)、微粒子群算法以及实数编码粒子群算法等,提高了PSO算法

收稿日期:2007-10-29

基金项目:国家自然科学基金(60671001);陕西省自然科学基础研究计划(2005F21);西安市工业攻关项目(GG06020)

的收敛精度和搜索成功率。

目前国内对阵列天线方向图的综合,大多数集中在对旁瓣电平以及零陷的有效控制上,但对主瓣区进行优化控制的却比较少,虽然文献[5]中给出了一些主瓣控制方法,但是收敛速度较慢且不符合工程上的研究需要。因此,本文把简化的二次插值法作为一个局部搜索算子,融入到原有的杂交粒子群算法(HPSO)中,构成适于求解主瓣赋形优化的混合粒子群算法。该混合算法可以较好解决粒子群算法早熟收敛、搜索范围不大、容易收敛到局部极值等问题。从优化综合后得到的结果来看,计算天线的远场方向图都与理想方向图主瓣非常逼近,同时副瓣很低。

1 基本粒子群算法

粒子群算法是基于群体智慧的演化算法。鸟类、蜜蜂等生物在寻找食物的过程中,一方面是依靠自身的探求,另一方面则是依靠伙伴之间相互的经验交流,从而能快速准确的找到在整个区域中最好的食物源。PSO 算法正是以上述生物现象作为模型,而提出的一种进化优化算法。他是由 N 个粒子组成的群体在 D 维空间搜索最优解的过程。在搜索时参考自身历史最优位置和群体历史最优位置进行迭代。每个粒子在每次迭代中有位置和速度 2 个 D 维向量,即:

$$X_i = (x_{i_1}, x_{i_2}, \dots, x_{i_d}), V_i = (v_{i_1}, v_{i_2}, \dots, v_{i_d}) \\ 1 \leq i \leq N; 1 \leq d \leq D$$

基本 PSO 算法的迭代公式如下:

$$v_{i_d}^{k+1} = \omega \cdot v_{i_d}^k + c_1 \cdot \text{rand}_1 \cdot (pbest_{i_d}^k - x_{i_d}^k) + c_2 \cdot \text{rand}_2 \cdot (gbest_{i_d}^k - x_{i_d}^k) \\ x_{i_d}^{k+1} = x_{i_d}^k + v_{i_d}^{k+1} \quad (2)$$

其中 ω 为惯性权重,在最初的迭代公式中并不存在,后来发现^[3]加上这项优化效果明显。 c_1 和 c_2 为学习因子,又称为加速因子。 $v_{i_d}^k$ 是前运动速度向量, $x_{i_d}^k$ 是第 i 个粒子的位置向量。 $pbest_{i_d}$ 是第 i 个粒子自身历史的最优位置向量, $gbest_{i_d}$ 是群体的最优位置向量。 rand_1 和 rand_2 是 $(0,1)$ 之间的随机数。式(1),(2)中的上标 k 表示是第 k 次的迭代;下标 d 表示向量的第 d 维。在求解优化问题时,首先随机初始化一个种群,即一组随机解,赋予他们随机的位置和初速度。粒子在整个搜索空间飞行进行搜索,通过向自身最优和群体最优的不断学习,调整飞行速度,搜寻整个空间的最优解。每次飞行后都会更新个体最优值和群体最优值。当寻找到最优解或达到最大迭代次数,算法终止。这时的群体最优值即为求解得到的最优解。

基本 PSO 往往会收敛于局部极值,通常表现为粒子聚集度越来越高,全局最优粒子长时间维持不变。这些可以作为判断 PSO 停滞不前的标志。在这个时候,需要某种方法来跳出局部极值,维持种群的活性,充分地搜索整个空间。

2 杂交粒子群算法模型

杂交粒子群模型(HPSO)是将基本的粒子群算法(PSO)和选择机制相结合而得到的。该模型由 Angeline 于 1998 年提出。在 Angeline 的 HPSO 模型中,将每次迭代产生的新的粒子群根据适应函数进行选择,用适应度较高的一半粒子的位置和速度矢量取代适应度较低的一半粒子的相应矢量,而保持后者个体极值不变。这样的 PSO 模型在提高收敛速度的同时保证了一定的全局搜索能力,在大多数的 Benchmark 函数的优化上取得较原始 PSO 模型更好的优化结果。Løvbjerg, Rasmussen 和 Krink 于 2000 年提出将进化算法(遗传算法)中的交叉操作也引入 PSO 的 HPSO 模型。交叉机制首先以一定的交叉概率从所有粒子中选择待交叉的粒子,然后两两随机组合进行交叉操作产生后代粒子。后代粒子的位置和速度矢量如下所示:

$$\text{child}_1(\vec{x}) = \vec{p} \cdot \text{parent}_1(\vec{x}) + (1.0 - \vec{p}) \cdot \text{parent}_2(\vec{x}) \quad (3)$$

$$\text{child}_2(\vec{x}) = \vec{p} \cdot \text{parent}_2(\vec{x}) + (1.0 - \vec{p}) \cdot \text{parent}_1(\vec{x}) \quad (4)$$

其中 \vec{x} 是 D 维的位置向量;而 $\text{child}_1(\vec{x})$ 和 $\text{child}_2(\vec{x})$,
 $k = 1, 2$, 分别指明是孩子粒子还是父母粒子的位置; \vec{p} 是 D 维均匀分布的随机数向量, \vec{p} 的每个分量都在 $[0,1]$ 取值。

$$\text{child}_1(\vec{v}) = \frac{\text{parent}_1(\vec{v}) + \text{parent}_2(\vec{v})}{|\text{parent}_1(\vec{v}) + \text{parent}_2(\vec{v})|} \cdot |\text{parent}_1(\vec{v})| \\ \text{child}_2(\vec{v}) = \frac{\text{parent}_1(\vec{v}) + \text{parent}_2(\vec{v})}{|\text{parent}_1(\vec{v}) + \text{parent}_2(\vec{v})|} \cdot |\text{parent}_2(\vec{v})| \quad (5)$$

$$\text{child}_1(\vec{v}) = \frac{\text{parent}_1(\vec{v}) + \text{parent}_2(\vec{v})}{|\text{parent}_1(\vec{v}) + \text{parent}_2(\vec{v})|} \cdot |\text{parent}_1(\vec{v})| \\ \text{child}_2(\vec{v}) = \frac{\text{parent}_1(\vec{v}) + \text{parent}_2(\vec{v})}{|\text{parent}_1(\vec{v}) + \text{parent}_2(\vec{v})|} \cdot |\text{parent}_2(\vec{v})| \quad (6)$$

交叉型 PSO 与传统的 PSO 的唯一区别在于粒子群在进行速度和位置的更新后还要进行上述的交叉操作,并用产生的后代粒子取代双亲粒子。交叉操作使后代粒子继承了双亲粒子的优点,在理论上加强了对粒子间区域的搜索能力。例如两个双亲粒子均处于不同的局部最优区域,那么两者交叉产生的后代粒子往往能够摆脱局部最优,而获得改进的搜索结果。实验证明,与传统的 PSO 及传统的遗传算法比较,交叉型 PSO 搜索速度快,收敛精度高。目前,利用进化操作改进传统 PSO 算法的探索仍在继续。

3 二次插值法

三点二次插值法是一种简单有效的线搜索方法,他不需目标函数的导数信息,适用范围广,而且计算量小,适合作为启发式的搜索算子。三点二次插值法在文献[7]中用来进行全局搜索,本文将其作为局部搜索算子,插入到上

述杂交粒子群模型中,提高算法的搜索能力,减少计算量,从而使遗传算法跳出局部最优解,快速向全局最优解靠近。

设 $x^a = (x_1^a, x_2^a, \dots, x_n^a)^T$, $x^b = (x_1^b, x_2^b, \dots, x_n^b)^T$, $x^c = (x_1^c, x_2^c, \dots, x_n^c)^T$, 计算这 3 点的适应度值 $f_a = \text{fit}(x^a)$, $f_b = \text{fit}(x^b)$, $f_c = \text{fit}(x^c)$ 。假设 $f_a > f_b$ 且 $f_c > f_b$, 则由下式得到的近似极小值点 $\bar{x} = (\bar{x}_1, \bar{x}_2, \dots, \bar{x}_n)^T$ 为:

$$\bar{x}_i = \frac{1}{2} \left\{ \begin{array}{l} \frac{\alpha}{\beta} \\ \end{array} \right\}, i = 1, 2, \dots, n \quad (7)$$

其中:

$$\alpha = [(x_i^b)^2 - (x_i^c)^2] \cdot f_a + [(x_i^c)^2 - (x_i^a)^2] \cdot f_b + [(x_i^a)^2 - (x_i^b)^2] \cdot f_c;$$

$$\beta = (x_i^b - x_i^c) \cdot f_a + (x_i^c - x_i^a) \cdot f_b + (x_i^a - x_i^b) \cdot f_c.$$

每一代中 3 点 x^a, x^b, x^c 的选择如下:

在当前种群最优位置向量 gbest_i , 把适应度从小到大排列, 取 x^b, x^a, x^c 依次为前 3 个最好个体, 即 $f_b \leq f_a \leq f_c$ 。若对某些 $i \in \{1, 2, \dots, n\}$, $(x_i^b - x_i^c) \cdot f_a + (x_i^c - x_i^a) \cdot f_b + (x_i^a - x_i^b) \cdot f_c < \epsilon_2$ ($\epsilon_2 = 10^{-6}$), 则令 $\bar{x} = x^b$, $\text{fit}(\bar{x}) = f_b$; 否则, 由式(7)计算出 \bar{x} , 并计算适应度 $\text{fit}(\bar{x})$ 。若 $\text{fit}(\bar{x}) \leq f_b$, 则将当前种群中的 gbest_i 用 \bar{x} 替换。

4 混合粒子群算法

杂交粒子群算法具有一定的全局搜索功能,再利用二次插值的局部搜索特点,将两者有机地结合,来提高算法的收敛效率和全局寻优能力。下面给出混合粒子群算法的详细步骤:

(1) 初始化一群粒子,其中包括粒子起始位置和速度;粒子速度限定在 $[-v_{\max}, v_{\max}]$ 位置限定在 $[-x_{\max}, x_{\max}]$;

(2) 计算每个粒子的适应度值;

(3) 对每个粒子,将其适应度值与其经历过的最好位置 pbest 做比较,如果好于后者,则将此时的适应度值作为当前的最好位置 pbest ;

(4) 局部搜索—简化的二次插值法。

① 在当前的粒子种群个体中,将其所经历过的最好位置 pbest 把适应度从小到大排列,取 x^b, x^a, x^c 依次为前 3 个最好个体,即 $f_b \leq f_a \leq f_c$ 。

② 若对某些 $i \in \{1, 2, \dots, n\}$, $(x_i^b - x_i^c) \cdot f_a + (x_i^c - x_i^a) \cdot f_b + (x_i^a - x_i^b) \cdot f_c < \epsilon_2$ ($\epsilon_2 = 10^{-6}$), 则令 $\bar{x} = x^b$, $\text{fit}(\bar{x}) = f_b$; 否则,由式(7)计算出 \bar{x} ,并计算适应度 $\text{fit}(\bar{x})$ 。

③ 若 $\text{fit}(\bar{x}) \leq f_b$, 则将当前种群中的 gbest_i 用 \bar{x} 替换,否则 gbest_i 用 f_b 来代替。

(5) 对每个粒子,将其适应度值与全局所经历的最好位置 gbest 做比较,如果好于后者,则重新记录 gbest 的大小。

(6) 先根据式(1)更新粒子的速度,然后根据式(2)更

新粒子位置。

(7) 按照式(3)~(6)将粒子速度和位置引入交叉操作。

(8) 如果满足结束条件(通常为产生足够好的适应度值或达到一个预设最大代数 G_{\max}),程序终止,否则跳转到第(2)步。

5 阵列天线方向图综合

5.1 适应度函数的设计

对于由 n 个理想点源组成的离散直线阵,以阵列的第一个单元为参考点,在不考虑单元之间耦合的条件下,认为单元辐射 $f_i(\theta) = 1$,只需优化阵因子即可, N 单元阵列天线的远场阵因子可表示为:

$$S(\theta) = \sum_{n=0}^{N-1} I_n \cdot e^{jkd \sin \theta + \alpha_n} \quad (8)$$

式(8)中, $I_n \alpha_n, n = 0, 1, \dots, N-1$ 为各单元的馈电幅度和相位,为需要确定的量; $k = \frac{2\pi}{\lambda}$ 为波数, λ 为工作波长; d 为单元间距; θ 为空间辐射角,设其最大值为 S_{\max} ,则归一化阵因子方向函数为: $\bar{S}(\theta) = S(\theta) / S_{\max}$ 。对给定的阵因子 $|\bar{S}(\theta)|$ 进行取样,取样点为 $\theta_i, i = 0, 1, 2, \dots, M$, 即 $0 \leq \theta_0, \theta_1, \theta_2, \dots, \theta_M \leq 180$ 。对于这种方向图形式比较复杂的情况,在适应度函数的设计中引入权值系数,其目的在于避免某个参数变化范围过大而淹没其他参数对目标函数的贡献,建立适应度函数:

$$F(I_0, I_1, I_2, \dots, I_{N-1}; \alpha_0, \alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_{N-1}) = \sum_{i=0}^{M-1} \omega_i \cdot [|\bar{S}(\theta_i)| - |G(\theta_i)|]^2 \quad (9)$$

式(9)中 $G(\theta)$ 为目标函数(赋形波束); ω_i 是权值系数,对于一些不对称的复杂形式,改变权值 ω_i 可以得到更好的优化效果。用优化算法综合方向图的目的就是根据波束形状要求来求解阵列天线的激励幅值、相位,使得:

$$\min F(I_0, I_1, I_2, \dots, I_{N-1}; \alpha_0, \alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_{N-1}) \quad (10)$$

5.2 仿真结果及分析

实例 1 设计要求: 主瓣为 40° 余割平方波束, 单元电流动态范围 $(0 \leq I_n \leq 1; -\pi \leq \alpha_n \leq \pi; n = 0, 1, \dots, 15)$, 仿真采用 16 元直线阵, 阵元间距为 $\lambda/2$, 波束最大角度为 0° , 副瓣电平低于 -20 dB。混合粒子群优化的参数设置: 采用固定的惯性权重 $\omega = 0.5$, 粒子数 80, 最大迭代次数 100, 速度上限 $v_{\max} = 0.4$, 取样点数 $M = 180$, 设置权系数数(主瓣为 5.0, 副瓣取 1.0)。图 1 和图 2 分别是用混合粒子群算法优化设计出的余割平方波束和粒子平均适应度函数的迭代曲线。图 1 中实线是本文计算的方向图,虚线是目标方向图,优化过程中主瓣最大波动为 0.012 dB,基本上实现了完全的拟合,且余割宽度较宽。各项参数均优于文献[10]中的效果,阵元的激励与相位分布如表 1 所示。

实例2 设计要求:窄主瓣低副瓣波束,单元电流密度范围($0 \leq I_n \leq 1$; $-\pi \leq \alpha_n \leq \pi$; $n = 0, 1, \dots, 29$),仿真采用30元直线阵,阵元间距为 $\lambda/2$,波束主瓣宽度小于 10° ,副瓣电平低于 -35 dB。混合粒子群优化的参数设置:采用固定的惯性权重 $\omega = 0.5$,粒子数80,最大迭代次数200,速度上限 $v_{\max} = 0.4$,取样点数 $M = 180$,设置权系数(主瓣为1.0,副瓣取4.0)。

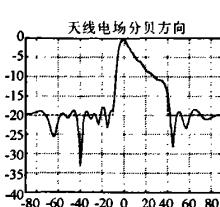


图1 混合PSO优化得到的余割平方波束

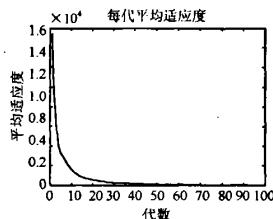


图2 粒子平均适应度函数的迭代曲线

表1 用混合PSO算法综合16单元余割平方波束的阵列方向图激励幅度(归一化)与相位

单元	1	2	3	4	5	6	7	8
激励幅度	0.33	0.30	0.19	0.25	0.77	0.70	0.37	0.35
相位(弧度)	-0.5	0.40	-0.1	1.39	1.85	0.92	0.15	2.93
单元	9	10	11	12	13	14	15	16
激励幅度	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	0.63	0.35	0.44
相位(弧度)	2.32	2.06	1.92	1.62	1.57	0.99	1.11	0.89

图3和图4分别是用混合粒子群算法优化窄主瓣低副瓣波束和粒子平均适应度函数的迭代曲线。图3中实线是本文计算的方向图,虚线是目标方向图。

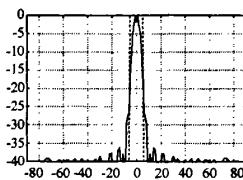


图3 混合PSO优化得到的波束

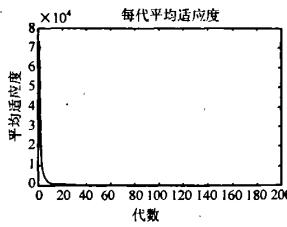


图4 粒子平均适应度函数的迭代曲线

6 结语

提出把简化的二次插值法作为一个局部搜索算子,插入到杂交粒子群算法中,构成一个新的混合粒子群算法,针对具体的优化对象选择合适的参数组合,有效克服了粒子群算法迭代后期陷入局部收敛的可能。文中运用这种改进的粒子群算法针对阵列天线的主瓣进行优化赋形,取得了良好的效果,是其他算法无法取代的,随着优化方法的不断发展,粒子群算法必将电磁优化问题中的显示出巨大的潜力。

参 考 文 献

- [1] Kennedy J, Eberhart R C. Particle Swarm Optimization[C]. In Proc. IEEE International Conference on Neural Networks, IEEE Service Center, Perth, Australia, 1995.
- [2] Eberhart R C, Kennedy J. A New Optimizer Using Particle Swarm Theory. Proceeding of Sixth International Symposium on Micro Machine and Human Science, Nagoya, Japan, 1995; 39 - 43.
- [3] Shi Y, Eberhart R C. A Modified Particle Swarm Optimizer [C]. Proceeding of the IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC 1998), Piscataway, NJ, 1998; 69 - 73.
- [4] Tony H, Ananda S M. A Microparticle Swarm Optimizer for the Reconstruction of Microwave Images [J]. IEEE Transactions on AP, 2007, 55: 568 - 576.
- [5] Ide A, Yasuda K. Robust - Adaptive Particle Swarm Optimization [J]. OPTIS 2002(JSME), 2002(3): 195 - 200.
- [6] Keiichiro Yasuda, Azuma Ide, Nobuhiro Iwasaki. Adaptive Particle Swarm Optimization. Proceedings of the IEEE Congress on Evolutionary Computation, 1999; 1 951 - 1 957.
- [7] Keiichiro Yasuda, Nobuhiro Iwasaki. Adaptive Particle Swarm Optimization Using Velocity Information of Swarm. 2004 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybemetics, 2004, 6: 516 - 520.
- [8] Yaping Yang, Ying Tan, Jianchao Zeng. A Quadratic Particle Swarm Optimization and its Self - Adaptive Parameters. Proceeding of the 6th World Congress on Intelligent Control and Automation. 2006; 3 265 - 3 270.
- [9] Baskar S, Alphones A, Suganthan P P. Concurrent PSO and FDR - PSO - based Reconfigurable Phase - Differentiated Antenna Array Design. CEC'04, Oregon, 2004, 6: 99 - 101.
- [10] 刘燕, 郭陈江, 丁君, 等. 基于粒子群算法的阵列天线波束赋形[J]. 电子测量技术, 2007, 30(6): 43 - 45.
- [11] 吕善伟. 天线阵综合[M]. 北京: 北京航空学院出版社, 1988.
- [12] 王茂光, 吕善伟. 阵列天线分析与综合[M]. 成都: 电子科技大学出版社, 1988.
- [13] 李宏, 焦永昌. 一种求解全局优化问题的新混合遗传算法[J]. 控制理论与应用, 2007, 24(3): 17 - 22.
- [14] 郭陈江, 丁君. 一种对任意线阵天线的主波束赋形方法[J]. 电波科学学报, 2004, 19(5): 638 - 641.
- [15] Olen C A, Compton Jr R T. A Numerical Pattern Synthesis Algorithm for Arrays [J]. IEEE Trans. Antennas Propagat, 1990, 38; 1 666 - 1 676.
- [16] 刘少伟. 用粒子群算法优化装备初始备件量[J]. 空军工程大学学报: 自然科学版, 2008, 9(1).
- [17] 肖志文, 卢万铮, 马嘉俊. 一种新型超宽带异形单极天线[J]. 空军工程大学学报: 自然科学版, 2004, 5(6): 53 - 54, 69.
- [18] 胡绘斌, 卢万铮, 林宝勤. 基于遗传算法的一种小型塔康信标天线设计[J]. 空军大学学报: 自然科学版, 2002, 3(1): 46 - 48.

作者简介 姚旭, 男, 1982年出生, 辽宁沈阳人, 硕士研究生。研究方向为电磁场数值算法和电磁带隙结构研究。

如何学习天线设计

天线设计理论晦涩高深，让许多工程师望而却步，然而实际工程或实际工作中在设计天线时却很少用到这些高深晦涩的理论。实际上，我们只需要懂得最基本的天线和射频基础知识，借助于 HFSS、CST 软件或者测试仪器就可以设计出工作性能良好的各类天线。

易迪拓培训(www.edatop.com)专注于微波射频和天线设计人才的培养，推出了一系列天线设计培训视频课程。我们的视频培训课程，化繁为简，直观易学，可以帮助您快速学习掌握天线设计的真谛，让天线设计不再难…



HFSS 天线设计培训课程套装

套装包含 6 门视频课程和 1 本图书，课程从基础讲起，内容由浅入深，理论介绍和实际操作讲解相结合，全面系统的讲解了 HFSS 天线设计的全过程。是国内最全面、最专业的 HFSS 天线设计课程，可以帮助你快速学习掌握如何使用 HFSS 软件进行天线设计，让天线设计不再难…

课程网址: <http://www.edatop.com/peixun/hfss/122.html>

CST 天线设计视频培训课程套装

套装包含 5 门视频培训课程，由经验丰富的专家授课，旨在帮助您从零开始，全面系统地学习掌握 CST 微波工作室的功能应用和使用 CST 微波工作室进行天线设计实际过程和具体操作。视频课程，边操作边讲解，直观易学；购买套装同时赠送 3 个月在线答疑，帮您解答学习中遇到的问题，让您学习无忧。

详情浏览: <http://www.edatop.com/peixun/cst/127.html>



13.56MHz NFC/RFID 线圈天线设计培训课程套装

套装包含 4 门视频培训课程，培训将 13.56MHz 线圈天线设计原理和仿真设计实践相结合，全面系统地讲解了 13.56MHz 线圈天线的工作原理、设计方法、设计考量以及使用 HFSS 和 CST 仿真分析线圈天线的具体操作，同时还介绍了 13.56MHz 线圈天线匹配电路的设计和调试。通过该套课程的学习，可以帮助您快速学习掌握 13.56MHz 线圈天线及其匹配电路的原理、设计和调试…

详情浏览: <http://www.edatop.com/peixun/antenna/116.html>



关于易迪拓培训:

易迪拓培训(www.edatop.com)由数名来自于研发第一线的资深工程师发起成立,一直致力于专注于微波、射频、天线设计研发人才的培养;后于 2006 年整合合并微波 EDA 网(www.mweda.com),现已发展成为国内最大的微波射频和天线设计人才培养基地,成功推出多套微波射频以及天线设计经典培训课程和 **ADS**、**HFSS** 等专业软件使用培训课程,广受客户好评;并先后与人民邮电出版社、电子工业出版社合作出版了多本专业图书,帮助数万名工程师提升了专业技术能力。客户遍布中兴通讯、研通高频、埃威航电、国人通信等多家国内知名公司,以及台湾工业技术研究院、永业科技、全一电子等多家台湾地区企业。

我们的课程优势:

- ※ 成立于 2004 年, 10 多年丰富的行业经验
- ※ 一直专注于微波射频和天线设计工程师的培养, 更了解该行业对人才的要求
- ※ 视频课程、既能达到了现场培训的效果, 又能免除您舟车劳顿的辛苦, 学习工作两不误
- ※ 经验丰富的一线资深工程师主讲, 结合实际工程案例, 直观、实用、易学

联系我们:

- ※ 易迪拓培训官网: <http://www.edatop.com>
- ※ 微波 EDA 网: <http://www.mweda.com>
- ※ 官方淘宝店: <http://shop36920890.taobao.com>