

文章编号 1005-0388(2009)04-0610-07

# 基于神经网络集成的微带天线谐振频率建模

田雨波<sup>1</sup> 董 跃<sup>2</sup>

(1. 江苏科技大学电子信息学院, 江苏 镇江 212003;

2. 中国传媒大学信息工程学院, 北京 100024)

**摘 要** 谐振频率是微带天线设计过程中最重要的一个参数, 直接决定设计的成败。提出基于十进制粒子群优化(DePSO)算法和二进制粒子群优化(BiPSO)算法的选择性神经网络集成方法, 通过粒子群优化(PSO)算法合理选择组成神经网络集成的各个神经网络, 使个体间保持较大的差异度, 减小“多维共线性”和样本噪声的影响。为有效保证 PSO 算法的粒子多样性, 在迭代过程中加入混沌变异策略。仿真试验表明: 混沌 PSO 算法可以有效提高神经网络集成的泛化能力, 基于混沌 PSO 算法的选择性神经网络集成所建立的微带天线的谐振频率模型好于此问题的已有结论。

**关键词** 微带天线; 谐振频率; 神经网络集成; 粒子群优化; 混沌

**中图分类号** TN820

**文献标志码** A

## Modeling resonant frequency of microstrip antenna based on neural network ensemble

TIAN Yu-bo<sup>1</sup> DONG Yue<sup>2</sup>

(1. School of Electronics and Information, Jiangsu University of Science and Technology,  
Zhenjiang Jiangsu 212003, China; 2. School of Information and Engineering,  
Communication University of China, Beijing 100024, China)

**Abstract** Resonant frequency is an important parameter in the design process of microstrip antenna (MSA). Selective neural network ensemble (NNE) methods based on decimal particle swarm optimization (DePSO) and binary particle swarm optimization (BiPSO) were proposed in this paper. The basic idea of the methods was to optimally select neural networks (NNs) to construct NNE with the aid of particle swarm optimization (PSO) algorithm. This could maintain the diversity of NNs and decrease the effect of collinearity and noise of sample. Simultaneously, chaos mutation was adopted in order to increase the diversity of particles of PSO. Experiments show that the chaos PSO algorithm may improve the generalization ability of NNE, and the model of resonant frequency of microstrip antenna established by using of the algorithm is better than available ones.

**Key words** microstrip antennas; resonant frequency; neural network ensemble; particle swarm optimization; chaos

## 引言

微带天线(Microstrip Antennas, MSA)是由导体薄片粘贴在背面有导体接地板的介质基片上形成的天线,它具有剖面薄、体积小、重量轻、价格低廉等优点,现已用于大约 100MHz~100GHz 的宽广频域上<sup>[1,2]</sup>。众所周知,由于微带天线的频带较窄,且只有在谐振频率附近才能有效地工作,故在微带天线的设计中最重要的就是精确获得其谐振频率,所以一个合适的模型来决定微带天线的谐振频率在其设计中显得十分有用。已经有很多学者提出了一些具有不同精确度和计算能力的方法来计算矩形微带天线的谐振频率<sup>[3~13]</sup>。这些方法大致分为两类:解析法和数值法。但是解析法对许多结构并不适用,尤其是介质基片较厚的情况。而数值法对贴片形状、馈电方法、覆盖层的变化等任何几何结构的改变都需要重新计算。

近年来,人工神经网络(Artificial Neural Network, ANN)模型在电磁领域中的应用逐渐增多<sup>[14~17]</sup>,也被用于计算不同形式的微带天线及其谐振频率上<sup>[18,19]</sup>,这主要是由于其具有很好的学习和泛化能力。目前,神经网络集成(Neural Network Ensemble, NNE)已逐渐成为机器学习和神经计算领域中的热点<sup>[20]</sup>。通过对有限个神经网络独立进行训练,并将其预测结果合成,可以显著地提高神经网络准确表达复杂对象的能力。本文提出基于十进制粒子群优化(Decimal Particle Swarm Optimization, DePSO)算法和二进制粒子群优化(Binary Particle Swarm Optimization, BiPSO)算法的选择性神经网络集成方法,通过粒子群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)算法合理选择组成神经网络集成的各个神经网络,使个体间保持较大的差异度,减小“多维共线性”和样本噪声的影响。为有效保证 PSO 算法粒子的多样性,在迭代过程中加入混沌变异策略。基于混沌 PSO 算法的神经网络集成对矩形微带天线的谐振频率进行建模,得到的结果明显优于该问题已有文献的结果。

## 1 矩形微带天线的谐振频率

考虑一宽为  $W$ 、长为  $L$  的矩形贴片,介质基片的厚度为  $h$ ,相对介电常数  $\epsilon_r$ ,如图 1 所示,则该微带天线的谐振频率  $f_{m0}$ 可由式(1)~(3)计算<sup>[1,2]</sup>

$$f_{m0} = \frac{c}{2L_e \sqrt{\epsilon_e}} \left[ \left( \frac{m}{L_e} \right)^2 + \left( \frac{n}{W_e} \right)^2 \right]^{1/2} \quad (1)$$

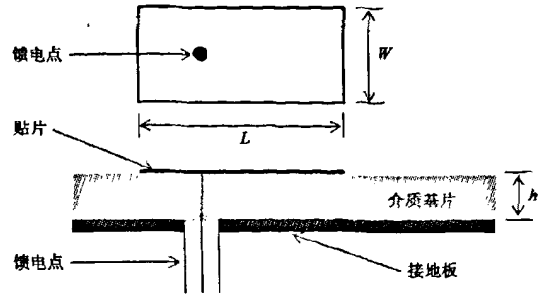


图1 矩形微带贴片天线模型

式中,  $\epsilon_e$  是有效介电常数;  $c$  是电磁波在自由空间的传播速度;  $m$  和  $n$  是整数;  $L_e$  和  $W_e$  是微带天线的有效尺寸。当计算矩形贴片的主模式  $TM_{10}$  模的谐振频率时,式(1)可写成

$$f_{10} = \frac{c}{2L_e \sqrt{\epsilon_e}} \quad (2)$$

有效长度  $L_e$  可定义为

$$L_e = L + 2\Delta L \quad (3)$$

式中,  $\Delta L$  是边界延伸量,与介质基片的厚度  $h$  有关。

显然,矩形微带天线的谐振频率取决于  $h$ 、 $\epsilon_r$ 、 $m$ 、 $n$  以及矩形微带天线贴片的几何尺寸  $W$  和  $L$ 。

## 2 神经网络集成

1990年 Hansen 和 Salamon 开创性地提出了神经网络集成方法<sup>[21]</sup>,他们证明可以简单地通过训练多个神经网络并将其结果通过相对多数投票或绝对多数投票法进行合成,显著地提高神经计算系统的泛化能力。目前,关于神经网络集成构成方法的研究主要集中在两个方面:一是如何生成(选定)集成误差中的个体网络,二是个体网络的输出如何合成成为网络集成的输出。以回归问题为例,一些加权平均方法求取组合权值时存在矩阵求逆,容易受个体网络之间的“多维共线性”以及数据中噪声的影响,会降低神经网络集成的泛化能力<sup>[22,23]</sup>。为解决“多维共线性”问题,可以采用避免矩阵求逆、限制组合权值的方法<sup>[22]</sup>、选择性集成方法<sup>[24]</sup>以及提取主成分<sup>[22]</sup>等方法。为减小噪声的影响,可以采用限制组合权值的方法以及调整优化组合权值所用的目标函数<sup>[25]</sup>等方法。本文主要从避免矩阵求逆、限制组合权值的角度出发,分别采用基于 DePSO 算法和 Bi-PSO 算法形成的选择性神经网络集成方法,通过 PSO 算法合理选择组成神经网络集成的各个“人工神经网络”,使个体间保持较大的差异度,减小“多维

共线性”和样本噪声的影响。同时为有效保证 PSO 算法的粒子多样性,在迭代过程中加入混沌变异。

## 2.1 PSO 算法的基本原理

PSO 算法是一种基于群体智能的进化计算技术,其思想来源于人工生命和进化计算理论,最早是受鸟群觅食行为的启发提出的<sup>[26,27]</sup>。在 PSO 算法中,优化问题的所有可能解被视为是搜索空间中的一个位置,称之为“粒子”。所有粒子都有一个由被优化的函数决定的适应值,除了现在的位置外还记录了到目前为止该粒子曾达到过最好适应值的位置( $pbest$ )和群体中所有粒子曾达到过最好适应值的位置( $gbest$ )。对每个粒子还需确定一个速度矢量决定它们飞翔的方向和位移。PSO 初始化为一群随机粒子,即随机的初始解,然后粒子们参照最优粒子的位置在解空间中搜索,并通过迭代找到最优解。每次迭代时,粒子根据如下的公式来更新自己的速度和位置

$$v_{i,d}^{t+1} = \omega \cdot v_{i,d}^t + c_1 \cdot \text{rand}() \cdot (pbest_{i,d}^t - x_{i,d}^t) + c_2 \cdot \text{rand}() \cdot (gbest_d^t - x_{i,d}^t) \quad (4)$$

$$x_{i,d}^{t+1} = x_{i,d}^t + v_{i,d}^{t+1} \quad (5)$$

式中, $\omega$  为惯性权重; $c_1$  和  $c_2$  被称为学习因子; $\text{rand}()$  为介于(0,1)之间的随机数,这几个参数决定了 PSO 的开发能力和探测能力。 $v_{i,d}^t$  和  $x_{i,d}^t$  分别为粒子  $i$  在第  $k$  次迭代中第  $d$  维的速度和位置,两者均被限制在一定的范围内, $pbest_{i,d}^t$  是粒子  $i$  在第  $d$  维的个体极值的位置, $gbest_d^t$  是群体在第  $d$  维的全局极值的位置。

## 2.2 基于 PSO 算法的神经网络集成方法

假定已经分别训练出  $n$  个神经网络  $f_1, f_2, \dots, f_n$ , 利用这  $n$  个神经网络组成的集成对  $f: R^m \rightarrow R^n$  进行近似。为讨论简单起见,这里假设各个网络均只有一个输出变量,即所需近似的函数为  $f: R^m \rightarrow R$ , 但本文的结论可以很容易推广到多个输出分量的情况。这种集成的过程可采用上述 PSO 优化算法实现。令 PSO 算法中的每一个粒子代表  $\{f_1, f_2, \dots, f_n\}$  的一种集成,且粒子长度(粒子空间的维数)等于神经网络的数量  $n$ 。可以分别采用 DePSO 算法和 BiPSO 算法来实现上述选择。

在采用 DePSO 算法实现选择性“神经网络集成”过程中,“神经网络集成”对输入  $x$  的实际输出为

$$\bar{f}(x) = \sum_{i=1}^n \bar{\omega}_i f_i(x) \quad (6)$$

$$\bar{\omega}_i = \frac{\omega_i}{\sum_{i=1}^n \omega_i}, 0 < \omega_i < 1$$

式(6)中的  $\bar{\omega}$  反映了每个网络在集成中的重要性,对应于 PSO 算法中式(5)的位置矢量,采用上面介绍的 DePSO 进行进化。

在采用 BiPSO 算法实现选择性“神经网络集成”过程中,每个粒子在每一维的取值为离散的 0 或 1,若在某一维取值为 1,表示对应的网络个体参与集成;若为 0,则不参与,由此选择网络个体构建“神经网络集成”的问题可以转化为在  $n$  维 0~1 空间选择最优粒子的 PSO 优化问题。上节介绍的 PSO 优化算法只能用于连续空间,为解决离散空间的优化问题,Kennedy 等人提出了离散二进制 PSO 算法<sup>[28]</sup>。离散 PSO 算法中,粒子的位置每一维只有 0 或 1 两种状态,速度更新的方法可以与连续 PSO 相同,位置的更新则取决于由粒子速度决定的状态转移概率,速度大于一定的数值,粒子取 1 的可能性越大,反之越小,迭代算法如下式所示

$$x_{i,d}^{t+1} = \begin{cases} 1, & \rho_{i,d}^{t+1} \leq \text{sig}(v_{i,d}^{t+1}) \\ 0, & \rho_{i,d}^{t+1} > \text{sig}(v_{i,d}^{t+1}) \end{cases} \quad (7)$$

式中  $\rho_{i,d}^{t+1} \in [0,1]$  是一随机数,  $\text{sig}(\cdot)$  为 Sigmoid 函数,是速度转换函数。采用 BiPSO 算法实现选择性“神经网络集成”时,“神经网络集成”对输入  $x$  的实际输出为:

$$\bar{f}(x) = \frac{\sum_{i=1}^n \omega_i f_i(x)}{\text{Number}} \quad (8)$$

同样,上式中的  $\omega$  即对应于式(7)中的位置矢量,  $\text{Number}$  为  $\omega$  中取值为 1 的个数。

为保证粒子在进化后期的多样性,对速度矢量采用混沌原理进行变异。混沌是现代科学的重要概念,是非线性科学的一个非常重要的内容<sup>[29]</sup>。它看似混沌,却有着精致的内在结构,对初始条件依赖敏感,具有随机性、遍历性、规律性等特点。相对于一般的随机搜索方法,混沌搜索在小空间具有较强的局部搜索能力,细致搜索的有效性较强。本文取一个典型的混沌系统—Logistic 映射作为混沌信号发生器,迭代公式如下

$$c^{t+1} = \mu c^t (1 - c^t) \quad (9)$$

式中, $\mu$  为控制参量,当  $\mu = 4, 0 \leq c^0 \leq 1$  时, Logistic 完全处于混沌状态。混沌信号产生后利用载波的方式将混沌引入到优化变量使其呈现混沌状态,同时把混沌运动的遍历范围放大到优化变量的取值范围,然后直接利用混沌变量搜索。产生混沌信号后,式(7)中的  $v_{i,d}^{t+1}$  按照下式变异

$$v_{i,d}^{t+1} = v_{i,d}^{t+1} + 2ac^{t+1} - a \quad (10)$$

式中参数  $\alpha$  控制混沌变异的幅度。

3 数值试验

实验数据选用具有代表性的、被广泛研究的回归分析型问题 Friedman # 1 函数<sup>[22~24]</sup>, 函数表达式如表 1 所示, 基于该函数方程产生 2200 个数据, 其中 200 个用作训练数据, 其余 2000 个用作测试数据。本文比较了 7 种“神经网络集成”方法: 简单平均方法(BEM)<sup>[22]</sup>, 广义集成方法(GEM)<sup>[22,23]</sup>, 线性回归(LR)方法<sup>[22,23]</sup>, 主成分回归方法(PCR)<sup>[22]</sup>, 基于遗传算法的选择性集成方法(GASEN)<sup>[24]</sup>, 以及基于混沌 DePSO 算法和基于混沌 BiPSO 算法。采用 Matlab 中的神经网络工具箱, 用基于 SCG 的变梯度 BP 算法训练 20 个网络, 通过混沌理论随机产生初始权值, 确保形成具有一定差异性的个体网络, 然后根据训练集上的均方误差来优化输出组合权值。考察“神经网络集成”性能时, 用集成输出与不带误差项的真值比较。在训练集上的均方误差用  $MSE_{train}$  表示, 测试集上的均方误差用  $MSE_{test}$  表示, 它反映了集成的泛化能力。表 1 给出 Friedman #

1 函数已有的计算结果, 表 2 给出基于混沌 DePSO 算法和基于混沌 BiPSO 算法的实验结果, 其中 PSO 的粒子个数为 30, 学习因子按照文献[30]选取, 即  $c_1 = 2.8, c_2 = 1.3$ , 惯性权重  $\omega$  从 1 线性变化到 0.4<sup>[31]</sup>, 每次进化 1000 代。为消除随机性造成的影响, 本文对每种集成方法分别进行 20 次重复试验。表 2 中的括号中的数据代表基于 BiPSO 算法时参与集成的神经网络的个数。表 3 给出基于 BiPSO 算法时在 20 次重复计算中参与集成的神经网络个数的统计。

表 1 已有集成方法的试验结果

集成方法	Friedman # 1 函数: $y = 10\sin(\pi x_1 x_2) + 20(x_3 - 0.5)^2 + 10x_4 + 5x_5 + \epsilon, x_i \in U[0, 1], \epsilon \sim N(0, 1)$	
	MSE <sub>train</sub>	MSE <sub>test</sub>
BEM	0.207	0.341
GEM	0.270	0.467
LR	0.270	0.469
PCR	0.184	0.280
GASEN	0.183	0.281

表 2 本文所用集成方法的试验结果

集成方法	MSE <sub>train</sub> ( $\times 10^{-2}$ )			MSE <sub>test</sub> ( $\times 10^{-2}$ )		
	最好值	最差值	平均值	最好值	最差值	平均值
BiPSO	0.5195(9)	1.1867(7)	0.7699	1.1189(8)	4.6976(13)	2.1402
DePSO	0.5516	1.0008	0.7334	1.3102	4.1716	2.3651

表 3 BiPSO 集成方法参与集成的神经网络个数统计(共 20 次计算)

参与集成网络数	5	7	8	9	10	11	13
出现次数统计	1	1	6	5	4	2	1

由实验结果可知: ① 对于 Friedman # 1 函数, 同时存在“多维共线性”和噪声问题。GEM 和 LR 方法对权值限制低, 又存在矩阵求逆, 对噪声比较敏感, 它们所建立集成的性能明显劣于其他方法; BEM 对权值限制较高, 对噪声不敏感; PCR 通过提取主成分能消除一定的噪声; GASEN 的输出采用简单平均, 也能抑制噪声。BiPSO 算法和 DePSO 算法对权值的限制较高, 抑制噪声的效果较好。因为这 5 种方法都限制权值, 故它们建立的神经网络集成性能较好。② BiPSO 算法和 DePSO 算法受“多维共线性”和噪声的影响最小, 所建立集成的性能明显优于 GEM 和 LR 方法, 也优于 BEM、PCR 及 GASEN 方法。另外, 在相同迭代次数的情况下, PSO 算法由于其简洁性, 计算时间会比 GASEN 的

计算时间短。③ 从表 2 可以看出, 基于 BiPSO 算法的计算结果要稍好于基于 DePSO 算法得到的结果。④ 从表 3 可以看出, 对于 BiPSO 算法参与集成的神经网络的个数一般为 8~10 个左右。

4 基于 BiPSO 算法的选择性“神经网络集成”用于矩形“微带天线”谐振频率建模

应用上面设计的基于 BiPSO 算法的选择性“神经网络集成”对矩形“微带天线”的谐振频率进行建模, 输入样本集合为  $(W, L, h, \epsilon_r)$ , 相应的测得的谐振频率  $f_{ME}$  作为输出, 训练好的 NNE 在微带天线相关参数和实测谐振频率之间建立起映射关系。神经网络训练和测试用数据源于文献[12][32]的实验结果, 表 4 的第 2 到第 5 列给出了矩形微带天线的相关数据, 第 6 列给出测量得到的  $TM_{10}$  模式下的谐振频率, 共列出了 33 个数据集合, 其中 26 个用于训练“神经网络集成”, 剩下的标注星号的 7 个用于测试“神经网络集成”。考虑到随机性造成的影响, 所编

制的程序共执行 20 次,所得的结果为这 20 次的平均值。表 4 中第 7 列给出本文得到的结果,表 4 中第 8~10 列给出 Guney 等提出的神经网络模型<sup>[18]</sup>以及 Sagiroglu 和 Kalinli 提出的神经网络模型<sup>[19]</sup>得到的结果,其中的  $f_{\text{EDBD}}$ 、 $f_{\text{DBD}}$ 、 $f_{\text{BP}}$  和  $f_{\text{PTS}}$  分别代表使用 EDBD (Extended delta-bar-delta)、DBD (Delta-bar-delta) 和 BP (Back propagation) 算法以及 PTS (Parallel tabu search) 算法的神经网络模型得到的频率。同时,表 4 也列出了每种方法理论值与实验值之间的绝对误差的总和。从表 4 可以看

出,基于混沌 BiPSO 算法的选择性“神经网络集成”的计算结果比上述文献得到的结果更接近于实测数据,说明本文建立的模型的性能优于文献[18]和[19]建立的模型。为了进一步比较,表 5 给出了使用传统方法<sup>[3~13]</sup>计算得到的矩形“微带天线”谐振频率的结果,表中给出的是实验值和理论值之间的绝对误差的总和。比较表 4 和表 5 可见,基于混沌 BiPSO 算法的选择性“神经网络集成”的计算结果比上述结果要好得多,进一步说明算法的有效性。

表 4 矩形微带天线 TM<sub>10</sub>模式下的谐振频率

No	W/cm	L/cm	h/cm	$\epsilon_r$	测得 $f_{\text{ME}}$	$f_{\text{BiPSO-NNE}}$	$f_{\text{EDBD}}^{[18]}$	$f_{\text{DBD}}^{[18]}$	$f_{\text{BP}}^{[18]}$	$f_{\text{PTS}}^{[19]}$
1	0.850	1.290	0.017	2.22	7740	7764	7935.5	7890.1	7858.6	7847.4
2*	0.790	1.185	0.017	2.22	8450	8169	8328.2	8226.0	8233.1	8148.6
3	2.000	2.500	0.079	2.22	3970	3980	4046.4	4023.0	4075.4	3971.5
4	1.063	1.183	0.079	2.25	7730	7698	7590.1	7567.3	7616.8	7881.6
5	0.910	1.000	0.127	10.20	4600	4601	4604.8	4573.9	4592.4	4603.4
6	1.720	1.860	0.157	2.33	5060	5036	4934.2	4914.0	4930.3	4969.4
7*	1.810	1.960	0.157	2.33	4805	4796	4699.2	4684.8	4703.3	4879.0
8	1.270	1.350	0.163	2.55	6560	6559	6528.6	6502.8	6516.5	6635.8
9	1.500	1.621	0.163	2.55	5600	5605	5503.2	5473.3	5449.0	5516.3
10*	1.337	1.412	0.200	2.55	6200	6196	6176.6	6142.6	6147.2	6205.7
11	1.120	1.200	0.242	2.55	7050	7064	7099.6	7064.3	7132.9	7113.8
12	1.403	1.485	0.252	2.55	5800	5803	5805.6	5768.8	5765.7	5794.3
13	1.530	1.630	0.300	2.50	5270	5279	5287.7	5260.3	5254.0	5313.0
14	0.905	1.018	0.300	2.50	7990	7983	7975.5	7881.8	8002.2	7776.6
15	1.170	1.280	0.300	2.50	6570	6577	6674.8	6632.8	6682.7	6481.9
16*	1.375	1.580	0.476	2.55	5100	5182	5311.8	5293.2	5291.4	5191.4
17	0.776	1.080	0.330	2.55	8000	7948	7911.1	7841.6	7942.5	7893.0
18	0.790	1.255	0.400	2.55	7134	7176	7183.2	7162.1	7215.9	7267.0
19	0.987	1.450	0.450	2.55	6070	6092	6173.0	6155.1	6170.2	6030.4
20*	1.000	1.520	0.476	2.55	5820	5853	5931.0	5918.0	5924.5	5780.3
21	0.814	1.440	0.476	2.55	6380	6425	6424.0	6417.5	6430.7	6500.0
22	0.790	1.620	0.550	2.55	5990	5925	5866.1	5873.9	5870.5	6004.0
23	1.200	1.970	0.626	2.55	4660	4641	4699.0	4728.0	4718.9	4562.8
24	0.783	2.300	0.854	2.55	4600	4603	4459.1	4517.1	4519.2	4591.2
25*	1.256	2.756	0.952	2.55	3580	3614	3659.8	3655.7	3644.6	3685.2
26	0.974	2.620	0.952	2.55	3980	3977	3952.9	3982.6	3975.9	3948.5
27	1.020	2.640	0.952	2.55	3900	3912	3905.4	3930.0	3922.2	3891.4
28	0.883	2.676	1.000	2.55	3980	3986	3938.8	3970.7	3965.3	3969.4
29	0.777	2.835	1.100	2.55	3900	3895	3825.5	3851.1	3845.9	3893.0
30	0.920	3.130	1.200	2.55	3470	3472	3481.4	3466.2	3458.4	3456.9
31*	1.030	3.380	1.281	2.55	3200	3196	3230.3	3184.7	3178.0	3107.0
32	1.265	3.500	1.281	2.55	2980	2982	3036.1	2965.6	2961.2	3035.5
33	1.080	3.400	1.281	2.55	3150	3149	3191.2	3140.4	3134.0	3135.3
误差总和						863	2392	2427	2372	2239

\* 为测试数据集。表格中频率的单位为 MHz。

表 5 用传统方法得到的矩形微带天线谐振频率的实测值与理论值之间的绝对误差的总和/MHz

相关文献	[3]	[4]	[5]	[6]	[7]	[8]	[9]	[10]	[11]	[12]	[13]
误差总和	13136	24097	11539	12322	30669	8468	22572	18148	30504	56698	1393

5 结 论

介绍了基于十进制 PSO 算法(DePSO)和二进

制 PSO 算法(BiPSO)形成的选择性神经网络集成方法。在算法实现过程中,通过 PSO 算法合理选择组成神经网络集成的各个神经网络,使个体间保持

较大的差异度。在网络集成过程中,通过对组合权值的适当限制可以提高神经网络集成的性能,从而避免了矩阵求逆,减小“多维共线性”和对噪声的过拟合问题。为有效保证 PSO 算法的粒子多样性,在迭代过程中充分利用混沌原理的随机性、遍历性、规律性等特点而进行变异。通过试验结果可以看出,采用本文的方法可以提高神经网络集成的泛化能力。应用基于混沌 BiPSO 算法的选择性“神经网络集成”对矩形微带天线的谐振频率进行了建模,得到的结果明显优于该问题已有文献的结论,说明该算法的有效性。本文提出的神经网络集成方法可以推广应用到其他类似的微波工程的分析和设计中。

#### 参考文献

- [1] WONG K L. Compact and broadband microstrip antennas[M]. New York: John Wiley & Sons Inc., 2002.
- [2] 方大纲. 天线理论与微带天线 [M]. 英文版. 北京: 科学出版社, 2007.
- [3] HOWELL J Q. Microstrip antennas[J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 1975, 23(1): 90-93.
- [4] HAMMERSTAD E O. Equations for microstrip circuits design[C]// Proc. 5th Eur. Microw. Conf., Hamburg, Germany, Sep. 1975:268 - 272.
- [5] CARVER K R. Practical analytical techniques for the microstrip antenna[C]// Proc. Workshop Printed Circuit Antenna Tech., New Mexico State Univ., Las Cruces, NM, Oct. 1979, 7.1 - 7.20.
- [6] BAHL I J, BHARTIA P. Microstrip Antennas[M]. MA: Artech House, 1980.
- [7] JAMES J R, HALL P S, WOOD C. Microstrip Antennas-Theory and Design[M]. London: Peregrinus, 1981.
- [8] SENGUPTA D L. Approximate expression for the resonant frequency of a rectangular patch antenna[J]. Electronics Letters, 1983, 19(20): 834-835.
- [9] GARG R, LONG S A. Resonant frequency of electrically thick rectangular microstrip antennas[J]. Electronics Letters, 1987, 23(21): 1149-1151.
- [10] CHEW W C, LIU Q. Resonance frequency of a rectangular microstrip patch[J]. IEEE Transactions on Antennas Propagation, 1988, 36(8): 1045-1056.
- [11] GUNNEY K. A new edge extension expression for the resonant frequency of electrically thick rectangular microstrip antennas[J]. Int. J. Electron., 1993, 75: 767-770.
- [12] KARA M. Closed-form expressions for the resonant frequency of rectangular microstrip antenna elements with thick substrates[J]. Microwave and Optical Technology Letters, 1996, 12(3): 131-136.
- [13] GUNNEY K. A new edge extension expression for the resonant frequency of rectangular microstrip antennas with thin and thick substrates[J]. J. Commun. Tech. Electron., 2004, 49(1): 49-53.
- [14] 宋荣方, 毕光国. 天线阵 CDMA 系统中基于神经网络的盲空时信道估计[J]. 电波科学学报, 2000, 15(2): 52-56.  
SONG Rong-fang, BI Guang-guo. Neural network based blind space time channel estimation in antenna array CDMA systems[J]. Chinese Journal of Radio Science, 2000, 15(2): 52-56. (in Chinese)
- [15] 王群, 何云龙, 王春和, 等. 基于神经网络的探地雷达探雷研究[J]. 电波科学学报, 2001, 16(3): 398-403.  
WANG Qun, HE Yun-long, WANG Chun-he, et al. Study of mine detection with GPR based on neural networks[J]. Chinese Journal of Radio Science, 2001, 16(3): 398-403. (in Chinese)
- [16] 田雨波, 殷毅敏, 钱鉴, 等. 基于多层感知器神经网络的波导匹配负载设计[J]. 电波科学学报, 2004, 19(2): 143-147.  
TIAN Yu-bo, YIN Yi-min, QIAN Jian, et al. Design of waveguide matched load based on multilayer perceptron neural network[J]. Chinese Journal of Radio Science, 2004, 19(2): 143-147. (in Chinese)
- [17] 田雨波, 钱鉴. 计算智能与计算电磁学[M]. 北京: 科学出版社, 2008.
- [18] GUNNEY K, SAGIROGLU S, ERLER M. Generalized neural method to determine resonant frequencies of various microstrip antennas[J]. International Journal of RF and Microwave Computer-Aided Engineering, 2002, 12(1): 131-139.
- [19] SAGIROGLU S, KALINLI A. Determining resonant frequencies of various microstrip antennas within a single neural model trained using parallel tabu search algorithm[J]. Electromagnetics, 2005, 25(6): 551-565.
- [20] 周志华, 陈世福. 神经网络集成[J]. 计算机学报, 2002, 25(1): 1-7.  
ZHOU Zhi-hua, CHEN Shi-fu. Neural network ensemble[J]. Chinese Journal of Computers, 2002, 25(1): 1-7. (in Chinese)
- [21] HANSEN L K, SALAMON P. Neural network ensembles [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis

- and Machine Intelligence, 1990, 12(10): 993-1001.
- [22] MERZ C J, PAZZANI M J. A principal components approach to combining regression estimates [J]. Machine Learning, 1999, 36 (1-2): 9-32.
- [23] HASHEM S. Treating harmful collinearity in neural network ensembles [C]// In: Sharkey A J C, ed. Combining artificial neural nets: Ensemble and modular multi-net systems. Great Britain: Springer-Verlag London Limited, 1999. 101-123.
- [24] ZHOU Zhi-hua, WU Jian-xin, TANG Wei. Ensembling neural networks: Many could be better than all [J]. Artificial Intelligence, 2002, 137 (1-2): 239-263.
- [25] DIETTERICH T G. An experimental comparison of three methods for constructing ensembles of decision trees: Bagging, boosting, and randomization [J]. Machine Learning, 2000, 40(2): 139-157.
- [26] 曾建潮, 介婧, 崔志华. 微粒群算法[M]. 北京: 科学出版社, 2004.
- [27] 田雨波, 朱人杰, 李正强. 粒子群优化算法中粒子更新方法研究[J]. 江苏科技大学学报(自然科学版), 2008, 22(5): 67-72.
- [28] KENNEDY J, EBERHART R. A discrete binary version of the particle swarm optimization [C]// Proceedings IEEE International Conference on Computational Cybernetics and Simulation. Piscataway, NJ: IEEE, 1997: 4104-4108.
- [29] 黄润生, 黄浩. 混沌及其应用[M]. 武汉: 武汉大学出版社, 2005.
- [30] 张丽平. 微粒群算法的理论与实践[D]. 浙江: 浙江大学, 2005.
- [31] SHI Y, EBERHART R. Empirical study of particle swarm optimization [C]// Proceedings of the 1999 Congress on Evolutionary Computation, 1999: 1945-1950.
- [32] KARA M. The resonant frequency of rectangular microstrip antenna elements with various substrate thicknesses[J]. Microwave and Optical Technology Letters, 1996, 11(2): 55-59.



田雨波 (1971—), 男(满), 辽宁人, 江苏科技大学副教授, 博士, 主要研究方向为计算智能应用于电子学与电磁学问题。



董跃 (1968—), 男, 辽宁人, 中国传媒大学讲师, 硕士, 主要研究方向为神经计算技术、智能控制技术。

(上接第603页)



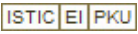
王波 (1980—), 男, 山东人, 西安电子科技大学理学院博士生, 主要研究方向为大气波导的反演探测技术。



吴振森 (1945—), 男, 湖北人, 西安电子科技大学理学院教授, 博士生导师。主要从事随机介质和复杂介质中光波与电磁波传播、目标激光散射特性和电磁散射等方面的研究。



赵振维 (1965—), 男, 河北人, 研究员, 博士, 中国电波传播研究所副总工程师, 曾获部科技进步二等奖, 山东省青年科技奖和青岛市青年科技奖, 长期从事对流层电波环境及传播特性等研究工作。

作者: 田雨波, 董跃, TIAN Yu-bo, DONG Yue  
作者单位: 田雨波, TIAN Yu-bo(江苏科技大学电子信息学院, 江苏镇江, 212003), 董跃, DONG Yue(中国传媒大学信息工程学院, 北京, 100024)  
刊名: 电波科学学报   
英文刊名: CHINESE JOURNAL OF RADIO SCIENCE  
年, 卷(期): 2009, 24(4)  
被引用次数: 2次

## 参考文献(32条)

1. WONG K L [Compact and broadband microstrip antennas](#) 2002
2. 方大纲 [天线理论与微带天线](#) 2007
3. HOWELL J Q [Microstrip antennas](#) 1975(01)
4. HAMMERSTAD E O [Equations for microstrip circuits design](#) 1975
5. CARVER K R [Practical analytical techniques for the microstrip antenna](#) 1979
6. BAHL I J;BHARTIA P [Microstrip Antennas](#) 1980
7. JAMES J R;HALL P S;WOOD C [Microstrip Antennas-Theory and Design](#) 1981
8. SENGUPTA D L [Approximate expression for the resonant frequency of a rectangular patch antenna](#) 1983(20)
9. GARG R;LONG S A [Resonant frequency of electrically thick rectangular microstrip antennas](#) 1987(21)
10. CHEW W C;LIU Q [Resonance frequency of a rectangular microstrip patch](#) 1988(08)
11. GUNEY K [A new edge extension expression for the resonant frequency of electrically thick rectangular microstrip antennas](#) 1993
12. KARA M [Closed-form expressions for the resonant frequency of rectangular microstrip antenna elements with thick substrates](#) 1996(03)
13. GUNEY K [A new edge extension expression for the resonant frequency of rectangular microstrip antennas with thin and thick substrates](#)[外文期刊] 2004(01)
14. 宋荣芳;毕光国 [天线阵CDMA系统中基于神经网络的盲空时信道估计](#)[期刊论文]-[电波科学学报](#) 2000(02)
15. 王群;何云龙;王春和 [基于神经网络的探地雷达探雷研究](#)[期刊论文]-[电波科学学报](#) 2001(03)
16. 田雨波;殷毅敏;钱鉴 [基于多层感知器神经网络的波导匹配负载设计](#)[期刊论文]-[电波科学学报](#) 2004(02)
17. 田雨波;钱鉴 [计算智能与计算电磁学](#) 2008
18. GUNEY K;SAGIROGLU S;ERLER M [Generalized neural method to determine resonant frequencies of various microstrip antennas](#)[外文期刊] 2002(01)
19. SAGIROGLU S;KALINLI A [Determining resonant frequencies of various microstrip antennas within a single neural model trained using parallel tabu search algorithm](#)[外文期刊] 2005(06)
20. 周志华;陈世福 [神经网络集成](#)[期刊论文]-[计算机学报](#) 2002(01)
21. HANSEN L K;SALAMON P [Neural network ensembles](#) 1990(10)
22. MERZ C J;PAZZANI M J [A principal components approach to combining regression estimates](#) 1999(1-2)
23. HASHEM S [Treating harmful collinearity in neural network ensembles](#) 1999
24. ZHOU Zhi-hua;WU Jian-xin;TANG Wei [Ensem-bling neural networks:Many could be better than all](#)[外文



## 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](http://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](http://www.edatop.com))由数名来自于研发第一线的资深工程师发起成立,一直致力和专注于微波、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](http://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>