

文章编号:1005-6122(2005)02-0025-04

神经网络在微带 DGS 结构设计中的应用*

李 鸣, 李兴国

(南京理工大学毫米波、光波近感技术研究所, 南京 210094)

摘 要: 采用神经网络对微带 DGS 结构进行建模分析。由于神经网络具有精度高、实时调用速度快等优点, 因此本文所介绍的对 DGS 结构的神经网络设计方法可替代通常所使用的 FDTD 分析方法, 作为电路设计辅助工具。仿真结果证明了该方法的有效性。

关键词: 神经网络, DGS 结构, 反向传播算法

Application of Neural Network to the Design of Microstrip DGS Structure

LI Ming, LI Xing-guo

(Institute of Near-sensing Technology with Millimeter-wave & Optical-wave, NUST, Nanjing 210094, China)

Abstract: In this paper, a neural network model of the defected ground structure is established. Since the neural network model has the advantages of great precision and effectiveness, the developed design model can be used to take the place of the FDTD method of the DGS structure, being a kind of aid tool of circuit design. The results of computer simulation are obtained to demonstrate the effectiveness of the method.

Key words: Neural network, Defected ground structure (DGS), BP algorithm

引 言

Chul-Soo Kim、Jun-Seok Park 等人提出了一种新型微带 DGS 结构^[1,2], 通过与光子带隙(PBG)^[3,4]相似的原理, 可在较宽频段内抑制电磁波的传播, 从而具有较宽的阻带特性。DGS 结构的独特优势在于, 不需要周期结构, 仍可获得较宽的阻带特性。然而由于其结构本身存在很多参数影响能陷带性能, 使得 DGS 结构的精确模型构造困难、设计过于复杂。

考虑到 DGS 结构的 S 参数取决于本身的微带结构尺寸和工作频率, 且它们之间构成非线性映射关系, 而多层感知器神经网络在对非线性映射进行精确逼近方面具有优异的性能, 故可以采用多层感知器对 DGS 结构进行建模。虽然神经网络的初期训练过程需要花费一定时间, 但其模拟过程的速度明显优于通常采用的 FDTD 方法^[5,6]。因此若采用

神经网络模型替代 FDTD 方法, 将会大大提高设计速度。

本文对 DGS 结构的尺寸和工作频率进行取样, 作为多层感知器的输入样本, 采用 BP(反向传播)算法对该多层感知器进行训练。当完成多层感知器的训练后, 在学习范围内将 DGS 结构的任意结构尺寸和频率输入至感知器, 即可迅速地从其输出端得到精确的电路参量。该方法不仅可以保证设计精度, 而且可以大大提高设计速度。

1 DGS 结构

图 1 显示了刻蚀于金属衬底(阴影部分)的 DGS 单元(白色部分)。DGS 单元由 3 部分组成: 两边长度为 a 的刻蚀方格, 及其相连的距离 w 、宽度 g 的缝隙(其中 w 为微带线宽度)。

DGS 单元在某些频率上具有截止点和衰减极点, 而不需要任何周期性结构。这种特性主要由其

* 收稿日期:2004-03-10;定稿日期:2004-05-11

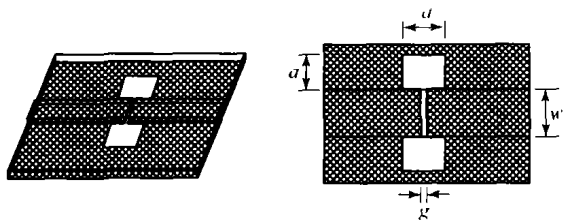


图1 DGS 单元示意图

几何尺寸决定。刻蚀方格的尺寸和缝隙的宽度的影响对应于有效电感和电容,因而可采用 LC 等效电路表示单个 DGS 单元。为了提取等效电路参数,通过 FDTD 方法计算 DGS 单元的 S 参数,从而通过 DGS 单元的 S 参数得到对应的并联 LC 等效电路,如图 2 所示。

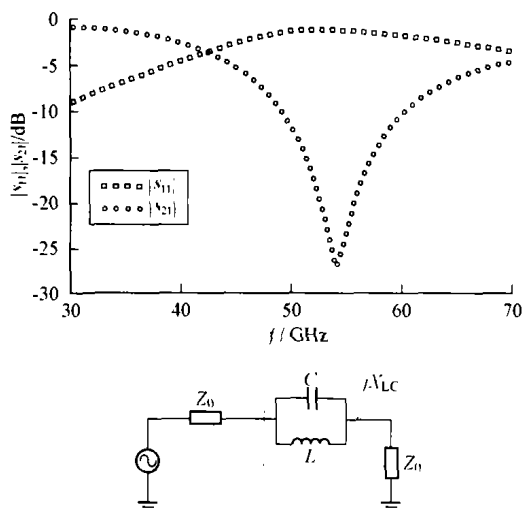


图2 DGS 单元 S 参数仿真及对应等效电路模型

从工程应用的观点来看,可以将并联 LC 谐振器电路作为 DGS 结构的等效电路应用于实际微波电路设计中,因此必须提取 LC 等效电路参数。DGS 单元的电抗可以表示为:

$$X_{LC} = \frac{1}{\omega_0 c} \left(\frac{\omega_0}{\omega} - \frac{\omega}{\omega_0} \right) \quad (1)$$

其中 ω_0 为并联 LC 谐振器的谐振角频率,与衰减极点相对应。Butterworth 低通滤波器的串联电感可以用下面的公式表示:

$$X_L = \omega' Z_0 g_1 \quad (2)$$

其中, ω' 表示归一化角频率, Z_0 表示输入/输出端的标准阻抗。 g_1 由 1 阶 Butterworth 低通滤波器原型参数给出。对于某个特定频率,低通滤波器的截止频率由下式给出:

$$X_{LC} |_{\omega=\omega_0} = X_L |_{\omega'=1} \quad (3)$$

从上面的等式,等效电路中的电容 C 、电感 L 可

以表示如下:

$$C = \frac{\omega_c}{Z_0 g_1} \cdot \frac{1}{\omega_0^2 - \omega_c^2}$$

$$L = \frac{1}{4\pi^2 f_0^2 C} \quad (4)$$

其中 f_0 是衰减极点的频率。通过对上述公式得到的等效电路参数与 DGS 结构 FDTD 分析结果相比较,两者比较吻合,因此所得出的 DGS 结构等效电路参数可以直接用于实际电路的分析。

2 神经网络模型

多层感知器通常由输入层、输出层和若干隐层组成^[7],如图 3 所示。每层包括若干神经元。第 k 层第 j 个神经元的输入输出关系为:

$$y_j^{(k)} = f_j^{(k)} \left(\sum_{i=1}^{N_{k-1}} w_{ij}^{(k-1)} y_i^{(k-1)} - \theta_j^{(k)} \right),$$

$$j = 1, 2, \dots, N_k; \quad k = 1, 2, \dots, M \quad (5)$$

上式中的 $w_{ij}^{(k-1)}$ 是第 $k-1$ 层第 i 个神经元到第 k 层第 j 个神经元的连接强度(权值), $\theta_j^{(k)}$ 为对应神经元的阈值, $f_j^{(k)}$ 为神经元的传递函数,本文采用 Sigmoid 函数:

$$f(x) = 1/(1 + e^{-x}) \quad (6)$$

N_k 为第 k 层神经元数目, M 表示总层数。利用上式可以求出网络的总输入 $y_1^{(0)}$ 、 $y_2^{(0)}$ 、 $y_{N_0}^{(0)}$ 与输出 $y_1^{(M)}$ 、 $y_2^{(M)}$ 、 $y_{N_m}^{(M)}$ 之间的关系式。代表输入输出之间变换关系的有关信息主要分布在神经元之间的权值上,不同的权值反映着不同的输入输出关系,因此该神经网络具有分布存储信息的特点。

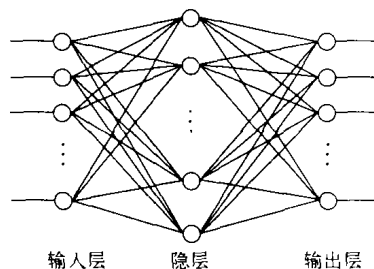


图3 多层感知器

训练学习即为不断调整权值和阈值,使多层感知器的实际输出值与样本位之间的误差越来越小。本文采用 BP 算法对多层感知器进行训练学习,该算法的学习过程由正向传播过程和反向传播过程组成。在正向传播过程中,输入信息从输入层经隐层逐层处理,并传向输出层,每一层神经元的状态只影

响下一层神经元的状态。如果输出层不能得到期望值,则转向反向传播过程,将误差信号沿原来通路返回,通过修正各层的权值,使得误差信号最小,同时通过多次选取初始条件以避免局部最优优化问题。

3 DGS 结构的神经网络模型

DGS 结构以及等效电路如前文中图 1、图 2 所示。本文采用 3 层感知器对 DGS 结构进行建模,微带线宽度确定,将尺寸参数 a 、 g 、工作频率 f 作为 3 层感知器的输入样本,依照试验设计方法中 DOE 原则确定输入向量的选取;选择 $|s_{11}|$ 、 $|s_{21}|$ 为输出样本。输入样本的取值范围如表 1 所示。

模拟 S 参数与输入样本间的关系:

$$Y = F(X) \tag{7}$$

其中: X 是神经网络的输入变量; Y 是输出变量, $X = (a, g, f)$; $Y = (|s_{11}|, |s_{21}|)$ 。

表 1 神经网络输入样本取值

输入参数	最小值	最大值
$a(\text{mm})$	0.2	0.6
$g(\text{mm})$	0.02	0.06
$f(\text{GHz})$	25	65

采用 BP 算法对 3 层感知器进行训练,在神经元选取过程中,顾及到计算复杂度和精确度之间的折衷,采用单隐层的网络,考虑用于计算 $|s_{11}|$ 的网络结构为 3 个输入神经元、1 个输出神经元、5 个隐层神经元,训练曲线如图 4(a);用于计算 $|s_{21}|$ 的网络结构为 3 个输入神经元、1 个输出神经元、5 个隐层神经元,训练曲线如图 4(b)。可见经过多次迭代后,图中 $|s_{11}|$ 与 $|s_{21}|$ 的均方误差值保持在较小范围内。

将训练好的神经网络的输出和 FDTD 的计算结果相比较,做出神经网络输出的归一化值的散点图,如图 5(a)、(b)所示。两种计算结果非常吻合,除了少数个别点之外,最大相对误差均小于 2%。可以证明所建神经网络模型具有较高的精确度。

选择测试样本(不在训练样本内)用于检测网络的准确性,在所建模型的可选范围内任选一个不在训练样本内的测试样本: $a = 0.36\text{mm}$, $g = 0.03\text{mm}$,其频率特性如图 6(a)、(b)所示,可以看出神经网络方法具有较高的精度,基本和 FDTD 方法所得结果相符,但是 FDTD 方法在优化过程中需要反复计算电路特性,耗时过多;而若使用等效电路模

型,则不可能在所有条件下均适合,因此,在这方面,神经网络方法具有独特的运算量优势,又具有近似 FDTD 方法的精确度。

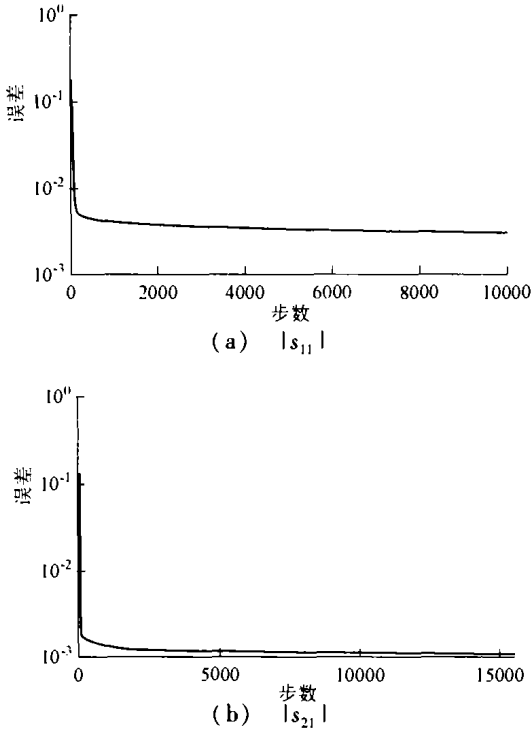


图 4 $|s_{11}|$ 与 $|s_{21}|$ 的训练曲线

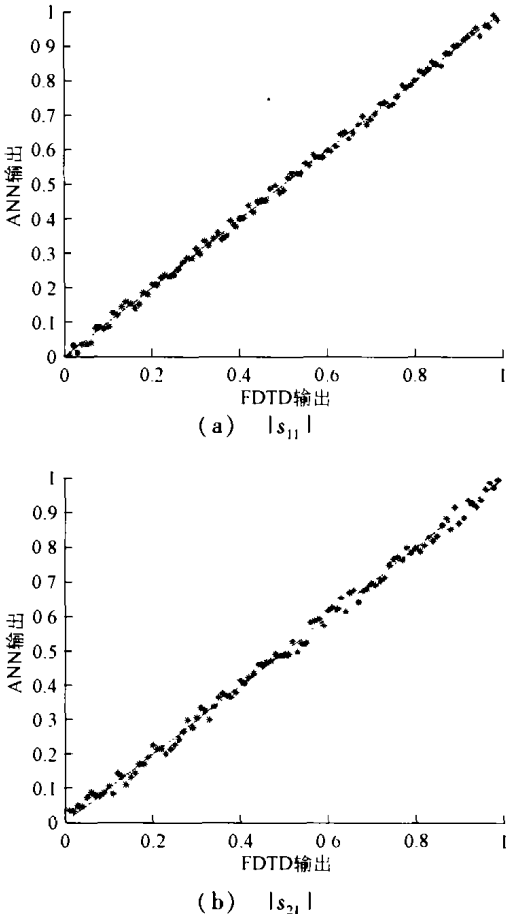


图 5 FDTD 与 ANN 计算 $|s_{11}|$ 、 $|s_{21}|$ 的散点图

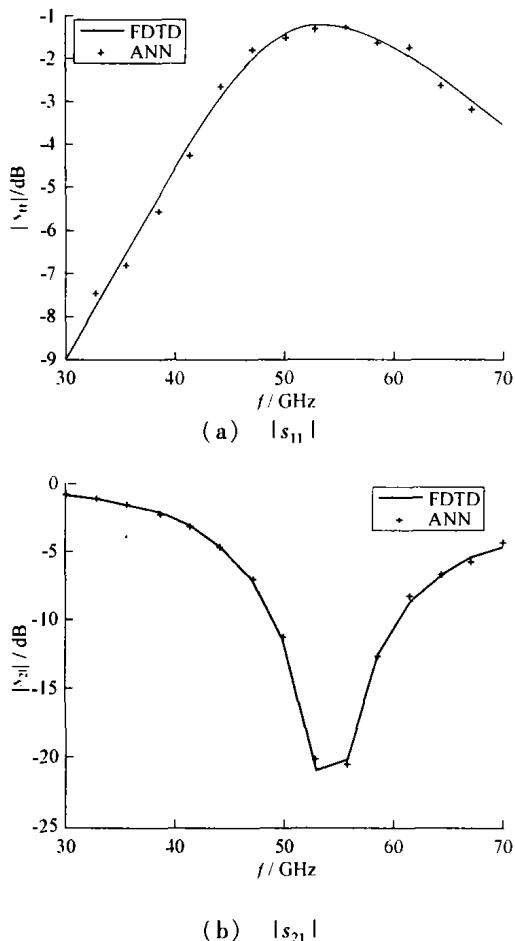


图6 FDTD 与 ANN 计算得到的 $|s_{11}|$ 和 $|s_{21}|$

4 结论

本文采用多层感知器神经网络对微带 DGS 结构进行建模。设计和仿真结果证明本文提出的神经网络方法具有设计精度高和速度快等优点,从而可以提高微波非线性电路的 CAD 软件性能,同时亦可作为常规设计方法的辅助工具。

参考文献

- [1] Kim C S, Park J S, Ahn D, et al. A novel one-dimensional periodic defected ground structure for planar circuits. IEEE Microwave Guided Wave Letter, 2000, 10 (4): 131 ~ 133
- [2] Jun-Seok Park, Jun-Sik Yun, Dal Ahn. A design of the novel coupled-line bandpass filter using defected ground structure with wide stopband performance. IEEE Transactions on Microwave Theory and Tech, 2002, 50(9): 2037 ~ 2043
- [3] Ahn D, Park J S, Kim C S, et al. A design of the low-pass filter using the novel microstrip defected ground structure. IEEE Trans on Microwave Theory and Tech, 2001, 49(1): 86 ~ 93
- [4] 吴大刚, 王蕴仪. 光子带隙结构用于改善功率放大器的性能. 东南大学学报(自然科学版), 2002, 32(6): 857 ~ 860
- [5] 吴文, 李兴国, 蒋金水. 神经网络在毫米波 E 面滤波器设计中应用研究. 电子学报, 2000, 28(6): 76 ~ 77
- [6] Hong Tsyy-Sheng, Wang Chua-Chin. Microstrip circuit design using neural networks. IEEE MTT-S Digest, 1993, 413 ~ 416
- [7] Hagan M T. Neural Network Design. Boston: PWS Publishing Company, 1996

李 鸣 男, 1979 年生, 现于南京理工大学毫米波、光波近感技术研究所攻读博士学位, 目前研究方向为微波毫米波电路设计、毫米波接收机系统设计。

E-mail: m.lee @ 163.com

李兴国 男, 1940 年生, 教授, 博士生导师。现任南京理工大学毫米波、光波近感技术研究所所长。主要从事毫米波精确探测及成像系统的研究。