

非对称带状线间隙的人工神经网络模型^{*}

王秉中^{**} 洪劲松^{***}

(电子科技大学应用物理所 成都 610054)

【摘要】 采用多层感知器神经网络模型模拟非对称带状线中的间隙不连续性。由时域有限差分方法计算得到一系列按全因素试验设计采样的训练数据,利用这些训练数据训练产生多层感知器神经网络模型,训练结束时存储工作空间。并采用未参加训练的 FDTD 数据验证了人工神经网络的可靠性。

关键词 多层感知器神经网络; 时域有限差分法; 间隙; 带状线

中图分类号 TN802.2

在多芯片(MCM)封装结构的高速数字电路和微波单片集成电路中,广泛使用微带线和带状线,存在着大量的不连续性,例如间隙、浮线、弯曲、阶梯、开路段等。精确和快速地模拟这些不连续性对带状线电路 CAD 至关重要。尽管全波方法,例如时域有限差分(FDTD)法,可用于精确模拟不连续性的传输特性,但是,鉴于其占用的内存巨大和所耗时间过长,难于在 CAD 中应用。

人工神经网络具有良好的学习能力,较小的内存需求,良好的推广性,较快的实时操作,运用简便,在过去几年里颇受关注。人工神经网络可为电磁场 CAD 提供快速和精确的模型,已被用于电磁建模^[1~5]。文献[1]利用神经网络为微波器件建模,文献[2,3]利用神经网络为数字电路中的微带线 Vias 和互连结构建模,文献[4]利用神经网络进行平面型螺旋电感建模,文献[5]利用神经网络进行微带电路的设计。本文采用多层感知器神经网络模拟非对称带状线的间隙不连续性。首先由时域有限差分法产生训练数据,训练数据集合的大小按全因素试验设计确定。然后,用这组训练数据训练生成间隙不连续性的神经网络模型,它同时具备全波分析的准确性和神经网络模型计算快速的优点。

1 多层感知器神经网络模型结构(MLPNN)

在 MCM 封装结构中,信号传输线设计为 Z 和 Y 方向分层分布、相互垂直的带状传输线,带状传输线的外面是接地板,其结构如图 1 所示。两接地板间距离为

$$b = 3D + 2T \tag{1}$$

式中 D 是电介质的厚度, T 是带状传输线厚度。由式(1)可得

$$\frac{D}{b} = \frac{1}{2} \left[1 - 2 \frac{T}{b} \right] \tag{2}$$

图 1 的每一条带与两接地板形成一个非对称的带状传输线,如图 2 所示。

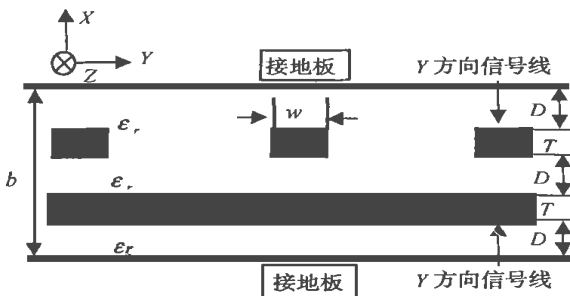


图 1 MCM 封装结构中常见的带状互连线截面图

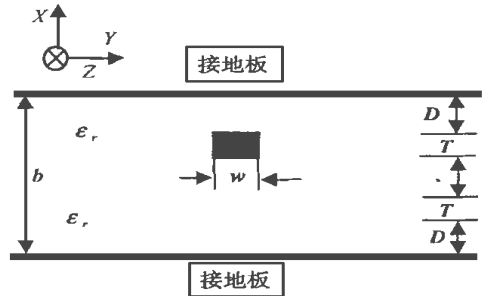


图 2 MCM 封装结构中的非对称带状线

1999 年 5 月 14 日收稿

* 国家自然科学基金,基金号: 69876005

** 男 36 岁 博士 教授 博士生导师

*** 男 29 岁 硕士生

1.1 非对称带状线的特性阻抗

由于互连所需, 常常在接地板上钻孔产生垂直互连结构, 这将增大特性阻抗 Z_0 。实际设计中取 $Z_0=46\Omega$, 由于接地板开孔, 其实际值将增大到所需的 50Ω 。曲线拟合一系列特性阻抗为 46Ω 的典型非对称带状线的物理尺寸, 可得到反映带状线宽度 w 和带状线厚度 T 关系式

$$\frac{w}{b} \approx 0.535 - 1.675 T/b \tag{3}$$

在非对称带状传输线设计中, 正常带状线宽度按式(3)确定, 使 Z_0 保持在 46Ω 左右。

1.2 带状线间隙不连续性的 S 参数与几何参数、频率的非线性关系

假如按电路设计制造要求, 将带状线的一部分切掉, 如图 3 所示, 将产生一不连续性间隙, 长度为 g 。这种不连续性的电特性可用它的 S 参数矩阵表示为

$$S = \begin{bmatrix} S_{11} & S_{12} \\ S_{21} & S_{22} \end{bmatrix} \tag{4}$$

由于几何对称, 则 $S_{22}=S_{11}, S_{12}=S_{21}$ 。

假设图 3 的间隙满足式(1)~(3), 且 $\epsilon_r=3.5$, 则它只有两个独立几何参数, 即 $T = T/b$ 和 $\bar{g} = g/b$ 。在几何参数 T, \bar{g} 和依赖频率变化的 S_{11}, S_{21} 参数之间建立一个非线性映射关系模型

$$Y = F(X) \tag{5}$$

Y 代表模型的输出矢量参数, 即依赖频率变化的 S_{11}, S_{21} 的幅值和相位

$$Y = (|S_{11}|, |S_{21}|, \angle S_{11}, \angle S_{21}) \tag{6}$$

X 代表模型的输入矢量参数, 包含所有得到 Y 所必需的参数, 即

$$X = (T, \bar{g}, f) \tag{7}$$

$f = b/\lambda$ 是归一化频率, λ 是工作波长。由于 $(|S_{11}|, |S_{21}|)$ 和 $(\angle S_{11}, \angle S_{21})$ 相对 X 的变化方式不同, 将式(5)分解为以下两个公式

$$Y_{mag} = (|S_{11}|, |S_{21}|) = F_{mag}(T, \bar{g}, f) \tag{8}$$

$$Y_{pha} = (\angle S_{11}, \angle S_{21}) = F_{pha}(T, \bar{g}, f) \tag{9}$$

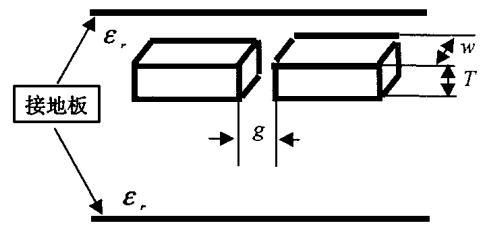


图 3 不对称带状线的间隙不连续

2 多层感知器神经网络模型结构

要实现按式(8)和(9)定义的输入/输出映射 F_{mag} 和 F_{pha} , 理想的选择是采用一个神经网络模型, 一个多层感知器神经网络一般由三部分组成: 输入层、隐蔽层、输出层。多层感知器神经网络模型的一般特性在文献[6]给出, 这里不再详述。我们采用仅有一个隐藏层的多层感知器神经网络, 隐蔽神经元选择双曲形式的非线性活化函数 $F_1(v) = \tanh(v)$, 输出神经元选择线性活化函数 $F_2(v) = v$, 输入/输出映射关系可以表达为^[6,7]

$$Y = F_2[W_2 \circ F_1(W_1 \circ X + B_1) + B_2] \tag{10}$$

式中 W_1 和 W_2 分别是在输入与隐蔽层之间、以及在隐蔽层与输出层之间的权矩阵; B_1 和 B_2 分别是隐蔽层和输出层的偏置矩阵。

3 多层感知器神经网络模型的建立

MLPNN 模型采用监督训练产生, 这一过程实际上是 MLPNN 学习样本输入/输出映射关系的过程。为了训练 MLPNN 模型, 所需训练样本数目的选择是至关重要的。本文利用全因素试验设计

方法选择 FDTD 模拟中的间隙结构参数。对于两个独立输入系数 T (3 层采样) 和 \bar{g} (4 层采样), 全因素试验设计选择 $3 \times 4 = 12$ 种间隙结构进行 FDTD 模拟。FDTD 模拟结果被傅里叶变换转到频域, 对幅度 MLPNN 模型—— F_{mag} , 在归一化频率范围 $0 \sim 0.2$ 内以 0.05 步长进行采样; 对相位 MLPNN 模型—— F_{pha} , 在归一化频率范围 $0 \sim 0.2$ 内以 0.02 步长进行采样。因此, FDTD 模拟得到的输入/输出样本数据总数分别为 $12 \times 5 = 60$ 和 $12 \times 11 = 132$, 将分别用来训练间隙不连续性的幅度和相位多层感知器神经网络模型。

多层感知器神经网络模型建立的另一个重要问题是模型的复杂度。一方面, 太少神经元的 MLPNN 网络不能完全描绘出复杂的输入/输出关系; 另一方面, 太多神经元趋向于过度拟合, 难于推广。对仅有单一隐蔽层的多层感知器神经网络, 数值试验显示 5 个神经元大小的隐蔽层对间隙不连续模型是合适的选择。在本文中, MATLAB 的 Levenberg-Marquardt 算法^[7] 被用于 MLPNN 训练。训练后的多层感知器神经网络使用一系列的测试样本来证实其有效性。值得注意的是, 测试样本应不同于训练样本。图 5~8 给出了全波 FDTD 模拟得到的映射和多层感知器神经网络 (MPLNN) 得到的映射之间的比较, 其样本分别为: 样本 1: $T=1/14, \bar{g}=1/7, \bar{w}=3/7$; 样本 2: $T=2/10, \bar{g}=2/10, \bar{w}=2/10$; 样本 3: $T=2/10, \bar{g}=2/10, \bar{w}=2/10$; 样本 4: $T=2/16, \bar{g}=5/18, \bar{w}=5/16$ 。

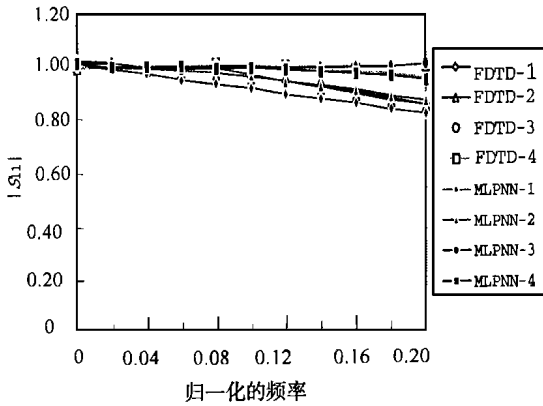


图 5 $|S_{11}|$ 的比较

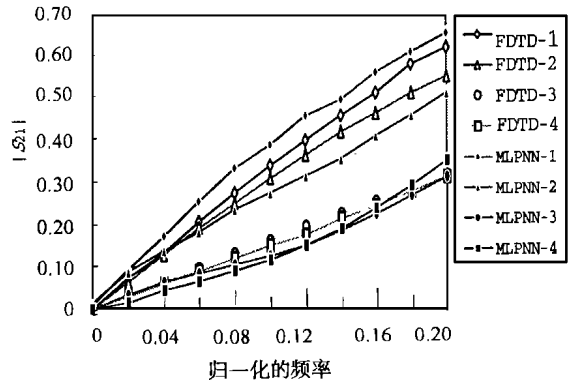


图 6 $|S_{21}|$ 的比较

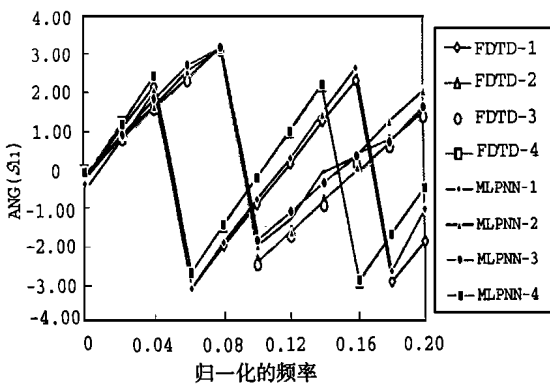


图 7 $\angle S_{11}$ 的比较

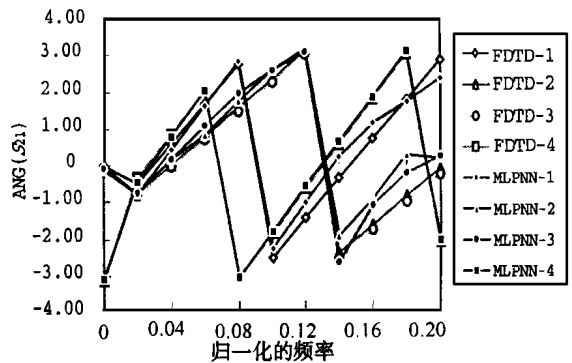


图 8 $\angle S_{21}$ 的比较

由图 5~8 可知, MLPNN 映射不仅可靠而且精确, 而它的计算时间可以忽略不计。这种计算速度使得多层感知器神经网络易于在 CAD 中使用。MLPNN 的权和偏置矩阵存在一个文件中, 可作为将来间隙不连续性的 CAD 之用。

3 结 论

不对称带状线间隙不连续性的多层感知器神经网络模型不仅保留了全波 FDTD 模拟的准确性,也简化了对 CPU 的要求。本文给出的不对称带状线间隙不连续的多层感知器神经网络模型在带状传输线互连结构 CAD 中是非常有用的。

参 考 文 献

- 1 Watson P, Gupta K C, Mahajan R L. Development of knowledge based artificial neural network models for microwave components. 1998 IEEE MTT-S Digest, 1998; 9 ~ 12
- 2 Watson P, Gupta K C. EM-ANN models for microstrip vias and interconnects in dataset circuits. IEEE Trans MTT, 1996, 44(12); 2 495 ~ 2 503
- 3 Veluswami A, Nakhla M S, Zhang Q J. The application of neural networks to EM-based simulation and optimization of interconnects in high-speed VLSI circuits. IEEE Trans MTT, 1997, 45(5); 712 ~ 723
- 4 Creech G L. Artificial neural networks for fast and accurate EM-CAD of microwave circuits. IEEE Trans MTT, 1997, 45(5); 794 ~ 802
- 5 Horng T, Wang C, Alexopoulos N G. Microstrip circuit design using neural networks. 1993 IEEE MTT-S Digest, 1993; 413 ~ 416.
- 6 Haykin S. Neural networks a comprehensive foundation. New York; Macmillan, 1993
- 7 Demuth H, Beale M. Neural network toolbox for use with matlab. User's Guide. Natick, MA: The Mathworks Inc. 1994
- 8 Schmidt S R, Launsby R G. Understanding industrial designed experiments. Colorado Springs, CO: Air Academy Press 1992; 3. 1 ~ 3. 50

Artificial Neural Network Models for Gap Discontinuities in Asymmetrical Striplines

Wang Bingzhong Hong Jingsong

(Institute of Applied Physics UEST of China Chengdu 610054)

Abstract Gap discontinuities appear in many stripline circuits, such as the multilayer microwave monolithic ICs and the interconnect systems in high-speed digital circuits. In this paper, a multilayer perceptron neural network (MLPNN) is used to model the gap discontinuities in stripline circuits. The MLPNN is electromagnetically developed with a set of training data that are produced by the full-wave finite-difference time-domain method. The full-factor design of experiments is used for determining the size of the training data.

Key words multilayer perceptron neural networks; finite-difference time-domain method; gap; stripline