

微带线的神经网络模型¹

吴文 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 本文采用多层感知器神经网络对微带线进行建模。将微带线的结构尺寸和频率作为神经网络的输入样本,微带线的电特性参数(由电磁场数值方法获得)作为输出样本,采用 BP 算法对多层感知器进行训练。当对多层感知器训练结束后,在学习范围内将微带线的尺寸和频率输入到多层感知器,从输出端可以立即得到准确的电特性参数。

关键词 神经网络, 多层感知器, BP 算法, 微带线

中图分类号 TN817, TN-052

1 引言

微带线的电特性参数在介质基片厚度和介电常数一定时,决定于微带线的结构尺寸和频率,它们构成非线性映射关系

$$F: R^m \rightarrow R^n, Y = F(X). \quad (1)$$

建模是根据输入样本集合 $X \in R^m$ 和输出样本集合 $Y \in R^n$ 之间的关系,假设存在一映射表示该关系

$$y_i = G(x_i), \quad i = 1, 2, \dots, k, \quad x_i \in X, \quad y_i \in Y, \quad (2)$$

求出一个映射 F 在某种意义上是 G 的最佳逼近。在传统方法中,首先给出一个 F 的一个含参数表示方法,然后求出参数。通常是选出一组基函数,把 F 表示成基函数的线性组合,采用最小二乘法或其它方法确定基函数的系数,从而得到 G 的一种逼近。该方法只适合于解决当映射是低维或比较简单时的一些问题。如果映射是高维或比较复杂时,将会遇到选择基函数和求解系数等困难,而神经网络可以克服这些困难,神经网络是映射的另一种表示方法,是通过简单非线性函数少数几次复合来实现比较复杂的非线性映射。多层感知器是一种前馈式映射型神经网络,它可以实现一高度非线性映射,这就是本文建立耦合微带线的神经网络模型的理论基础。

本文对微带线的结构尺寸和频率进行取样,作为多层感知器神经网络的输入样本,微带线的电特性参数作为输出样本,采用 BP 算法对多层感知器进行训练。当对多层感知器训练结束后,在学习范围内将微带线的结构尺寸和频率输入到多层感知器,从输出端可以立即得到准确的电特性参数。

2 多层感知器及 BP 算法

多层感知器通常由输入层、输出层和若干隐层组成,如图 1 所示。每一层包括若干神经元,第 k 层第 j 个神经元的输入输出关系为

$$y_j^{(k)} = f_j^{(k)} \left(\sum_{i=1}^{N_{k-1}} \omega_{ij}^{(k-1)} y_i^{(k-1)} - \theta_j^{(k)} \right), \quad j = 1, 2, \dots, N_k, \quad k = 1, 2, \dots, M, \quad (3)$$

¹ 1998-08-26 收到, 1999-05-09 定稿

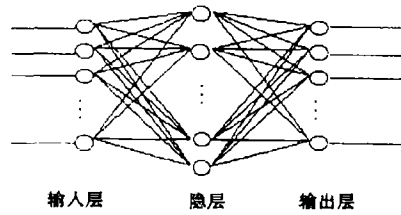


图 1 多层感知器

上式中的 $\omega_{ij}^{(k-1)}$ 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。 N_k 为第 k 层神经元数目, M 表示总层数, 利用 (3) 式可以求出网络的总输入 $y_1^{(0)}, y_2^{(0)}, \dots, y_{N_0}^{(0)}$ 与输出 $y_1^{(M)}, y_2^{(M)}, \dots, y_{N_m}^{(M)}$ 之间的关系。实际上, 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。

所谓训练学习, 即不断调整权值和阈值, 使多层感知器的实际输出值与样本值之间的误差越来越小。本文采用 BP 算法 (即反向传播算法) 对多层感知器进行训练学习, 其具体步骤:

- (1) 初始化, 即随机设置各层权值 $\omega_{ij}^{(k)}$ 和阈值 $\theta_j^{(k)}$;
- (2) 利用输入 $Y_1^0, Y_2^0, \dots, Y_I^0$ 和 (3) 式计算各层实际输出 $Y_1^k, Y_2^k, \dots, Y_{N_k}^k, k = 1, 2, \dots, M$;
- (3) 利用下式调整权值和阈值,

$$\left. \begin{aligned} \omega_{ij}^{(k-1)}(t+1) &= \omega_{ij}^{(k-1)}(t) - \eta \sum_{h=1}^I \delta_{hj}^{(k)} y_{hi}^{(k-1)}, \\ \theta_j^{(k-1)}(t+1) &= \theta_j^{(k-1)}(t) + \alpha \sum_{h=1}^I \delta_{hj}^{(k)}, \end{aligned} \right\} \quad (4)$$

$\omega_{ij}^{(k-1)}(t)$ 、 $\theta_{ij}^{(k-1)}(t)$ 为当前权值和阈值, $\omega_{ij}^{(k-1)}(t+1)$ 、 $\theta_{ij}^{(k-1)}(t+1)$ 为修正后的权值和阈值, δ 、 α 为迭代步长, $\delta_{hj}^{(k)}$ 为误差传播项, 由下式得到

$$\left. \begin{aligned} \delta_{hj}^{(k)} &= (\hat{y}_{hj}^{(M)} - y_{hj}^{(M)}) f' \left(\sum_{i=1}^{N_{M-1}} \omega_{ij}^{(M)}(t) y_{ih}^{(M-1)} - \theta_j^M \right), \quad K = M, \\ \delta_{hj}^{(k)} &= f' \left(\sum_{i=1}^{N_{k-1}} \omega_{ij}^{(k)}(t) y_{ih}^{(k-1)} - \theta_j^k \right) \sum_{l=1}^{N_{k+1}} \delta_{hl}^{(k+1)} \omega_{jl}^{(k)}(t), \quad k = 1, 2, \dots, M-1; \end{aligned} \right\} \quad (5)$$

(4) 计算误差

$$\varepsilon_1 = \sum_{h=1}^I \sum_{j=1}^{N_M} (\hat{y}_{hj}^{(M)} - y_{hj}^{(M)})^2; \quad (6)$$

(5) 如果 $\varepsilon_1 > \varepsilon$ (ε 为预定误差), 则返回步骤 (3) 继续学习, 如果 $\varepsilon_1 \leq \varepsilon$, 则已收敛而停止学习。由此时的权值所构成的神经网络, 可以在误差范围内反映输入输出量之间的映射关系。

BP 算法和多层感知器结合起来可以把一组样本的输入输出关系问题转换为一个非线性优化问题, 因此初始权值对学习是否达到全局最小或是否收敛的影响很大, 到目前为止, 初始权值选取还没有严格的理论指导。但如果初始权值选得比较小, 且在输入累加时使每个神经元的输出尽量接近于零, 那么可以大大减小 BP 算法到达局部最小或不收敛区域的可能性。

多层感知器的隐层层数越多, 可调参数越多, 那么它的灵活性就越大和容错性就越好, 但学习速度将会大大降低。对于微波技术中的神经网络模型问题, 通常对神经网络灵活性和容错性要求不高, 所以一般采用三层感知器。隐层单元数与问题的要求以及输入输出单元的多少均具有直接的关系, 但到目前为止, 还没有很好的理论公式表示。在对非线性映射进行逼近的问题中, 隐层单元数的选取主要根据输入单元数、逼近精度和映射本身的波动性。如果输入单元数越多, 逼近精度要求越高, 映射本身的波动性越大, 那么隐层单元数就要求越多。

3 模拟结果

3.1 微带线 微带线如图 2 所示, 其介电常数 $\varepsilon_r = 2.22$, 基片厚度 $d = 0.5\text{mm}$, 微带宽度变化范围分别为 $0.1 \leq w \leq 1.0\text{mm}$ 。将频率 f 和 w 的一组抽样值作为输入样本, 谱域法得到的特性阻抗 Z_0 、归一化波长 λ 作为输出样本。将三层感知器算出结果和谱域法结果进行比较。二者十分吻合, 最大相对误差小于 5%, 图 3 展示了部分比较结果。

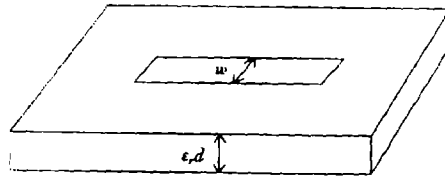


图 2 微带线

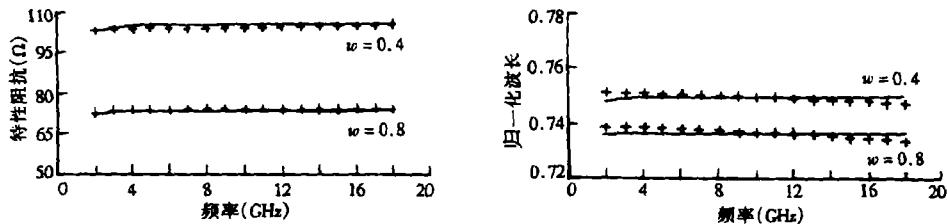


图 3 微带线的特性阻抗和归一化波长
(实线为三层感知器结果, 十字为谱域法结果)

3.2 耦合微带线 耦合微带线结构如图 4 所示, 其介电常数 $\varepsilon_r = 2.22$, 基片厚度 $d = 0.5\text{mm}$, 微带宽度和缝隙宽度的变化范围分别为: $0.1 \leq w \leq 1.0\text{mm}$, $0.1 \leq s \leq 1.0\text{mm}$ 。

将频率 f 和 w, s 的一组抽样值作为输入样本, 谱域法得到的奇模特性阻抗 Z_{0o} 、偶模特性阻抗 Z_{0e} 、奇模归一化波长 λ_o 和偶模归一化波长 λ_e 作为输出样本。将三层感知器算出结果和谱域法结果进行比较, 二者十分吻合, 最大误差小于 5%, 图 5 展示了部分比较结果。

4 结束语

大家知道, 采用电磁场数值方法分析微带线比较耗时, 在微波电路设计软件中实时调用十分困难, 而神经网络却不一样, 其训练过程需要一定时间, 但模拟过程的速度很快。此外, 神经网络模型还具有精度高, 存储模型的数据库小等优点。

本文虽然仅对介电常数和基片厚度一定的微带线的电特性进行建模, 但介电常数和基片厚度也可以作为输入样本对神经网络进行训练, 但隐层单元数必须增加, 训练时间也相应增加。

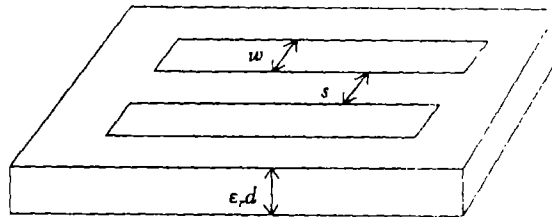


图 4 耦合微带线

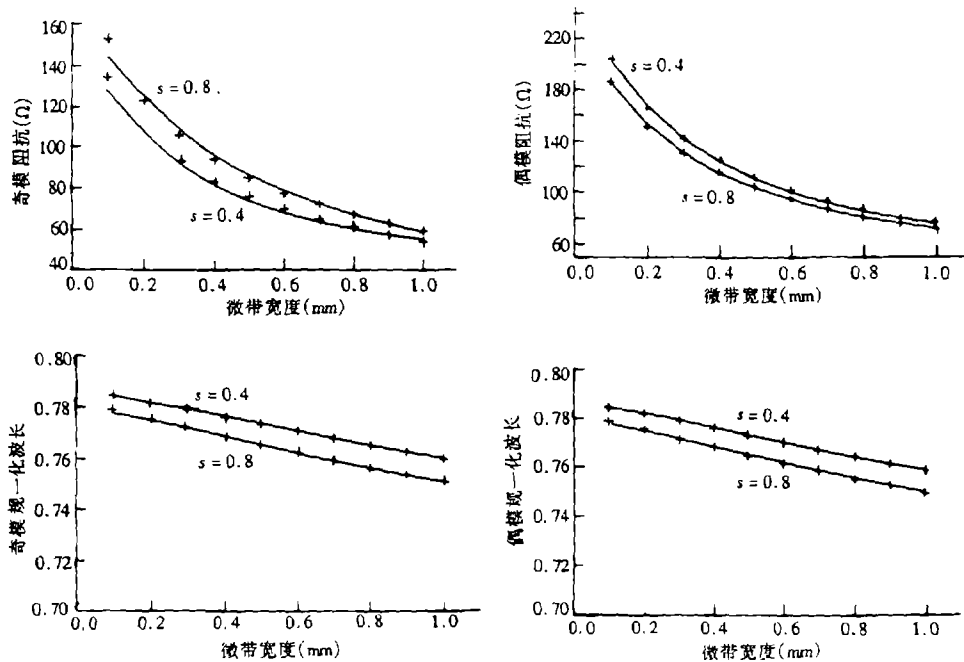


图 5 三层感知器输出结果和谱域法结果
(频率 $f=18\text{GHz}$, 实线为三层感知器结果, 十字为谱域法结果)

参 考 文 献

- [1] 杨拴让. 毫米波传输线. 北京: 电子工业出版社, 1986, 31-74 .
- [2] Webb A R. Functional approximation by feed forward networks: A least squares approach to generation. IEEE Trans. on Neural Network, 1994,. NN-5(2): 363-371.

THE NEURAL NETWORK MODEL OF MICROSTRIP LINE

Wu Wen Li Xingguo

(*Inst. of mmW & Light Wave Near Sensing Tech., Nanjing Univ. of Sci. & Tech., Nanjing 210094*)

Abstract The multi-layer perceptron is introduced to characterize the microstrip line. The size of microstrip line and the frequency are defined as the input samples of the multi-layer perceptron, and the electric characteristic parameters of the microstrip, which are obtained by the numerical method, are determined as the desired output samples. As the perceptron has been trained with the back propagation algorithm, the electric characteristic parameters of the microstrip line at any arbitrary size and frequencies can be obtained quickly from the multi-layer perceptron.

Key words Neural network, Multi-layer perceptron, BP algorithm, Microstrip line

吴 文: 男, 1968 年生, 博士后. 目前主要从事研究领域有: 神经网络理论和小波理论在电磁场与微波技术中应用, 毫米波天线、元器件, 高分辨率毫米波雷达系统等.

李兴国: 男, 1940 年生, 教授, 博士生导师, 中国电子学会微波分会副主任委员, 已获两项国家科技进步奖和三项省部级科技进步一等奖和多项二等奖和三等奖, 出版学术专著两本, 在国内外学术刊物上发表论文五十余篇. 目前主要从事研究领域有: 毫米波精确探测系统的理论和技术研究.