

基于神经网络的耦合微带射频带通滤波器设计*

谢涛^{1,2}, 李珩³, 何怡刚², 姚建刚², 侯玉宝¹

(1. 湖南涉外经济学院 电气与信息工程学部, 湖南 长沙 410205;

2. 湖南大学 电气与信息工程学院, 湖南 长沙 410082;

3. 中南林业科技大学 外国语学院, 湖南 长沙 410004)

摘要: 给出了 1/4 波长耦合微带线射频带通滤波器设计的 ADS 仿真和神经网络方法。微带滤波器的 3 个重要参数线长 L 、线宽 W 、缝隙 S 以及频率 f_{req} 做为神经网络的输入, 反射系数 S_{11} 和端口传输系数 S_{21} 以及输入端电压驻波比 $VSWR1$ 做为网络输出, 神经网络训练结果和用电磁仿真软件 ADS 对滤波器的仿真结果基本一致。文中给出了采用改进粒子群优化 (IPSO) 算法思想改进的 BP 神经网络的训练算法。

关键词: 耦合微带线; 射频滤波器; 改进 PSO 算法; 神经网络

中图分类号: TN713, TN015

文献标识码: A

文章编号: 1674-7720(2010)10-0028-04

The design of coupling microstrip radio frequency bandpass filter based on neural network

XIE Tao^{1,2}, LI Heng³, HE Yi Gang², YAO Jian Gang², HOU Yu Bao¹

(1. College of Electrical and Information Engineering, Hunan International Economics University, Changsha 410205, China;

2. College of Electrical and Information Engineering, Hunan University, Changsha 410082, China;

3. College of Foreign Language, Central South University of Forestry and Technology, Changsha 410004, China)

Abstract: Give 1/4 wave length coupling microstrip line radio frequency filter design neural network method, microstrip filter's three key parameter line long L , line width W , slit S and frequency has done for the neural network input, reflection factor S_{11} and port transmission factor S_{21} and input terminal voltage standing-wave ratio $VSWR1$ as the network output, the neural network training result and uses electromagnetism simulation software ADS to filter's simulation result basically consistent. In the article give the BP neural network training algorithm improved by IPSO.

Key words: coupling microstrip line; radio frequency filter; improved PSO algorithm; neural network

微带线是一种最流行的平面传输线, 主要是因为它可以用照相印制工艺来加工, 而且容易与其他无源和有源的微波器件集成。耦合微带线是由几节甚至多节微带线耦合而成。耦合微带线在无源和有源微波集成电路中应用广泛, 滤波器、定向耦合器等都可以使用耦合微带线。由于耦合微带线中的介质是由介质基片和空气组成的非均匀介质, 因此不存在纯的 TEM 波, 在频率较低时, 可以近似认为它能传输 TEM 波。耦合微带线的结构如图 1 所示。

1/4 波长耦合微带带通滤波器有诸如紧尺寸、易制作等优点。在微波电路中得到了广泛的应用^[1-3]。这类滤

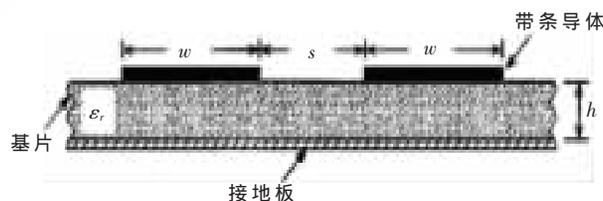


图 1 耦合微带线结构

波器的设计可以用基于等效电路模型的综合方法来完成^[4], 但是这种方法中电路模型的精度得不到保证; 也可以用电磁仿真软件来设计。仿真软件能够更精确地模拟这种带通滤波器, 因为它考虑了微带线的色散和耦合效应, 而等效电路模型方法没有考虑这些。但是用电磁仿真软件设计也有它的缺点, 计算繁琐、耗时、特别是在滤波器的设计调整和优化阶段。而用神经网络进行滤波器设计, 一旦神经网络的结构模型确定, 其训练时间比用任何一种电磁仿真软件进行设计和调整所需的时间要短。

《微型机与应用》2010 年第 10 期

* 基金项目: 湖南省教育厅科研项目 (08C513)、国家自然科学基金项目 (NO.50677014、60876022)、高校博士点基金 (20060532002)、国家 863 计划 (No.2006AA04A104)、湖南省自然科学基金项目 (06JJ2024) 资助

1 基于神经网络和 ADS 相结合的滤波器设计原理

神经网络是有感于人类大脑的认知和学习能力而发展起来的一门新兴科学,由于其联想性、记忆性、鲁棒性、非线性映射等诸多优点,在越来越多的领域得到了广泛的应用^[5-8]。用神经网络来进行带通滤波器的设计,先用电磁仿真软件对滤波电路进行仿真,获得仿真数据做为神经网络的输入和输出。这里以微带滤波器中微带线的线宽 W 线长 L 和微带线之间的缝隙 S 以及扫描频率 4 个重要的参数做为神经网络的输入,滤波器的端口反射系数 S_{11} 和端口传输系数 S_{21} 以及输入驻波比 $VSWR1$ 做为神经网络的输出,神经网络的训练算法采用改进粒子群优化算法(IPSO)思想改进的 BP 算法。

2 改进的 PSO 算法 (IPSO) 以及根据 IPSO 思想改进的 BP 算法

2.1 IPSO 算法

粒子群优化(PSO)算法的收敛速度快、运算简单、易于实现。PSO 算法初始时随机产生目标函数的一组解,该解空间内的每个解被称作粒子。每个粒子通过跟随当前最优粒子的方法在求解问题的空间内搜索最优解。粒子的速度和位置更新公式如下:

$$v(i+1) = \omega \times v(i) + c_1 \times r_1 \times (pbe - x(i)) + c_2 \times r_2 \times (gbe - x(i)) \quad (1)$$

$$x(i+1) = x(i) + v(i+1) \quad (2)$$

公式(1)中的 pbe 表示该粒子从开始到现在搜索产生的最优解, gbe 表示粒子群目前找到的最优解。 $\omega \in [0, 1]$ 为惯性因子,用于根据上一次迭代得到的速度调节本次迭代过程中粒子的运动速度。 c_1 和 c_2 是加速系数,分别调节向全局最好粒子和个体最好粒子方向飞行的最大步长。 r_1 和 r_2 是 0 到 1 之间的随机数。根据目标函数计算的适应度值来衡量搜索空间内哪个位置更好。

从公式(1)可以看出:当一个粒子的当前位置接近但并未到达全局最优位置时,如果该粒子的上一次迭代中的运动速度和惯性权值非零,则该粒子将渐渐运动远离该位置。另外,一旦所有粒子追赶上当前全局最优粒子,这些粒子将停止移动,这时就可能是早熟或已经找到最优解,因此需要对是否早熟进行判断。为避免早熟,考虑在算法搜索过程中引入一些干扰因素。当早熟发生时,为粒子的速度加上干扰条件。描述如公式(3)和(4)所示:

$$v(i) = v(i) + \text{random} \quad (3)$$

$$x(i) = x(i) - 2v(i) \quad (4)$$

发生早熟时,公式(3)为速度增加一个随机数,从而改变了该粒子的运动速度,公式(4)将粒子移动到一个新的位置,改变搜索方向。公式(3)和(4)描述的干扰使得粒子在新的位置以新的速度开始搜索,跳出了原早熟区域,避免了局部最优解,能够更好地找到全局最小。当早熟发生时,干扰被引入。在搜索过程中引入搜索因子来发现早熟发生的时机,该因子被定义为 f_m 。迭代搜索过

程中记录下每一个有效搜索步骤,每一有效搜索步骤的输出记为 f_g 。当迭代过程中某一步的输出大于早熟因子(即 $f_g > f_m$)时,公式(3)和(4)描述的干扰产生作用。早熟因子 f_m 根据目标函数的不同取不同值。这种引入早熟判断和对早熟情况下进行粒子速度及位置调整的 PSO 算法,使全局寻优能力有了加强,称之为改进后的 PSO——IPSO。

2.2 IPSO 算法思想改进 BP 算法

BP 算法的训练是一种有监督的方法,采用误差反向传播的方法使网络的权值随机沿梯度下降。每个权值都会影响输出层产生的误差,因此减少该误差,要根据输出层的误差调整权值矩阵,形成将输出端表现出的误差沿着与输入信号相反的方向逐渐向输入端传递的过程。

将 IPSO 用于训练 BP 网络的思想是:粒子群中每个粒子的位置表示 BP 网络中当前迭代的权值集合,每个粒子的维数表示网络中起连接作用的权的数量,以给定训练样本集的神经网络输出误差做为神经网络训练问题的适应函数,适应度值表示神经网络的误差阈值,误差越小则表明粒子在搜索中具有更好的性能。粒子在权值空间内移动搜索使得网络输出层的误差最小,改变粒子的速度即更新网络的权值,以减少均方误差(MSE)。通过这种方式,IPSO 优化搜索训练神经网络的权值来获得更小的 MSE。在每一迭代过程中,所有粒子根据计算出的新的速率更新位置,向新的方位移动,新的位置即新的权值集合,根据该权值集合得到新的 MSE。如果某粒子运动到的新方向使得新的 MSE 不能减小,则粒子不朝该新方向移动,即丢弃新的权值矩阵。每次迭代过程中产生 MSE 最小的粒子为目前全局最优粒子,即 PSO 算法公式(1)中的 gbe 。

采用了 IPSO 算法对 BP 网络进行训练,避免了原 BP 算法中的向后传播过程,加快了搜索速度并且能够防止整个算法的过早收敛。

IPSO 算法如下:

(1) 初始化参数,包括神经网络拓扑结构、种群大小、加速系数、学习率、迭代次数上限、误差限 ε 、饱和因子等;

(2) 没有早熟并且 $mse \leq \varepsilon$ 或者迭代次数超过上限,转(6);

(3) 对每个粒子 i 在网络中正向传播,计算其在输出层的输出,得到误差 E_i ,如果 $E_i < pb_i$,则 $pb_i = E_i, p_i = x_i$,如果 $E_i < gb$,则 $gb = E_i, p_g = x_i$;

(4) 判断是否出现早熟如果是,则按公式(1)、(3)更新每个粒子的速度 v_i ,按公式(2)、(4)更新粒子的位置 x_i 否则,按(1)和(2)分别计算并更新每个粒子的速度和位置;

(5) 转(2);

(6) 结束。

以上算法步骤中出现的 pb_i 表示单个粒子在以前搜

硬件纵横 Hardware Technique

索中的最优状态 (即最小 MSE), g_b 表示粒子群在以前搜索中的最优状态 (即最小 MSE), 其对应于在以前搜索中的单个粒子的最优位置 p_i 以及全局最优位置 p_g 。

3 设计实例

设计一个微带耦合的射频带通滤波器, 设计指标如下:

通带 3.0 GHz–3.1 GHz, 主要由滤波器的 S_{21} 参数决定。

带内衰减小于 2 dB, 起伏小于 1 dB, 也是由滤波器的 S_{21} 参数决定。

2.8 GHz 以下及 3.3 GHz 以上衰减大于 40 dB, 同样由滤波器 S_{21} 参数决定。

端口反射系数小于 -20 dB, 由滤波器的 S_{11} 参数决定。

针对提出的设计指标, 这里采用安杰伦的 ADS 仿真软件对其进行设计, 在用 ADS 进行设计时, 主要是对滤波器的 S 参数进行分析, 分析方法是以前滤波器的 S 参数做为优化目标进行优化仿真。 S_{21} 是传输参数, 滤波器通带、阻带的位置以及衰减、起伏全都表现在 S_{21} 随频率变化曲线的形状上。 S_{11} 是输入端口的反射参数, 由它可以换算出输入端电压驻波比。

电路及优化设计原理图如图 2 所示。

S 参数仿真扫描起始频率为 2.7 GHz, 终止频率为 3.4 GHz, 频率扫描间隔为 100 kHz, S_{21} 和 S_{11} 参数仿真曲线以及输入端驻波比如图 3、图 4 和图 5 所示。

采用单隐层的 3 层 BP 神经网络对上述微带射频滤波器进行设计, 各层神经元个数为 4、12、3, 用第 3 节的 IP-SO 算法对 BP 网络的结构和参数进行优化, 神经网络的输入为微带线的线宽 W 、线长 L 、耦合微带线之间的间距 S 以及扫描频率。 W 、 L 、 S 的取值范围分别为 0.8 mm–1.3 mm、2.0 mm–2.5 mm、0.2 mm–0.7 mm, 频率 f_{req} 范围为 2.7 GHz–3.4 GHz, 神经网络的输出为反射参数 S_{11} 、传输参数 S_{21} 、输入驻波比 $VSWR1$, 神经网络结构模型如图 6 所示。从 ADS 对上述 3 个参数的仿真曲线中各自采样 701 个数据点。神经网络的训练结果如图 7、图 8、图 9 所示。

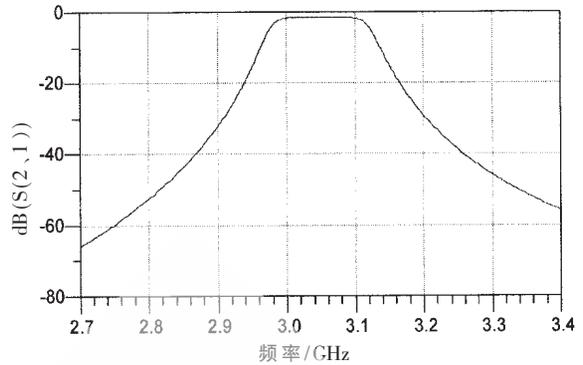


图 3 S_{21} 参数仿真曲线

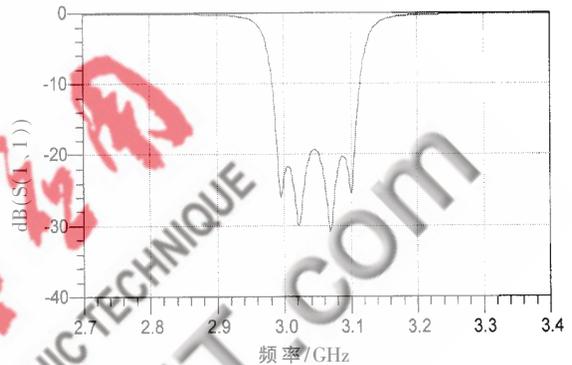


图 4 S_{11} 参数仿真曲线

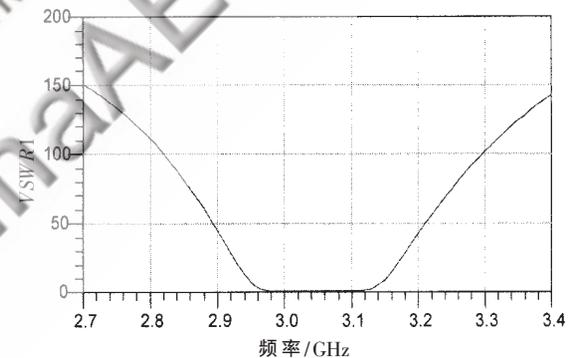


图 5 输入驻波比

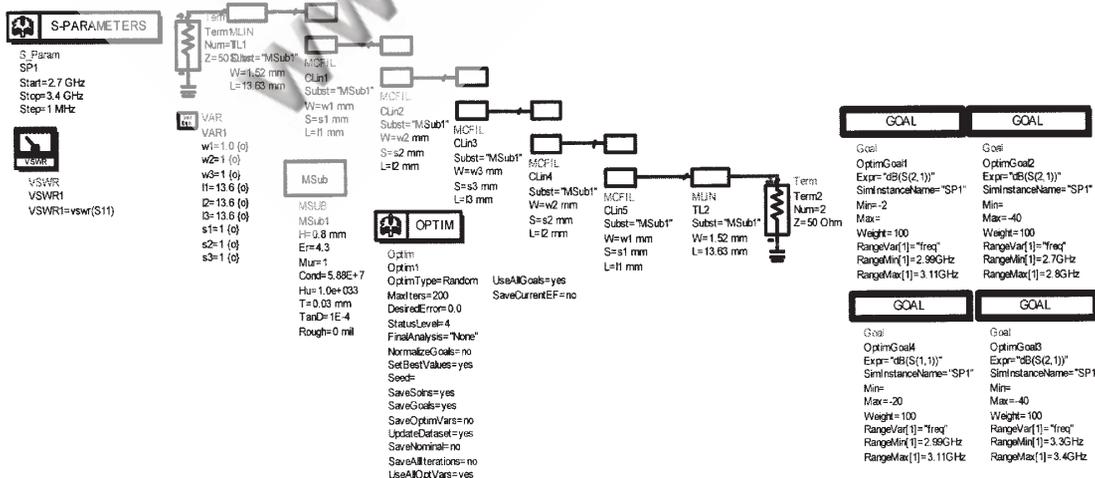


图 2 $\lambda/4$ 微带射频带通滤波器及优化设计原理图

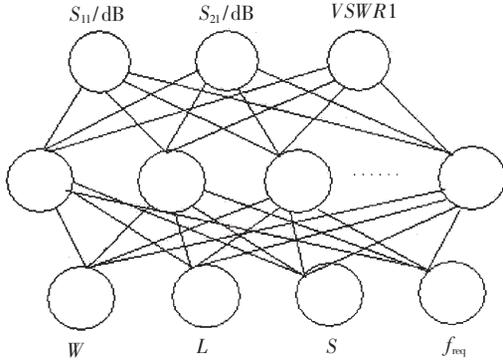


图6 神经网络结构模型

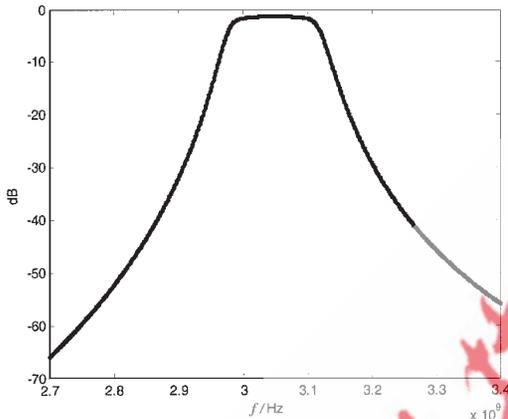


图7 S_{21} 参数神经网络训练结果

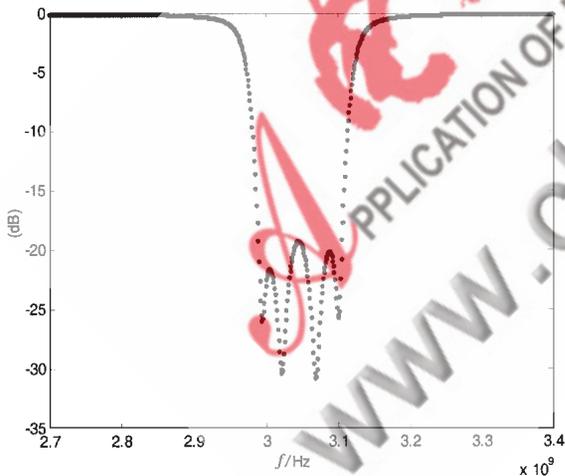


图8 S_{11} 参数神经网络训练结果

从图6、图7和图8可以看出神经网络训练结果和用ADS仿真的结果基本一致，证实了用神经网络来进行微带射频滤波器设计是切实可行的。

参考文献

[1] HSIEH L H, CHANG Kai. Slow-wave bandpass filters using ring or stepped-impedance hairpin resonators[J]. IEEE Trans. Microwave Theory Tech, 2002,50(12):1795-1800.
 [2] BLONDY D C P, BROWN A R, CROS D, et al. Low-
 《微型机与应用》2010年第10期

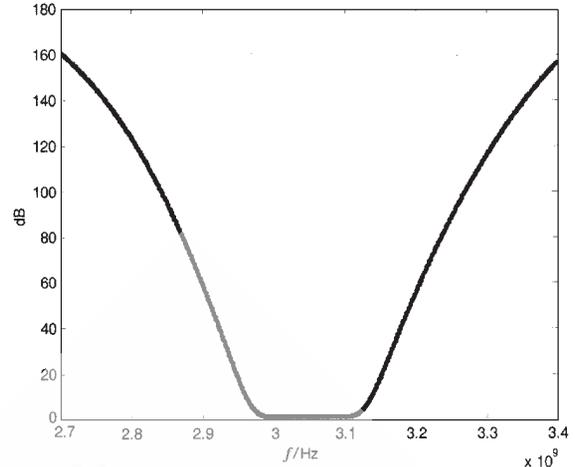


图9 输入驻波比神经网络训练结果

loss micro machined filters for millimeter-wave communication Systems[J]. IEEE Trans.Microwave Theory Tech, 2003,46(6):2283-2288.
 [3] SAGAWA M, TAKAHASHI K, MAKIMOTO M. Miniaturized hairpin resonator filters and their application to receiver front-end MIC's[J]. IEEE Trans. Microwave Theory Tech., 1989,37(12):1991-1996.
 [4] LI X, GAO J, YOOK J G, et al. A synthesized method for minimum insertion loss bandpass filter design[C]. ICCEA2004,2004:488-491.
 [5] ZHANG Yu Nong, CHEN Ke. Comparison on zhang neural network and gradient neural network for time-varying linear matrix equation $AXB = C$ solving Industrial Technology[C]. IEEE International Conference on 21-24,2008 (4):1-6.
 [6] KHOA N L D, SAKAKIBARA K, NISHIKAWA I. Stock price forecasting using back propagation neural networks with Time and Profit Based Adjusted Weight Factors[C]. International Joint Conference Oct. 2006:5484-5488.
 [7] WANG Qi, YU Bo, ZHU Jie. Extract rules from software quality prediction model based on neural network tools with artificial intelligence[C]. 16th IEEE International Conference on 15-17 Nov. 2004:191-195.
 [8] 宋彩利,吴宏岐.神经网络在变压器故障诊断中的应用研究[J].微计算机信息,2008(12-1):155-157.

(收稿日期:2009-12-24)

作者简介:

谢涛,男,1977年生,博士研究生,主要研究方向:射频识别(RFID)技术,模拟电路故障诊断,神经网络理论与应用。

李珩,女,1979年生,硕士,助教,主要研究方向:日语言文学研究。