

基于版图级综合的频率部分空间映射神经网络建模技术及其在 LTCC 射频电路中的应用

张祥军, 方大纲

(南京理工大学毫米波技术研究室, 江苏南京 210094)

摘 要: 提出了基于电路版图级综合的频率部分空间映射神经网络建模的微波电路设计方法. 将空间映射技术应用在神经网络建模中降低了神经网络的复杂程度, 频率部分空间映射技术仅建立部分设计参数的映射, 在确保一定准确度的前提下可以提高建模效率, 减小神经网络拓扑结构的复杂性, 使粗模型的参数提取时间以及神经网络的训练时间减少. 空间映射技术中粗模型由版图级综合得到, 基于全波分析的集总电路建模考虑寄生效应, 具有一定的准确性和快速性, 作为频率部分空间映射神经网络建模技术高质量的粗模型, 从而提高了建模的准确性和速度, 增强建模的灵活性. 在细模型的扫频中, 采用 S B 自适应采样技术可以进一步减少建模时间. 本文用此方法设计低温共烧陶瓷滤波器, 证明用这种方法建模快速、准确.

关键词: 版图级综合; 频率部分空间映射神经网络建模; S B 自适应频率采样技术; 神经网络; 低温共烧陶瓷

中图分类号: TN802 文献标识码: A 文章编号: 0372-2112 (2007) 06 1187-06

Layout Level Synthesis Based Frequency Partial Space-Mapped Neuromodeling Technique for LTCC RF Circuit Design

ZHANG Xiang-jun, FANG Da-gang

(Microwave and Millimeter Wave Laboratory, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing, Jiangsu 210094, China)

Abstract This paper proposes a layout level synthesis based frequency partial space mapped neuromodeling technique (FPSMN) for RF circuit. We exploit space mapping technique to simplify the relation between the neural network (NN) training data and teaching data and therefore to reduce the cost for training in neuromodeling. FPSMN establishes a partial mapping for the physical parameters, making even more efficient use of the implicit knowledge in the coarse model. This allows us a significant reduction in NN complexity and in training time. The coarse model is obtained from layout level synthesis. Lumped circuit modeling based on electromagnetic (EM) simulation describes the important parameters and parasitic parameters. It can serve as high quality coarse model in FPSMN. A Storer-Bulirsch adaptive frequency sampling (S B AFS) technique is used to decrease the cost for frequency sweeps. Numerical results of a low temperature cofired ceramic (LTCC) bandpass filter illustrate the advantage of the proposed method over existing techniques.

Key words: synthesis; frequency partial space mapped neuromodeling (FPSMN); neural network (NN); S B adaptive frequency sampling (S B AFS); low temperature cofired ceramic (LTCC)

1 引言

现代移动通讯的发展对小体积、高性能射频前端的要求越来越高. 为了能在器件小型化的同时降低其损耗, 获得更高的功能, 需要寻找新的材料和技术. 低温共烧陶瓷 (LTCC) 因其具备高耐温性、高热传导率、低介质损耗以及高电导率材料的使用和制造工艺简单、成本低廉等优点, 使其在高频中的应用越来越广泛. LTCC 的应

用使得器件布局从平面走向空间, 能有效地减小电路的体积. 随着 LTCC 工艺的发展, 越来越多的无源器件和功能电路埋置在三维陶瓷介质中, 射频子系统的尺寸显著减小. 为了达到设计指标, LTCC 电路设计需要有效的优化方法. 有两种不同的模型对此类电路进行分析、优化: 一类是全波电磁模型, 这种模型具有很高的计算精度, 但通常计算时间较长; 另一类是各种近似模型, 例如微波平面电路的等效电路模型, 这类模型的精确度

比较低,但是计算效率相当高.空间映射(Space Mapping)技术通过建立两种模型之间的映射关系,同时兼顾了设计过程中的计算效率和精确度,是一种高效实用的电路优化设计技术^[1].在空间映射技术中,全波电磁模型和各种近似模型分别被称为细模型和粗模型.设计过程中,电路的优化过程是在具有较高计算效率的粗模型当中完成的,粗模型中得到的电路响应将通过细模型的分析来校正,从而保证整个分析过程的精确度.

神经网络也被应用于微波电路的建模中^[2].通过训练学习,可以得到表述神经网络结构的参数,从而输入变量和输出变量之间的非线性映射关系就可以解析地表述出来,这样再求解任何一组输入变量对应的输出变量,基本上是不需要任何计算代价.但是神经网络训练过程中需要大量的训练采样点以保证最终得到的网络的精确度和稳定度.在微波电路建模过程中,训练采样点一般是通过全波电磁仿真或者直接在实验中测量获得.大量的采样点必然会提高建模工作的成本.尽管神经网络在处理多变量、高度非线性问题有着显著的优点,降低神经网络结构的复杂性仍很重要.

空间映射技术和神经网络结合应用于微波器件或电路的建模是个比较好的策略.目的是把细模型的一部分非线性转移到粗模型当中.空间映射技术可以以多种不同的方式与神经网络混合使用,这种基于空间映射的神经网络技术起到简化网络结构的目的,其中频率部分空间神经网络建模(Frequency Partial-Space Mapped Neuromodeling, FPSMN)是几种结合方案中性能优良的一种,与文献[3]中方案比较,它卷入频率信息,可以降低对粗模型性能的要求;与文献[4]中方案比较本文仅建立部分物理参数的映射,更有效地利用粗模型的隐含信息,部分物理参数建立映射的精确度稍低于文献[4]的方案,但由于选择比较精确的粗模型,建模的准确度仍然比较高.

在应用空间映射时,选择高质量的粗模型是关键,基于全波分析的版图级综合电路模型尽可能考虑元件的寄生效应,是一种快速且具有一定准确度的电路模型^[5].这种方法包括分块集总参数电路建模,利用神经网络建立几何尺寸与电参数以及主要元件与其寄生参数之间的非线性映射.这种综合方法从电路的版图得到单个元件具有寄生参数的电路模型,电路模型组成的功能电路是一种质量较高的粗模型.在文献[4]中粗模型是软件中的微带电路模型,直接建立粗、细模型物理尺寸的映射,具有一定的局限性,本文粗模型是版图级综合的电路模型,使建模的通用性和灵活性增强,尤其对微波多层电路十分有效.

在神经网络建模过程中,选择一种高效的采样技术可以提高建模工作的总体效率.自适应采样技术被

广泛应用于各种算法中达到减少采样点的目的.S-B自适应频率采样(AFS)技术利用Stoer Bulirsch算法能够在相当宽的频带内进行最经济的采样,减少了恢复整个频段内频响的计算时间^[6].本文以基于低温共烧陶瓷的带通滤波器为例,将本算法应用在基于版图级综合的频率部分空间映射的神经网络建模当中.

2 基本理论

2.1 频率部分空间映射神经网络建模

频率部分空间映射的神经网络建模(FPSMN)的结构如图1所示^[1],其中 x_f^s 是设计参数的 x_f 的一个子集, x_c^s 是粗模型参数的一个子集.基本思路是用神经网络建立粗、细模型空间之间的映射.用曲线拟合的结果训练神经网络.优化过程在粗模型上进行,细模型的响应可以用训练好的神经网络和粗模型很好的近似.这个方案建立频率变量的映射,使得粗模型在映射的频率点 f_c 与细模型很好的拟合.另外,这个方案仅建立部分物理参

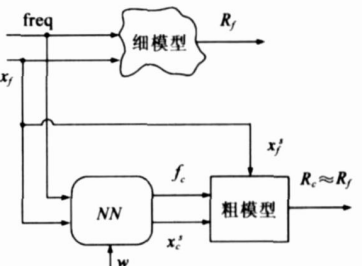


图1 FPSMN的结构示意图

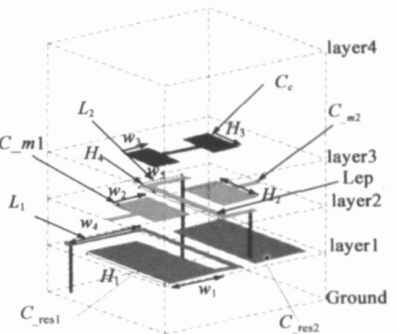


图2 多层LTCC带通滤波器版图

数的映射,可以更有效地利用粗模型的隐含信息;建立部分物理参数的映射对许多微波问题可以获得足够高的精度.和其它方案比较,由于较少的优化变量,这种方案可以使得神经网络的结构复杂性减小,并且可使神经网络的训练时间显著减少;对于复杂电路可以避免训练过程中粗模型响应的奇异性^[1].部分物理参数建立映射的精确度稍低于全部物理参数建立映射的方案,所以要选择比较精确的粗模型,才能使建模的准确度比较高;另外,由于在这种方案中粗细模型要选择相同的物理参数使得它的应用范围受到限制,很难应用到复杂的多层微波电路.

2.2 版图级综合的电路模型

基于全波分析的版图级综合电路模型尽可能考虑元件的寄生效应,是一种快速且具有一定准确度的电路模型,另外它可以建立了几何尺寸与电参数的映射,对于多层电路提取出电参数,使得优化可以利用电路

仿真软件, 设计时间显著减少^[5]. 版图级综合方法是根据功能电路(例如滤波器)的性能指标用等效电路作为中介提取版图的物理尺寸. 这种方法从版图建立尽可能考虑元件寄生效应的单个元件的电路模型, 电路模型再组成功能电路. 版图物理尺寸可以从训练好的映射电参数和物理尺寸的神经网络得到. 等效电路作为电磁仿真和电路仿真的接口, 用场仿真软件对每个元件仿真, 得出 S 、 Y 和 Z 参数. 等效电路的主要电容、电感值可由相应的 Y 参数和 Z 参数粗略得到, 然后根据全波仿真的频率响应优化等效电路的各个元件值. 根据设计要求在一定的几何尺寸范围内进行全波采样扫描, 然后用神经网络对多层电路元件进行建模.

为了更好地说明这种方法借助于图 2 所示电路版图, 它是一个几何尺寸 $120 \times 80 \times 21.6 \text{mil}^3$ 带通滤波器, 1~3 层介质的厚度是 3.6mil , 第四层的厚度是 10.8mil , 介质的介电常数是 7.8. 谐振电感包括无耦合部分 L_1 、 L_2 和有耦合部分 L_{cp} , 由放在 1, 2 层的 U 形带线实现. 在 2 层上的金属-绝缘体-金属(MIM)电容被用作输入电容 C_{m1} 和输出电容 C_{m2} , 1 层的矩形金属用作并联 MIM 电容 C_{res1} 和 C_{res2} 的上部电极, 地面作为底部电极. 耦合电容 C_c 由 3 层的哑铃形金属片实现.

应用考虑寄生参数的等效电路模型对电路元件进行建模. 图 3 是两端口电容的等效原理图, 图 4 是一端口电容的原理图, 等效电路包括理想电容 C 、寄生电容 C_{p1} 和 C_{p2} 、电容的电极电感 L_s 和导体和介质损耗 R_p , 电容 C 的值可以用式(1)近似得到^[7]

$$C = \frac{\text{imag}(Y(1, 1))}{2\pi f} \quad (1)$$

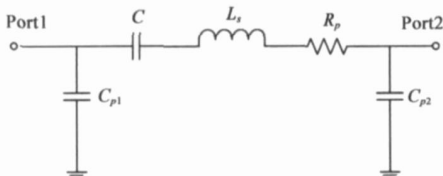


图 3 两端口电容模型

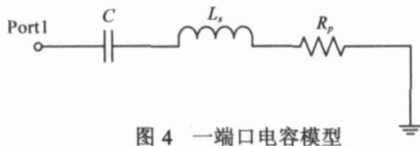


图 4 一端口电容模型

“imag”是指虚部, Y 参数由全波分析得到, 根据频响用电路仿真软件优化得到各个元件值.

电感的等效电路如图 5 所示, L 代表理想电感, R_p 代表带线电阻, C_p 代表寄生电容, L 值可以用式(2)粗略得到^[8],

$$L = \frac{\text{imag}(Z(1, 1))}{2\pi f} \quad (2)$$

元件的最优值由上述方法得到. 具有互耦部分 L_{cp} 的等效电路原理图如图 6 所示, L_m 表示耦合电感, C_m 表示重叠部分的寄生电容, L_m 可以利用 Neumann 公式估算^[9]. 每个元件电参数值根据全波分析的结果由电路仿真软件优化得到.

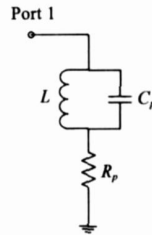
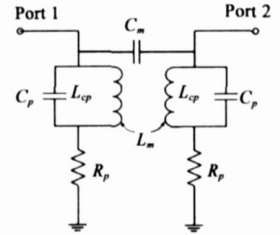


图 5 一端口带线电感模型

图 6 互耦部分 L_{cp} 电路原理图

根据设计的要求在一定范围进行采样并进行全波分析, 根据等效电路得到相应元件值和寄生参数值, 然后用 Neuromodeler(v. 1. 2. 2) 训练这些数据得到神经网络 NN1, 它用于元件主参数与其寄生参数的映射. NN1 的结构图如图 7 所示.

当元件的模型建好之后, 可以用它们来组成功能电路. 用电路仿真软件根据设计目标优化功能电路的元件值. 然后利用训练好的神经网络 NN1 得出各个元件的寄生参数. 就得到了具有寄生参数的电路. 由于元件的寄生参数变化没有元件主参数变化迅速, 保持寄生参数值不变优化各个元件主参数, 然后由训练好的神经网络 NN1 得出新的寄生参数值, 然后再重复一次上述过程可以得到考虑寄生效应的优化电路模型, 这种电路模型考虑了多层电路的分布影响. 为了最终得到多层电路的几何参数还要训练神经网络 NN2, 它用于元件的电参数与其几何尺寸的映射, NN2 的结构如图 8 所示. 利用 NN2 根据电路模型的优化解可得到多层电路元件几何尺寸的优化值.

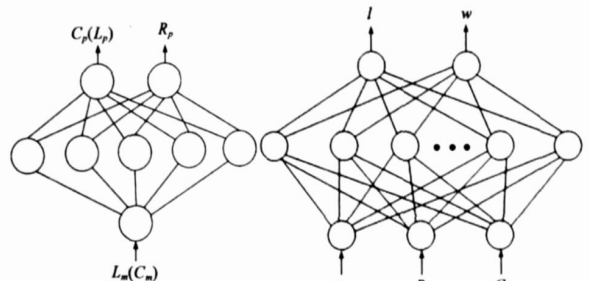


图 7 神经网络 NN1 结构示意图

图 8 神经网络 NN2 结构示意图 (图中 l, w 是几何参数)

2.3 S-B 自适应采样技术

自适应采样技术可以通过比较两个模型之间的差别自动寻找建模过程中所需采样点的位置. 利用 S-B 算法提供自适应采样技术需要的多个有理多项式模型在一个很宽的频带范围达到使用最少的采样点恢复精确

频率响应的目的^[6]. 将 S-B 自适应算法应用到频率部分空间映射神经网络建模可以减少大量的扫频时间.

2.4 基于版图级综合的频率部分空间映射神经网络建模与电路设计

版图级综合的电路模型考虑了电路的寄生效应具有有一定的准确性, 对于多层微波电路的设计由于复杂的电磁耦合影响, 这种模型的精度还不够高, 但它可被用作频率部分空间神经网络建模(FPSMN) 高质量的粗模型. 这样粗模型可以利用电路仿真软件, 例如 Agilent ADS, 不但可以克服 FPSMN 中粗、细模型物理参数必须一致的限制使建模的灵活性增强, 而且可以提高建模精度和速度. 其流程如图 9 所示. 具体实现可以分为如下几个步骤:

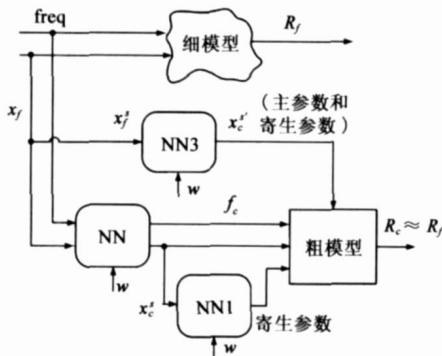


图9 基于版图级综合的FPSMN结构示意图

第一步: 优化粗模型得到粗模型的优化解 x_c^* , 利用 NN2 把 x_c^* 映射到细模型中得到 x_f^* (只需 NN2 映射一次, 图9中没有标出). 在 x_f^* 周围按照文献[1]中的基点选择方法选择采样基点 x_f . 对于多变量建模问题, x_c^* 代表粗模型设计参数的矢量, x_f^* 和 x_f 代表细模型设计参数的矢量. 利用 S-B 自适应采样技术, 在各个基点进行扫频采样 $R_f(x_f, f_1, \dots, x_n)$.

第二步: 根据定义的误差限, 匹配粗、细模型响应, 在粗模型中进行参数提取,

$$R_c(x_c^s, x_c^{s'}, f_1', \dots, f_n') \approx R_f(x_f, f_1, \dots, f_n) \quad (3)$$

其中 x_c^s 是粗模型主参数(电参数)的一个适当子集, $x_c^{s'}$ 是几何参数 x_f 的一个适当子集 x_f^s (不参加优化一组几何参数) 映射到粗模型中的电参数. 为了把细模型中 x_f^s 映射为粗模型中 $x_c^{s'}$, 需要利用训练 NN2 的数据训练出用于元件几何参数与其电参数映射的神经网络 NN3. 在粗模型的优化过程中, 由于元件的寄生参数变化没有元件本身变化迅速, 保持 x_c^s 的寄生参数不变只优化元件主参数, 然后由 NN1 映射出新的寄生参数值, 然后再重复一次上述过程就可以得到最优的元件电参数.

第三步: 将曲线拟合的结果 x_c^s 和 f_c 作为神经网络 NN 的输出变量, 细模型的值 x_f 和频率 freq 作为神经网

络 NN 的输入变量, 训练神经网络参数. 神经网络的结构如图 10 所示, 与图 1 所示的神经网络 NN 不同的是这个神经网络的输入是几何参数而输出是电参数. 要有足够的采样点才能保证拟合的一致性, 这对于训练神经网络很重要.

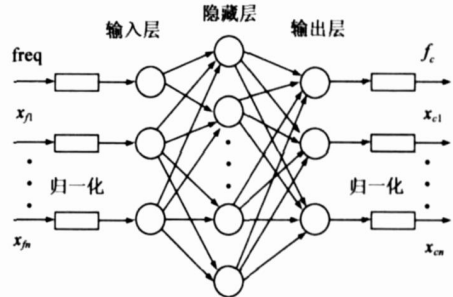


图10 神经网络NN结构示意图

第四步: 在测试点测试神经网络的可靠性. 利用训练好的神经网络, 细模型的响应可以用粗模型在新映射基点的响应很好近似.

第五步: 利用建好的基于版图级综合 FPSMN 模型, 根据设计目标, 在 x_f^* 附近寻找最优解 x_f^o .

第六步: 用细模型测试 x_f^o 的响应, 如果没有达到理想的响应, 根据设计经验对 x_f^o 进行小范围的调整, 即可得到理想的设计参数.

3 计算实例

LTCC 带通滤波器

我们用上述方法设计蓝牙射频前端的带通滤波器. 滤波器的指标是带宽 2350~ 2550MHz, 带内 $|S_{11}| <$

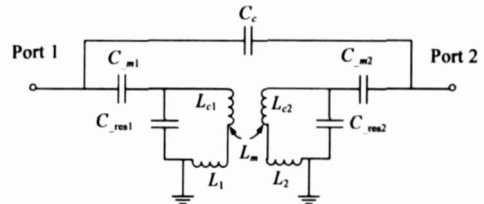


图11 带通滤波器原理图

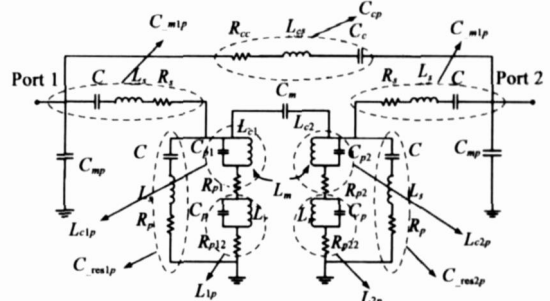


图12 有寄生参数的带通滤波器原理图

16dB, $|S_{21}| > 0.9$ dB, 1500MHz 处的衰减为 35dB. 我们用全波分析作细模型, 使用的软件是 Zeland IE3D, 用版图级综合的电路模型作粗模型, 使用的相应软件是 Agilent

ADS. 根据设计指标用 Agilent ADS 优化如图 11 所示的电路得到元件的最优值, 用训练好的映射元件主参数与其寄生参数的神经网络获得元件的寄生参数, 得到如图 12 所示的带有寄生效应的电路. 保持寄生参数不变优化元件值然后再利用神经网络得到新的寄生参数. 然后重复一次上述过程就可以得到优化的粗模型电路.

利用神经网络 NN2 由粗模型的优化值可以得到电路三维物理尺寸, 即得到细模型的解 x_f^* , 粗模型元件主参数和 x_f^* 在表 1 中列出, 粗模型中有 $C_{-m1} = C_{-m2}$, $C_{-res1} = C_{-res2}$, $L_{c1} = L_{c2}$ 和 $L_1 = L_2$. 取 $x_c^s = [C_{-m1} L_{c1} L_m]$ 和 $x_c^f = [C_{-res1} C_c L_1]$, $W1 \sim W3$ 在采样扫频过程中保持不变, 根据优化范围, 在 x_f^* 的周围选取 13 个基点进行采样扫频仿真, 然后优化粗模型进行参数提取. 细模型中滤波器的参数 S_{11} 如图 13 所示, 在 1~4GHz 频段内利用 50MHz 频宽等间隔采样, 需要 61 个采样点; 在给定误差 $\varepsilon = 0.001$ 条件下用 S-B 自适应采样方法对频率进行采样, 只需 10 个采样点就可以插值得到. 根据每一个采样点在 Intel Pentium IV (2.4GHz) 上全波分析需要 30 秒, 每一个基点将节约 1530 秒. 利用 S-B 自适应采样方法 13 个采样基点总计需要 3900 秒, 在粗模型的参数提取中, 每个采样点需要 6 秒, 13 个采样基点需要 78 秒, 总计时间需要 3978 秒, 我们也用了基于遗传算法的全波优化进行设计, 达到相同精度用了 15400 秒, 约是文中所介绍方法所用时间的四倍. 在神经网络训练中所用神经网络的每一层神经元的个数分别是 7, 15 和 4. 如图 14 所示, 基于版图级综合的 FPSMN 模型和细模型的频响基本吻合. 基于版图级综合 FPSMN 模型的 $|S_{21}|$ 与细模型在训练点和测试点的误差分别如图 15 和图 16 所示, 在训练点最大绝对误差为 0.054, 在测试点的最大绝对误差为 0.11, 和文献[1]中的设计实例相比较具有较小的误差, 可见基于版图级综合的 FPSMN 具有较高的精度.

表 1 粗模型元件主参数和细模型的参数

x_c^s		x_f^*	(mil)
c_{-m1}	1.163pF	W1	50
C_{-res1}	1.588pF	W2	30
C_{-res2}	1.588pF	W3	15
C_{-m2}	1.163pF	H1	73.00
C_c	0.136pF	H2	39.70
L_1	0.228nH	H3	17.86
L_2	0.228nH	H4	86.83
L_{c1}	1.284nH	W4	77.77
L_{c2}	1.284nH	W5	39.90
L_m	0.353nH		

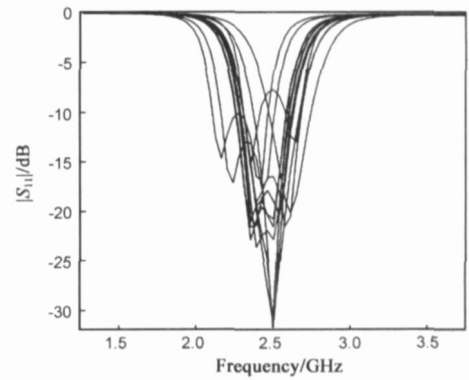


图 13 细模型采样点的 S_{11} 幅度

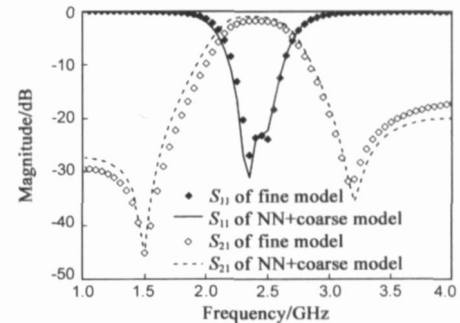


图 14 版图级综合的 FPSMN 模型和细模型频响的比较

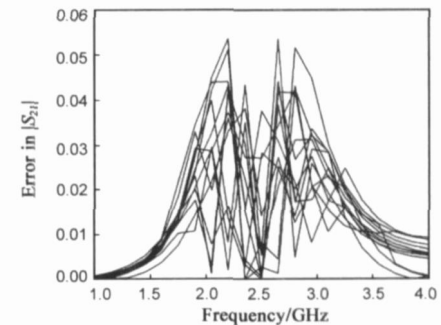


图 15 版图级综合的 FPSMN 模型相对于细模型的误差 (在训练点)

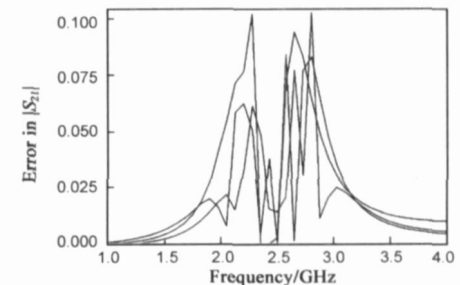


图 16 版图级综合的 FPSMN 模型相对于细模型的误差 (在测试点)

4 结论

本文通过版图级综合方法建立的粗模型应用于频率部分空间映射神经网络建模的方法设计 LTCC 电路.

频率部分空间映射神经网络建模, 由于包含频率信息使建模更加准确; 又由于较少的优化变量使得神经网络的复杂性减小, 并避免训练过程中可能引起粗模型响应的奇异性。版图级综合得到的电路模型反映了多层微波电路的寄生效应使得它与细模型的差异比较小, 为频率部分空间映射提供高质量的粗模型, 增强了建模的灵活性, 提高建模的精度和速度。用 S B 自适应采样技术有效地减少了神经网络建模过程的采样时间。文中给出 LTCC 带通滤波器的建模与设计有力地证明了基于版图级综合的频率部分空间映射神经网络建模技术是提高精度和节约时间的有效策略。

参考文献:

- [1] J W Bandler, Mostafa, J E Rayas Sánchez, Q J Zhang. Neuro modeling of microwave circuits exploiting space mapping technology [J]. IEEE Trans Microwave Theory and Technique, 1999, 47(12): 2417– 2427.
- [2] F Wang, Q J Zhang. Knowledge based neuromodels for microwave design [J]. Trans Microwave Theory and Technique, 1997, 45(12): 2333– 2343.
- [3] 丁燕, 方大纲. 利用 S B 自适应采样方法加速基于空间映射技术的神经网络建模 [J]. 微波学报, 2005, 21(4): 1– 5.
- [4] Zhang Xiangjun, Fang Dagang, Ding Yan. Frequency space mapped neuromodeling technique exploiting S B AFS for the design of microwave circuits [A]. Proceedings of APMC' 2005 Conference [C]. Suzhou: APMC' 2005 Conference, 2003. 2863– 2866.
- [5] Souvik Mukherjee, Bhyrav Mutnury, Sidharh Dalaia, Madhavan Swaminthan. Layout level synthesis of RF inductors and filter in LCP substrates for Wi Fi application [J]. IEEE Trans Microwave Theory and Technique, 2005, 53(6): 2196– 2209.
- [6] Y Ding, K L Wu, D G Fang. Broadband adaptive frequency sampling approach for microwave circuit EM simulation exploiting Stoer Bulirsch algorithm [J]. IEEE Trans Microwave Theory and Technique, 2003, 51(3): 928– 934.
- [7] Mustapha C E, Yagoub, Prasun Sharma. Optimization of RF/ microwave multichip module performance based on neural model of passives and interconnects [A]. Proceedings of Electronic Components and Technology conference [C]. Las Vegas, USA: IEEE Press, 2004. 1420– 1425.
- [8] K C Eun, Y C Lee, B G Choi, D J Kim, C S Park. E band RF characteristics of LTCC embedded spiral inductors [A]. Proceeding of the 3rd International Conference on Microwave and Millimeter Wave Technology [C]. Beijing: ICMMT' 2002 Conference, 2002, 23– 26.
- [9] Ke Li Wu, Rui Zhang, Michael, Da Gang Fang. An explicit knowledge embedded space mapping technique and its application to optimization of LTCC RF passive circuits [J]. IEEE Trans Microwave Theory and Technique, 2003, 26(2): 399– 406.

作者简介:

张祥军 男, 1973 年 4 月生于江苏徐州, 现为南京理工大学电子工程与光电技术学院电磁场与微波技术专业博士研究生。主要研究方向为电磁场数值计算, 微波电路建模和优化设计。
E mail: xiangjun zhang@ hotmail. com

方大纲 男, 1937 年 6 月生于上海, 教授, 博导, IEEE Fellow, 中国电子学会会士, IEEE Trans. MTT 等杂志审委或编委, 微波学报副主编。出版教材 2 本, 专著 1 本, 国际专著一章, 发表论文 370 多篇, 论文已见国际杂志他引 500 次, 获省部级以上科技进步一、二、三等奖六项, 发明专利 2 项, 并获全国教育系统劳动模范等多项荣誉称号。主要研究方向为电磁场数值计算, 微波毫米波集成电路和天线, 微波成像, 电磁散射和目标特性等。E mail: fangdg@mail. njust. edu. cn