

一种电子设备电磁敏感性的仿真 建模与优化设计方法

张爱民¹, 张杭², 谢美娟¹, 李宏¹, 陈德桂²

(1. 西安交通大学电子与信息工程学院, 710049, 西安; 2. 西安交通大学电气工程学院, 710049, 西安)

摘要: 提出了一种电子设备内部电路的建模方法和基于该模型的优化设计方法. 建模方法采用微粒群优化算法与误差反向传播算法相结合的网络训练方法, 利用高频仿真软件构造的样本集, 对3层神经网络进行训练. 所建立的神经网络模型解决了电子设备在电磁敏感性仿真分析和优化设计中, 仿真模型存在的计算量和存储量大的问题. 优化设计方法采用微粒群算法的多目标优化方法, 对内部电路参数进行优化设计, 改变了以往寻优过程中穷尽式搜索的方式. 仿真结果表明: 所建立的神经网络仿真模型的仿真时间比高频仿真模型缩短了1 000倍以上, 优化设计后的电子设备的抗干扰能力也提高了6倍以上.

关键词: 电子设备; 神经网络; 优化设计; 电磁敏感性; 微粒群优化算法

中图分类号: TP29; TN70 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2008)06-0688-05

Modeling and Optimization Method of Electromagnetic Susceptibility for Electronic Devices

ZHANG Aimin¹, ZHANG Hang², XIE Meijuan¹, LI Hong¹, CHEN Degui²

(1. School of Electronics and Information Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China;

2. School of Electrical Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: A model for inner-circuit in electronic devices and an optimization method based on the model have been put forward. The training of neural networks with the combination of a particle swarm optimization (PSO) and the error back propagation (BP) was adopted in the model. Three layer networks were trained on the training data set up by a high-frequency electromagnetic simulation software. The problems of high calculation complexity and huge storage in existing simulation models on electromagnetic susceptibility and optimization for electronic devices are solved by the proposed simulation model. The parameters of inner circuits in electronic devices are optimized by PSO-based multi-objective optimization approach, and conventionally exhaustive searching way is changed at the same time. Simulation experiments show that time cost for simulation with the model is shortened more than 1 000 times compared with the existing high-frequency electromagnetic simulation models; and the capacity for immunity from interference of electronic devices is enhanced more than six times after optimization.

Keywords: electronic device; neural network; optimization; electromagnetic susceptibility; particle swarm optimization

在对电子设备的电磁敏感性(EMS)进行仿真分析和优化设计时, 需要反复计算内部电路干扰的

响应, 而常用的内部电路高频仿真模型存在计算量和存储量大的缺陷^[1-2]. 针对这个问题, 本文利用全

波分析得到的电子设备受到干扰时的输入输出数据,对建立的神经网络进行训练,为电子设备的电磁敏感性仿真分析和最优化设计建立了准确、计算量小的仿真模型。在网络的训练过程中,将微粒群优化算法(PSO)与误差反向传播(BP)算法相结合,缩短了整个网络的训练时间。最后,又在上述仿真模型的基础上,给出了一种基于 PSO 算法的电子设备内部电路优化设计的方法,缩短了搜索过程。

1 内部电路的神经网络仿真模型

在对电子设备进行 EMS 仿真分析和优化设计时,首先需要建立内部电路对于干扰的数学模型。由于电子设备的内部电路是由分立元器件、集成电路和连接线组成的,因此在建立内部电路的高频仿真模型时,需先利用 Ansoft HFSS 软件建立内部电路印刷电路板(PCB)上带状连接线的全波模型,输出其 Hspice 等效电路仿真文件,然后再利用 Hspice 建立整个内部高速电路的仿真模型。

有了高频仿真模型之后,其具体优化过程可概括如下:先假设电子设备周围的电磁干扰为均匀平面谐波,电子设备的屏蔽机壳为理想导体;然后利用 Ansoft HFSS 软件仿真计算由外部区域引进的干扰输入电压信号;最后将计算得到的干扰输入电压作为激励,加到已建立的内部电路高频仿真模型上,计算在内部电路的不同点处产生的干扰响应。当某一功能的电路原理图设计完成之后,减小 PCB 上各点处产生的干扰响应的最好途径就是改变各个芯片之间连接线的长度和间距。因此,当内部电路的不同点处产生的干扰响应超出允许范围时,就需要重新调整内部电路连接线的长度和间距,重复上述过程,直到达到要求为止。

由上述优化设计过程可知,在对电子设备 EMS 进行仿真分析和优化设计时,需要反复利用内部电路的仿真模型计算干扰响应,而现有的基于 Ansoft HFSS 全波分析的内部电路高频仿真模型的运算时间太长,因此本文利用修剪法对 3 层前馈神经网络进行训练,为电子设备建立了基于神经网络的高频仿真模型。

本文建立的前馈网络模型由静态和动态输入层、隐含层和输出层组成。其中,静态输入层用于输入对内部电路干扰响应产生影响的电路参数向量 $\mathbf{P}$,动态输入层用于输入内部电路的干扰输入信号 $u(k)$,输出层用于表示内部电路各点产生的干扰响应 $\mathbf{Y}(k)$ 。

为了对上述网络模型进行训练,又进一步利用 Ansoft HFSS 仿真软件构造了训练神经网络的样本集。构造的方法是:对于需要优化的 4 条连接线,在原来长度的 $\pm 20\%$ 范围内,分别取大中小 3 个不同的长度值,得到 81 种参数组合。然后利用内部电路基于 Ansoft HFSS 软件的高频仿真模型,求出对应于上述 81 种参数组合的干扰响应,并选取 81 组数据中的 69 组和 12 组,分别对构造的前馈网络模型进行训练和测试。当训练误差和测试结果满足要求时,得到的网络模型即可作为优化设计时电子设备内部电路的仿真模型。

2 基于微粒群优化算法的网络训练方法

当采用误差反向传播的梯度下降法对前馈网络模型的权值和阈值进行训练时,由于电子设备内部电路干扰响应曲线的不规律性,以及 BP 算法本身固有的容易陷入局部最优和收敛速度慢等缺陷^[3],使得神经网络的训练工作量很大,再加上采用 BP 算法对网络进行训练时,每次都是从随机的权值和阈值开始,因此对于多次的训练结果,到底哪次的结果最好,需要人来选择。这样,由于人的参与,不仅使结果不够准确,而且也更延长了网络的训练时间。

因此,为了减少建立内部电路神经网络仿真模型时的工作量,本文将 PSO 与 BP 算法相结合^[4],首先采用 PSO 算法在较大的范围内以较快的速度缩小寻找极值点的范围,然后再利用 BP 算法,在这个小范围内以较快速度逼近极值点,从而改善了网络的训练性能。

PSO 算法来源于对鸟群捕食的行为研究^[5]。在 PSO 算法中,通常总是把每个优化问题的解都作为搜索空间中的粒子,通过跟踪个体最优解 $\mathbf{P}_B$ 和群体最优解 $\mathbf{G}_B$ 来更新粒子,并利用群体的当前位置、全局极值和局部极值 3 个信息,指导粒子进行进一步迭代。PSO 算法的速度和位置迭代公式为

$$\mathbf{V}_{k+1} = \omega \mathbf{V}_k + c_1 r_d (\mathbf{P}_{Bk} - \mathbf{X}_k) + c_2 r_d (\mathbf{G}_{Bk} - \mathbf{X}_k) \quad (1)$$

$$\mathbf{X}_{k+1} = \mathbf{X}_k + \mathbf{V}_{k+1} \quad (2)$$

式中: $\mathbf{V}_k$ 、 $\mathbf{X}_k$ 分别是迭代到第 k 步时粒子的速度和位置; $\mathbf{P}_{Bk}$ 、 $\mathbf{G}_{Bk}$ 分别是第 k 步时粒子本身所找到的个体最优解和整个群体当前找到的最优解; r_d 是 $[0, 1]$ 之间的随机数; c_1 、 c_2 是学习因子; ω 是加权系数。

具体训练时,首先定义 BP 网络的权值和阈值为微粒群中粒子的位置向量 $\mathbf{X}$ 的元素,并初始化这些位置向量 $\mathbf{X}$;然后利用 PSO 算法搜索其最优位

置,使如下适应度函数 J 达到最大

$$J = 1 / \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^C (\hat{y}_{j,i} - y_{j,i})^2 \quad (3)$$

式中: N 是训练集的样本数; $\hat{y}_{j,i}$ 是第 i 个样本的第 j 个网络输出节点的期望输出值; $y_{j,i}$ 是第 i 个样本的第 j 个网络输出节点的实际输出值; C 是网络输出层神经元的个数。

采用 PSO 算法的网络训练基本步骤为:首先对微粒群和神经网络进行初始化,计算当前粒子对应的适应度,找出个体最优解 P_B 和群体最优解 G_B ;然后进入循环,按照式(1)和式(2)进行迭代,产生新的粒子,计算网络模型的输出,按照式(3)计算适应度,找出当前个体和群体最优解,并判断是否达到规定的迭代次数;最后将循环结束时找到的 G_B 值转换为权值和阈值矩阵,并将其作为神经网络的初始值,利用 BP 算法对神经网络进行训练。

从上述训练过程可以看出,基于 PSO 的 BP 算法是将寻优过的权值和阈值作为网络训练的初始值,因此避免了常规 BP 算法为了寻优而进行的盲目、反复多次的网络训练,从而缩短了整个网络的训练时间。

3 基于微粒群优化算法的内部电路参数多目标优化方法

在使用 PSO 算法的多目标优化方法对电子设备内部电路参数进行优化设计时,可将问题描述为:对于给定的电子设备内部电路,在设计 PCB 时,具有高频效应的连接线的长度为何值时,在电路的不同位置上产生的干扰响应为最小。其中连接线长度为需要优化的参数,而使整个内部电路在不同点上产生的干扰响应最小是优化设计的目标。因此,本文涉及到的问题属于多目标优化问题^[6]。

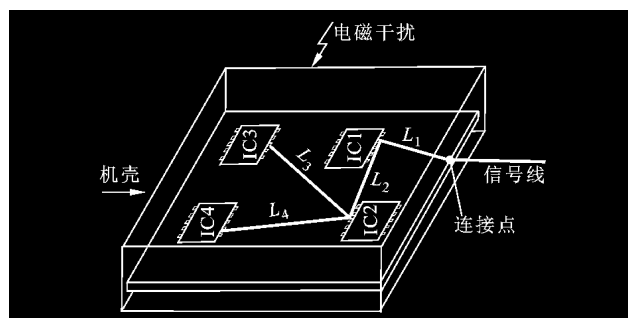
本文在已建立的神经网络的仿真模型基础上,采用基于微粒群算法的多目标优化方法,对内部电路的连接线长度参数进行了优化设计。其基本思路如下:首先将需优化的参数(即连接线的长度)作为微粒群中的粒子,同时对粒子群进行均匀随机初始化,通过已经训练好的神经网络模型计算目标向量;然后按照选取的适应度函数找出适应度函数最小的每个粒子的最优解,以及群体最优解;最后按照粒子的速度和位置更新式(1)和式(2)进行迭代,以更新粒子的速度和位置;再根据神经网络模型仿真的目标向量,选出每次迭代后的个体最优和群体最优解,

迭代多次之后的群体最优解即为所需的最优解。

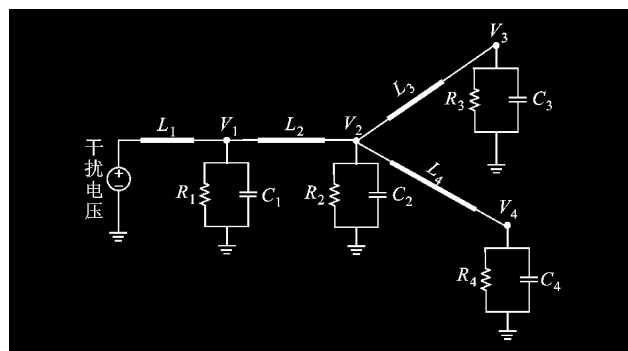
在上述寻优过程中,值得注意的是适应度函数的选取。因为本文涉及的是多目标优化问题,其中的多个目标向量有时在数值上相差甚远,因此在选择适应度函数时,不能只是简单地将多个目标向量进行代数运算,而是要在选择适应度函数时,尽量减少多个目标向量在数值上的差距。为此,本文选取的适应度函数为 $F = 1 / [(1 + J_1)^2 + (1 + J_2)^2]$ ^[5],其中目标向量 J_1 和 J_2 分别为内部电路不同点处的干扰响应所对应的神经网络模型的输出和与其对应的期望值之差的面积总和。

4 仿真实例

对于如图 1a 所示结构的电子设备,其内部 PCB 上的电气等效电路如图 1b 所示。当电子设备受到高频电磁干扰照射时,由电源线(或信号线)和机壳引进的干扰会在内部电路的 V_3 、 V_4 点处产生干扰响应。因此,优化设计的目标是:当内部电路的连接线 L_1 、 L_2 、 L_3 和 L_4 的长度分别为多少时,在 V_3 、 V_4 点处感应的干扰电压最小。



(a) 电子设备结构图



(b) 内部 PCB 的电气等效电路

图1 电子设备结构图与内部 PCB 的电气等效电路

如果采用基于 Ansoft HFSS 软件得到的仿真模型,则当干扰的频率范围为 20 MHz~1 GHz 时,计算一次完整的干扰响应曲线所需的时间为十几分钟。在进行优化设计时,需要反复计算内部电路的干扰响应,因此所需的工作量很大,而利用本文建立的

神经网络模型,在同样的计算机配置条件下,计算一次完整的干扰响应曲线则只需 1 s。

4.1 神经网络模型的建立

对于图 1b 所示的内部电路,当采用在优化设计范围内的 81 组数据中的 69 组分别对建立的 V_3 、 V_4 2 个前馈网络模型进行训练时,得到的 3 层前馈网络模型结构为:静态输入分别为内部电路的 4 根连接线的长度 L_1 、 L_2 、 L_3 和 L_4 ,动态输入为干扰电压信号,输出分别为 V_3 或 V_4 点处的干扰响应,隐含层神经元个数为 12。

选取剩余的 12 组数据分别对建立的 V_3 、 V_4 点 2 个网络进行测试,其中对于 V_4 点处的干扰响应电压所建的网络模型的测试结果如图 2 所示。

由测试结果可知,本文训练的前馈网络具有较

好的网络泛化能力。这说明,本文建立的网络模型虽然是采用优化设计范围内连接线长度的 69 种组合数据对其进行训练的,但是却能够描述整个优化设计范围内所有参数组合的干扰响应特性。

表 1 给出了 2 种算法在一次训练过程中,训练时间和误差的比较情况。由表 1 可以看出,基于 PSO 的 BP 算法前馈网络的训练精度明显高于 BP 算法的前馈网络。

虽然表 1 给出的基于 PSO 的 BP 算法每一次网络训练的时间有所增加,但整个网络的训练时间却明显缩短了。这主要是因为,基于 PSO 的 BP 算法对网络的每一次训练,都是将寻优过的最佳的权值和阈值作为初始值来进行的,因此每一次网络的训练时间稍长于 BP 算法。但是,由于基于 PSO 的 BP

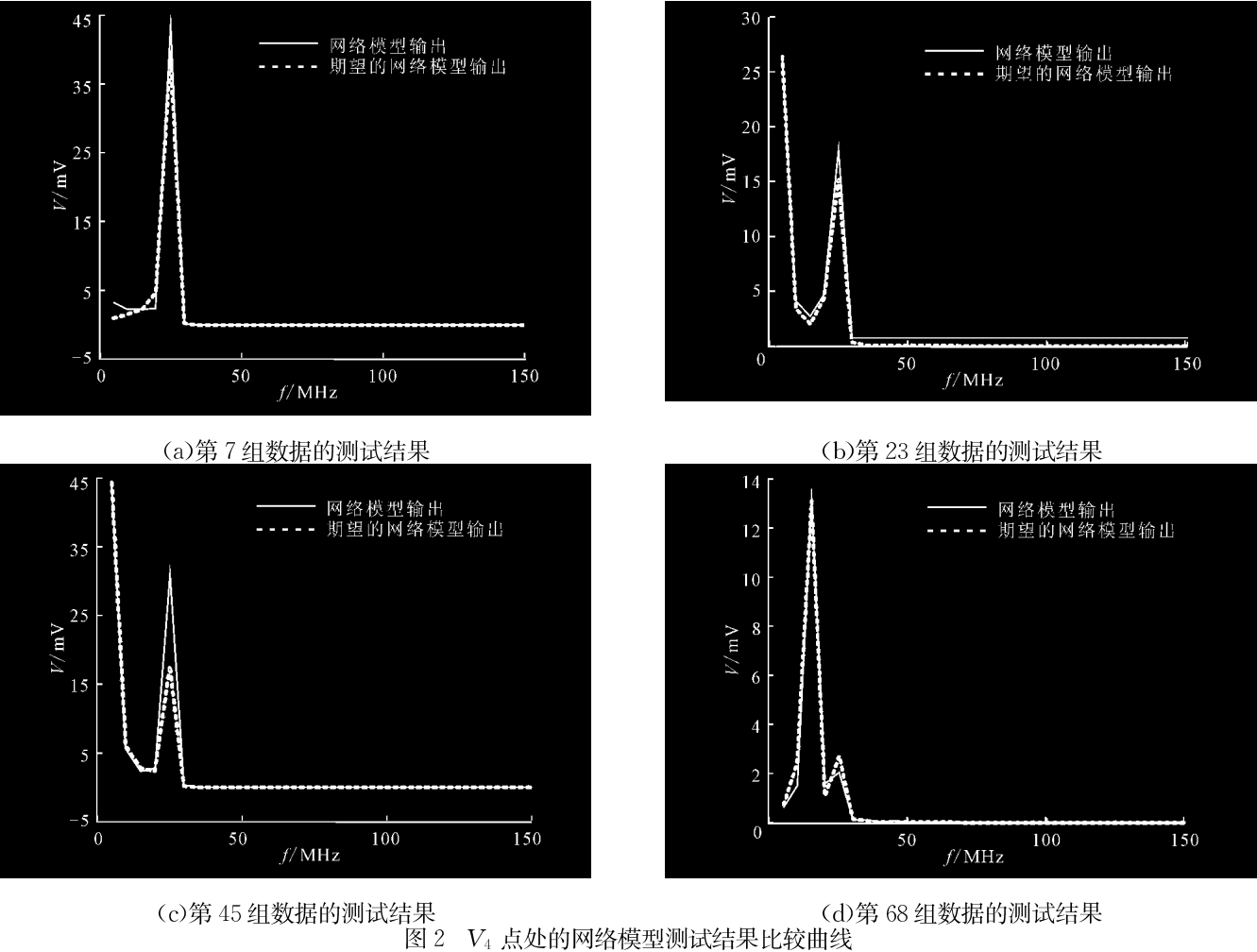


图 2 V_4 点处的网络模型测试结果比较曲线

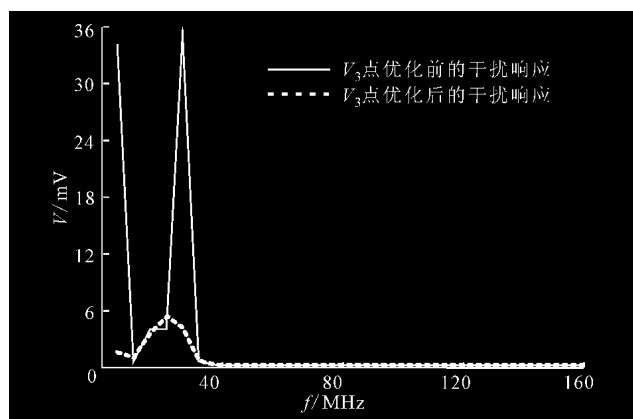
表 1 基于 PSO 的 BP 算法与 BP 算法的一次训练结果比较

	训练时间/s		训练误差/mV	
	V_3 点	V_4 点	V_3 点	V_4 点
BP 算法	430.783 7	429.004 9	0.147 8	0.138 9
基于 PSO 的 BP 算法	494.258 0	473.031 1	0.102 1	0.077 8

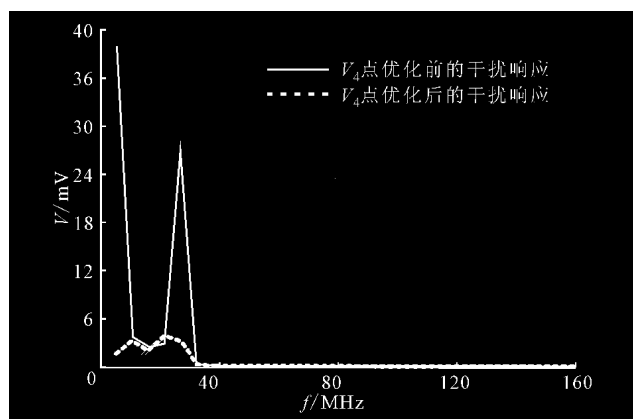
算法能够迅速地缩小最优权值和阈值的范围,因此又缩短了整个网络的训练时间。

4.2 基于 PSO 算法的多目标参数优化结果

对于上述仿真实例,利用已经训练好的网络模型,采用基于 PSO 的多目标参数优化方法,在优化设计范围内对其进行优化设计,得到的结果是:当 $L_1 = 1.11$ cm, $L_2 = 1.31$ cm, $L_3 = 1.80$ cm, $L_4 = 2.56$ cm 时,由干扰电压在内部电路的 V_3 、 V_4 点产生的干扰响应最小。图 3 给出了优化设计前、后在 V_3 、 V_4 点产生的干扰响应的对比曲线,可以明显地看出优化的效果。



(a) V_3 点



(b) V_4 点

图 3 优化前后在 V_3 、 V_4 点产生的干扰响应对比

5 结 论

本文首先利用神经网络为电子设备内部电路的优化设计建立了精确、计算时间短的仿真模型,解决了以往利用基于 Ansoft HFSS 全波模型进行优化设计工作量大的问题,然后将 PSO 方法用于内部电路抗干扰的优化设计中,避免了以往在优化设计过

程中穷尽式的搜索方式,缩短了整个寻优过程。最后又在神经网络的训练过程中,将 PSO 与 BP 算法相结合,克服了以往 BP 算法存在的训练次数多、需要人来参与比较训练结果优劣的缺陷,提高了建立电子设备神经网络模型的效率。仿真实例表明:本文提出的仿真模型比基于 Ansoft HFSS 全波分析的仿真模型明显缩短了运算时间,并且通过 PSO 多目标算法的优化设计,使电子设备内部电路的抗干扰能力得到了很大提高。

参考文献:

- [1] YUAN Weiliang, LI Erping. A systematic coupled approach for electromagnetic susceptibility analysis of a shielded device with multilayer circuitry [J]. IEEE Trans on Electromagnetic Compatibility, 2005, 47(4): 692-699.
- [2] ACHAR R, NAKHLA M S. Simulation of high-speed interconnects [J]. Proceedings of the IEEE, 2001, 89(5): 693-728.
- [3] DING Xiaolei, DEVABHAKTUNI V K, CHATTARAJ B. Neural-network approaches to electromagnetic-based modeling of passive components and their applications to high-frequency and high-speed nonlinear circuit optimization [J]. IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques, 2004, 52(1): 436-449.
- [4] XIAO Peng, VENAYAMOORTHY G K, CORZINE K A. Combined training of recurrent neural networks with particle swarm optimization and backpropagation algorithms for impedance identification [C] // 2007 IEEE Intelligence Symposium. Honolulu, HI, USA: IEEE Computational Intelligence Society, 2007: 10-18.
- [5] KENNEDY J, EBERHART R C. Particle swarm optimization [C] // Proc IEEE International Conference on Neural Networks. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 1995: 1942-1948.
- [6] COELLO C A, PULIDO G T, LECHUGA M S. Handling multiple objectives with particle swarm optimization [J]. IEEE Trans on Evolutionary Computation, 2004, 8(3): 256-279.

(编辑 刘杨)