

多目标神经空间映射算法优化设计微带滤波器

田雨波, 楼 群, 邱大为

(江苏科技大学电子信息学院, 江苏镇江 212003)

摘要: 提出了一种多目标形式的空间映射算法,并将其应用于微带滤波器的优化设计问题.该算法没有采用ADS仿真软件进行粗糙模型的计算,而是采用多目标粒子群算法结合矩阵数值计算的形式,优化计算微带线的S参数,并应用神经网络映射粗糙模型与精确模型的仿真结果,由粗糙模型和神经网络推测出精确模型的帕累托最优解集.

关键词: 多目标优化; 空间映射; 神经网络; 滤波器

中图分类号: TN802

文献标识码: A

文章编号: 0372-2112 (2014)05-1014-06

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.3969/j.issn.0372-2112.2014.05.029

Multi-Objective Neuro-Space Mapping Algorithm and Its Application to Optimal Design of Microstrip Filter

TIAN Yu-bo, LOU Qun, QIU Da-wei

(School of Electronics and Information, Jiangsu University of Science and Technology, Zhenjiang, Jiangsu 212003, China)

Abstract: Multi-Objective Space-Mapping is proposed. Furthermore, it is applied to the optimal design of microstrip filter. Instead of using ADS software, a method combining Multi-Objective particle swarm optimization with the Matrix theory is used to simulate S parameters of coarse model, and then artificial neural network (ANN) is used to map the coarse model to fine model. Together with coarse model and ANN, Fine model's Pareto optimal set can be achieved.

Key words: multi-objective optimization; space mapping; artificial neural network(ANN); filter

1 引言

1994年 Bandler 提出了空间映射算法^[1],巧妙地借助于同一微波器件两种不同模型的计算方式之间的优点,实现了快速优化设计微波器件.此后,又发展出了渐进空间映射^[2]、神经空间映射^[3]、隐式空间映射^[4]等空间映射算法.近年来,空间映射算法也不同程度的运用于电磁优化计算中^[5,6].国内的学者在空间映射算法研究中也取得了相应的成果,并且使用空间映射算法优化计算电磁问题^[7,8].

在空间映射算法实现过程中,一般将计算速度快精确度低的模型称为粗糙模型,计算速度慢精确度高的模型称为精确模型.传统上,粗糙模型一般使用 ADS 仿真软件进行计算.但是,此种方式由于借助仿真软件,缺少相应的灵活性.本文结合微波网络理论以及矩阵数值计算,求解计算出相应的 S 参数作为粗糙模型的响应.此计算粗糙模型的方式与一般使用软件计算相比,计算速度更快,更稳定,且结合相应的智能优化算法可使优化

计算更加灵活.参数提取是空间映射算法中的重要步骤,但是对于任意的精确模型响应,在进行参数提取时不一定存在一个粗糙模型,使其响应比较完美的拟合精确模型.因此,本文使用神经网络建立两种模型之间的映射关系.现代优化问题,一般存在多个优化目标,作为现代电磁快速计算的代,空间映射算法更多的侧重于单目标的形式,本文将空间映射算法与多目标理论相结合,提出一种多目标形式的空间映射算法.

2 粗糙模型

空间映射算法中的粗糙模型一般是对同一问题的另一种计算方式,这种方式具有模型简单、计算方便、快速、结果粗糙的特点.对于微带线滤波器的粗糙模型,本文给出两种计算粗糙模型的方法,分别为等效电路计算法和有限元转移矩阵计算法.

2.1 等效电路算法

根据微波理论相关知识, S 参数的定义为^[9]

$$S_{ij} = \frac{V_i^-}{V_j^+} \Big|_{V_k^+ = 0, k \neq j} \quad (1)$$

本文中计算的问题为二端口网络,因此

$$S_{11} = \frac{V_1^-}{V_1^+} \Big|_{V_2^+ = 0} = \frac{Z_{in}^{(1)} - Z_0}{Z_{in}^{(1)} + Z_0} \quad Z_0 \text{在端口2}$$

$$S_{21} = \frac{V_2^-}{V_1^+} \Big|_{V_2^+ = 0} \quad (2)$$

由上式可知,在计算 S 参数时可以将其转化为计算等效电路的等效电压.图 1 为建立的计算等效电路电压的示意图.

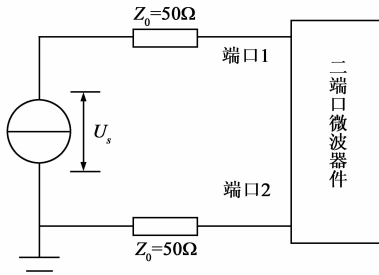


图1 微波器件计算示意图

根据图 1,式(2)可以改写为

$$S_{11} = \frac{Z_{in}^{(1)} - 50}{Z_{in}^{(1)} + 50}$$

$$S_{21} = \frac{V_2^-}{V_1^+} (S_{11} + 1) \quad (3)$$

从式(3)可以看出,电路 S 参数的计算可以转化为输入阻抗以及端口电压的计算.

在电路的计算中,存在着电路方程的矩阵形式^[10],在这里借用电路方程的矩阵形式求解任意等效电路的端口电压以及输入阻抗,由式(3)便可以求出等效电路的 S 参数.

将结点编号,并将支路编号,定义连接矩阵 \mathbf{A} , \mathbf{A} 中的每一个元素定义如下:

- $A_{jk} = +1$,支路 k 与节点 j 关联,且正方向背离结点
- $A_{jk} = -1$,支路 k 与节点 j 关联,且正方向指向结点
- $A_{jk} = 0$,支路 k 与节点 j 不关联,且正方向指向结点

定义列向量 \mathbf{I} ,每个元素 i_k 为支路 k 的电流;定义列向量 \mathbf{U} ,每个元素 u_k 表示支路 k 两端的电压;定义列向量 \mathbf{U}_n ,每个元素 $u_{n,j}$ 表示结点 j 的电势;定义列向量 \mathbf{U}_s ,每个元素 $u_{s,k}$ 表示支路 k 中的电压源的电压;定义矩阵 \mathbf{Y} ,每个元素 $\mathbf{Y}_{kk} = \mathbf{Y}_k$,即 \mathbf{Y} 矩阵是对角的.每条支路可如图 2 所示.

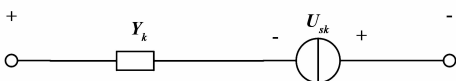


图2 支路电路图

对于图 2 所示的电路,可列出如下 3 组方程:

$$\mathbf{A}\mathbf{I} = \mathbf{0}, KCL$$

$$\mathbf{U} = \mathbf{A}^T \mathbf{U}_n, KVL \quad (4)$$

$$\mathbf{I} = \mathbf{Y}(\mathbf{U} + \mathbf{U}_s)$$

式(4)可以化简为

$$\mathbf{A}\mathbf{Y}\mathbf{A}^T \mathbf{U}_n = -\mathbf{A}\mathbf{Y}\mathbf{U}_s \quad (5)$$

令 $\mathbf{G} = \mathbf{A}\mathbf{Y}\mathbf{A}^T, \mathbf{I}_s = -\mathbf{A}\mathbf{Y}\mathbf{U}_s$,由矩阵理论以及上述 \mathbf{A} 的定义可知,矩阵 \mathbf{G} 不是满秩矩阵,这样式(5)无法解出 \mathbf{U}_n .注意到式(5)中没有包含接地点的条件,即没有指定零势点.由于矩阵 \mathbf{G} 不满秩,矩阵 \mathbf{G} 行向量之间线性相关.因此,本文将矩阵 \mathbf{G} 和列向量 \mathbf{I}_s 改写为如下形式:

$$\mathbf{G} = \begin{pmatrix} g_1 \\ g_2 \\ \vdots \\ g_{n-1} \\ g_n \end{pmatrix}, \mathbf{I}_s = \begin{pmatrix} i_1 \\ i_2 \\ \vdots \\ i_{n-1} \\ i_n \end{pmatrix} \quad (6)$$

其中 $g_n = [1, 0, \dots, 0], i_n = 0$.

这样矩阵 \mathbf{G} 的第 n 行以及向量 \mathbf{I}_s 的第 n 行包含结点 1 为零势点的条件,且因为矩阵 \mathbf{G} 不是满秩的,置换第 n 行之后可以认为矩阵 \mathbf{G} 满秩.由式(5)和式(6)可解出各个结点的电压 $\mathbf{U}_n = \mathbf{G}^{-1} \mathbf{I}_s$,再由式(4)可解出流入微波器件的电流,即得输入阻抗 $Z_{in}^{(1)}$,结合式(3)可求出 S_{11} 和 S_{21} .

对于存在等效电路模型的微带线滤波器,可以使用上述的电路模型粗略计算出 S 参数.这种计算方式的优点是计算简单、计算量小,缺点是所得结果精度较差且需滤波器存在已确定的等效电路.

2.2 有限元转移矩阵算法

对于任意微带线,本文的有限元传输矩阵算法的基本思路是将微带线等分为 N 个小单元,如图 3 所示,对每一单元求其转移矩阵(ABCD 矩阵),由转移矩阵的性质,每单元转移矩阵连乘即可得微带线转移矩阵.

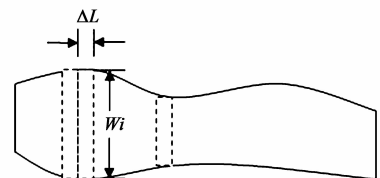


图3 任意微带线计算示意图

对于微带线其中任意单元,根据微波网络相关知识,其转移矩阵的计算形式为

$$T_i = \begin{bmatrix} \cos(\beta_i \Delta L) & j Z_i \sin(\beta_i \Delta L) \\ j \sin(\beta_i \Delta L) / Z_i & \cos(\beta_i \Delta L) \end{bmatrix} \quad (7)$$

其中

$$\beta_i = 2\pi / \lambda_{\text{eff}, i} \quad (8)$$

$$\lambda_{\text{eff}, i} = \frac{c}{f \sqrt{\epsilon_{\text{eff}, i}}} \quad (9)$$

$$\epsilon_{\text{eff}, i} = \begin{cases} \frac{\epsilon_r + 1}{2} + \frac{\epsilon_r - 1}{2} \left[\left(1 + \frac{12h}{W_i} \right)^{-\frac{1}{2}} + 0.04 \left(1 - \frac{W_i}{h} \right)^2 \right], W_i/h \leq 1 \\ \frac{\epsilon_r + 1}{2} + \frac{\epsilon_r - 1}{2} \frac{1}{\sqrt{1 + 12 \frac{h}{W_i}}}, W_i/h \geq 1 \end{cases} \quad (10)$$

$$Z_i = \begin{cases} \frac{\eta_0}{\sqrt{\epsilon_{\text{eff}, i}}} \frac{1}{2\pi} \ln \left(\frac{8h}{W_i} + \frac{W_i}{4h} \right), W_i/h \leq 1 \\ \frac{\eta_0}{\sqrt{\epsilon_{\text{eff}, i}}} \frac{1}{\frac{W_i}{h} + 2.42 - 0.44 \frac{h}{W_i} + \left(1 - \frac{h}{W_i} \right)^6}, W_i/h \geq 1 \end{cases} \quad (11)$$

其中 η_0 为真空中特征阻抗。

由此,可计算出微带线的转移矩阵

$$T = T_1 T_2 \cdots T_i \cdots T_N = \begin{bmatrix} A & B \\ C & D \end{bmatrix} \quad (12)$$

微带线的 S 参数矩阵(散射矩阵)可以表示为

$$S = \frac{1}{A + B/Z_0 + CZ_0 + D} \begin{bmatrix} A + B/Z_0 - CZ_0 - D & 2(AD - BC) \\ 2 & -A + B/Z_0 - CZ_0 + D \end{bmatrix} \quad (13)$$

综合式(7)~(13),可得任意微带线粗糙计算 S 参数的方法,此即为本文给出的有限元转移矩阵法.此方法的优点是计算较精确且可对任意微带线模型计算,缺点是计算量较大且较为复杂。

3 多目标空间映射算法

空间映射算法的核心思想是使用计算快速、结果粗糙的模型去指导计算速度慢、精度高的模型进行优化计算,从而减少计算量和计算时间.基于此,需要建立粗糙模型适应度与精确模型适应度之间的映射关系,注意到映射关系的不确定性,因此本文采用神经网络建立映射关系.直接使用神经网络必将使得其输入输出值相对较大,影响收敛速度,本文使用差值形式训练神经网络,即神经网络差值模型.采用图 4 所示的逻辑关系建立空间映射,其中粗糙模型后续的神经网络采用差值模型进行训练,如图 5 所示。

对于多目标优化问题,两个重要的定义分别为帕累托最优解集(Pareto Optimal Set)以及帕累托前沿集

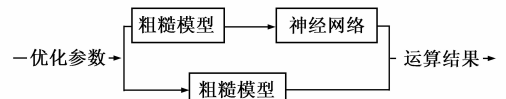


图4 映射基本示意图

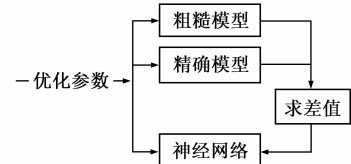


图5 差值模型示意图

(Pareto Front). 帕累托最优解集(Pareto Optimal Set)定义的集合 P 可表示为

$$P = \{ \mathbf{x} \in \Omega \mid \nexists \mathbf{x}' \in \Omega, f(\mathbf{x}') \geq f(\mathbf{x}) \} \quad (14)$$

帕累托前沿集(Pareto Front)所定义的集合 PF 可表示为

$$PF = \{ \mathbf{f} = (f_1(\mathbf{x}), \dots, f_k(\mathbf{x})) \mid \mathbf{x} \in P \} \quad (15)$$

本文采用多目标粒子群算法(Multi-Objective Particle Swarm Optimization, MOPSO)作为多目标的计算方法^{[11][12]},其迭代规则可简单表示为

$$\begin{aligned} \mathbf{v}_i &= \omega \cdot \mathbf{v}_{i-1} + c_1(\mathbf{gbest} - \mathbf{x}_i) + c_2(\mathbf{REP} - \mathbf{x}_i) \\ \mathbf{x}_{i+1} &= \mathbf{x}_i + c_0 \cdot \mathbf{v}_i \end{aligned} \quad (16)$$

其中 \mathbf{REP} 为根据轮盘选择方式选择出帕累托最优解集中的解, ω, c_0, c_1, c_2 的取值以及算法具体流程参照文献[11]。

本文给出的多目标神经空间映射算法的基本步骤可以表述如下:

- (1)使用多目标粒子群算法优化计算粗糙模型,控制帕累托最优解集的大小,得出一组帕累托最优解集;
- (2)将解集的每个解送入精细模型计算,得出的计算结果与粗糙模型的响应结果作差运算,如图 5 所示训练神经网络;
- (3)处理(2)中精细模型计算的结果,保存更新精细模型的帕累托最优解集和帕累托前沿集;
- (4)将粗糙模型和神经网络作为一个系统,即粗糙模型输出加神经网络的误差作为对精细模型的预测,使用多目标粒子群优化计算,得出一组新的帕累托解集,且控制解集的大小;
- (5)判断是否满足终止条件,本文定为精细模型帕累托最优解集的大小,若满足终止条件,则输出精细模型的最优解集,若不满足则返回步骤(2)。

多目标神经空间映射算法的具体流程如图 6。

由图 6 可以看出,多目标神经空间映射算法中帕累托最优解集每个解都是由精确模型(电磁仿真软件 HF-SS)计算得出,在计算过程中使用粗糙模型和神经网络作为指导,具有较高的鲁棒性。

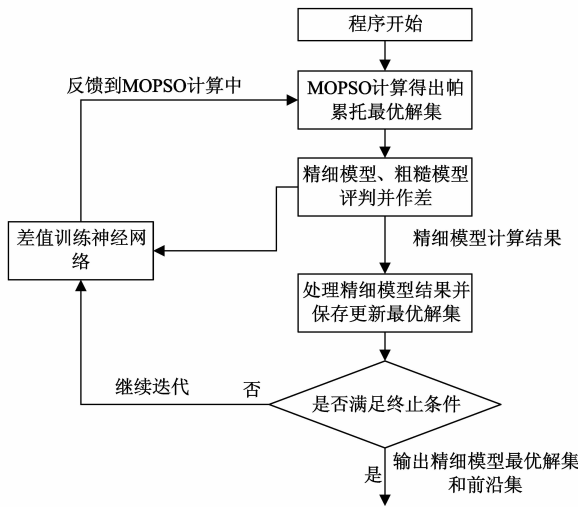


图6 多目标神经空间映射流程图

4 多目标空间映射算法用于微带滤波器的优化设计

下面给出阶跃阻抗滤波器和蝶形微带滤波器两个算例说明本文发展的多目标空间算法的有效性。

4.1 阶跃阻抗滤波器优化设计

对于给定尺寸的微带线,特征阻抗可以由式(11)计算得出,等效电路的映射关系为

$$L = \frac{\beta Z_0}{\omega}, C = \frac{\beta}{Z_0 \omega} \quad (17)$$

其中 $\beta = \sqrt{\epsilon_e} \cdot k_0, k_0 = 2\pi f/c$ 。这样,对于给定的微带线阶跃阻抗滤波器模型,便有一种计算速度快但精度低的等效电路模型与之对应,该等效电路模型可以作为第二部分中的粗糙模型,精确模型使用商业电磁计算软件 HFSS 进行仿真计算。图 7 为本文优化的低通阶跃阻抗滤波器的等效电路图,使用多目标神经空间映射算法对其进行优化计算。图 8 为微带线大致形状。选取介质板相对介电常数为 2.7,厚度为 1mm。微带线的长度 L 设为定值,5 个宽度 W 为优化变量。选取适应度函数为

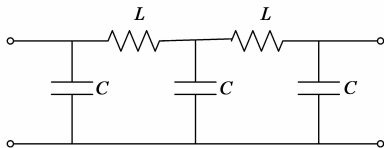


图7 等效电路模型示意图

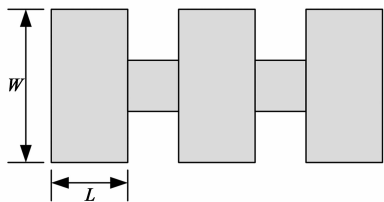


图8 实际微带模型示意图

$$F = \begin{cases} F_1 = abs(S_{21}@f=4GHz) \\ F_2 = 50 - abs(\min(S_{21}@f \le 3GHz)) \end{cases} \quad (18)$$

优化目标为求得帕累托最优解集以及 F 的帕累托前沿集。采用第三部分中所述的多目标空间映射算法优化计算。为了研究算法最优解个数和迭代次数之间的关系,不计计算代价,将算法迭代 30 次,图 9 为算法最优解个数与迭代次数曲线,图 10 为搜索效率与迭代次数曲线,其中搜索效率的计算方式为:(解的个数 + 更新解次数)/搜索次数,前 10 组详细数据见表 1。

表 1 优化过程详细数据

迭代次数	1	2	3	4	5
解集个数	15	19	20	23	27
更新解集次数	0	2	5	4	1
搜索次数	33	55	77	99	121
搜索效率	0.455	0.382	0.325	0.273	0.231
迭代次数	6	7	8	9	10
解集个数	32	33	35	35	35
更新解集次数	0	0	1	3	0
搜索次数	143	165	187	199	221
搜索效率	0.224	0.2	0.193	0.191	0.166

由图 8、图 9 和表 1 可得出看出,对于本文给出的多目标神经空间映射算法,随着迭代次数的增加,所得

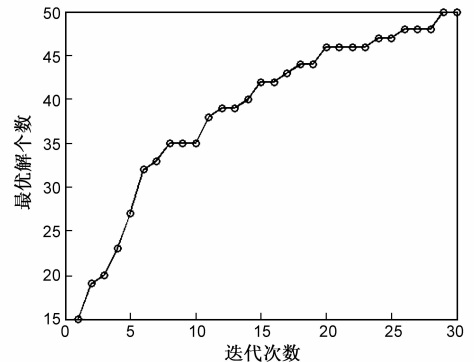


图9 最优解个数曲线

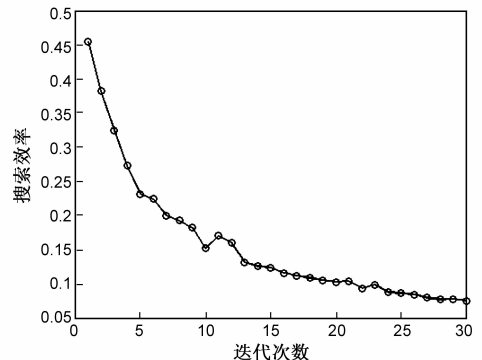


图10 搜索效率曲线

出的有效解的个数逐渐增多,搜索效率不断降低.即便如此,对于上述仿真,也只需 10 次迭代就可满足实际设计需要,此时得到 35 组最优解集,精确模型计算 221 次.若此问题直接采用多目标形式的优化计算需要至少 500 次精确模型计算,将计算量减少到原本的 44.2%.

4.2 蝶形微带滤波器优化设计

图 11 为所要优化计算的蝶形微带滤波器模型,模型相对中心呈左右对称,设计目标是中心频率为 5.2GHz 的带阻滤波器.选取介质板相对介电常数为 3.4,厚度为 1.2mm,由此计算 3 个蝶形长度 $L = 17.6\text{mm}$,端口阻抗设为 50Ω ,则 w_0 为 2.768mm,优化变量为 w_1 、 w_2 和 w_3 .选取适应度函数为

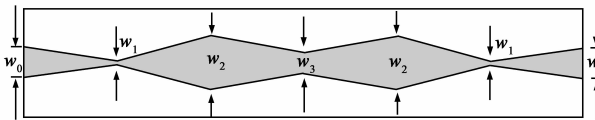


图11 蝶形微带滤波器模型

$$\mathbf{F} = \begin{cases} F_1 = \text{abs}(S_{21}@5.2\text{GHz}) \\ F_2 = \text{bandwidth} \\ F_3 = 50 - \text{abs}(\min(S_{21}@\text{passband})) \end{cases} \quad (19)$$

优化目标为求得帕累托最优解集,使用第二部分所述的有限元转移矩阵法计算粗糙模型,采用第三部分所述的多目标神经空间映射算法,控制每次粗糙模型预测的最优解个数为 10.为了研究算法最优解个数和迭代次数之间的关系,不计算代价,将算法迭代 50 次,图 12 为最优解个数与迭代次数之曲线,图 13 为搜索效率与迭代次数曲线,前 10 组详细数据见表 2.

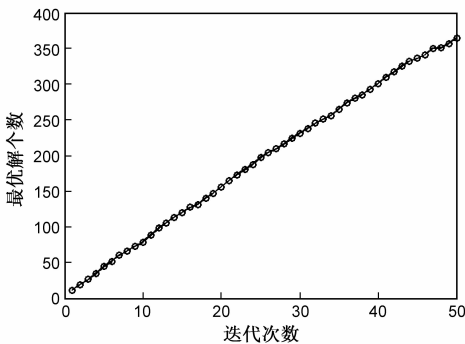


图12 最优解个数曲线

由图 12、图 13 和表 2 可以看出,对于上述多目标神经空间映射算法,随着迭代次数的增大,所得出的最优解个数在同时增多,且搜索效率较高,这是因为采用的粗糙模型有较好的拟合度.在实际的设计计算中,对于多目标形式的计算,大体得出几十组最优解即可满足一般设计要求.在仿真计算过程中,迭代到第 13 次时最优解个数已突破百个为 105 个,此时计算精确模型 130 次.对于此问题,粗糙模型计算量远大于精确模型计算

量,直接采用多目标优化计算方法需要约 500 次精确模型计算,而上述方法 130 次精确模型计算即可满足并超出设计需要,计算量至少可以减少到原本的 26%.

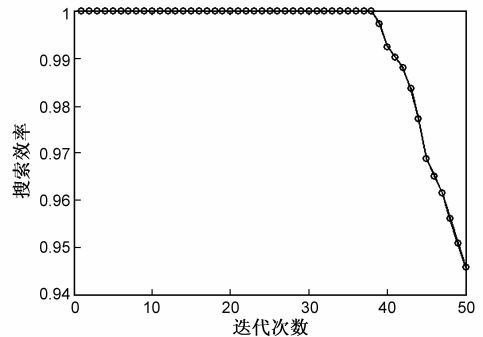


图13 搜索效率曲线

表 2 优化过程详细数据

迭代次数	1	2	3	4	5
解集个数	11	19	26	34	44
更新解集次数	9	11	14	16	16
搜索次数	20	30	40	50	60
迭代次数	6	7	8	9	10
解集个数	51	60	66	73	78
更新解集次数	19	20	24	27	32
搜索次数	70	80	90	100	110

5 结论

给出了一种新的多目标神经空间映射算法,寻找优化问题的帕累托最优解集.事实上,对于电磁优化计算问题,由于计算方法的灵活多样性,一个优化问题总会找到一个计算精度低且速度快的粗糙模型与一个计算精度高但速度慢的精确模型来实现空间映射,因而上述算法在电磁问题上应可以较广泛地适用.除此之外,本文提出的这种算法,弥补了空间映射算法计算多目标问题的空白,且实际计算证明算法耗时较少、精度高,具有较好鲁棒性.

参考文献

- [1] J W Bandler, R M Biernaeki, S H Chen, et al. Space mapping technique for electromagnetic optimization[J]. IEEE Transactions on Microwave Theory and Technique, 1994, 42(12): 2536 - 2544.
- [2] J W Bandler, R M Biernaeki, S H Chen, et al. Electromagnetic optimization exploiting aggressive space mapping[J]. IEEE Transactions Microwave Theory and Techniques, 1995, 43(12): 2874 - 2882.
- [3] M H Bakr, J W Bandler, M A Ismail. Neural space-mapping optimization for EM-based design[J]. IEEE Transactions on

- Microwave Theory and Technique, 2000, 48 (12): 2307 – 2315.
- [4] J W Bandler, Q S Cheng, N K Nikolova, et al. Implicit space mapping optimization exploiting preassigned parameters [J]. IEEE Transactions on Microwave Theory and Technique, 2004, 52(1): 378 – 385.
- [5] Dirk Gorissen, Lei Zhang, Qi-Jun Zhang, et al. Evolutionary neuro-space mapping technique for modeling of nonlinear microwave devices [J]. IEEE Transaction on Microwave Theory and Techniques, 2011, 59(2): 213 – 229.
- [6] Lei Zhang, P H Aaen, J Wood. Portable space mapping for efficient statistical modeling of passive components [J]. IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques, 2012, 60 (3): 441 – 450.
- [7] 张祥军, 方大纲. 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 [J]. 电子学报, 2007, 35(6): 1187 – 1192.
Zhang Xiangjun, Fang Dagang. Layout-level synthesis based frequency partial-space-mapped neuromodeling technique for LTCC RF circuit design [J]. Chinese Journal of Electronics, 2007, 35(6): 1187 – 1192. (in Chinese)
- [8] 袁军, 邱扬, 刘其中, 等. 基于空间映射及遗传算法的车载天线优化配置 [J]. 电波科学学报, 2006, 21(1): 26 – 32.
Yuan Jun, Qiu Yang, Liu Qizhong, Tian Jin, Xie Yongjun. Position optimal design of vehicular antennae via space mapping and genetic algorithm [J]. Chinese Journal of Radio Science, 2006, 21(1): 26 – 32. (in Chinese)
- [9] David M Pozar. Microwave Engineering [M]. 北京: 电子工业出版社, 2006, 149 – 159.
- [10] 邱关源. 电路 [M]. 北京: 高等教育出版社, 2006, 391 – 396.

- [11] C A Coello Coello, G T Pulido, M S Lechuga. Handling multiple objectives with particle swarm optimization [J]. IEEE Transaction on Evolutionary Computation, 2004, 8(3): 256 – 279.
- [12] C A Coello Coello. MOPSO: A proposal for multiple objective particle swarm optimization [A]. Proceedings of the 2002 Congress on Evolutionary Computation (CEC'02) [C]. Honolulu, HI, 2002. 1051 – 1056.

作者简介



田雨波 男, 1971 年出生, 辽宁铁岭人, 江苏科技大学教授, 博士, 2009 年到美国 UCLA 做访问学者. 目前主要研究方向为计算智能应用于电子学与电磁学问题.

E-mail: tianyubo@just.edu.cn



楼群 男, 1989 年出生, 江苏徐州人, 江苏科技大学在读硕士. 目前主要研究方向为电磁快速计算.

E-mail: lancelou@yeah.net

邱大为 男, 1989 年出生, 江苏常州人, 江苏科技大学在读硕士. 目前主要研究方法为微带天线的研究与设计.