

神经网络空间映射结构的研究与改进

闫淑霞*, 张齐军

(天津大学 电子信息工程学院, 天津 300072)

(*通信作者电子邮箱 tjyusx@163.com)

摘要:针对粗模型与器件的直流特性差异较大而交流特性相似时建模过程复杂的问题,对已有神经网络空间映射(Neuro-SM)结构进行了改进。改进的模型在 Neuro-SM 结构基础上,增加电容和电感,使映射网络仅调整输入信号中的直流分量,不影响交流分量。在不改变粗模型交流特性的情况下改进直流特性,用少量的优化变量和简单的映射关系即可达到模型匹配的效果。通过仿真实验表明,改进后的 Neuro-SM 模型充分利用粗模型与器件非线性响应相似的特点,既保持了模型的精度又简化了建模过程。

关键词:神经网络;神经网络空间映射;建模;晶体管;ADS 仿真

中图分类号: TP183 **文献标志码:** A

Research and improvement of neuro-space mapping structure

YAN Shuxia*, ZHANG Qijun

(School of Electronic Information Engineering, Tianjin University, Tianjin 300072, China)

Abstract: In some cases, the difference of DC responses between the coarse model and devices is large, however the nonlinear responses are similar. Concerning the complex modeling process, an improved Neuro-Space Mapping (Neuro-SM) structure was proposed. The capacitors and inductors were added on the traditional Neuro-SM model to constitute a new Neuro-SM model. The DC component of the input signal was adjusted by the mapping network, but the AC component is independent on the mapping network. The new model can improve the DC feature without changing AC characteristic and match the device with a few optimization variables and simple mapping relationship. The simulation experimental results demonstrate that the enhanced Neuro-SM model can make full use of the similar nonlinear responses between the coarse model and devices, maintaining the accuracy of the model as well as simplifying the modeling process.

Key words: neural network; neuro-space mapping; modeling; transistor; Advanced Design System (ADS) simulation

0 引言

近些年来,在射频、微波电路和器件的建模方法中,人工神经网络(Artificial Neural Network, ANN)技术被认为是传统建模方法的有效替代^[1-2]。人工神经网络通过自动训练过程学习电路、器件或者系统的输入输出关系,训练好的神经网络模型和等效电路模型具有相同的响应速度,并且与电磁/物理实测模型有相近的精确度^[3]。目前,神经网络技术已被应用到无线和微波等很多领域中,例如波导滤波器^[4]、天线应用^[5]、功率放大器建模^[6-7]等。

神经网络空间映射(Neuro-Space Mapping, Neuro-SM)是神经网络建模方法之一。该方法通常将能够提供准确数据的被建模对象(如器件、电路或系统)定义为细模型,将已经存在的但只可粗略模拟而不能准确与细模型数据相匹配的模型称为粗模型。神经网络空间映射方法是利用神经网络的学习能力自动映射粗、细模型的输入和输出关系以修正粗模型,使得到的新模型(Neuro-SM 模型)与细模型数据匹配^[8]。Neuro-SM 方法已被广泛地应用于电磁建模、非线性器件建模^[9]和统计器件建模等领域^[10]。

Neuro-SM 模型最早由 Zhang 等^[11]提出,此模型结构是利

用神经网络结构将输入信号作映射得到的新信号输入到粗模型中,在粗模型的帮助下,该 Neuro-SM 模型缩短了仿真时间,提高了模型的精度。由于映射关系式受输入信号中直流分量和交流分量的共同限制,为达到直流和非线性响应同时匹配的效果,需要采用复杂的神经网络结构和大量的自由变量。当粗模型与细模型的直流响应差距较大,而非线性响应基本相同时,采用该 Neuro-SM 结构建模,不仅使简单映射变得复杂,而且增大了映射网络对粗模型非线性响应的影响,误差难以下降,增加了建模难度。针对上述问题,本文对 Neuro-SM 结构进行调整,改进后的 Neuro-SM 模型只对输入信号中的直流分量映射,交流信号不受映射关系的影响,在优化模型时只需少量的自由变量和简单的映射关系即可达到直流响应的匹配,同时保持了交流响应的匹配精度。这样的结构充分利用粗模型与细模型非线性响应相似的特点,可快速得到映射关系,提高建模效率。

1 神经网络空间映射结构

图1为 Zhang 等^[11]提出的 Neuro-SM 模型非线性二端口网络结构。整个模型的电压信号($v_f = [v_{gf}, v_{df}]^T$)没有直接送入粗模型,而是经过映射网络得到粗模型的输入电压

收稿日期:2014-06-26;修回日期:2014-08-12。 基金项目:国家自然科学基金资助项目(61271067)。

作者简介:闫淑霞(1987-),女,山东德州人,博士研究生,主要研究方向:基于神经网络技术的器件建模; 张齐军(1959-),男,山西长治人,教授,博士,主要研究方向:射频微波领域电路设计及建模。

($v_c = [v_{gc}, v_{dc}]^T$), 从而使修正后的粗模型输出电流($i_c = [i_{gc}, i_{dc}]^T$)与细模型的电流($i_f = [i_{gf}, i_{df}]^T$)匹配。神经网络的输入为细模型的电压信号(v_{gf} 和 v_{df}), 输出为调整后的电压信号(v_{gc} 和 v_{dc}), 该电压信号作为粗模型的输入信号。映射关系为 $v_c = f_{ANN}(v_f, w)$, 其中, f_{ANN} 为神经网络映射关系式, w 为神经网络内部权重组成的自由向量。整个 Neuro-SM 模型由粗模型、控制源和神经网络组成, 且符合基尔霍夫定律。

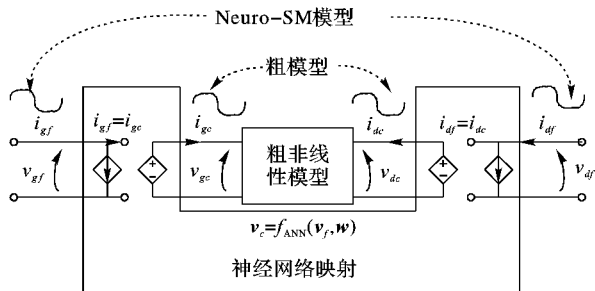


图1 Neuro-SM 模型结构

2 改进的神经网络空间映射结构

采用 Neuro-SM 方法建模时, 通常选取与细模型响应相似的模型作为粗模型, 充分利用粗模型与细模型响应相似的特点可降低建模难度。一般而言, 细模型的输入信号中既包含直流信号, 又包含交流信号。若建模过程中遇到只需对输入信号直流成分作调整, 交流信号不作映射即可达到与细模型匹配的情况, 此时使用 Neuro-SM 结构使建模过程复杂化, 且模型精度不高。本文提出的改进的 Neuro-SM 结构可以有效解决上述问题。

神经网络电压映射可用一个电压控制电压源实现, 用 v_f 表示神经网络的输入信号, 用 v_c 表示神经网络的输出信号, 则图1可以简化成图2, v_f 到 v_c 的映射关系式为 f_{ANN} 。

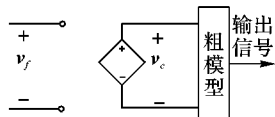


图2 Neuro-SM 模型的电压映射电路示意图

从图2看出, 映射结构对输入信号 v_f 的全部分量作映射, 输出信号 v_c 包含映射后的直流信号和交流信号。映射结构改变了粗模型的直流信号和交流信号, 使粗模型在直流仿真和非线性仿真的响应均发生改变。为保证输入信号中的交流成分不受映射网络的影响, 本文在已有的 Neuro-SM 结构基础上, 在电压控制电压源的输入与输出端口之间设一个隔直电容, 在电压控制电压源的输出端口设隔交电感, 如图3(a)所示。当输入端只有直流信号时, 图3(a)中的电容断路, 电感短路, 直流信号经过映射之后输入到粗模型中, 如图3(b)所示。当输入端只有交流信号时, 图3(a)中的电感断路, 电容短路, 交流信号直接输入到粗模型中, 如图3(c)所示。输入信号经过改进的 Neuro-SM 结构后, 其直流分量按照映射关系作了调整, 但其交流分量不受映射网络的影响, 直接输入到粗模型中, 保持粗模型的非线性输出不变。

在安捷伦的 Advanced Design System (ADS)^[12] 软件中, 电压的映射关系是通过符号定义控件 (Symbolically Defined Devices, SDD) 实现的。SDD 是电压控制电流源, 在 SDD 的输出端加上一个电流控制电压源, 就可以实现神经网络的电压

映射, 如图4虚线框内电路所示。由于加载到粗模型上的信号只需要电压信息, 不需要电流信息, 所以在粗模型的前端加一个电压控制电压源。这样就实现了直流电压映射之后输入到粗模型中, 交流电压直接输入到粗模型中。

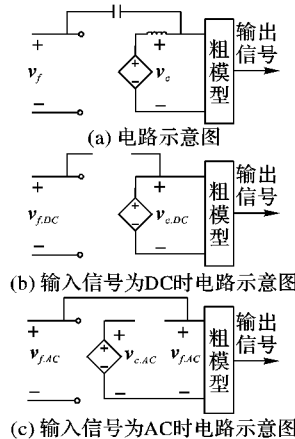


图3 改进的电压映射电路示意图

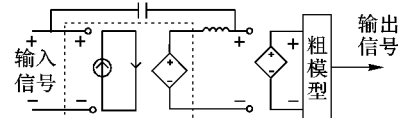


图4 改进的 Neuro-SM 模型在 ADS 中的示意图

3 实验验证

本文分别用已有的 Neuro-SM 结构和改进的 Neuro-SM 结构对晶体管进行初步建模, 验证改进后 Neuro-SM 结构的可行性, 并对其性能进行分析。

本实验用 Freescale 公司的 AFT18S230 晶体管作为细模型, 用 AFT18S290 晶体管作为粗模型。在 ADS 软件中分别搭建两种结构的 Neuro-SM 直流仿真电路, 在 SDD 中写入相同的神经网络映射公式, 选取相同的优化变量。直流训练数据的栅极偏压为 2.6 ~ 3.1 V, 间隔为 0.1 V; 漏极偏压为 0 ~ 30 V, 间隔为 1 V。经多次优化后, 两种 Neuro-SM 模型的直流特性分别与细模型相匹配, 其结果如图5所示。

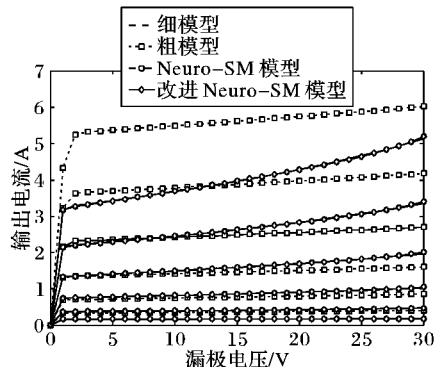


图5 输出电流波形图

如图5所示, 粗模型与细模型的直流特性差距较大, 两种 Neuro-SM 模型与细模型的直流特性完全一致。在直流仿真电路中, 改进后的 Neuro-SM 模型可以和已有的 Neuro-SM 模型达到同样的精度, 都能够与细模型的特性相匹配。

将已有的 Neuro-SM 结构和改进的 Neuro-SM 结构用细模型的直流数据优化后, 直接放到谐波平衡电路中, 比较两种 Neuro-SM 模型与细模型的非线性特性。当管子工作在

(28 V, 1800 mA), 频率为 1805 MHz, 输入功率为 5 ~ 30 dBm, 间隔为 1 dBm 时, 其仿真结果如图 6 所示。

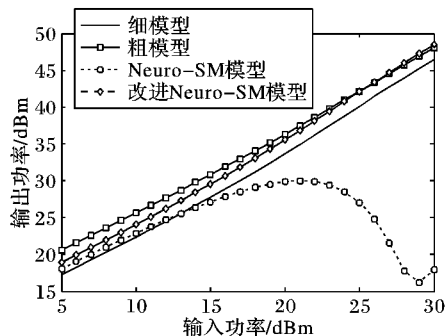


图6 输出功率波形图

如图 6 所示,改进后的 Neuro-SM 模型的输出功率比粗模型和已有的 Neuro-SM 模型更接近细模型的输出功率。粗模型、Neuro-SM 模型和改进的 Neuro-SM 模型与细模型直流输出电流 (I_d) 和输出功率 (P_{out}) 的误差比较如表 1 所示。

表1 各模型与细模型之间的误差比较 %

模型类型	I_d	P_{out}
粗模型	15.20	5.70
Neuro-SM 模型	0.24	38.50
改进 Neuro-SM 模型	0.24	3.78

实验结果证明,改进后的 Neuro-SM 模型比粗模型和已有的 Neuro-SM 模型更好地反映细模型的特性。两种 Neuro-SM 模型的直流特性比粗模型更接近细模型,是因为用细模型的直流数据对两种 Neuro-SM 模型进行了优化,两种 Neuro-SM 模型对直流信号的响应与细模型的一致。在谐波平衡电路中,输入到模型信号既包含直流分量又包含交流分量,已有的 Neuro-SM 模型将输入信号所有分量都按照直流的映射关系进行了调整,随着输入功率的增大,Neuro-SM 模型对交流信号的调整误差越来越大,这使得在下一步建模步骤中需要大量的自由变量去调整映射关系对交流信号的影响。而改进的 Neuro-SM 模型只对输入信号中的直流部分作了调整,保持交流信号不变,充分利用了粗模型与细模型的非线性输出相似的特点,大大降低了进一步提高模型精度的难度。

4 结语

本文根据电容电感的特性,对 Neuro-SM 结构进行调整,改进后的 Neuro-SM 模型只映射了输入信号中的直流部分,交流信号直接输入到粗模型中。相比已有的 Neuro-SM 模型,改进后的 Neuro-SM 模型能充分利用粗模型和细模型交流响应相似的特点,用简单的映射关系达到模型匹配的效果,简化了

建模过程,降低了建模难度,为进一步提高模型精度奠定了一个好的基础。

参考文献:

- [1] ZHANG Q J, GUPTA K C. Neural networks for RF and microwave design [M]. Boston: Artech House, 2000: 3 - 4.
- [2] KABIR H, ZHANG L, YU M, *et al.* Smart modeling of microwave devices [J]. IEEE Microwave Magazine, 2010, 11(3): 105 - 118.
- [3] TIAN Y, ZHANG Q. Knowledge-based neural networks for modeling of radio-frequency/microwave components [J]. Journal of University of Electronic Science and Technology of China, 2011, 40(6): 815 - 824. (田毅贞, 张齐军. 知识型神经网络的射频/微波器件建模方法[J]. 电子科技大学学报, 2011, 40(6): 815 - 824.)
- [4] KABIR H, WANG Y, YU M, *et al.* Neural network inverse modeling and applications to microwave filter design [J]. IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques, 2008, 56(4): 867 - 879.
- [5] GARCIA J P, PEREIRA F Q, REBENAQUE D C, *et al.* A neural-network method for the analysis of multilayered shielded microwave circuits [J]. IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques, 2006, 54(1): 309 - 320.
- [6] O' BRIEN B, DOOLEY J, BRAZIL T J. RF power amplifier behavioral modeling using a globally recurrent neural network[C]// Proceedings of the 2006 IEEE Microwave Symposium Digest. Piscataway: IEEE, 2006: 1089 - 1092.
- [7] ZHANG C. Behavioral modeling of power amplifier using recurrent neural networks [D]. Tianjin: Tianjin University, 2014. (张川. 递归神经网络对功率放大器的行为级建模[D]. 天津: 天津大学, 2014.)
- [8] ZHANG L, XU J, YAGOUR M, *et al.* Efficient analytical formulation and sensitivity analysis of neuro-space mapping for nonlinear microwave device modeling[J]. IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques, 2005, 53(9): 2752 - 2767.
- [9] GORISSEN D, ZHANG L, ZHANG Q, *et al.* Evolutionary neuro-space mapping technique for modeling of nonlinear microwave devices[J]. IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques, 2011, 59(2): 213 - 229.
- [10] ZHANG L, ZHANG Q, WOOD J. Statistical neuro-space mapping technique for large-signal modeling of nonlinear device[J]. IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques, 2008, 54(11): 2453 - 2467.
- [11] ZHANG L, XU J, YAGOUR M, *et al.* Neuro-space mapping technique for nonlinear device modeling and large-signal simulation [C]// Proceedings of the 2003 IEEE Microwave Symposium Digest. Piscataway: IEEE, 2003: 173 - 176.
- [12] Advanced Design System (ADS): Ver. 2013[CP/OL]. [2013 - 10 - 10]. <http://www.keysight.com/zh-CN/pc-1297113/advanced-design-system-ads?nid=-34346.0&cc=CN&lc=chi>

(上接第 3620 页)

- [8] LI X, ZHANG R, LI Y. Research on the recognition algorithm of Turbo codes on trellis termination[J]. Journal of Xidian University, 2013, 40(4): 161 - 166. (李啸天, 张润生, 李艳斌. 归零 Turbo 码识别算法[J]. 西安电子科技大学学报, 2013, 40(4): 161 - 166.)
- [9] VALEMBOIS A. Detection and recognition of a binary linear code [J]. Discrete Applied Mathematics, 2001, 111(1): 199 - 218.
- [10] LIU J, XIE N, ZHOU X. Blind recognition method of RS coding [J]. Journal of University of Electronic Science and Technology of China, 2009, 38(3): 363 - 367. (刘健, 谢铭, 周希元. RS 码

的盲识别方法[J]. 电子科技大学学报, 2009, 38(3): 363 - 367.)

- [11] WEN N, YANG X. Blind recognition of cyclic codes based on rank statistic and codes roots characteristic[J]. Electronic Information Warfare Technology, 2010, 25(6): 26 - 29. (闻年成, 杨晓静. 采用秩统计和码根特征的二进制循环码盲识别方法[J]. 电子信息对抗技术, 2010, 25(6): 26 - 29.)
- [12] CHEN L, SHEN S. The fundamental of coding theory [M]. Beijing: Higher Education Press, 2008: 58. (陈鲁生, 沈世铨. 编码理论基础[M]. 北京: 高等教育出版社, 2008: 58.)