

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2312929

基于 GA-BP 模型的微带贴片天线设计和优化^{*}徐 晴 王青洲 李元岳 贺 英 姚 钊
(青岛大学电子信息学院 青岛 266000)

摘 要: 针对当前微波天线设计存在周期长、效率低等难题,设计了一种结合机器学习的多目标微带贴片天线自动设计和优化方法。本文通过遗传算法来寻优神经网络模型的初始权值和阈值,利用优化后的 GA-BP 模型预测多组天线结构参数在谐振点处的 $|S_{11}|$ 、-10 dB 以下的有效区域面积及相应奖励值;还可以给定目标天线的电磁响应结果,通过该模型来反向预测天线的几何结构参数。结果表明,通过 BP 模型预测的决定系数 R^2 可以达到 0.968,而本文提出的 GA-BP 改进模型决定系数 R^2 高达 0.994,其预测能力显著优于传统的 BP 神经网络模型。

关键词: 天线设计;神经网络;遗传算法;回归预测;电磁响应

中图分类号: TN823.24 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.99

Design and optimization of micro-strip patch antenna
based on GA-BP modelXu Qing Wang Qingzhou Li Yuanyue He Ying Yao Zhao
(College of Electronics and Information, Qingdao University, Qingdao 266000, China)

Abstract: In order to solve the problems of long period and low efficiency in microwave antenna design, a multi-objective microstrip patch antenna automatic design and optimization method combined with machine learning was proposed. In this paper, by using genetic algorithm to optimize the initial weights and thresholds of the neural network model, the optimized GA-BP model was used to predicts the multiple groups sets of antenna parameters on the resonance point of $|S_{11}|$, the effective area below -10 dB and the corresponding reward value. Given the electromagnetic response of the target antenna, the geometric parameters of the antenna can be also predicted by the GA-BP model. The results show that the determination coefficient R^2 predicted by BP model is about 0.968, while the GA-BP model proposed in this paper is as high as 0.994, which is significantly better than the traditional BP neural network model.

Keywords: antenna design; neural network; genetic algorithm; regression prediction; electromagnetic response

0 引 言

天线作为射频前端重要组件,能够有效的接收和发射电磁波,广泛应用于广播、通信、导航和雷达等领域^[1]。为了符合实际应用,所设计的天线应该具有尺寸紧凑的优势,且在增益、S 参数和有效带宽等方面,都具有良好的性能^[2-4]。近年来,随着现代无线通信和集成电路等领域的快速发展,对高性能、多功能和紧凑型天线的需求越来越大,天线的设计优化不断面临着新的挑战^[5-6]。传统的天线设计方法是通过电磁软件进行迭代仿真,来寻找满足目标电磁特性的天线,但是这种方法需要大量的人力成本和仿真时间,这也是目前需要解决的问题。

作为人工智能的核心,机器学习在很多领域都有广泛的应用,如数据挖掘、医学诊断、系统辨识和优化理论等方面^[7-8]。典型的机器学习过程是从观测数据出发寻找规律,将收集的数据集划分为训练集和预测集,然后选择合适的机器学习算法,对现有数据集进行训练形成特定的模型,通过该模型既可以预测目标函数的输出结果,也可以通过逆模型反向预测输入参数^[9-10]。

近年来,结合机器学习的逆向设计技术在集成电路领域出现了各种应用,如超宽带天线设计和滤波器设计等,越来越多的工程师开始借助机器学习方法,来辅助天线的优化设计^[11-16]。南敬昌等^[17]提出了一种基于深度学习网络架构的新型多层感知机(multilayer perceptron, MLP),来

收稿日期:2023-02-27

^{*} 基金项目:国家自然科学基金(61904092,62181240278)、山东省高等学校青创团队计划(2022KJ141)项目资助

优化超宽带天线。该方法通过 HFSS 软件仿真了 127 296 组样本数据进行建模,来预测天线的电磁性能,但这种方法需要大量时间收集数据集,从而限制了其实际的应用。Kanhaiya 等^[18]提出了一种基于回归的机器学习方法,应用于紧凑型微带天线的贴片尺寸设计^[18]。该方法利用高斯过程回归(Gaussian process regression, GPR)模型,来优化具有三个几何变量的谐振器天线,但是该方法也有一定的局限性,不能反向预测特定性能对应的天线几何参数。Xiao 等^[19]提出了一种基于元曲面参数化建模的逆极限学习机(extreme learning machines, ELM)模型,该方法可以给定期望的 S 参数性能指标,来预测满足要求的元曲面尺寸。但是通过该方法设计的天线性能指标较为单一,不能全面评估天线的性能。

为了解决天线建模的多目标问题,本研究将提出一种遗传算法(genetic algorithm, GA)优化多层前馈(back propagation, BP)神经网络模型的方法,来提高模型的预测能力。该模型的输入涉及 1 000 组天线的多个几何参数及对应的电磁响应参数,模型训练完成后,直接预测天线的多个性能,可以更全面、高效的评估天线性能。该方法的逆模型将多维的性能参数定义为输入,几何变量定义为输出,即给出天线的目标电磁响应,来反向预测天线的几何参数,达到设计特定性能天线的目的。下文以微带贴片天线为例,来验证所提出模型的预测准确性。

1 天线设计和优化

1.1 天线设计

对于微带贴片天线来说,馈线和缝隙的形状、位置及尺寸的变化,都可能导致天线的谐振频率、方向图、S 参数和有效带宽等电磁特性的改变,所以应该综合地考虑天线的物理参数,来设计满足指标要求的天线^[20]。

本文根据天线理论设计了一个微带贴片天线,其 3D 结构如图 1 所示。该天线的整体尺寸为 40 mm × 40 mm,使用的是介电常数 ϵ_r 为 2.55,损耗角正切为 0.001 9,厚度为 0.508 mm 的介质基板。天线的正面由带槽的贴片以及一条微带线组成,背面是完整的接地平面;天线馈线是辐射贴片与馈电结构之间传送射频能的传输线,与天线有良好的匹配阻抗^[21];在馈线两侧增加相同的矩形缝隙,以提高有效带宽和降低 S_{11} ;天线的三条辐射边切割了相同的等腰梯形形状的槽,使天线的尺寸更加紧凑,同时降低了天线的谐振频率。

贴片天线的谐振频率为 f_d 时,贴片的长度 L 和宽度 W 分别被定义为:

$$L = \frac{c}{2f_d \sqrt{\epsilon_r}} \quad (1)$$

$$W = \frac{c}{f_d \sqrt{2(\epsilon_r + 1)}} \quad (2)$$

在式(1)和(2)中, c 是光速, ϵ_r 是有效介电常数。表 1

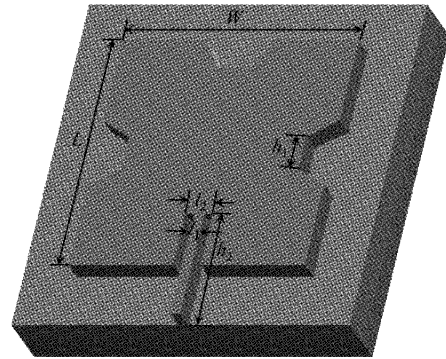


图 1 微带贴片天线 3D 结构图

为天线的 6 个几何参数及其变化范围,单位是 mm。变量包括:贴片长度 L 和宽度 W 、馈线的宽度 l_1 、缝隙的总宽度 l_2 、开槽的宽度 h_1 和馈线的长度 h_2 。

表 1 贴片天线 6 个几何参数的变化范围

几何参数	W	L	l_1	l_2	h_1	h_2
最小值	34	34	1.2	2.5	4.0	14.5
最大值	39	39	1.5	4.0	5.0	16.0

1.2 天线优化

本文天线优化的总流程如图 2 所示。首先,将 MATLAB 与三维电磁场仿真软件(computer simulation technology, CST)联立,对天线进行宽频带的仿真^[22-23]。通过改变天线的 6 个几何参数,在 4~5.4 GHz 的频率范围内,收集了 1 120 组天线仿真的数据集。其中 90% 作为训练集来训练神经网络模型,其余 10% 作为预测集,并通过遗传算法优化该模型的权值和阈值,以提高模型的预测准确度。

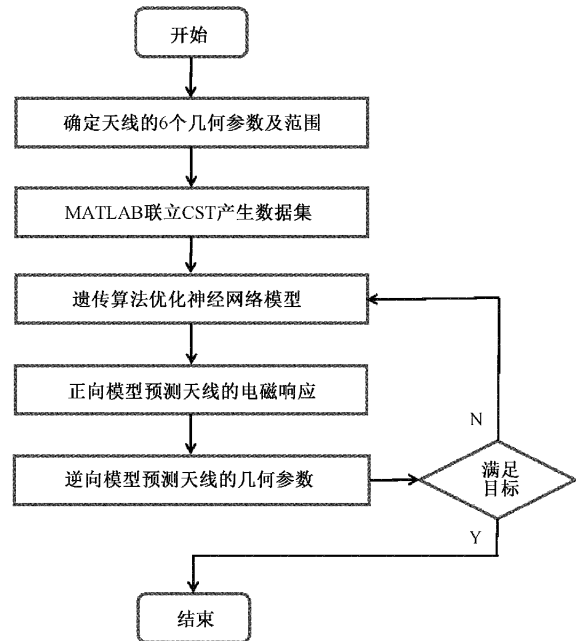


图 2 天线优化的总流程

2 算法模型

2.1 神经网络模型

本文提出的 BP 神经网络正向预测模型包括输入层、隐藏层和输出层,来映射天线几何参数和电磁性能参数之间的非线性关系。模型中输入层为天线的六个几何参数,用列向量表示为 $\mathbf{x}=[W, L, l_1, l_2, h_1, h_2]^T$ 。隐藏层使用 sigmoid 函数作为激活函数,神经元个数为 h ,根据以下经验公式来确定:

$$h = a + \sqrt{m+n} \quad (3)$$

在式(3)中,输入层节点数 m 为 6,输出层节点数 n 为 3, a 为 1~10 的整数^[24]。隐含层节点数的选择对神经网络模型的性能有较大的影响,在一定范围内增加隐藏层节点可以提高模型的训练精度,但节点数过多也会使网络更复杂,训练的时间更长。通过实验验证,当 $h=12$ 时模型具有较低且稳定的误差,因此隐藏层数确定为 12 层。输出层使用线性函数作为神经元激活函数,包括 3 个参数:两个电磁参数和对应奖励值,用列向量表示为 $\mathbf{y}=[|S_{11}|, Area, Reward]^T$ 。

BP 神经网络模型的工作过程包括前向传播和反向传播,前向传播是指数据由输入层到隐藏层,经过激活函数的加工再到达输出层的过程^[25-27]反向传播是将实际输出 y 和预期输出 Y 间的误差 e ,沿着第一阶段传播的方向返回,不断更新连接神经元的权值、隐藏层的阈值 a 和输出层的阈值 b ,直至误差小于训练目标。

本文构建的 6-12-3 神经网络模型如图 3 所示。该模型的其他参数设置如下:学习率 η 为 0.1,迭代次数为 500 次,模型的训练目标为均方误差小于 10^{-4} 。

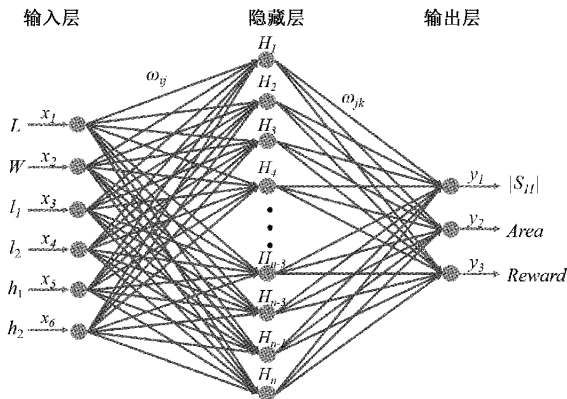


图 3 神经网络模型的结构

该 BP 神经网络模型的隐藏层输出 H 为:

$$H_i = f\left(\sum_{j=1}^m x_j \omega_{ij} - a_j\right), i = 1, 2, \dots, m; \\ j = 1, 2, \dots, h \quad (4)$$

其中, f 为隐藏层的激活函数, h 为隐藏层节点数。模型的预测输出值 Y 为:

$$Y_k = \sum_{j=1}^h H_j \omega_{jk} - b_k, k = 1, 2, \dots, n \quad (5)$$

模型的预测误差 e 为:

$$e_k = y_k - Y_k, k = 1, 2, \dots, n \quad (6)$$

在迭代过程中,连接输入层和隐藏层神经元的权值更新为:

$$\omega_{ij} = \omega_{ij} + \eta H_j (1 - H_j) x_i \sum_{k=1}^n \omega_{jk} e_k, i = 1, 2, \dots, m; \\ j = 1, 2, \dots, h \quad (7)$$

连接隐藏层和输出层神经元的权值更新为:

$$\omega_{jk} = \omega_{jk} + \eta H_j e_k, j = 1, 2, \dots, h; k = 1, 2, \dots, n \quad (8)$$

隐藏层的阈值更新为:

$$a_j = a_j + \eta H_j (1 - H_j) \sum_{k=1}^n \omega_{jk} e_k, j = 1, 2, \dots, h \quad (9)$$

输出层的阈值更新为:

$$b_k = b_k + e_k, k = 1, 2, \dots, n \quad (10)$$

2.2 遗传算法优化神经网络

神经网络是实现机器学习任务的一种重要方法,但是传统的 BP 神经网络模型在预测过程中,会出现局部最小化以及收敛速度慢的问题。遗传算法是一种随机全局搜索和优化算法,可以处理任意形式的目标函数,有全局寻优能力强的优势,能对神经网络的缺陷进行有效弥补^[28-30]。本文利用遗传算法,寻优神经网络模型的初始权值和阈值,来解决以上问题。

本文遗传算法的参数设定如下:迭代次数 $T=500$,初始种群数 $N=50$,交叉概率 $P_1=0.9$,变异概率 $P_2=0.05$ 。遗传算法优化神经网络的流程如图 4 所示,主要包括以下 4 个步骤。第 1 步:确定模型的权值和阈值数,然后对其进行编码,得到初始种群。第 2 步:对权值和阈值进行解码,并将其传递给神经网络,训练模型并对测试集数据进行预测,由预测误差得到相应的适应度值。第 3 步:根据适者生存的原则,从中选择出适应环境的“染色体”进行复制,通过交换和变异两种基因操作,产生新一代更适应环境的“染色体”群。第 4 步:比较每一代染色体的适应度值,适应度高的个体被保留,适应度低的个体被淘汰。通过选择、交叉和变异过程,产生的新群体既继承了上一代的遗传信息又优于上一代,这样反复循环,最后收敛到一个最适应环境的个体上,此时得到神经网络权值和阈值的最优解^[31-31]。

2.3 适应度函数

适应度函数的设计直接影响到适应度曲线的收敛速度,以及神经网络的优化结果^[35-36]。本文利用遗传算法优化神经网络模型时,用个体适应度值来评估个体的好坏,构造的适应度函数 $Fitness$ 定义为预测误差的平方和倒数的归一化值,公式如下:

$$Fitness = \frac{1}{\sum_{i=1}^N [(y_i - Y_i)^2]} \quad (11)$$

在式(11)中, y 为实际电磁仿真值, Y 为预测电磁仿真

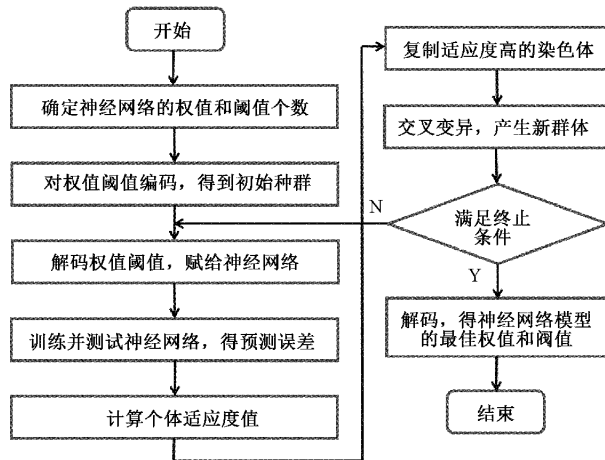


图 4 遗传算法优化神经网络的流程

值, i 为数据集的组数。遗传运算模块通过调用适应度函数模块, 对每一代群体中的每个个体进行评估, 适应度函数的最大值为 1, 当其越接近 1 时, 模型预测准确度越高。

遗传算法的适应度函数收敛曲线如图 5 所示, 可以看出在第 314 次迭代的时候, 适应度值逐渐收敛于 1, 此时神经网络的初始权值和阈值已得到优化, 模型在预测天线参数时的准确性最高。

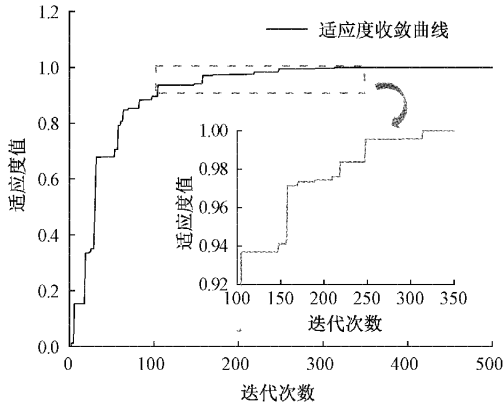


图 5 适应度函数的收敛曲线

3 实例分析

3.1 正向预测

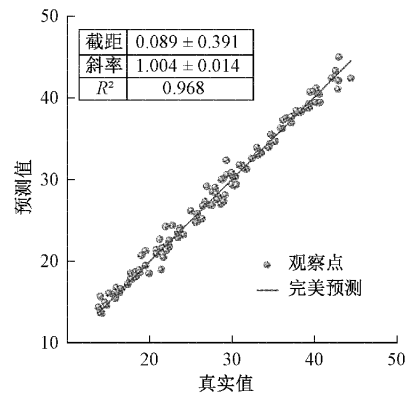
本文利用 1 000 组训练集来训练 GA-BP 模型, 然后将预测集 120 组天线的几何参数输入到训练好的模型, 对天线谐振点处的 $|S_{11}|$ 、-10 dB 以下有效区域面积和相应的奖励值分别进行了回归预测, 并用决定系数 (R^2) 来评估模型的正向预测能力。奖励函数 $Reward$ 定义如下:

$$Reward = \frac{1}{2} \left(\frac{Area}{Area_{max}} + \frac{|S_{11}|}{|S_{11}|_{max}} \right) \quad (12)$$

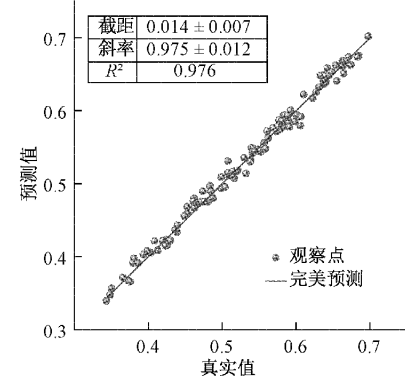
在式(12)中, $Area$ 为 S_{11} 在 -10 dB 以下有效区域的面积, $|S_{11}|$ 为天线 S_{11} 最低处的绝对值。奖励函数

$Reward$ 最大值为 1, 越接近 1 时天线的奖励值越大, 即天线的电磁性能越优良。

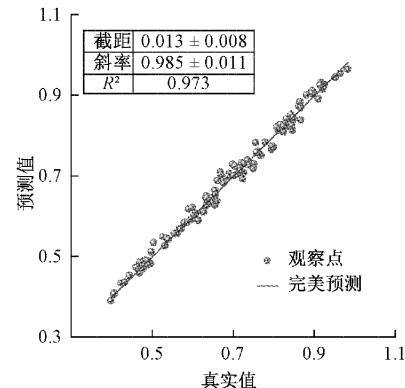
图 6 为两种模型对天线性能和相应奖励预测的回归图。如图 6(a)所示, 为 BP 模型预测的天线谐振点处 $|S_{11}|$ 的回归图。如图 6(b)所示, 为 BP 模型预测的 -10 dB 以下有效区域面积的回归图。如图 6(c)所示, 为 BP 模型预测的相应奖励值的回归图。可以看出, BP 模型预测的 R^2 均大于 0.968。如图 6(d)所示, 为 GA-BP 模型预测的天线谐振点处 $|S_{11}|$ 的回归图。如图 6(e)所示, 为 GA-BP 模型预测的 -10 dB 以下有效区域面积的回归图。如图 6(f)所示, 为 GA-BP 模型预测的相应奖励值的回归图。可以看出, GA-BP 模型预测的 R^2 高达 0.994, 预测准确度明显高于 BP 模型。



(a) BP模型预测的天线谐振点处 $|S_{11}|$ 的回归图



(b) BP模型预测的-10 dB以下有效区域面积的回归图



(c) BP模型预测的奖励函数值的回归图

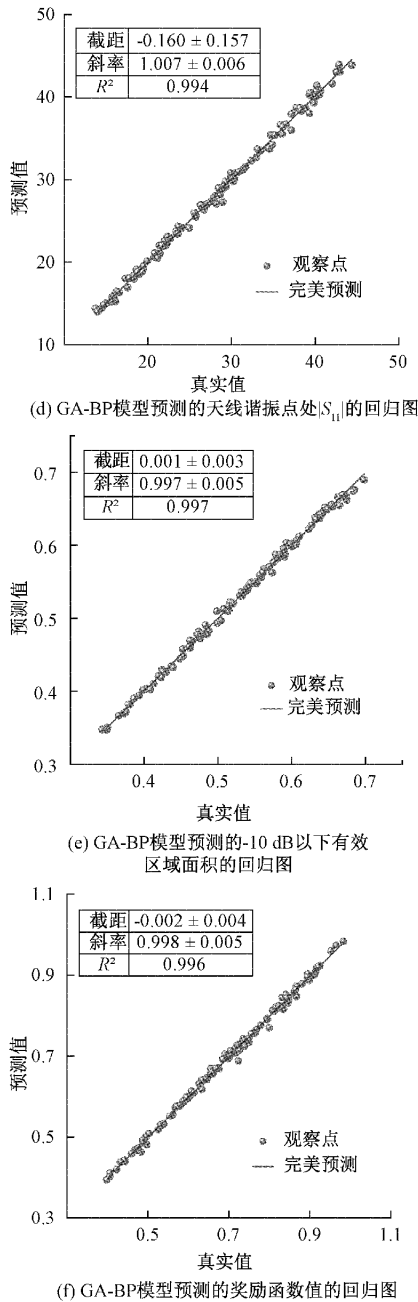


图 6 BP 模型和 GA-BP 模型对天线性能和相应奖励的预测回归图

在理想情况下,模型预测的结果等于其真实值,此时回归图中从直线到任意点的垂直距离最小。在图 6 中,预测的所有误差均在可接受的范围内,除了少数数据样本的偏差大之外,大多数数据都是围绕对角线对称的。上文的实验结果表明,在样本数量有限的情况下,该 GA-BP 模型的预测能力显著优于传统神经网络模型,可以有效的预测微带贴片天线的电磁响应及奖励函数。

3.2 反向预测

在反向预测的逆模型中,天线的性能参数和奖励值作为输入,几何参数作为输出。利用 BP 模型和 GA-BP 模型

预测的天线利用 CST 软件仿真,然后观察这两个尺寸天线的电磁性能,并与目标性能进行比较。

本文设计的天线目标性能指标包括以下 3 个方面:

- 1)天线的 $|S_{11}| > 30$ dB;
- 2)-10 dB 带宽 > 60 MHz;
- 3)谐振频率在 5 GHz 附近。

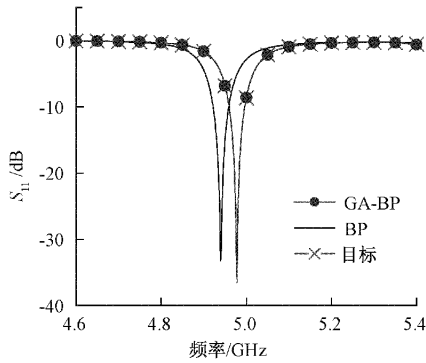
选择一组满足以上性能指标的天线参数,其几何参数为: $L = 36.43$ mm, $W = 36.56$ mm, $l_1 = 1.32$ mm, $l_2 = 2.80$ mm, $h_1 = 4.48$ mm, $h_2 = 15.9$ mm, 即 $\mathbf{x}_{target} = [36.43, 36.56, 1.32, 2.80, 4.48, 15.9]^T$, 仿真得到的结果用叉字形曲线表示。通过 BP 神经网络模型,预测得到的天线参数为: $\mathbf{x}_{BP} = [36.117, 36.845, 1.354, 3.036, 4.535, 15.911]^T$, 再进行仿真得到的结果用实线表示;通过本文提出 GA-BP 模型,预测得到的天线参数为: $\mathbf{x}_{GA-BP} = [36.416, 36.562, 1.326, 2.782, 4.483, 15.882]^T$, 仿真得到的结果用圆点形曲线表示。

图 7 为目标天线、BP 模型和 GA-BP 模型所预测天线仿真的性能图。如图 7(a)所示,为目标天线和两种模型预测天线的 S_{11} , 可以看出目标天线的谐振频率为 4.978 GHz。如图 7(b)所示,为该谐振频率处目标天线和两种模型预测天线的 E 面二维辐射方向图。如图 7(c)所示,为该谐振频率处目标天线和两种模型预测天线的 H 面二维辐射方向图,可以观察到 GA-BP 模型预测的天线二维辐射方向图更接近目标。如图 7(d)所示,为目标天线在 4.978 GHz 处的远场三维辐射图。如图 7(e)所示,为 BP 模型预测天线在 4.978 GHz 处的远场三维辐射图。如图 7(f)所示,为 GA-BP 模型预测天线在 4.978 GHz 处的远场三维辐射图。可以观察到,图 7(d)中目标天线仿真的最高增益为 5.48 dBi, 图 7(e)中 BP 模型预测天线的最高增益值为 6.67 dBi, 而图 7(f)中本文提出模型预测天线的最高增益值 5.46 dBi, 与目标天线非常接近。

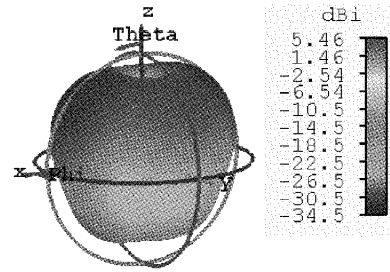
图 7 的仿真结果可以清楚的看出,本文优化的模型预测结果与目标天线的仿真结果较匹配,预测准确性较高,而传统 BP 神经网络模型预测的准确性较低。本文利用遗传算法全局寻优能力强的优势,来对神经网络模型的权值和阈值进行优化,相比直接利用神经网络建模,提高了模型的预测准确度,取得了良好的模型应用效果。

3.3 模拟与实测

上文利用逆 GA-BP 模型反向预测的天线几何参数为 $[36.416, 36.562, 1.326, 2.782, 4.483, 15.882]^T$, 将该尺寸的天线加工制作成实物,并利用安捷伦 E5071C 矢量网络分析仪(vector network analyzer, VNA)测量了该天线的 S 参数,其模拟和实测的 S_{11} 对比如图 8 所示。从图中可以看出,该天线模拟和测量的谐振频率几乎无偏差,分别为 4.97 GHz 和 4.978 GHz;谐振点处 S_{11} 的模拟值和测量值分别为 -36.57 dB 和 -35.85 dB;两条 S_{11} 曲线在 -10 dB 处的有效带宽也很接近。这表明模拟结果和测量结果吻合

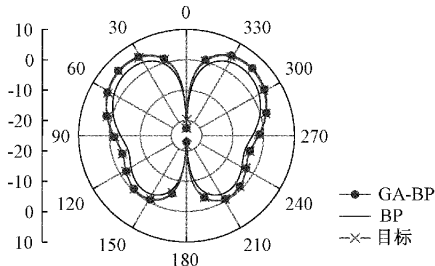


(a) 目标天线和两种模型预测天线的 S_{11}

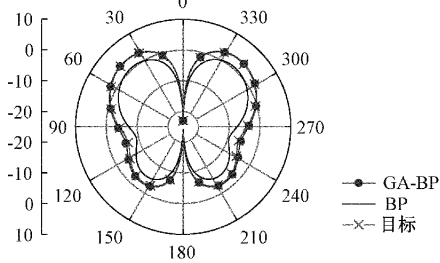


(f) GA-BP模型预测天线的三维辐射图

图 7 目标天线、BP 模型和 GA-BP 模型所预测天线仿真的性能图



(b) 目标天线和两种模型预测天线在 4.978 GHz 处 E 面的辐射方向图



(c) 目标天线和两种模型预测天线在 4.978 GHz 处 H 面的辐射方向图

较好,也说明了利用本文方法设计的天线,在实际应用中也有较优良的性能。

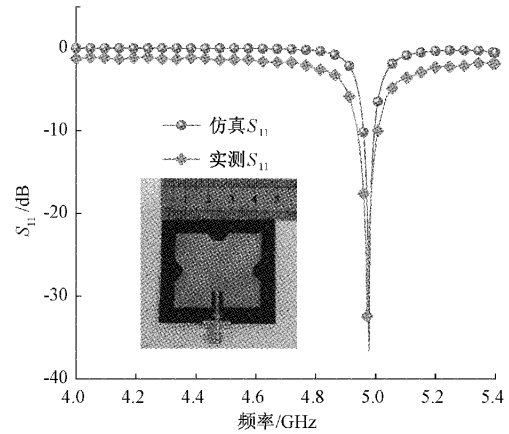
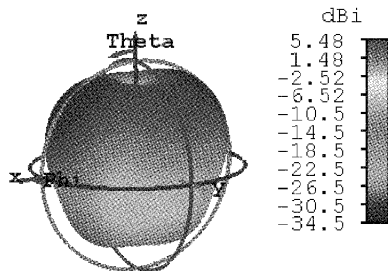
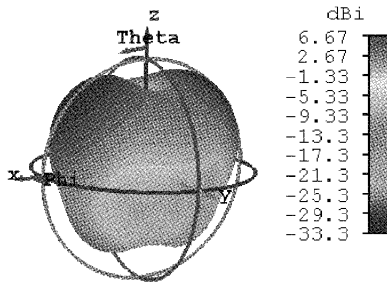


图 8 天线模拟和实测 S_{11} 的对比结果



(d) 目标天线的三维辐射图



(e) BP模型预测天线的三维辐射图

近年来,5G 通信系统快速发展,给我们的生活带来了很大的便利。我国的 5G 频段使用的是 Sub-6 GHz 频段,因为其网络覆盖率高,而且穿透力强^[37-38],其中 4.8~4.9 GHz 的 N79 频段主要应用于地下室、商场、写字楼等信号不强的室内场所。2020 年工信部提出所有手机必须支持 N79 频段,手机如果不支持 N79 频段,只能使用 4G 网络甚至可能无信号。利用本文提出模型设计的天线工作 4.0~5.4 GHz 频率范围内,完全覆盖 N79 频段,具有良好的辐射性能,可以应用于 5G 通信系统中。无论是基站还是移动终端,天线都是充当发射信号和接收信号的中间部分,设计应用于 5G 无线通信的宽频带基站天线,具有十分重要的科学研究价值和现实意义。

4 结 论

本文所提出的 GA-BP 模型优点是可以多次训练,直接建立起天线结构参数及性能参数之间的非线性映射关系,可以快速、准确地预测多维天线参数。该模型不仅可以解决天线设计的正向问题:给定任意一组天线的几何参数,来预测相应的电磁参数;还可以解决天线设计的逆向问题:将天线的电磁参数作为输入,反向预测其对应的天线几何

参数。对于多维天线的设计,在不增加训练成本的情况下,本文提出的逆 GA-BP 模型比电磁软件仿真更快,和 BP 模型相比预测的准确度更高。本研究表明,将机器学习算法应用到天线设计领域有很多优势,大大缩短了天线设计周期,显著提高了天线设计的效率。将机器学习算法应用在集成电路等领域,也会有重要的研究意义。

参考文献

- [1] 周希朗. 微波技术与天线[M]. 江苏:南京东南大学出版社,2015.
- [2] 张东,姜岩峰,生晓坤. RFID 中天线的优化设计[J]. 电子测量与仪器学报,2011,25(7):626-629.
- [3] 严冬,程亚军,汪朋,等. 基于结构合成法的微型化双频 WLAN 印刷天线设计[J]. 仪器仪表学报,2016,37(6):1421-1432.
- [4] 高明明,宋杨,南敬昌,等. 紧凑型超宽带 MIMO 天线的研究[J]. 电子测量与仪器学报,2022,36(1):149-156.
- [5] 温靖轩. 高增益介质谐振器天线及介质透镜天线设计[D]. 西安:西安电子科技大学,2021.
- [6] KOZIEL S, OGURTSOV S, ZIENIUTYCZ W, et al. Design of a planar UWB dipole antenna with an integrated balun using surrogate-based optimization[J]. IEEE Antennas & Wireless Propagation Letters, 2015, 14: 366-369.
- [7] 李国良,周煊赫,孙估,等. 基于机器学习的数据库技术综述[J]. 计算机学报,2020,43(11):2019-2049.
- [8] 吴自博,王波,陈清,等. 基于机器学习的调度操作行为挖掘与推荐技术研究及应用[J]. 电力系统自动化,2022,46(8):181-188.
- [9] 闻枫,荆凡胜,李强,等. 基于改进 BP 神经网络的无线电能传输系统接收线圈参数优化[J]. 电工技术学报,2021,36(S2):412-422.
- [10] 何坤龙,赵伟,刘晓辉,等. 云雾覆盖下地表温度重建机器学习模型的训练集敏感性分析[J]. 遥感学报,2021,25(8):1722-1734.
- [11] CUI L, ZHANG Y, ZHANG R, et al. A modified efficient KNN method for antenna optimization and design [J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 2020, 68(10): 6858-6866.
- [12] 李怡然. 基于机器学习的天线优化设计和材料电磁参数预测[D]. 甘肃:兰州大学,2021.
- [13] 高璐,徐策,董光冬,等. 基于电磁仿真软件的平面变压器共模电磁干扰建模方法及其应用[J]. 电工技术学报,2020,35(24):5057-5063.
- [14] 尚家川. 基于遗传算法、粒子群算法和人工神经网络的 RFID 标签天线优化方法的研究[D]. 北京:北京邮电大学,2011.
- [15] NADELL C C, HUANG B, MALOF J M, et al. Deep learning for accelerated all-dielectric meta-surface design [J]. Optics Express, 2019, 27 (20): 27523-27535.
- [16] ZHOU J Z, YANG Z B, SI Y, et al. A trust-region parallel bayesian optimization method for simulation-driven antenna design [J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 2021, 69(7): 3966-3981.
- [17] 南敬昌,杜有益,王明寰,等. 深度学习架构神经网络对超宽带天线建模优化[J]. 激光与光电子学进展,2022,59(13):362-368.
- [18] KANHAIYA S, GANGA P P. Efficient modelling of compact microstrip antenna using machine learning[J]. Aeu-international Journal of Electr-onics and Communications, 2021, 135: 153739.
- [19] XIAO L Y, SHAO W, JIN F L, et al. Inverse artificial neural network for multi-objective antenna design[J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 2021, 69(17): 6651-6659.
- [20] 卢勇杰,单志勇,王亚飞. 小型宽频圆极化天线的设计[J]. 电子测量技术,2018,41(24):23-26.
- [21] 何存富,闫天婷,宋国荣,等. 微带贴片天线应变传感器优化设计研究[J]. 仪器仪表学报,2017,38(2):361-367.
- [22] 乔新,杨晨,董秋杰. 基于 CST 的平行线缆串扰仿真分析[J]. 航空兵器,2020,27(3):98-102.
- [23] IBRAHEM T, GREGORY C. Brain sources estimation based on EEG and computer simulation technology [J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2018, 46: 145-156.
- [24] 余安安,吴雪菲,李栋,等. 基于神经网络的毫米波测云雷达云状识别研究[J]. 国外电子测量技术,2021,40(4):82-86.
- [25] 谢香峰,雷电,孙承波. 基于 BP 网络的开关电源故障诊断方法研究[J]. 电子测量技术,2012,35(8):11-16.
- [26] 郭晨霞,刘佑祺,杨瑞峰. 基于萤火虫算法优化 BP 神经网络的光强度补偿方法[J]. 电子测量技术,2021,44(13):6-10.
- [27] 董正琪,姜杰,赵雪成,等. Adam 优化的 BP 神经网络地铁空调环境模式检测[J]. 电子测量技术,2022,45(24):111-117.
- [28] 黄欣,赵锦成,解璞. 基于 BP 神经网络的电站负荷预测仿真研究[J]. 国外电子测量技术,2012,31(11):41-43.
- [29] 任谢楠. 基于遗传算法的 BP 神经网络的优化研究及 MATLAB 仿真[D]. 天津:天津师范大学,2014.
- [30] 程换新,刘军亮. 基于 GA-BP 神经网络在手写数字识别中的应用研究[J]. 电子测量技术,2019,42(9):

- 89-92.
- [31] KONAK A, COIT D W, SMITH A E. Multi-objective optimization using genetic algorithms: A tutorial[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2006, 91(9): 992-1007.
- [32] 岳嶽, 冯珊. 遗传算法的计算性能的统计分析[J]. 计算机学报, 2009, 32(12): 2389-2392.
- [33] 唐加福, 汪定伟, 高振, 等. 面向非线性规划问题的混合式遗传算法[J]. 自动化学报, 2000(3): 401-404.
- [34] 吴琼, 徐锐良, 杨晴霞, 等. 基于 PCA 和 GA-BP 神经网络的锂电池容量估算方法[J]. 电子测量技术, 2022, 45(6): 66-71.
- [35] 于子桐. 基于遗传算法优化的 BP 神经网络选股模型[D]. 大连: 东北财经大学, 2022.
- [36] MIR F, KOUHALVANDI L, MATEKO-VITS L. Deep neural learning based optimization for automated high performance antenna designs [J]. Scientific Reports, 2022, 12(1).
- [37] 柴琨, 韩国瑞, 韩丽萍. 适用于 5G 通信系统的宽带圆极化缝隙天线 [J]. 测试技术学报, 2022, 36(1): 11-16.
- [38] TUBBAL F, MATEKOVITS L, RAAD R. Antenna Designs for 5G/IoT and Space Applications [J]. Electronics, 2022, 11(16).

作者简介

徐晴, 硕士研究生, 主要研究方向为射频电路设计。

E-mail: xuning99@qdu.edu.cn

姚钊(通信作者), 副教授, 硕士生导师, 主要研究方向为射频集成电路设计、人工智能和机器学习。

E-mail: yzh17@qdu.edu.cn