

文章编号: 2095-4980(2025)01-0061-05

基于 KNN 和 ANN 算法的微带天线尺寸优化方法

窦江玲^{a,b}, 李 聃^b, 宋 健^b, 王青旺^b, 沈 韬^c

(昆明理工大学 a. 云南省计算机技术应用重点实验室; b. 信息工程与自动化学院; c. 研究生院, 云南 昆明 650500)

摘要: 为解决传统天线优化复杂度较高的问题, 提出一种基于 K-最近邻(KNN)算法和人工神经网络(ANN)算法的微带天线尺寸优化方法。该方法通过分析天线表面电流分布, 将高敏感度参数设置为变量, 低敏感度参数设置为常量, 利用 KNN 和 ANN 对天线的尺寸参数进行优化, 最终实现宽带性能的提升。为验证优化算法的有效性, 加工了两款天线进行测试。结果表明, 与传统天线设计方法相比, KNN 和 ANN 算法使天线的阻抗带宽分别提高了 20.8% 和 18.4%。其中, ANN 算法在训练阶段耗时较长, 但其阻抗匹配特性在多个频段上表现出显著改进。

关键词: K-最近邻(KNN); 人工神经网络(ANN); 机器学习; 尺寸优化; 微带天线

中图分类号: TN82

文献标志码: A

doi: 10.11805/TKYDA2024404

Microstrip antenna size optimization method based on KNN and ANN algorithms

DOU Jiangling^{a,b}, LI Dan^b, SONG Jian^b, WANG Qingwang^b, SHEN Tao^c

(a.Yunnan Key Laboratory of Computer Technologies Application; b.School of Information Engineering and Automation; c.Graduate School, Kunming University of Science and Technology, Kunming Yunan 650500, China)

Abstract: A microstrip antenna size optimization method based on K-Nearest Neighbors(KNN) and Artificial Neural Network(ANN) algorithms is proposed to solve the problem of high optimization complexity of traditional antennas. By analyzing the surface current distribution of the antenna, high-sensitivity parameters are set as variables, while low-sensitivity parameters are set as constants. The KNN algorithm and ANN algorithm are then utilized to optimize the size parameters of the antenna, ultimately enhancing broadband performance. To validate the effectiveness of the optimization algorithms, two antennas were fabricated and tested. The results indicate that compared to traditional antenna design methods, the KNN and ANN algorithms increase the impedance bandwidth by 20.8% and 18.4%, respectively. Although the ANN algorithm requires longer training time, it demonstrates significant improvements in impedance matching across multiple frequency bands.

Keywords: K-Nearest Neighbors(KNN); Artificial Neural Network(ANN); machine learning; optimization design; microstrip antenna

随着现代通信技术的不断发展, 对天线在阻抗带宽扩展和阻抗匹配方面的性能提出了更高要求^[1-2]。为应对不同的通信环境和需求, 天线不仅需要具备优异的阻抗匹配特性, 还需在更宽的频段范围内保持良好的性能。传统的天线优化通常使用仿真软件对天线进行扫参处理, 这些参数间的非线性关系使优化过程往往需要依靠工程师的经验进行^[3-4], 不但需要花费极大的计算资源, 而且难以找到全局最优解^[5]。因此, 利用机器学习算法辅助天线设计成为工程师们探索的一种新途径。近年来, K-最近邻(KNN)以及人工神经网络(ANN)算法凭借对天线设计里存在的多参数、非线性问题的处理能力, 在天线设计算法优化的应用中逐渐受到关注。KNN算法通过测量样本间的距离进行参数调整, 在多频段天线优化中的应用效果显著; ANN算法则通过大量样本数据的训练建立非线性映射模型, 实现复杂关系的参数优化, 提升天线阻抗带宽^[3]。

收稿日期: 2024-08-26; 修回日期: 2024-10-18

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61971208); 云南省万人计划青年拔尖人才资助项目(201873); 云南省基础研究计划资助项目(202401AT070351; 202301AV070003); 云南省计算机技术应用重点实验室开放基金资助项目(2022202)

本文使用KNN以及ANN算法优化L以及C频段宽带微带天线。首先,利用天线表面的电流分布情况确定影响天线性能的敏感参数^[2];再利用高频结构模拟器(High Frequency Structure Simulator, HFSS)仿真软件获取算法需要的大量训练样本;最后通过两种算法和HFSS软件的联合仿真实现性能优化。结果表明,与传统的人工优化方法相比,这两种算法均实现了阻抗带宽的扩展,扩展幅度分别为20.8%和18.4%。

1 算法介绍与应用

1.1 K-最近邻算法(KNN)

KNN是一种基于实例的学习算法,通过测量不同特征值之间的距离进行分类和回归^[6]。传统的KNN模型受制于数据集的规模和多样性,可能出现距离度量失效和模型性能不稳定的问题^[7]。本文对KNN算法进行了改进,如图1所示,在训练过程中不断更新样本数据集,提高模型的预测效果。具体优化步骤如下:

- 1) 距离计算:采用欧式距离公式计算待测样本与训练样本之间的距离;
- 2) 确定 k 值:通过交叉验证和网格搜索确定超参数 k 的最佳取值,根据所求距离选取 K 个最近的样本;
- 3) 预测输出:对 K 个最邻近样本的输出结果进行加权平均,得到最终预测值;
- 4) 判断中止条件:迭代次数或决定系数 R^2 达到设定阈值后优化停止。

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y})^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (1)$$

式中: y_i 为实际值; \hat{y} 为预测值; \bar{y} 为实际值的平均值。

- 5) 输出结果:结果中-10 dB以下占比最高的数据为最优解。

1.2 人工神经网络算法(ANN)

ANN通过大量简单的基本计算单元(即神经元)的相互连接处理复杂情况并进行优化。由于ANN算法强大的非线性拟合能力,在天线优化中应对参数与性能间复杂关系时表现出显著优势^[7-8]。为提升模型训练效率和优化效果,避免因数据集规模不足或分布不均造成的模型泛化能力差和过拟合问题,本文在使用ANN算法优化模型过程中不断更新数据集^[9-10],如图2所示。具体优化步骤如下:

- 1) 网络初始化:设定线性整流函数(Rectified Linear Unit, ReLU)作为模型的激活函数,神经网络共包含4层隐藏层,每层隐藏层包含256个神经元;
- 2) 前向传播:6个输入参数经过各层神经元的传输,输出预测值;
- 3) 将参数输入HFSS仿真,计算真实值与预测值之间的均方误差(Mean-Square Error, MSE):

$$E_{MS} = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (2)$$

- 4) 反向传播:采用梯度下降法更新权重。更新优化模型,并将HFSS中的仿真数据加入数据集更新样本;
- 5) 判断中止条件:当 $E_{MS} < 1$,或迭代次数达到设定阈值时,中止训练;
- 6) 输出结果:结果中-10 dB以下占比最高的数据为最优解。

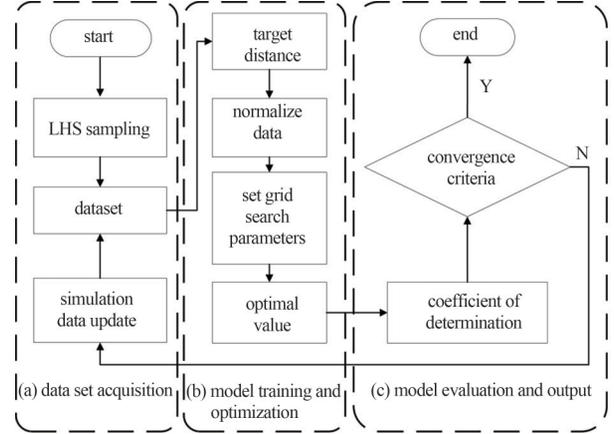


Fig.1 Flowchart of KNN optimization
图1 KNN优化流程图

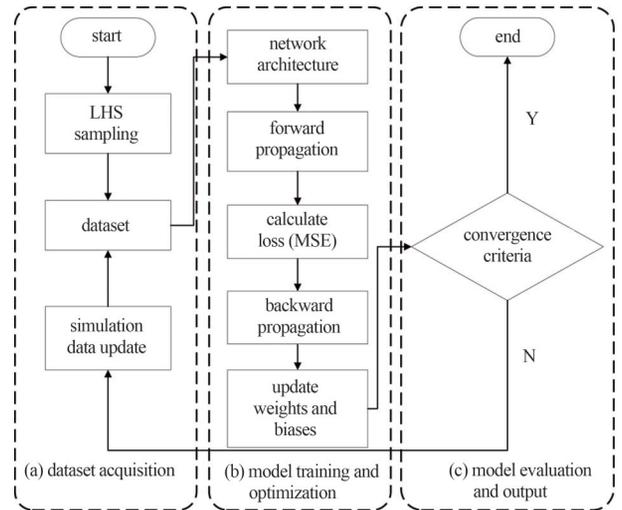


Fig.2 Flowchart of ANN optimization
图2 ANN优化流程图

2 实验结果验证

2.1 天线优化实例

图 3 为用于优化的微带天线的总体结构，该天线包含一个 6 cm×6 cm 的基板，厚度为 1 mm，采用 FR4 作为介质材料(介电常数为 4.4)。表 1 为天线尺寸的细节信息。

天线辐射部分位于基板的顶层，接地部分(具有“王”字形缝隙)位于基板底层。图中标示了主要参数，根据天线表面电流的分布情况，影响天线优化的主要尺寸参数为 l 、 w_1 、 w_2 、 r_1 、 r_2 、 r_3 。参数空间范围为： $l \in [23,24]$ 、 $w_1 \in [7,8]$ 、 $w_2 \in [9,11]$ 、 $r_1 \in [6,7]$ 、 $r_2 \in [5,6]$ 、 $r_3 \in [5,6]$ 。

2.2 算法优化前后结果对比

图 4 为算法优化前后的 S_{11} 参数对比图。根据图中数据，ANN 算法和 KNN 算法均成功实现了阻抗带宽的扩展。优化前，天线的阻抗带宽分布于 1.70~6.66 GHz，在 3.04~3.61 GHz 频段的 S_{11} 值高于 -10 dB。经过 KNN 模型优化后，阻抗带宽频率范围为 1.07~6.71 GHz，带宽提高了 20.8%；经过 ANN 模型优化后，阻抗带宽频率范围为 1.32~6.82 GHz，带宽提高了 18.4%。

图 5 为 5.5 GHz 频点下算法优化前后天线方向图的对比结果。由于本优化方法仅针对 S_{11} 参数进行单目标优化，因此天线方向图变化较小。

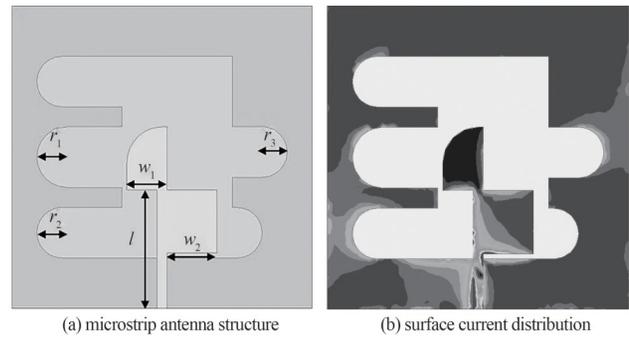


Fig.3 Microstrip antenna structure diagram and surface current distribution

图 3 微带天线结构图及表面电流分布

表 1 天线尺寸参数表(单位:mm)

Table 1 Parameters of antenna size (unit:mm)

parameters	l	w_1	w_2	r_1	r_2	r_3
dimension	23.5	8	10	6	5	5

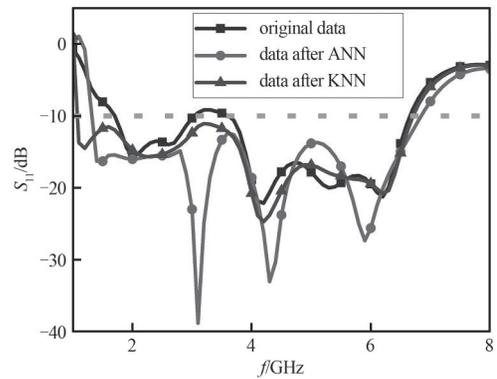


Fig.4 S_{11} parameter curves before and after optimization

图 4 优化前后 S_{11} 参数曲线图

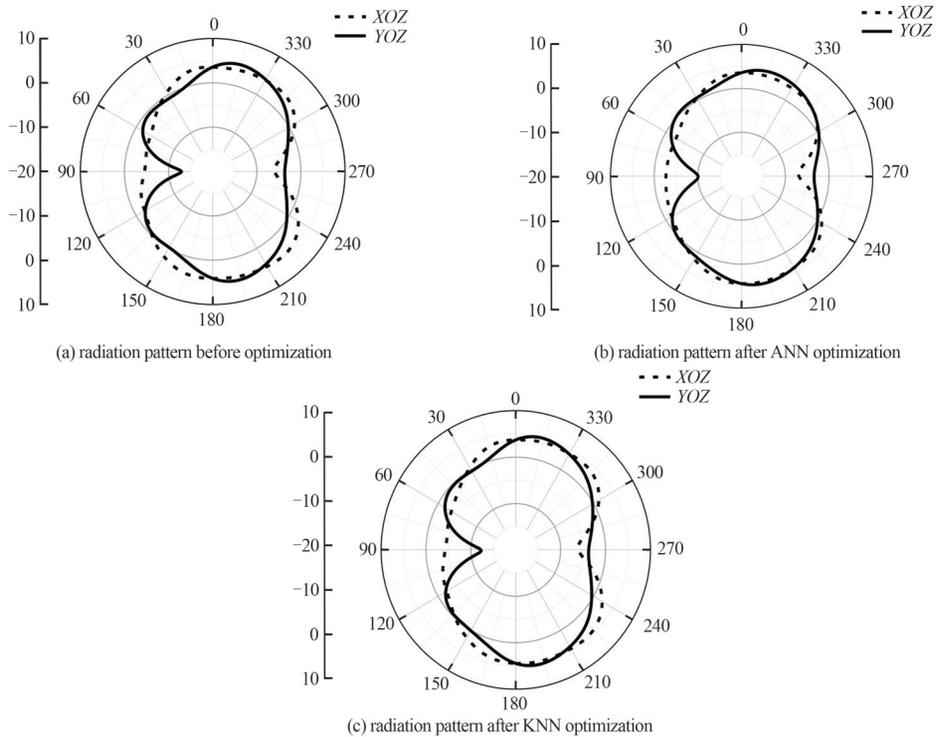


Fig.5 Comparison of radiation patterns at 5.5 GHz before and after algorithm optimization

图 5 算法优化前后 5.5 GHz 处方向图对比

表 2 为经过 ANN 和 KNN 算法优化后的天线参数尺寸。

表 2 算法优化后天线尺寸参数表(单位:mm)

Table 2 Table of antenna size parameters after algorithm optimization(unit: mm)

parameters	l	w_1	w_2	r_1	r_2	r_3
ANN	24.12	8.31	9.68	6.22	5.03	4.89
KNN	23.50	8.25	9.16	6.21	4.88	5.02

2.3 ANN 算法与 KNN 算法优化结果对比

表 3 为 KNN、ANN 两种算法在优化时间、阻抗带宽扩展程度及新增谐振点的对比。结合图 4 两种算法优化后的 S_{11} 曲线可以得出, KNN 算法优化后的天线阻抗带宽扩展程度更大, 但对 S_{11} 曲线的总体趋势未产生显著影响, 3.04~3.61 GHz 频率范围内, S_{11} 参数值接近 -10 dB。相比之下, ANN 算法优化后的曲线在 3.1 GHz、4.3 GHz 和 5.9 GHz 频率处出现了新的谐振点, 整个频段范围内的阻抗匹配效果显著提升。

表 3 ANN 算法与 KNN 算法优化结果对比

Table 3 Comparison of optimization results between ANN algorithm and KNN algorithm

algorithms	time	bandwidth expansion/%	additional resonance points
ANN	433 min	18.4	3
KNN	167 min	20.8	0

2.4 优化结果与测试结果对比

为验证优化方法的有效性, 加工了两款天线, 利用矢量网络分析仪测试了天线的 S_{11} 参数, 测试照片见图 6。

图 7 和图 8 分别展示了 KNN 和 ANN 优化后仿真结果与测试结果的对比图。从图中可以看出, 测试和仿真结果拟合程度较高, 谐振点的数量以及位置基本吻合。由于安装误差以及测试环境的不理想, S 参数在低频段出现了轻微抖动及上漂。

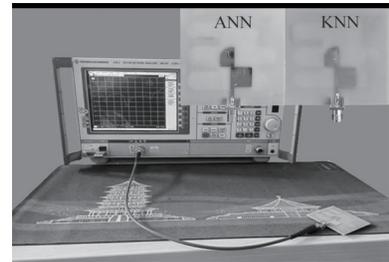


Fig.6 Antenna testing
图 6 天线测试

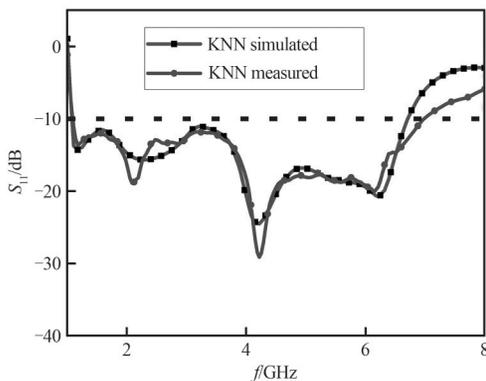


Fig.7 Comparison of KNN optimization simulation and testing results
图 7 KNN 优化仿真与测试结果对比图

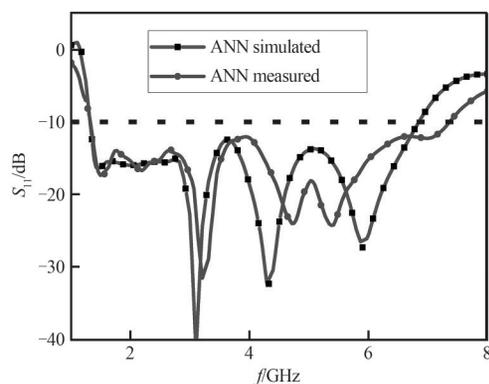


Fig.8 Comparison of ANN optimization simulation and testing results
图 8 ANN 优化仿真与测试结果对比图

3 结论

本文分别使用 KNN 以及 ANN 算法对天线尺寸参数进行优化, 对比两种算法的优化结果发现, KNN 算法扩展了 20.8% 阻抗带宽, 但对 S_{11} 参数的整体曲线趋势调整较少; ANN 算法在训练阶段耗时较长, 但其阻抗匹配特性在多个频段表现出显著的改进。由于加入方向增益等多目标的优化需要庞大的数据集和更复杂的算法, 如何利用 KNN 和 ANN 算法进行多目标优化还需进一步研究。

参考文献:

- [1] 谢佳楠, 刘文远, 王露洁, 等. 一种基于神经网络的微波器件快速建模方法[J]. 微波学报, 2022, 38(3): 59-64. (XIE Jianan, LIU Wenyuan, WANG Lujie, et al. A fast modeling approach for microwave devices based on artificial neural network[J]. Journal of

- Microwaves, 2022,38(3):59–64.) doi:10.14183/j.cnki.1005–6122.202203011.
- [2] 曹振华,刘雯雯,张秀平. 一种宽频带方形槽圆极化天线设计[J]. 微波学报, 2023,39(4):18–22. (CAO Zhenhua,LIU Wenwen, ZHANG Xiuping. Design of a broadband square-slot circularly polarized antenna[J]. Journal of Microwaves, 2023,39(4):18–22.) doi:10.14183/j.cnki.1005–6122.202304005.
- [3] SARKER N,PODDER P,MONDAL M R H, et al. Applications of machine learning and deep learning in antenna design, optimization, and selection: a review[J]. IEEE Access, 2023(11):103890–103915. doi:10.1109/ACCESS.2023.3317371.
- [4] KIM Y. Application of machine learning to antenna design and radar signal processing: a review[C]// 2018 International Symposium on Antennas and Propagation(ISAP). Busan, Korea(South):IEEE, 2018:1–2.
- [5] PRABHA R,SENTHI G A,PRIYADHARSHINI J, et al. Artificial neural network based selection method for antenna parameters in microwave application[C]// 2023 Intelligent Computing and Control for Engineering and Business Systems(ICCEBS). Chennai, India:IEEE, 2023:1–6. doi:10.1109/ICCEBS58601.2023.10449099.
- [6] LI Jin,ZHAO Yanwen,LI Wenjin, et al. An improved KNN method for antenna optimization[C]// 2023 International Conference on Microwave and Millimeter Wave Technology(ICMMT). Qingdao, China:IEEE, 2023:1–3. doi:10.1109/ICMMT58241.2023.10277546.
- [7] CUI Liangze,ZHANG Yao,ZHANG Runren, et al. A modified efficient KNN method for antenna optimization and design[J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 2020,68(10):6858–6866. doi:10.1109/TAP.2020.3001743.
- [8] KADLEC P. Design of artificial neural network for antenna synthesis using the optimization with variable number of dimensions[C]// 2022 the 32nd International Conference Radioelektronika. Kosice, Slovakia:IEEE, 2022:1–6. doi:10.1109/RADIOELEKTRONIKA54537.2022.9764945.
- [9] HUANG Jinhua,LI Wenting,HE Yejun, et al. Optimization of antenna design using the artificial neural network and the simulated annealing algorithm[C]// 2021 Computing, Communications and IoT Applications. Shenzhen, China:IEEE, 2021:119–122. doi:10.1109/ComComAp53641.2021.9653055.
- [10] LIU Peiqin,SHAN Zijue,CHEN Zhining, et al. Machine-learning-based optimization method for wideband metasurface antenna[C]// 2023 the 17th European Conference on Antennas and Propagation(EuCAP). Florence, Italy:IEEE, 2023:1–3. doi:10.23919/EuCAP57121.2023.10133660.

作者简介：

窦江玲(1985–), 女, 博士, 讲师, 主要研究方向为微波毫米波器件、天线设计与优化。email:jianglingdou@kust.edu.cn.

李 聃(1999–), 男, 在读硕士研究生, 主要研究方向为人工智能辅助天线设计与优化。

宋 健(1987–), 男, 博士, 讲师, 主要研究方向为智能通信系统。

王青旺(1992–), 男, 博士, 教授, 主要研究方向为人工智能、可解释多模融合智能认知等。

沈 韬(1984–), 男, 博士, 教授, 主要研究方向为人工智能、智能感知与计算、区块链与工业互联网等。