

基于改进 GA-BP 算法的 RFID 天线参数优化方法

杨文冬,杨建一,孙浩强,南敬昌

(辽宁工程技术大学 电子与信息工程学院,葫芦岛 125105)

摘要:为了提高算法对天线参数的预测精度,提出了一种基于 Adagrad 优化器的改进遗传算法-反向传播(GA-BP)算法。通过在迭代过程中引入 Adagrad 优化器与阈值策略,对发生退化的种群最优个体的位置信息进行重新引导,解决了 GA-BP 算法局部寻优能力不足等问题,大幅度减小了误差损失并且加快了收敛速度。利用该方法对射频识别(RFID)标签天线的印刷品质和电磁参数进行了建模与分析。结果表明,改进 GA-BP 算法在稳步搜索极值的同时可以避免陷入局部极值陷阱,在误差和收敛效率方面均优于传统的反向传播(BP)算法与 GA-BP 算法,能够得到较高的预测精度,实现了 RFID 标签天线印刷品质的优化控制以及 S_{11} 特征曲线的预测。相比于 BP 算法与 GA-BP 算法,改进 GA-BP 算法在用于优化 RFID 标签天线的印刷品质时,平均绝对误差分别降低了 91.92% 和 85.64%。在电磁参数预测应用时,分别降低了 13.77% 和 13.19%。

关键词:通信技术;射频识别标签天线;改进遗传算法-反向传播算法;Adagrad 优化器

中图分类号:TN92;TN828

文献标志码:A

RFID Antenna Paramter Optimization Method Based on Improved GA-BP Algorithm

YANG Wendong, YANG Jianyi, SUN Haoqiang, NAN Jingchang

(School of Electronic and Information Engineering, Liaoning Technical University, Huludao 125105, China)

Abstract: In order to improve the prediction accuracy of the algorithm for antenna parameters, an improved genetic algorithm-back propagation (GA-BP) algorithm based on Adagrad optimizer is proposed. By introducing the Adagrad optimizer and threshold strategy in the iterative process, the position information of the optimal individual in the degenerated population is redirected, solving the problem of insufficient local optimization ability of the GA-BP algorithm, significantly reducing the error loss and accelerating the convergence speed. Based on this method, the printing quality and electromagnetic parameters of the radio frequency identification (RFID) tag antenna are modeled and analyzed. The results show that the improved GA-BP algorithm can search for extremes steadily while avoiding the local extremum trap, and outperforms the traditional BP algorithm and GA-BP algorithm in terms of error and convergence efficiency, and can achieve higher prediction accuracy for the optimal control of RFID tag antenna print quality and S_{11} characteristic curve prediction. Compared with the BP and GA-BP algorithms, the improved GA-BP algorithm can reduce the average absolute error in the application of printing quality of RFID tag antennas by 91.92% and 85.64%, respectively. The reductions are 13.77% and 13.19%, respectively, when the improved GA-BP algorithm is applied to electromagnetic parameter prediction.

Key words: communication technology; radio frequency identification tag antenna; genetic algorithm-back propagation algorithm; Adagrad optimizer

引言

射频识别(RFID)技术是一种无线通信技术,可通过 RFID 标签来辨识特定的物体并读写相关数据信息^[1-2]。由于具有抗干扰能力强、可多标签识别、响应速度快等优点,RFID 技术在物流管理、零售、防伪追溯、行李处理和无人零售等领域展示出广阔的应用场景^[3]。与互联网、通信等技术相结合,RFID 可以实现对全球物品的跟踪与信息共享,是实现物联网的重要

基石。

RFID 技术利用无线电波来进行信息的传输,其电波的产生和接收都需要通过天线来完成。传统的 RFID 标签天线主要采用蚀刻法或电镀法制作^[4],在生产过程中会造成金属材料的浪费,对环境造成污染,而且也难以实现大批量、规模化和高精度的天线制作。随着电子制造技术的发展和生物医疗等应用的驱动,利用印刷技术制造 RFID 标签被认为是最有可能实现标签低成本、小型化、高精度和大规模制作的工艺。采

收稿日期:2023-03-28;修回日期:2023-06-05

引用格式:杨文冬,杨建一,孙浩强,等. 基于改进 GA-BP 算法的 RFID 天线参数优化方法[J]. 微波学报, 2024, 40(3): 22-28.

YANG Wendong, YANG Jianyi, SUN Haoqiang, et al. RFID antenna paramter optimization method based on improved GA-BP algorithm[J]. Journal of Microwaves, 2024, 40(3): 22-28.

用印刷法来制作 RFID 标签天线就是将导电油墨通过印刷的方式直接印制到承印材料形成天线图案的过程^[5-9]。目前, 国内外对于标签天线的印刷制作已有较多报道^[10-13]。

RFID 标签天线的小型化、高精度、大规模普及化应用主要受到标签天线印刷品质和天线电磁性能的制约。要得到最佳印刷品质和电磁性能的 RFID 标签天线, 必须在天线的设计和天线印刷之间进行协调。神经网络算法具有黑盒属性, 即只要将对应问题的变量输入到黑盒就可以得到对应问题的输出, 从而可以忽略问题本身复杂的映射关系, 因此十分适合被应用在天线印刷和设计这种内在联系十分复杂的非线性问题上。

近年来, 天线设计结合神经网络方面的研究已经引起了国内外学者们的广泛关注。比如文献[14]对无源 RFID 标签天线印刷质量各项性能进行了分析并且建立了一个可评价 RFID 标签天线印刷质量的数学线性回归模型。文献[15]构建了一个 RFID 标签天线的印刷制造反向传播(BP)神经网络模型, 实现了标签天线在印刷品质上的智能优化。文献[16]研究了机器学习在天线优化设计中的应用, 通过建立天线结构参数和性能参数之间的关系, 在给定性能参数的前提下, 快速准确地得到符合要求的天线尺寸参数组合。文献[17]构建了一个人工神经网络与机器学习相结合的混合神经网络模型, 并对天线的结构尺寸进行了预测, 实现了天线的快速设计。

然而, BP 神经网络模型本身具有一定局限性, 例如收敛速度较慢、容易陷入局部极值等问题^[18]。遗传算法和粒子算法由于具有全局搜索的特点, 适用于求解非线性问题^[19], 从而解决 BP 神经网络容易陷入局部极值陷阱的问题。

基于此, 本文提出了一种基于 Adagrad 优化器改进的 GA-BP 算法, 用于 RFID 标签天线印刷品质的优化控制及天线性能参数 S_{11} 曲线的预测。在标签天线的优化控制中, 神经网络表现为一个智能黑箱。在印刷品质优化时, 天线设计人员只需输入天线印刷设计参数中的宽度和厚度两个目标向量, 即可获得基于最佳印刷品质下的实际宽度和实际厚度两个输出向量的估计值, 以及表征最佳印刷品质的最小均方差(MMSE)估计值。在 S_{11} 参数预测时, 只需要输入相应的几何参数, 就可以获得天线的 S_{11} 曲线。相比于传统的 BP 算法与 GA-BP 算法, 所提出的改进算法具有更高的搜索效率、搜索精度及鲁棒性。

1 改进 GA-BP 算法建模

1.1 BP 神经网络模型

BP 神经网络是一种基于梯度下降法通过不断对

网络训练直至收敛得到最小误差的算法。本文采用了由一个输入层、一个隐藏层以及一个输出层组成的典型三层 BP 神经网络模型。BP 神经网络中各层神经元之间通过权重和偏置相连接, 层内神经元之间无连接。BP 神经网络结构以及单个神经元的数学模型如图 1 所示。

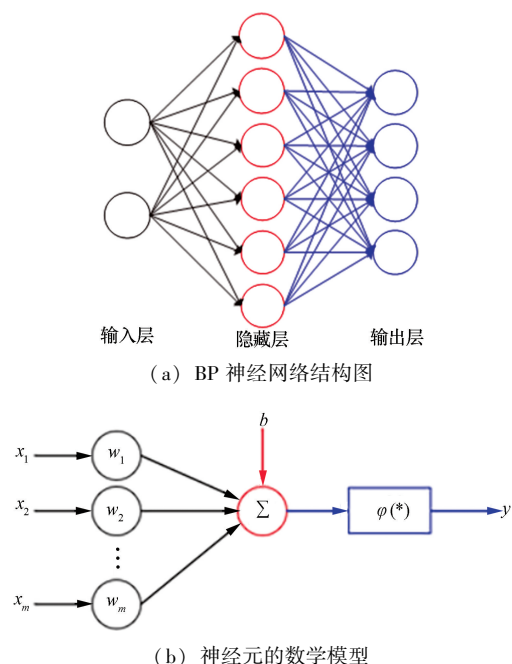


图 1 BP 神经网络结构及单个神经元的数学模型

在隐藏层与输出层中, 通过将输入变量与权重 w 和偏置 b 进行线性组合, 得到每个神经元中的输出。其表达式为

$$\hat{y} = \varphi \left(\sum_{i=1}^m w_i b_i + b \right) = \varphi(w^T x_i + b) \quad (1)$$

式中: $\hat{y}$ 为神经元的输出值; m 为神经元的输入维度; w_i 为神经元的权重; x_i 为神经元的输入值; b 为神经元的偏置; φ 为神经元的激活函数。

在 BP 神经网络中, 每层神经元之间通过梯度下降法对神经元中的权重和偏置进行迭代, 从而使目标函数对各参数的偏导趋近于 0。梯度下降法的迭代公式为

$$w_{i+1} = w_i - \alpha \frac{\partial \left(\frac{1}{2} \sum_{i=1}^n |y_i - Y_i|^2 \right)}{\partial w_i} \quad (2)$$

$$b_{i+1} = b_i - \alpha \frac{\partial \left(\frac{1}{2} \sum_{i=1}^n |y_i - Y_i|^2 \right)}{\partial b_i} \quad (3)$$

式中: w_{i+1} 和 w_i 分别为更新后和更新之前的权重; n 为数据集的样本量; α 为学习率; y_i 和 Y_i 分别为第 i 个样

本的真实数值与神经网络的预测值; b_{i+1} 和 b_i 分别为更新后和更新之前的偏置。

在训练神经网络和检测其预测精度时,需要构建一个误差评判标准。本文使用平均绝对误差(MAE)作为误差评价指标,其表达式为

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - Y_i| \quad (4)$$

在 BP 神经网络中,通常根据经验设定特定的学习率作为步长,通过梯度下降法迭代使得算法在训练初期可以迅速收敛并且拥有良好的搜寻极值的能力。但由于梯度下降法受所设定学习率的限制以及受参数随机初始值的影响较大等问题,常常导致算法容易陷入局部极值陷阱。

1.2 GA-BP 算法

GA-BP 算法通过模拟自然界中染色体交叉、变异等操作,代替梯度下降法作为 BP 神经网络中新的迭代方式,将每一轮迭代个体之间的映射关系转换成概率问题,通过在训练过程中不断对由每一层神经网络中的权重和偏置编码组成的个体进行选择、交叉、变异操作,使算法具有了全局寻优的能力,打破了梯度下降法对于搜寻神经网络更深层次线性关系的限制。

在对个体进行编码和解码时,二进制编码在位数换算时会产生误差,因此,本文应用了实数编码的方式对个体进行编码和解码,并采用了最常见的轮盘赌选择算子。

训练过程中使用实数交叉法作为交叉算子,每个个体在每次迭代中的交叉操作可表示为

$$a'_k = (1 - r)a_k + rb_k \quad (5)$$

$$b'_k = ra_k + (1 - r)b_k \quad (6)$$

式中: a'_k 和 b'_k 分别表示父本、母本经过交叉操作之后形成的新个体; r 为 0 和 1 之间的随机数; a_k 和 b_k 为被选中的父本和母本。

使用非均匀算子作为变异算子,对每个个体在每次迭代中的变异操作可以表示为

$$a'_k = \begin{cases} a_k + (a_{\max} - a_k) \cdot r_1 \left(1 - \frac{G}{G_{\max}}\right)^2, & r_1 < 0.5 \\ a_k + (a_{\min} - a_k) \cdot r_1 \left(1 - \frac{G}{G_{\max}}\right)^2, & r_1 \geq 0.5 \end{cases} \quad (7)$$

式中: $a_{\max}$ 和 $a_{\min}$ 分别是基因值的上下界; G 是当前迭代次数; $G_{\max}$ 是最大迭代次数; r_1 为 0 和 1 之间的随机数。

GA-BP 算法的主要训练流程如图 2 所示。

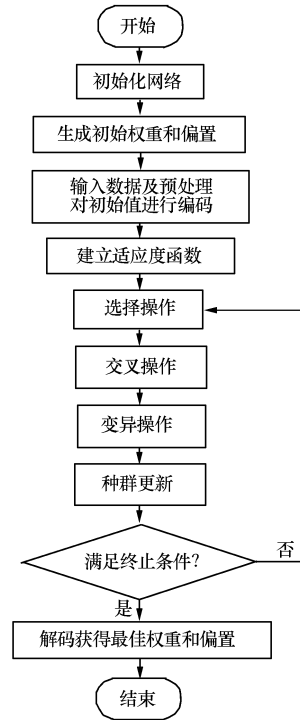


图 2 GA-BP 算法训练流程

1.3 改进GA-BP 算法模型

本文基于 Adagrad 优化器对 GA-BP 算法进行了改进,同时引入阈值策略在种群发生退化时改变种群整体的搜索方向,建立了改进 GA-BP 算法模型。通过对在迭代过程中发生退化的种群最优个体使用自适应学习率优化算法的方式纠正个体的位置信息,使之总是朝着极值方向变化,解决了 BP 算法以及 GA-BP 算法无法兼顾局部寻优与全局寻优能力的问题。

改进 GA-BP 算法主要训练步骤如下:

(1) 随机初始化 BP 神经网络中的权重与偏置。

(2) 对 BP 神经网络中的权重与偏置进行编码操作组成个体,并以 MAE 的倒数作为评价指标计算个体适应度。

(3) 对个体分别进行选择、交叉、变异操作。根据式(5)和式(6)对被选中的个体进行交叉操作,根据式(7)对被选中的个体进行变异操作。

(4) 对发生退化的种群最优个体使用 Adagrad 优化器再次训练,优化器原理表达式为

$$g = \frac{\partial \left(\frac{1}{2} \sum_{i=1}^n |y_i - Y_i|^2 \right)}{\partial \theta_i} \quad (8)$$

$$r = r + g \cdot g \quad (9)$$

$$\theta_{i+1} = \theta_i - \frac{\varepsilon}{10^{-7} + \sqrt{r}} \cdot g \quad (10)$$

式中: θ_{i+1} 和 θ_i 分别表示更新后与更新前的参数; g 表

示计算梯度; r 表示累计平方梯度, 初始化为 0; ε 表示全局学习率。

如果训练产生的新个体优于当前退化个体, 则用新个体替换种群中的最优个体。通过将适应度更高的个体与当前种群重新组合的方式, 使算法在保持种群丰富性的同时增强局部寻优能力。同时记录每次经过 Adagrad 优化器训练产生的最优个体适应度值, 取最大值记为使用 Adagrad 优化器所能搜寻到的全局极值, 如果产生的新个体适应度小于全局极值, 则取消替换。

(5) 设置阈值。如果超过一定次数没有更优极值产生, 使用式 (11) 中的均匀变异算子改变种群整体的搜索方向, 并且重置 Adagrad 优化器中的累计平方梯度。

$$a'_k = a_{k_{\min}} + (a_{k_{\max}} - a_{k_{\min}}) \cdot r \tag{11}$$

式中: r 为 0 和 1 之间的随机数; $a_{k_{\min}}$ 和 $a_{k_{\max}}$ 分别为当前个体基因值中的最小值和最大值。

(6) 根据迭代次数重复步骤 (3) ~ 步骤 (5), 如果种群中最优个体没有连续发生退化, 则重置 Adagrad, 优化其中的累计平方梯度。最后使用算法所得最佳参数, 通过 BP 神经网络对目标进行预测。

2 改进GA-BP 算法在RFID 天线中的应用

2.1 RFID 标签天线印刷品质参数的优化过程

在丝网印刷制作 RFID 标签天线的工艺中, 由于导电油墨本身的流变特性以及在复杂的非线性动态丝网印刷过程会导致天线的结构尺寸变形的情况, 因此在天线进行设计时需要预先得知成品的尺寸大小。

根据文献[15]的研究, RFID 标签天线印刷品质的关键判据主要体现在标签天线结构设计中的参数(宽度与厚度)、标签天线的宽度误差和厚度误差以及印刷中所选择的丝网网板分辨率等方面。文献[15]利用径向基(RBF)神经网络模型和 BP 神经网络模型对标签天线的印刷品质进行了优化实验, 提出了天线印刷品质的优化方案。但由于传统的非线性多层前向网络存在搜索效率低、收敛速度慢等问题, 无法满足对天线参数进行精准预测的需求。

本文利用所提出的改进 GA-BP 算法对文献[15]中 RFID 标签天线印刷品质衡量参数的样本数据集进行了训练和效果对比。部分样本数据如表 1 所示。

表 1 部分样本数据

设计 宽度/mm	设计 厚度/ μm	实际 宽度/mm	实际 厚度/ μm	网板分 辨率/inch	最小 均方差
0.5	17	1.35	13.9	158.125	5.117 32
0.5	16	1.35	13.9	158.125	4.581 16
0.5	15	1.28	11.3	198.125	4.113 55
0.5	14	1.28	11.3	198.125	3.243 65
0.5	13	1.28	11.3	198.125	2.474 12

选取标签天线的设计宽度和设计厚度作为输入变量, 选取标签天线的实际宽度、实际厚度、网板分辨率以及宽度误差、厚度误差、阻抗误差三者的均方差值作为输出变量。选取相同设计宽度与设计厚度中均方差值最小的一组作为样本, 其中划分训练集 110 组、测试集 30 组。本文在处理器为 Intel Core i7-11800H、显卡为 NVIDIA GeForce RTX 3060、内存 16G、Python3.6 版本的计算机上实现三种算法的建模与仿真。

在进行天线印刷品质参数优化的神经网络训练时, 通过数据集的输入维度和输出维度确定输入层和输出层的神经元个数。在 BP 算法的参数设置中, 根据多次测试, 将隐藏层神经元个数确定为 6。其中隐藏层的激活函数选为 tansig, 输出层的激活函数选为 logsig, 学习率设为 0.05。在 GA-BP 算法的参数设置中, 种群数量为 40, 交叉概率为 0.8, 变异概率为 0.2, 基因值上界为 2, 基因值下界为 -2。在改进 GA-BP 算法的参数设置中, Adagrad 优化器的迭代次数设置为 40, 阈值设置为 20。

2.2 RFID 标签天线电磁参数的神经网络预测过程

由于天线仿真对计算精度的要求较高, 使用 HFSS 软件仿真虽然能够准确分析天线特性, 但当需要对天线具体参数进行微调以达到所需性能时, 往往会带来指数增长的几何参数组合数, 十分耗时。

使用神经网络可以满足快速、精准开展天线设计的需求。为实现这一目标, 将天线的几何参数作为神经网络的输入, 电磁参数作为输出, 建立神经网络模型, 利用神经网络来表征天线结构参数与电磁参数之间的映射关系。

这里采用了一种双频单极子 RFID 标签天线^[20]作为实验对象, 天线结构如图 3 所示, 具体几何参数如表 2 所示。

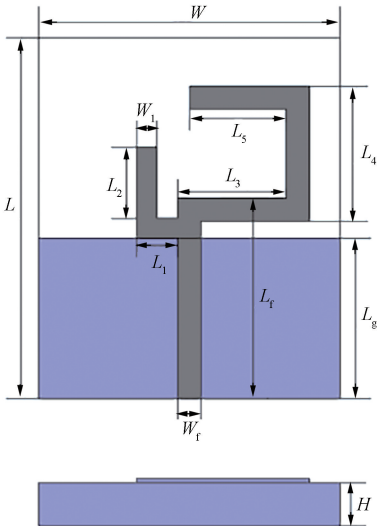


图 3 RFID 天线的结构图

表 2 天线具体参数 mm

参数	数值	参数	数值
L	36.0	L_4	13.5
W	30.0	L_5	9.6
H	0.8	L_f	20.0
L_1	4.1	L_g	16.0
L_2	7.1	W_1	2.0
L_3	10.8	W_f	2.3

通过选取 6 个几何参数分析天线结构尺寸对天线 S_{11} 特性曲线的影响,设置取样间隔为 0.1,将选取的 6 个参数作为输入,将带宽范围在 2 GHz~9 GHz 之间的天线 S_{11} 特性曲线作为输出。具体样本情况如表 3 所示。使用 HFSS 软件进行建模仿真,生成数据集。获取样本一共 729 组,其中划分训练集 658 组、测试集 73 组。

表 3 采样点变量情况 mm

参数	L_1	L_2	L_3	L_4	L_5	L_6
最小值	4.0	7.0	10.7	13.4	9.5	15.9
最大值	4.2	7.2	10.9	13.6	9.7	16.1

在进行神经网络训练时,将数据输入至 BP、GA-BP 和改进的 GA-BP 模型中分别进行训练。通过判断输出结果的下降趋势,设置相应的最大迭代次数,以及判断输出结果是否接近 HFSS 所获天线电磁参数的数值,从而调整算法中的参数设置。

在进行天线电磁参数的神经网络训练时,由于没有涉及时间序列或计算机视觉的复杂数据集,本文选取简单且有效的三层网络结构进行处理^[21],经过多次测试将隐藏层神经元个数调整为 20。对于 GA-BP 算法,种群数量调整为 100,变异概率调整为 0.1,基因值上界和下界分别调整为 1 与-1。对于改进 GA-BP 算法,参数设置中的 Adagrad 优化器迭代次数调整为 100,阈值调整为 10。

3 分析与讨论

3.1 RFID 天线印刷品质参数优化过程与结果分析

图 4 为使用 BP 算法、GA-BP 算法以及改进 GA-BP 算法对表 1 数据集进行训练后的 MAE 结果对比图。可以看出,基于 BP 算法的训练曲线在前 300 次迭代中呈现出快速收敛的趋势,在迭代到接近 1 000 次以后才变得趋于平稳,之后开始缓速收敛,最后在迭代到近 2 000 代时收敛至一个最优解,用时 13.5 s。这与文献[15]中的研究结果基本类似。这里,由于 BP 算法缺少全局搜索能力,导致这个解可能仅是一个

局部的最优解^[22]。另外,BP 算法在训练后期的收敛效率也较低,在训练中 MAE 值从 1 000 次迭代开始一直到训练结束仅减小了 0.015 3。

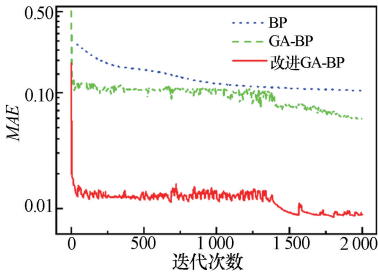


图 4 三种算法的 MAE 结果对比

GA-BP 算法通过使用遗传算法优化神经网络的方式弥补了 BP 算法全局寻优能力不足的问题。经过遗传算法优化后的神经网络收敛效率与搜索效率得到了明显提升,在训练初期即可达到 BP 算法经过 2 000 次训练得到的效果。后经过近 2 000 次迭代找到最优解,用时 13.6 s。但是由于遗传算法的迭代属于一个概率问题,在训练过程中可能会出现仅仅在某一代中捕获到较好的位置信息并没有遗传给下一代的情况。这就导致了算法的适应度曲线出现了在某一区间内抖动幅度极大且不规律的问题,使得无法通过训练曲线主观判断是否已经搜寻到了全局极值,只能通过增多迭代次数的方式增加获得更高个体适应度的可能。

本文提出的改进 GA-BP 算法使用了 Adagrad 优化器与全局搜索相结合的迭代方式,很好地解决了上述 GA-BP 算法中存在的问题。如图 4 所示,仅经过了 2 次迭代,基于改进 GA-BP 算法的 MAE 值就已经远低于 BP 算法与 GA-BP 算法所能搜寻到的极值,用时 4.3 s。在经过 45 次迭代之后搜索到了第一个极值,用时 12.1 s。在迭代到 1 802 次时搜索到了全局极值,用时 259.1 s。MAE 值相比于 BP 算法与 GA-BP 算法,分别降低了 91.92% 和 85.64%。从图 4 得出结论,Adagrad 优化器可以协助遗传算子快速挖掘个体的位置信息找到当前局部极值,展示了其优秀的搜索能力。在利用完当前种群中个体位置信息之后,再通过应用阈值策略改变种群的搜索方向,从而增加寻找到全局极值的可能性。

为了体现本文提出的改进 GA-BP 算法的优化效果,分别使用 BP 算法、GA-BP 算法以及改进 GA-BP 算法对数据集进行了 20 组训练,其中每组训练进行 2 000 次迭代,并记录了测试集中每组训练所获得的最小 MAE 值,结果如图 5 所示。

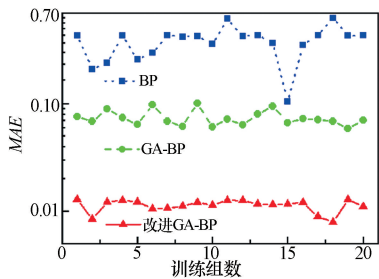


图 5 三种算法多组训练结果对比

可以看出,相比于传统的只具有单一迭代方式的 GA-BP 和 BP 算法,改进 GA-BP 算法明显拥有更高的搜索效率,充分体现了改进算法兼顾全局寻优能力与局部寻优能力的特性。为通过神经网络预测天线结构尺寸从而提高标签天线印刷品质提供了可能性。

表 4 给出了使用 BP 算法、GA-BP 算法以及改进 GA-BP 算法经过 20 组训练后的最小 MAE 值与平均 MAE 值。改进 GA-BP 算法在测试集中的最小 MAE 值相比于 GA-BP 算法减小 0.050 1,相比于 BP 算法减小 0.095 5。与其他两种算法相比,改进 GA-BP 算法对模型具有更好的泛化能力和更高的稳定性。

表 4 三种算法性能对比

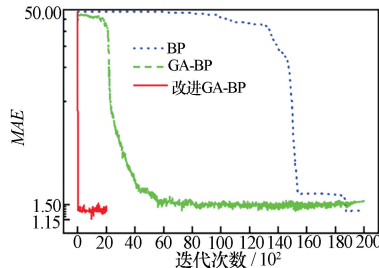
算法	MAE 最小值	MAE 平均值
BP	0.103 9	0.386 0
GA-BP	0.058 5	0.073 8
改进 GA-BP	0.008 4	0.011 3

利用改进的 GA-BP 神经网络模型,天线设计者可预先掌握最佳印刷品质状态下的导线墨膜实际尺寸,并可根据该实际尺寸修正标签天线的各项电性能指标,从而实现天线各项电性能指标与印刷参数的综合优化。

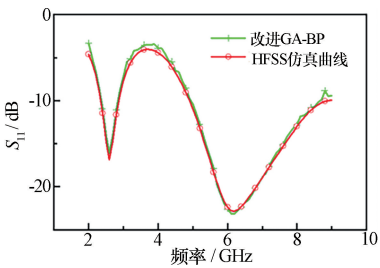
3.2 RFID 标签天线电磁参数的预测分析

以 HFSS 软件建模仿真得到的天线 S_{11} 参数为例,将本文提出的改进 GA-BP 算法与 BP 算法、GA-BP 算法的训练结果进行比较分析,以验证本文改进 GA-BP 算法的优越性。

分别使用 BP 算法、GA-BP 算法以及改进 GA-BP 算法对表 3 数据集进行仿真,其中 BP 算法与 GA-BP 算法进行迭代 20 000 次,改进 GA-BP 算法迭代 2 000 次;同时,使用改进 GA-BP 算法对测试集中的一组数据进行了预测,如图 6 所示。



(a) 三种算法的 MAE 结果对比

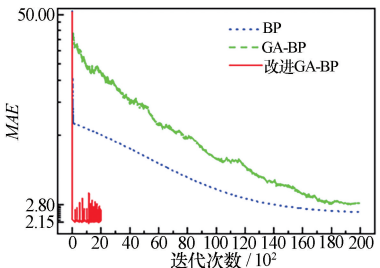


(b) 改进 GA-BP 算法预测曲线以及 HFSS 仿真曲线

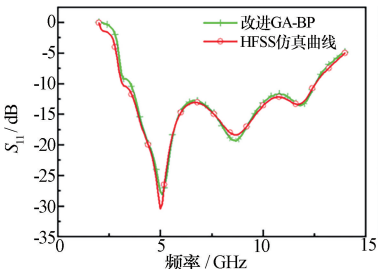
图 6 三种算法结果对比及改进 GA-BP 算法预测曲线

BP 算法与 GA-BP 算法分别在迭代近 20 000 次与 13 000 次后找到了最优解,两种算法所搜寻到的最小 MAE 值分别为 1.343 6 和 1.334 6,分别用时 123.2 s 和 2 281.1 s。改进 GA-BP 算法在第 116 次迭代时找到了第一个局部极值,此时 MAE 值为 1.340 4,用时 105.5 s。在第 954 次迭代时找到了全局极值且远低于 BP 算法与 GA-BP 算法经过 20 000 次迭代所获得的最小值,此时 MAE 值为 1.158 6,用时 852.9 s。相比于 BP 算法与 GA-BP 算法, MAE 分别降低了 13.77% 和 13.19%,可以明显看出,相比于其他两种算法,改进 GA-BP 算法在不同数据集中依然拥有更好的搜索效率和搜索精度,可以满足对天线 S_{11} 特性曲线进行准确预测的需求。

为证明算法的泛化能力和鲁棒性,本文选取了一款超宽带 MIMO Vivaldi 天线再次进行验证。其中,BP 算法、GA-BP 算法及改进 GA-BP 算法搜寻到的最小 MAE 值分别为 2.504 8、2.869 0 和 2.196 8,分别用时 125.2 s、3 507.6 s 和 1 788.3 s。如图 7 所示,相比于 BP 算法与 CA-BP 算法,改进 GA-BP 算法可以在训练初期快速收敛并且达到一个较好的结果,再次证明了算法的良好性能。



(a) 三种算法的 MAE 结果对比



(b) 改进 GA-BP 算法预测曲线以及 HFSS 仿真曲线

图 7 三种算法对比及改进 GA-BP 算法预测曲线

4 结 论

本文提出了一种基于 Adagrad 优化器的改进 GA-BP 算法,通过对算法中选取出的每一次迭代所产生的具有最好位置信息的个体使用 Adagrad 优化器,加快了算法的收敛效率并且减小了遗传算法中实际值与预测值的偏差。最后将多种算法应用在 RFID 标签天线设计优化问题与 S_{11} 特性曲线预测问题上,验证了改进算法的优越性能,实现了对天线印刷品质优化与 S_{11} 特性曲线的精准建模。后续工作将把低回波损耗、宽频带、小型化等要求全部考虑进目标函数中,引用多目标优化算法进行天线优化设计,并且进一步减小运行的时间成本。

参 考 文 献

[1] TURCU C. Development and implementation of RFID technology[M]. Croatia: Intech Education and Publishing, 2009

[2] BOLIC M, SIMPLOT-RYL D, STOJMENOVIC I. RFID systems; research trends and challenges[M]. Chirchester: Wiley Publishing, 2010

[3] SUN C L. Application of RFID technology for logistics on Internet of things[J]. AASRI Procedia, 2012, 1: 106-111

[4] 曹丽娜. RFID 标签天线直接印刷的优化研究[D]. 无锡: 江南大学, 2013

CAO L N. The optimization research on direct printing of RFID tag antenna[D]. Wuxi: Jiangnan University, 2013

[5] SALMERÓN J F, MOLINA-LOPEZ F, BRIAND D, et al. Properties and printability of inkjet and screen-printed silver patterns for RFID antennas[J]. Journal of Electronic Materials, 2014, 43(2): 604-617

[6] LEE Y, KIM C H, SHIN D Y, et al. Printed UHF RFID antennas with high efficiencies using nano-particle silver ink[J]. Journal of Nanoscience and Nanotechnology, 2011, 11(7): 6425-6428

[7] TOMAXZEWSKI G, JANKOWSKI - MIHUŁOWICZ P, WEGLARSKI M, et al. Inkjet-printed flexible RFID antenna for UHF RFID transponders[J]. Materials Science-Poland, 2016, 34(4): 760-769

[8] LENG T, HUANG X J, CHANG K H, et al. Graphene nanoflakes printed flexible meandered-line dipole antenna on paper substrate for low-cost RFID and sensing applications[J]. IEEE Antennas and Wireless Propagation Letters, 2016, 15: 1565-1568

[9] XIAO G Z, ZHANG Z Y, LANG S, et al. Screen printing RF antennas[C]// 2016 17th International Symposium on Antenna Technology and Applied Electromagnetics. Montreal: IEEE Press, 2016: 1-2

[10] NIKITIN P V, LAM S, RAO K V S. Low cost silver ink

RFID tag antennas[C]// 2005 IEEE Antennas and Propagation Society International Symposium. Washington: IEEE Press, 2005: 353-356

[11] 唐宝玲. 电子标签(RFID)天线的印制技术[J]. 印制电路信息, 2007(6): 24-27

TANG B L. Manufacture technology of antenna for RFID[J]. Printed Circuit Information, 2007(6): 24-27

[12] ISLAN M T, ALAM T, YAHYA I, et al. Flexible radio-frequency identification (RFID) tag antenna for sensor applications[J]. Sensors, 2018, 18(12): 1-9

[13] KIM Y, LEE B, YANG S, et al. Use of copper ink for fabricating conductive electrodes and RFID antenna tags by screen printing[J]. Current Applied Physics, 2012, 12(2): 473-478

[14] 曹丽娜, 钱军浩. 基于无源 RFID 标签天线的印刷质量评价模型研究[J]. 包装工程, 2012, 33(9): 126-129

CAO L N, QIAN J H. Study of printing quality evaluation model of passive RFID tag antennas[J]. Packaging Engineering, 2012, 33(9): 126-129

[15] 刘彩凤. 基于神经网络的 RFID 标签天线印刷品质的优化研究[D]. 南京: 南京林业大学, 2009

LIU C F. Optimized research on print quality of RFID label antenna based on neural network model[D]. Nanjing: Nanjing Forestry University, 2009

[16] 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]. 兰州: 兰州大学, 2021

LI Y R. Antenna optimal design and material electromagnetic parameters prediction based on machine learning[D]. Lanzhou: Lanzhou University, 2021

[17] BOSE T, GUPTA N. Design of an aperture-coupled microstrip antenna using a hybrid neural network[J]. IET Microwaves, Antennas & Propagation, 2012, 6(4): 470-474

[18] KIM Y, KEELY S, GHOSH J, et al. Application of artificial neural networks to broadband antenna design based on a parametric frequency model[J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 2007, 55(3): 669-674

[19] 田 雪, 王 斌, 梁景瑞. 基于改进麻雀搜索算法的稀疏布线阵综合方法[J]. 微波学报, 2022, 38(6): 43-51

TIAN X, WANG B, LIANG J R. A synthetic method of sparse linear array based on improved sparrow search algorithm[J]. Journal of Microwaves, 2022, 38(6): 43-51

[20] 丁大业, 范 婷, 何潇潇. 一种双频单极子 RFID 标签天线的设计[J]. 太原科技大学学报, 2022, 43(5): 385-388

DING D Y, FAN T, HE X X. Design of dual-frequency monopole RFID tag antenna[J]. Journal of Taiyuan University of Science and Technology, 2022, 43(5): 385-388

[21] GOODFELLOW I, BENGIO Y, COURVILLE A. Deep learning[M]. London: MIT Press, 2016

2020, 30(6): 1-11

[2] ZHOU J, YANG X, ZHU H, et al. Microwave drying process of corns based on double-porous model[J]. Drying Technology: An International Journal, 2019, 37(1): 92-104

[3] 尚小标, 李广超, 白永珍, 等. 微波冶金反应器加热效率与均匀性优化[J]. 微波学报, 2023, 39(3): 89-96

SHANG X B, LI G C, BAI Y Z, et al. Optimization of heating efficiency and uniformity of microwave metallurgical reactor[J]. Journal of Microwaves, 2023, 39(3): 89-96

[4] 肖 玮, 廖胤鸿, 王凤霞, 等. 基于变换光学的微波加热用频率选择表面数值研究[J]. 微波学报, 2021, 37(6): 86-91

XIAO W, LIAO Y H, WANG F X, et al. Numerical investigation of metasurfaces based on transformation optics for microwave heating[J]. Journal of Microwaves, 2021, 37(6): 86-91

[5] 安嘉黛, 黄卡玛. 管道式固体材料微波加热装置的仿真设计[J]. 微波学报, 2015, 31(4): 35-42

AN J D, HUANG K M. Simulation design of pipeline type device for microwave heating of solid materials[J]. Journal of Microwaves, 2015, 31(4): 35-42

[6] GEEDIPALLI S S R, RAKESH V, DATTA A. Modeling the heating uniformity contributed by a rotating turntable in microwave ovens[J]. Journal of Food Engineering, 2007, 82(3): 359-368

[7] YANG B, PENG F, CHENG C, et al. Study on the microwave heating temperature uniformity of an intelligent synergistic mode stirrer[J]. Journal of Microwave Power and Electromagnetic Energy, 2023, 57(3): 178-202

[8] ZHU H, HE J, HONG T, et al. A rotary radiation structure for microwave heating uniformity improvement[J]. Applied Thermal Engineering, 2018, 141: 648-658

[9] ZHOU J, WANG Y, YANG X Q. Shape optimization of microwave cavity using arbitrary lagrangian-euler method to improve the heating uniformity[J]. IEEE Transactions on Microwave Theory Techniques, 2022, 70(3): 1932-1942

[10] LI H, CAO Q, LIU L, et al. An improved multifunctional active frequency selective surface[J]. IEEE Transactions on

(上接第 28 页)

[22] 金 峤, 方 帅, 阎 石, 等. BP 网络模型的改进方法综述[J]. 沈阳建筑工程学院学报(自然科学版), 2001, 17(3): 197-199

JIN Q, FANG S, YAN S, et al. Methods to improve BP network[J]. Journal of Shenyang Architecture and Civil Engineering University, 2001, 17(3): 197-199

杨文冬 男, 1985 年生, 博士, 教授。主要研究方向: 柔性印

Antennas and Propagation, 2018, 66(4): 1854-1862

[11] ZHAO R, GONG B, XIAO F, et al. Circuit model analysis of switchable perfect absorption/reflection in an active frequency selective surface [J]. IEEE Access, 2019, 7: 55518-55523

[12] YANG J, CHEN J, ZHU F, et al. Active bandstop frequency selective surface with independent frequency and amplitude modulations[J]. Journal of Physics, D. Applied Physics: A Europhysics Journal, 2021, 54(35): 1-7

[13] KIM D, KIM M, YOUN Y, et al. Enhancing microwave heating uniformity using reconfigurable diffractive beamforming surface[J]. Microwave and Optical Technology Letters, 2021, 64(1): 47-53

[14] YE J H, ZHU H C, LIAO Y H, et al. Implicit function and level set methods for computation of moving elements during microwave heating [J]. IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques, 2017, 65(12): 4773-4784

[15] YANG F, WANG W, YAN B, et al. Sweep frequency heating based on injection locked magnetron [J]. Processes, 2019, 7(6): 1-16

[16] HUANG K M, LIAO Y H. Transient power loss density of electromagnetic pulse in Debye media [J]. IEEE Transaction on Microwave Theory and Techniques, 2015, 63(1): 135-140

[17] HUANG K, LIAO Y. Transient power loss density of electromagnetic pulse in debye media [J]. IEEE Transactions on Microwave Theory & Techniques, 2014, 63(1): 135-140

[18] VAZ R H, PEREIRA J M C, ERVILHA A R, et al. Simulation and uncertainty quantification in high temperature microwave heating [J]. Applied Thermal Engineering, 2014, 70(1): 1025-1039

[19] SONG C, WU T, et al. Analysis of the heat transfer characteristics of blackberries during microwave vacuum heating [J]. Journal of Food Engineering, 2018, 223: 70-78

高欣悦 女, 1999 年生, 硕士生。主要研究方向: 微波加热。

肖 玮 (通信作者) 男, 1994 年生, 博士, 副教授。主要研究方向: 微波加热、微波等离子体、微波能的工业应用。

E-mail: wxiao@ gzu. edu. cn

制电子材料、印刷光电/无线传输器件、微纳米结构表面化学基础科学和产业化研究。

E-mail: wendong_2007@ 163. com

杨建一 男, 1998 年生, 硕士生。主要研究方向: 神经网络优化天线设计。

孙浩强 男, 1997 年生, 硕士生。主要研究方向: 柔性印制天线的设计和仿真。

南敬昌 男, 1971 年生, 博士, 教授。主要研究方向: 射频电路与系统、通信信号处理、电磁场与微波技术、信息处理与编码。