

# 基于改进的 GABP 算法优化 5G 天线阵列

侯大成<sup>1</sup>, 张昊宇<sup>1</sup>, 林一帆<sup>2</sup>, 张万祥<sup>1</sup>

(1. 浙江海洋大学信息工程学院, 舟山 316022; 2. 浙江海洋大学海洋工程装备学院, 舟山 316022)

**摘要:** 为了加快天线建模速度, 针对现有天线设计软件天线参数优化速度过慢问题进行了建模研究。首先通过几种常用的启发式算法优化后的多层前馈(Back propagation, BP)神经网络对天线参数进行优化比较, 并对其中最优的算法遗传算法优化 BP(Genetic algorithm BP, GABP)神经网络算法进行深度改进。其次采用自适应算法和模拟退火算法优化算法对 GABP 进行优化。最终通过模拟试验验证出自适应 GABP 算法对于天线参数优化的误差最小。该研究为天线设计软件中天线优化方法提供了一种误差较小的新方法, 拥有更高的预测准确度, 拟合速度也大大提升。实验对比证明了该算法的可行性。

**关键词:** 启发式算法; 模拟退火算法; 自适应; 天线阵列

**中图分类号:** TN91      **文献标志码:** A

## Optimizing 5G Antenna Arrays Based on Improved GABP Algorithm

HOU Dacheng<sup>1</sup>, ZHANG Haoyu<sup>1</sup>, LIN Yifan<sup>2</sup>, ZHANG Wanxiang<sup>1</sup>

(1. School of Information Engineering, Zhejiang Ocean University, Zhoushan 316022, China; 2. School of Marine Engineering Equipment, Zhejiang Ocean University, Zhoushan 316022, China)

**Abstract:** To speed up the antenna modeling and optimization, this paper conducts a modeling study for antenna parameter optimization by the commercially available antenna design software. Firstly, the back propagation(BP) neural networks are optimized by several commonly-used heuristic algorithms, and used to improve the antenna parameters. These parameters are compared and the best one is the one optimized by genetic algorithm BP (GABP). Secondly, the adaptive algorithm and simulated annealing algorithm is used to optimize GABP. Finally, the minimum error of the adaptive GABP algorithm for antenna parameter optimization is verified by simulation tests. The study provides a new method for antenna optimization in antenna design software with less errors. It has higher prediction accuracy and much faster fitting speed. The feasibility of this algorithm is also demonstrated by experimental comparison.

**Key words:** heuristic algorithm; simulated annealing algorithm; self adaptive; antenna array

## 引 言

不同的天线在不同的频率内产生的辐射范围是不同的。由于单个天线的增益是有限的, 因此天线科学家们发现了大规模天线阵列正好可以解决该问题, 由多个天线组成的天线阵增强了增益。

虽然天线阵列可以达到单个天线达不到的辐射范围,但是天线阵相对单个天线进行参数优化过程需要的时间更长,通过传统仿真软件对复杂天线的多参数优化一直存在运行时间长、过程烦琐且需要占用大量内存等问题。为了解决天线优化速度过慢这一问题,科研人员将神经网络应用在天线设计中。神经网络建模技术具有解决高维、非线性问题的能力,已被应用在各领域中<sup>[1-3]</sup>。将数据交由神经网络算法进行优化训练后,就会出现一个成型的网络模型,将新数据输入到成型的网络模型后,就会出现一个预测之后的数据。文献[4]采用单层隐藏层的浅层人工神经网络,通过高效的弹性反向传播(Resilient back propagation, RPROP)算法进行训练,对分形贴片天线进行建模。金祖升等<sup>[5]</sup>首先以新型碎片标签天线的优化设计为背景,研究控制参数和策略的选取,综合最大适应度和收敛速度两个指标得到了最优策略及其控制参数范围。文献[6]采用遗传算法优化调整子阵列的相对位置控制波束宽度及增益。文献[7]通过遗传算法和神经网络相结合对双频带天线进行设计。文献[8]将基于深度学习网络架构的新型深度多层感知机(Deep multi-layer perceptron, DMLP)用于优化超宽带天线。

本文首先通过比较各种启发式算法(遗传算法<sup>[9]</sup>(Genetic algorithm, GA)、粒子群算法<sup>[10]</sup>(Particle swarm optimization, PSO)、麻雀搜索算法(Sparrow search algorithm, SSA)、天牛须搜索算法<sup>[11]</sup>(Beetle antennae search, BAS))优化后的BP神经网络算法,从中选出最优的一种算法。然后对选出的最优算法进行改进,通过对比由遗传算法自适应度进行优化的自适应改进遗传算法(Grouping adaptive genetic algorithm back propagation, GAGABP)和模拟退火算法<sup>[12]</sup>优化的模拟退火遗传算法(Genetic algorithm simulated annealing, GASA),最终得出一种用来预测天线  $S_{11}$  参数误差最小的算法。

## 1 天线建模

### 1.1 偶极子 Dipole 指针型天线设计

本文采用正交双的偶极子 Dipole 天线作为基本形态,实现正交双极化。通过采用蛇形以及在末端加入对称箭头来缩小总体尺寸,并采用双层结构实现天线波束的定向辐射,该天线采用双PCB板结构,中间使用双端口传输线进行馈电,此天线在移动公司5G的2.515~2.675 GHz频段内工作,天线结构如图1所示,其他部分结构如图2所示。由图1、2看出本文的正交双Dipole指针型天线通过两块PCB板组成,中间通过两根传输线进行馈电。由图1看出此天线的上表面由两对对称指针组成。其参数在天线中位置如图3所示,参数值如表1所示。图3所示为指针天线的参数详细标注,由于一些参数难以标记,因此在表1中对未标注的参数进行了文字描述。

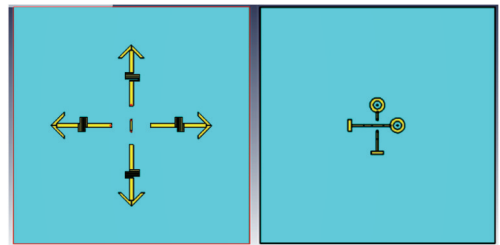


图1 Dipole天线的上表面

Fig.1 Upper surface of Dipole antenna

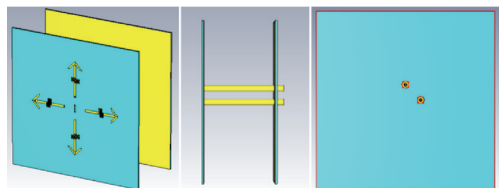


图2 Dipole天线的其他部分结构图

Fig.2 Diagram of the rest of the Dipole antenna structure

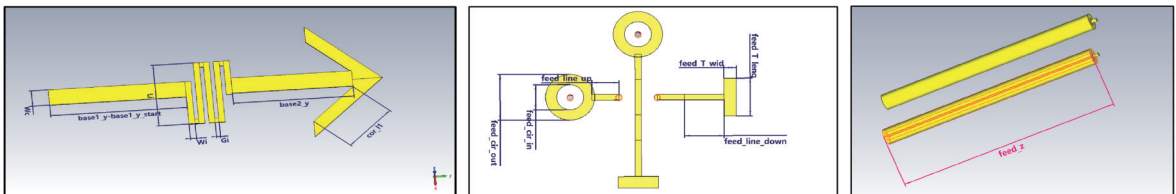


图3 天线参数标注图

Fig.3 Antenna parameter labeling diagram

表1 天线具体几何参数 I ( $f=2.595$  Hz)Table 1 Specific geometrical parameters of antenna I ( $f=2.595$  Hz)

mm

参数	值	参数	值	参数	值
base1_y	12	feed_line_up	2.2	$L_i$	4
base2_y	6	feed_line_down	3.2	$W_i$	0.3
$W_c$	1	feed_z	32	feed_cir_out	2
$G_i$	0.2	feed_via2via_leng	3.1	feed_cir_in	1.1
feed_T_wid	1	cor_l1	3	base1_y_start	5.2
feed_T_leng	3.3	feed_line_wid	0.5	copper_thick(铜片厚度)	0.035
$\lambda$	115.6	sub_height(PCB板的厚度)	0.73		
$h$ (两块PCB板中间高度)	2.89	sub_size(PCB板的尺寸)	64		

本次采用的top层和bottom层的PCB板采用同尺寸同材质,因此上述参数仅对单个PCB尺寸进行说明。由表1可以看出该天线的参数较多,除了固定的 $f$ 是根据移动5G频率2.515~2.675 GHz取中值预定, $\lambda = \frac{300}{f}$ ,  $h = \frac{\lambda}{4}$ ,铜片参数取默认值copper\_strick = 0.035 mm,其他参数均根据需要设定,经过验证后,通过更改base1\_y和参数base2\_y的大小,可以更改天线工作的频率范围。因此本次实验通过预测base1\_y和base2\_y参数进行优化。

用三维电磁场仿真软件CST天线设计软件对本文所使用的5G对称阵子天线进行建模仿真。图4为该天线的 $S_{11}$ 特性曲线仿真结果图,从图4中可知 $S_{11}$ 小于-10 dB时,带宽范围在2.515~2.675 GHz。从图4还可以看出, $S_{11}$ 中曲线最低点在2.515 GHz和2.675 GHz中点位置,且范围在2.515~2.675 GHz,都处于-10 dB下,属于有效应用范围。图5为天线远场图以及增益结果显示图。由图5的天线远场图以及增益结果显示图可以看出本天线的辐射方向为垂直向 $z$ 轴方向,增益为7.091 dBi。

## 1.2 正交双的Dipole指针型天线阵列模型

本实验的天线阵列由4个指针天线组成,由于指针天线扩展到阵列天线,尺寸变大,因此需要再次进行优化,使 $S_{11}$ 参数变得更加均匀,天线阵列图如图6所示,新的参数如表2所示。

由图6、7看出本文的正交双的Dipole指针型天线阵列是通过4组正交双的Dipole指针型天线组成,中间通过8根传输线进行馈电,其具体集合参数如表2所示。

由表2可以看出,base1\_y和base2\_y参数都发生了变化,这是因为阵列天线的尺寸相对天线的尺寸发生了变化,因此用来控制频率范围的这两个参数需要进行修改,表2的参数是将S参数优化后的参数。

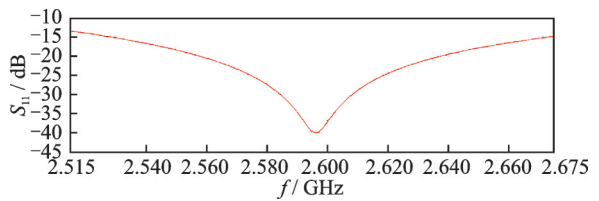
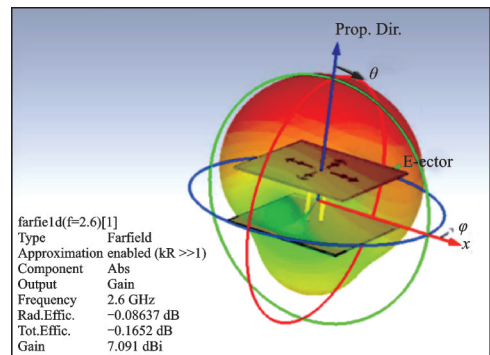
图4 天线的 $S_{11}$ 特性曲线仿真结果Fig.4 Simulation results of  $S_{11}$  characteristic curve of the antenna

图5 天线远场图以及增益结果显示

Fig.5 Antenna far-field plot and gain results

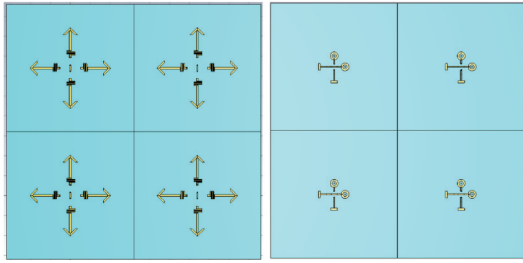


图6 正交双的 Dipole 指针型天线阵列上表面

Fig.6 Upper surface of an orthogonal dual Dipole pointer type antenna array

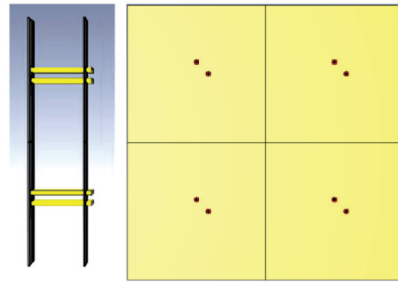


图7 Dipole 指针型天线阵列的其他部分结构图

Fig.7 Diagram of the rest of the Dipole pointer antenna array

表 2 天线阵列具体几何参数 II ( $f=2.595 \text{ Hz}$ )

Table 2 Specific geometrical parameters of the antenna array II ( $f=2.595 \text{ Hz}$ )

参数	值	参数	值	参数	值
base1_y	12.3	feed_line_up	2.2	$L_i$	4
base2_y	5.95	feed_line_down	3.2	$W_i$	0.3
$W_c$	1	feed_z	32	feed_cir_out	2
$G_i$	0.2	feed_via2via_leng	3.1	feed_cir_in	1.1
feed_T_wid	1	cor_ll	3	base1_y_start	5.2
feed_T_leng	3.3	feed_line_wid	0.5	copper_thick(铜片厚度)	0.035
$\lambda$	115.6	PCB板的厚度	0.73		
$h$ (两块 PCB 板中间高度)	2.89	PCB板的尺寸	64		

图 8 为阵列天线远场图以及增益结果显示结果图。由图 8 可以看出,经过优化之后的  $S_{11}$  曲线最低点在 2.515 GHz 和 2.675 GHz 的中点,且均在  $-10 \text{ dB}$  以下。

图 9 所示为天线远场图以及增益结果。可以看出,本天线的辐射方向为垂直向  $z$  轴方向,增益增加到了 11.91 dBi。

### 1.3 阵列天线参数优化

本文天线阵列通过对天线参数 base1\_y 和 base2\_y 以及频率进行优化。base1\_y 参数范围为 [12.2 12.3] mm,取其中 3 个值。base2\_y 参数范围为 [5.94 5.96] mm,取其中 3 个值。频率范围为 [2.515 2.675] Hz,取 1 001 个值。一共有 8 008 条数据,通过这 8 008 条数据作为训练数据,然后取 base1\_y 为 12.3 mm,base2\_y 为 5.95 mm,频率  $f$  取值范围 [2.515 2.675] Hz,取 130 个数据作为测试数据,从而为以下运算提供训练以及测试数据集。

## 2 优化算法

通过对比 BP 神经网络算法、遗传算法优化后的 BP 神经网络算法(Genetic algorithm back propagation, GABP)、粒子群算

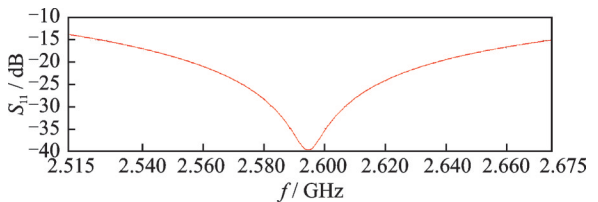


图8 天线的  $S_{11}$  特性曲线仿真结果

Fig.8 Simulation results of  $S_{11}$  characteristic curve of the antenna

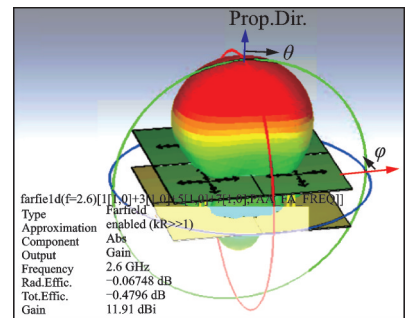


图9 阵列天线远场图以及增益结果显示

Fig.9 Far field diagram of the array antenna and the gain results

法优化的BP神经网络算法(Particle swarm optimization back propagation, PSOBP)、麻雀搜索算法优化的BP神经网络算法(Sparrow search algorithm back propagation, SSABP)以及天牛须算法优化的BP神经网络算法(Beetle antennae search back propagation, BASBP),从而选择效果最好的优化算法。

根据本实验的天线阵列参数,输入变量3个、根据经验可得计算隐藏层的公式为 $(2 \times \text{input}) + 1$ ,从而得到隐藏层个数为7、输出层个数为1。并且采用Sigmoid函数激活。最终根据上述数据得到图10所示的BP神经网络层。

通过真实值和BP、GABP、PSOBP、SSABP以及BASBP优化算法进行预测对比,结果如表3、图11所示。

表3 启发式算法对比结果

Table 3 Comparison results of heuristic algorithms

名称	$R_2$	RMSE
BP	0.950 9	17.626 2
GABP	0.997 7	3.849 0
PSOBP	0.997 3	4.160 8
SSABP	0.993 9	6.231 6
BASBP	0.996 9	4.447 7

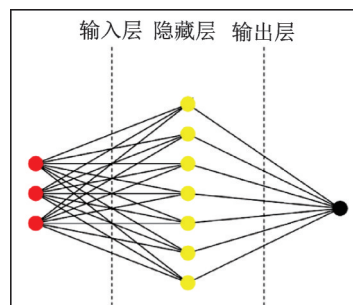


图10 BP神经网络层

Fig.10 BP neural network layers

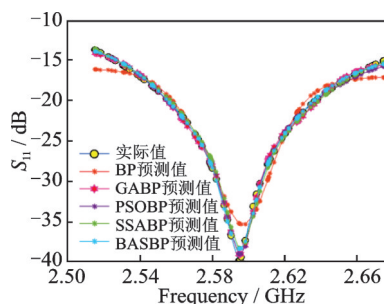


图11 启发式算法比较图

Fig.11 Comparison chart of heuristic algorithms

从表3的 $R_2$ (R-Square)决定系数来看,GABP的效果是最好的,因为GABP最靠近1,而BP算法的 $R_2$ 最小。从表2的均方根误差(Root mean squared error, RMSE)来看,GABP的误差最小,而BP的误差最大。可以看出,GABP算法对于预测本天线阵列参数最优。因此下面需要对GABP算法进行改进。

从图11可以看出,粉红色代表的GABP曲线从初始值到结束值一直都比较靠近黄色的实际值,而BP预测值效果最差,因此可以证明通过优化算法来优化BP神经网络的思路是正确的,从结果也可以看出,GABP算法是这几种优化方法中最优的方法,因此接下来需要对GABP算法进行改进从而得出更适合预测天线阵列参数的方法。

### 3 自适应遗传算法优化的BP神经网络

通过上文仿真验证出几种算法中,GABP算法对于天线参数预测是最精确的,因此接下来主要对GABP算法做进一步研究,从而验证出更加适合天线参数预测的最优化算法。

通过模拟退火算法优化的GABP算法与自适应系统改进的GABP算法和真实值对比从而得出最优算法。GASABP是通过模拟退火算法对GABP的权值阈值做优化从而进行进一步优化。GAGABP是通过改进GABP算法中的交叉(Crossover)概率和变异(Mutation)概率使其自适应变化从而准确预测出数值的一种方法。

如果种群适应度值相对一致,则增加交叉适应度 $p_c$ 和变异适应度 $p_m$ 。如果种群适应度值比较分散,则减小 $p_c$ 和 $p_m$ 。如果个体的适应度值高于群体平均适应度值,则个体采用群体中较低的 $p_c$ 和 $p_m$ 。如果个体的适应度值低于群体平均适应度值,则个体采用较高的 $p_c$ 和 $p_m$ 。

本文应用的GAGABP算法既保持了群体多样性,又保证了GA算法的收敛性。通过式(1,2)对 $p_c$ 和 $p_m$ 进行动态调整。

$$p_c = \begin{cases} \frac{k_1(f_{\max} - f')}{f_{\max} - f_{\min}} & f' \geq f_{\text{avg}} \\ k_2 & f' < f_{\text{avg}} \end{cases} \quad (1)$$

$$p_m = \begin{cases} \frac{k_3(f_{\max} - f)}{f_{\max} - f_{\text{avg}}} & f \geq f_{\text{avg}} \\ k_4 & f < f_{\text{avg}} \end{cases} \quad (2)$$

式中:  $f_{\max}$  为群体中最大的适应度值;  $f_{\text{avg}}$  为群体中平均适应度值;  $f'$  为要交叉的两个个体中较大的适应度值;  $f$  为要变异个体的适应度值。对  $k_1, k_2, k_3$  和  $k_4$  进行归一化处理, 就可以自适应调整。当适应度值低于  $f_{\text{avg}}$  时, 说明个体性能较差, 对于这个个体将采用较高的  $p_c$  和变  $p_m$ ; 如果适应度值高于  $f_{\text{avg}}$ , 说明个体性能较好, 对于这个个体就可以依据其适应度大小取其对应的  $p_c$  和  $p_m$ 。当适应度值趋近于  $f_{\max}$  时,  $p_c$  和  $p_m$  会随之减小。当适应度值与  $f_{\max}$  相等时,  $p_c$  和  $p_m$  均为零。

通过仿真验证发现上述方法还有改进的空间, 为此做如下改进: 使群体中  $f_{\max}$  的个体  $p_c$  和  $p_m$  不为零, 分别提高到  $p_{c+}$  和  $p_{m+}$ , 经过上述改进,  $p_{c+}$  和  $p_{m+}$  计算表达式分别如式(3,4)所示。

$$p_c = \begin{cases} p_{c+} - \frac{(p_{c1} - p_{c2})(f' - f)}{f_{\max} - f_{\text{avg}}} & f' \geq f_{\text{avg}} \\ p_{c+} & f' < f_{\text{avg}} \end{cases} \quad (3)$$

$$p_m = \begin{cases} p_{m+} - \frac{(p_{m1} - p_{m2})(f_{\max} - f)}{f_{\max} - f_{\text{avg}}} & f \geq f_{\text{avg}} \\ p_{m+} & f < f_{\text{avg}} \end{cases} \quad (4)$$

通过自适应改进GABP算法用上述公式将输入的数据进行改进, 然后将预测的数据准确输出。改进自适应遗传算法对GABP算法进行优化的流程如图12所示。

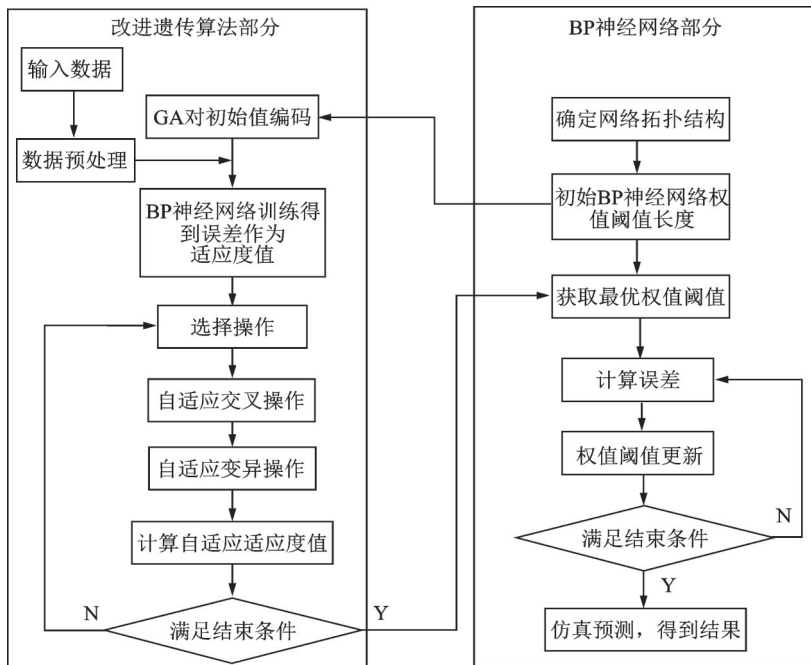


图12 GAGABP算法流程图

Fig.12 GAGABP algorithm flow chart

#### 4 GAGABP算法对天线参数预测分析

通过GAGABP算法对天线阵列参数 $base1_y$ 和 $base2_y$ 以及频率进行优化。 $base1_y$ 参数范围为 $[12.2 \ 12.3]$ mm,取其中3个值。 $base2_y$ 参数范围为 $[5.94 \ 5.96]$ mm,取其中3个值。频率范围为 $[2.515 \ 2.675]$ Hz,取1001个值。一共有8008条数据,通过这8008条数据作为训练数据,然后取 $base1_y$ 为12.3mm, $base2_y$ 为5.95mm,频率 $f$ 取 $[2.515 \ 2.675]$ Hz,取130个数据作为测试数据。从而得出的 $S_{11}$ 预测值与GABP算法优化后的 $S_{11}$ 作比较。

对通过GABP优化后的神经网络、GAGABP优化的神经网络模型进行预测对比,结果对比如表4、图13所示。

从表4的 $R_2$ (R-square)决定系数来看,GAGABP的效果是最好的,因为GABP最靠近1。从表4的RMSE来看,GAGABP的误差最小。从这两个参数可以清晰看出GAGABP模型对于预测本天线阵列的参数是最优的。因此可以说通过自适应改进遗传算法优化后的BP神经网络算法最适合本天线参数的优化。

从图13可以看出,绿色外框红色内芯的曲线代表的GAGABP,从初始到结束一直都比较靠近蓝色曲线代表的实际值,从结果也可以看出,GAGABP算法是这几种优化方法中最优的方法。因此接下来可以说GAGABP优化算法对于本天线优化性能最好。

#### 5 结束语

本文针对市面上的天线设计软件对于天线参数优化速度过慢问题进行建模研究,首先通过几种常用的启发式算法优化后的BP神经网络对天线参数进行优化,选择出其中优化最优的一种算法GABP算法,然后对GABP算法进行改进,本文采用两种方法对于GABP进行改进:(1)自适应GABP算法,(2)模拟退火算法优化的GABP算法。通过模拟验证最终验证出自适应GABP算法对于天线参数优化的误差最小,为天线设计软件中天线优化方法提供了一种误差较小的新方法。本文存在的问题是没有对多个Diople天线阵列进行试验,没有对天线阵的多组频率进行试验,在以后的研究中将对上述问题进行改进。

#### 参考文献:

- [1] 蒋妮,周海洋,余飞鸿.基于计算机视觉的目标计数方法综述[J].激光与光电子学进展,2021,58(14):1400002.  
JIANG Ni, ZHOU Haiyang, YU Feihong. Review of computer vision based object counting methods[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2021, 58(14): 1400002.
- [2] 李鸿彬,孟庆浩,孙玉哲,等.基于深度学习门牌检测的机器人室内定位方法[J].激光与光电子学进展,2021,58(14):1415005.  
LI Hongbin, MENG Qinghao, SUN Yuzhe, et al. Deep learning-based doorplate detection for mobile robot localization in indoor environments[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2021, 58(14): 1415005.

表4 优化算法改进GABP结果表

Table 4 Results of GABP improved by optimisation algorithms

名称	$R_2$	RMSE
GABP	0.997 7	3.849 0
GAGABP	0.999 4	1.920 8
GASABP	0.994 8	5.764 4

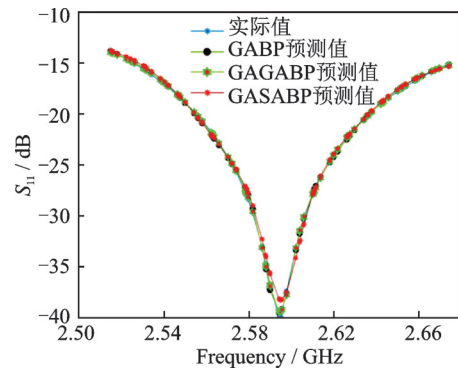


图13 优化算法改进GABP模型预测结果比较  
Fig.13 Comparison of prediction results of improved GABP models by optimization algorithms

- [3] 周子纯, 刘琨, 江俊峰, 等. 基于卷积长短期记忆全连接神经网络的光纤振动传感事件识别[J]. 光学学报, 2021, 41(13): 1306019.  
ZHOU Zichun, LIU Kun, JIANG Junfeng, et al. Optical fiber vibration-sensing event recognition based on CLDNN[J]. Acta Optica Sinica, 2021, 41(13): 1306019.
- [4] SILVA P, OLIVEIRA E, D'ASSUNCAO A G. Using a multilayer perceptrons for accurate modeling of quasi-fractal patch antennas[C]//Proceedings of 2010 International Workshop on, Antenna Technology (iWAT). [S.l.]: IEEE, 2010: 1-4.
- [5] 金祖升, 杨虎, 陈忠宽, 等. 碎片标签天线优化中的控制参数和策略研究[J]. 微波学报, 2010, 26(5): 27-33.  
JIN Zusheng, YANG Hu, CHEN Zhongkuan, et al. Study of control parameters and strategies in fragment tag antenna optimization[J]. Microwave Journal, 2010, 26(5): 27-33.
- [6] 戴欣华, 苏新彦, 姚金杰, 等. 基于遗传算法的小型高增益阵列天线设计[J]. 电子技术应用, 2021, 47(3): 102-105, 110.  
DAI Xinhua, SU Xinyan, YAO Jinjie, et al. Design of small high-gain array antennas based on genetic algorithm[J]. Electronic Technology Applications, 2021, 47(3): 102-105, 110.
- [7] 梁昕楠, 龙军祥, 李平辉, 等. 基于GA-BP算法的双频带天线设计[J]. 科技与创新, 2022(2): 67-69, 72.  
LIANG Xinnan, LONG Junxiang, LI Pinghui, et al. Dual-band antenna design based on GA-BP algorithm[J]. Technology and Innovation, 2022(2): 67-69, 72.
- [8] 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): 1-7.  
NAN Jingchang, DU Youyi, WANG Minghuan, et al. Deep learning architecture neural network for modeling optimization of ultra-wideband antennas[J]. Advances in Lasers and Optoelectronics, 2022, 59(13): 1-7.
- [9] 董力, 陆中, 周伽. 基于遗传算法的混合威布尔分布参数最小二乘估计[J]. 南京航空航天大学学报, 2019, 51(5): 711-718.  
DONG Li, LU Zhong, ZHOU Ga. Least-squares estimation of mixed Weibull distribution parameters based on genetic algorithm[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2019, 51(5): 711-718.
- [10] 刘松源, 吴伟, 靳秋硕, 等. 基于粒子群优化的直升机飞行控制律设计方法[J]. 南京航空航天大学学报, 2021, 53(2): 267-274.  
LIU Songyuan, WU Wei, JIN Qiushuo, et al. A particle swarm optimization-based design method for helicopter flight control law[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2021, 53(2): 267-274.
- [11] 吴帅, 李艳军, 曹愈远, 等. 基于BAS\_RVM的APU涡轮剩余寿命预测[J]. 南京航空航天大学学报, 2021, 53(6): 965-971.  
WU Shuai, LI Yanjun, CAO Yuyuan, et al. Residual life prediction of APU turbine based on BAS\_RVM[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2021, 53(6): 965-971.
- [12] 戴敏, 张玉伟, 曾励. 绿色作业车间机器与AGV的集成调度研究[J]. 南京航空航天大学学报, 2020, 52(3): 468-477.  
DAI Min, ZHANG Yuwei, ZENG Li. Research on the integrated scheduling of green job shop machines and AGV[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2020, 52(3): 468-477.

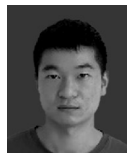
## 作者简介:



侯大成(1994-),男,硕士研究生,研究方向:天线阵列设计、数字芯片设计、碳排放理论、深度学习等,E-mail: houdacheng@zjhou.edu.cn。



张昊宇(1987-),通信作者,男,博士研究生,讲师,研究方向:雷达系统设计、天线设计、数字芯片设计等,E-mail: haoyu19871202@163.com。



林一帆(1999-),男,硕士研究生,研究方向:5G MI-MO天线、芯片设计等。



张万祥(1998-),男,硕士研究生,研究方向:嵌入式系统和自动控制、计算机软件、农业信息化等。

(编辑:陈珺)