

基于 IALO-HBP 神经网络的超宽带滤波器 逆向建模方法

南敬昌¹, 杜晶晶^{1*}, 高明明^{1,2}, 谢欢¹

¹辽宁工程技术大学电子与信息工程学院, 辽宁 葫芦岛 125105;

²大连海事大学信息科学技术学院, 辽宁 大连 116026

摘要 针对双陷波超宽带滤波器使用后向传输(BP)神经网络逆向建模存在精度较低、收敛慢、稳定性不强等问题, 提出一种用改进的蚁狮算法(IALO)结合Huber函数优化BP神经网络逆向建模的方法。该方法通过将边界收缩因子连续化, 引入动态更新系数以及加入柯西变异来实现对蚁狮算法的改进, 并用改进的蚁狮算法优化正向模型的权值, 加快建模速度, 然后使用Huber函数作为神经网络的评价函数, 提高了模型的精度和稳定性。将此方法用于双陷波超宽带滤波器中, 实验结果表明, 对比BP逆向建模方法, 此方法求得的长度、宽度和频率均方误差分别减小了97.44%、99.43%和96.15%, 平均运行时间缩短了66.01%, 解决了逆向建模的多解问题, 提高了设计滤波器的速度和精度。

关键词 神经网络逆向建模; 双陷波超宽带滤波器; 改进的蚁狮算法; Huber函数

中图分类号 TP391.9

文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP202259.1220001

Inverse Modeling Approach for Ultra-Wideband Filters Based on IALO-HBP Neural Networks

Nan Jingchang¹, Du Jingjing^{1*}, Gao Mingming^{1,2}, Xie huan¹

¹*School of Electronics and Information Engineering, Liaoning Technical University,*

Huludao 125105, Liaoning, China;

²*Information Science and Technology College, Dalian Maritime University, Dalian 116026, Liaoning, China*

Abstract To address the problems of low accuracy, slow convergence, and poor stability in using the back-propagation (BP) neural network for inverse modeling of dual band-notched ultra-wideband filters, this paper proposes an approach to optimizing inverse modeling based on the BP neural network with an improved ant lion optimization (IALO) algorithm and the Huber function. This method improves the ant lion optimization algorithm by serializing the boundary contraction factor, introducing dynamic update coefficients, and adding the Cauchy mutation. Then, the IALO algorithm is applied to optimize the weights of the forward model and thereby speed up the modeling. Subsequently, the Huber function is used to evaluate the neural network. The accuracy and stability of the model are thus improved. This method is used for a double band-notched ultra-wideband filter. Experimental results show that compared with BP inverse modeling, the proposed method reduces the length, width, and frequency mean square errors by 97.44%, 99.43%, and 96.15%, respectively, and shortens the average running time by 66.01%. The multi-solution problem of inverse modeling is solved, and the speed and accuracy of filter design are improved.

收稿日期: 2021-04-15; 修回日期: 2021-05-21; 录用日期: 2021-06-11

基金项目: 国家自然科学基金(61971210)

通信作者: *1431181393@qq.com

Key words neural network-based inverse modeling; dual band-notched ultra-wideband filter; improved ant lion optimization algorithm; Huber function

1 引言

随着通信技术的快速发展,微波滤波器作为射频前端重要的组成部分,已经渐渐被应用于各种现代通信系统中。由于滤波器特性对物理尺寸的变化比较敏感,即使只有单个谐振器的尺寸产生细微变化,也会使谐振频率偏移,导致其反射特性变差。所以在设计滤波器时,为了得到最优的特性参数,需要对物理参数进行调整,而不同变量组合优化常常增加了很多的精力和时间,导致效率很低^[1]。采用神经网络逆向建模可以快速并准确地根据已知的电参数,获得与之相对应的结构参数,使得设计微波器件更加高效,因此越来越多的学者们使用人工神经网络来替代电磁仿真软件中内置的传统优化算法。

近年来,神经网络建模在微波滤波器中得到了广泛应用。Cao等^[2]于2011年提出对腔体滤波器采用模块化神经网络建模,该方法快速准确预测微波腔体滤波器电磁行为,用于快速优化设计。次年学者Nath和Gupta^[3]提出利用神经网络技术在波导滤波器结构中的电磁散射分析方法,并在硬件上对相应的滤波器结构进行验证。2014年,文献^[4]运用神经网络完成了滤波器的理论设计部分,建立了从设计指标到传输线模型特征阻抗计算的部分,但普适性不高。Kacmajor等^[5]提出一种在一定频率范围内调谐微波滤波器的新方法,将散射参数映射为调谐单元偏差,使滤波器可以使用相同的逆模型对不同频率进行调谐。Tomar等^[6]介绍了一种中频1.8 GHz的微带带通滤波器的设计与分析,能够用神经网络来确定微带带通滤波器在不同尺寸下散射参数的幅值变化。文献^[7-9]通过引入带 $L_{1/2}$ 正则化的方法,对超宽带滤波器和可重构功放进行了逆向神经网络建模,增加了网络的泛化能力和稀疏性,但建模所需时间较长。陶秀利等^[10]提出了一种基于神经网络的带通滤波器设计方法,通过训练神经网络直接生成不等纹波宽带滤波器的电路物理尺寸,从而减少了以前传统方式中计算多项式系数、阻抗等繁琐过程,降低了此类滤波器的设计复杂度,但依然存在精度较差问题。智能学习算法由于其独特的研究方法和良好的搜索能力,而被广泛用于改善

神经网络的参数和结构,诸如遗传算法(GA)^[11]和蚁狮算法(ALO)等。赵世杰等^[12]将ALO用于优化支持向量机(SVM)分类模型中的罚参数和核参数,用UCI数据库(加州大学欧文分校提出)中的数据进行数值实验;崔东文和王宗斌^[13]提出了用ALO优化Elman神经网络(ENN)初始权值、阈值,提高了ENN模型的精度及泛化能力;杨晓文团队^[14]成功地将ALO与极限学习机(ELM)进行了结合,使其具有更高的分类精度。但ALO仍存在寻优精度不理想、易陷入局部极值等问题,对此国内外一些学者对它进行了改进^[15-18],增加了蚂蚁和蚁狮种群多样性,同时提高了算法的全局寻优能力。

针对上述神经网络建模存在的精度较低、收敛速度慢以及不稳定问题,本文提出了改进蚁狮算法结合Huber函数后向传输(IALO-HBP)神经网络逆向建模方法,此方法从边界收缩因子、蚂蚁开发方式和种群位置3方面对ALO进行改进,提高了蚂蚁的搜索遍历性,加快了算法的收敛速度,使算法能够有效跳出局部最优,然后采用IALO-HBP神经网络正向模型的权值,保存优化后的权值并进行逆向神经网络训练学习。此方法不仅可以保证模型稳定,而且能够在提高精度的同时加快建模速度,对于提高双陷波超宽带滤波器设计精度、减少其设计周期具有可行性和实用性。

2 理论基础

2.1 ALO

ALO^[19]是国外学者通过观察蚁狮捕食蚂蚁的行为而受启发提出的一种仿生优化算法。对这种捕食行为的过程进行简要描述:蚂蚁在觅食时会随意走动,ALO采用随机游走的方式来模拟蚂蚁的运动,表示为

$$X(t) = \{0, s[2r(t_1) - 1], \dots, s[2r(t_n) - 1]\}, \quad (1)$$

式中: s 为计算累计和; n 为最大迭代次数; t 为游走的步骤; $r(t)$ 为随机函数。

蚂蚁在随机运动的过程中会受到蚁狮陷阱的影响,表示为

$$\begin{cases} c_i^{(t)} = P_{\text{antlion}_j}^{(t)} + c^{(t)} \\ d_i^{(t)} = P_{\text{antlion}_j}^{(t)} + d^{(t)} \end{cases}, \quad (2)$$

式中: $c^{(t)}$ 为第 t 次迭代中所有变量的最小值; $d^{(t)}$ 为

第 t 次迭代时变量的最大值; i 表示第 i 只蚂蚁; $P_{\text{antion}_j}^{(t)}$ 为第 t 次迭代时第 j 只蚁狮的位置。

在算法中,每次迭代中获胜的最佳蚁狮将成为精英蚁狮。作为最好的蚁狮,精英蚁狮能够影响所有蚂蚁在迭代过程中的运动。因此,蚂蚁的位置由轮盘赌和随机行走同时确定,避免陷入局部极值,表示为

$$P_{\text{ant}_i}^{(t)} = \frac{R_A^{(t)} + R_E^{(t)}}{2}, \quad (3)$$

式中: $R_A^{(t)}$ 为第 t 次迭代时在蚂蚁周围的随机游走; $R_E^{(t)}$ 为第 t 次迭代时围绕精英的随机行走; $P_{\text{ant}_i}^{(t)}$ 为第 t 次迭代时第 i 只蚂蚁位置。

当蚂蚁踏进陷阱时,其随机行走的范围将会有意识地变小,随着迭代的增加, c 值和 d 值逐步变小,如此将更加精确地获得全局最优解。

$$\begin{cases} c^{(t)} = \frac{c^{(i)}}{I} \\ d^{(t)} = \frac{d^{(i)}}{I} \end{cases}, \quad (4)$$

式中: I 是比率。

最后,蚁狮吃完蚂蚁,就更新到被捕获蚂蚁的位置,获得更优位置,其更新公式可表示为

$$P_{\text{antion}_j}^{(t)} = P_{\text{ant}_i}^{(t)} \text{ if } f(P_{\text{ant}_i}^{(t)}) > f(P_{\text{antion}_j}^{(t)}). \quad (5)$$

2.2 HBP

为找到最佳网络模型,需要定义一个评价性能函数来衡量数据和模型之间的一致性。为进一步增强模型的稳定性和通用性,考虑结合 L_1 和 L_2 范数,引入一种新的评价函数——处处可微的 Huber 函数^[20-21],能够在逼近过程中剔除粗差,Huber 函数具体表示为

$$L_\delta(y, f(x)) = \begin{cases} \frac{1}{2}[y-f(x)]^2, & |y-f(x)| \leq \delta \\ \delta|y-f(x)| - \frac{1}{2}\delta^2, & \text{others} \end{cases}, \quad (6)$$

式中:参数 δ 为控制 L_1 和 L_2 范数的转换点。当误差的绝对值大于控制参数 δ 时,Huber 函数相当于 L_1 范数;当误差的绝对值小于等于控制参数 δ 时,Huber 函数相当于 L_2 范数。因此,Huber 函数的主要思路是对那些大于参数 δ 的异常值进行小权重处理,从而得到更稳健的结果。为使 BP 神经网络模型具有最优的鲁棒性,采用 Huber 函数作为代价函数,其优点是优先逼近系统的实际输出,并且 Huber 函数可以很容易地适应大多数有监督的学习

算法。

3 IALO-HBP 神经网络逆向模型迭代算法

3.1 改进的蚁狮算法 (IALO)

3.1.1 对边界收缩因子改进

在典型的蚁狮算法中蚂蚁围绕陷阱游走时,边界收缩因子 ρ 的变化趋势是间断的、不连续的,可能使蚂蚁错过部分区域,导致算法错过最优值。为了在加快算法收敛速度的同时,保证搜索求解空间更加全面,提出一种边界收缩因子能够连续增大的方法,可将边界收缩因子定义为

$$\rho = \gamma x \frac{\exp(\theta_x) - \exp(-\theta_x)}{2}, \quad (7)$$

式中: γ 和 θ 为调节因子; $x = t/T$, T 是最大迭代次数。经过实验后发现 $\gamma = 400$, $\theta = 20$ 时效果最好,算法前期全局搜寻能力较强,后期收敛速度快。

3.1.2 对蚂蚁开发方式的改进

在进行精英化时,蚂蚁通过轮盘赌选择蚁狮,根据精英蚁狮的行为来更新位置。由于精英蚁狮具有最优的适应度值,那么它被轮盘赌选作蚁狮的可能性就比较大,致使蚂蚁只围绕着精英蚁狮走动,影响其全局探索能力。故而,需要在蚂蚁位置更新式中引入动态更新系数,对其开发方式进行改进。

$$\begin{cases} P_{\text{ant}_i}^{(t)} = \frac{l_1 R_A^{(t)} + l_2 R_E^{(t)}}{2} \\ l_1 = 1 - \frac{t^3}{T^3} \\ l_2 = \frac{t^3}{T^3} \end{cases}, \quad (8)$$

式中: $R_A^{(t)}$ 的更新系数 l_1 在迭代前期较大,能使蚂蚁在搜索时探索到更优区域;而在迭代后期,更新系数 l_1 逐渐减小,相反更新系数 l_2 变大,靠近精英蚁狮的最优区域,蚂蚁可以在靠近最优区域的区间进行开发,由此达到平衡算法的全局探索与局部开发的目的。

3.1.3 对种群位置的改进

为减少 ALO 在迭代时陷入局部极值的可能性,引入柯西变异来增加种群的多样性^[17],加快算法的收敛速度,提高其准确度。其概率密度函数为

$$f(x) = \frac{1}{v\pi \left[1 + \left(\frac{x-r}{s} \right)^2 \right]}, \quad (9)$$

式中: r 代表位置; v 为比例。当 $t = 0$, $v = 1$ 时,就是

标准的柯西分布。

柯西分布函数在零点处的峰值较小,在两端的分布较广,若在保证蚁狮可以在变异后只需少量时间来搜索相邻区域,快速跳出局部最优,找到最优的种群位置,解决方案可表示为

$$x' = x + \varphi C(0, 1), \quad (10)$$

式中: x 代表初始位置; x' 为经过柯西变异后的位置; $C(0, 1)$ 为标准柯西分布; 参数 φ 代表进行变异的强弱, 这里取 $\varphi = 0.7$ 。

3.2 IALO-HBP神经网络逆向模型迭代算法

3.2.1 IALO优化HBP神经网络权值

针对初始权值的不确定性对神经网络的影响, 采用IALO优化HBP神经网络的权值, 具体优化过程如下:

1) 输入数据, 选择样本数据训练神经网络, 将训练所得误差作为IALO的适应度值;

2) 初始化种群, 以样本数据输出和期望输出之间的误差最小化作为约束条件随机初始化蚂蚁和蚁狮种群;

3) 用IALO优化训练样本, 优化后的样本包含整个HBP神经网络的所有权值, 对蚂蚁和蚁狮种群按适应度大小进行排序, 根据式(5)判断是否需要更新精英蚁狮;

4) 观察IALO是否已经达到最大迭代次数, 如果已达到, 就将精英蚁狮所对应的最优权值输出, 否则将次数加1, 并跳回第3步重新开始;

5) 将经IALO优化后最好的适应度个体, 作为HBP神经网络的初始权值并保存, 用于后续实验。

3.2.2 HBP神经网络逆向模型迭代算法

神经网络逆向建模的最终目的是在获得最佳结构参数的同时保证电参数满足设计要求, 所以在迭代时, 逆向模型更新的是输入参数, 而非权值, 其输入参数具体更新算法为

$$x_{n+1} = x_n - \alpha \frac{\partial F}{\partial x_n}, \quad n = 0, 1, 2, \dots, \quad (11)$$

式中: x_{n+1}, x_n 为输入参数; α 为学习率。

选用HBP神经网络进行建模, 其结构如图1所示, 设隐含层激活函数为logsig函数, 输出层激活函数为purelin函数, 则隐含层神经元的输出为

$$z_{qk} = f\left(\sum_{n=1}^N v_{qn} x_{nk} - b_{1q}\right), \quad (12)$$

式中: z_{qk} 为第 k 组数据第 q 个隐含层神经元的输出值; x_{nk} 是第 k 组数据第 n 个输入值; v_{qn} 代表第 n 个

输入与第 q 个隐含层神经元间的权值; b_{1q} 代表第 q 个隐含层神经元的阈值。故 z_{qk} 对 x_{nk} 的偏导为

$$\frac{\partial z_{qk}}{\partial x_{nk}} = v_{qn} \cdot z_{qk}(1 - z_{qk}). \quad (13)$$

输出层神经元的输出为

$$y_{mk} = \sum_{q=1}^Q w_{mq} z_{qk} - b_{2m}, \quad (14)$$

式中: y_{mk} 为第 k 组数据第 m 个输出层神经元的输出值; w_{mq} 代表第 q 个隐含层神经元与第 m 个输出间的权值; b_{2m} 为第 m 个输出层神经元的阈值。

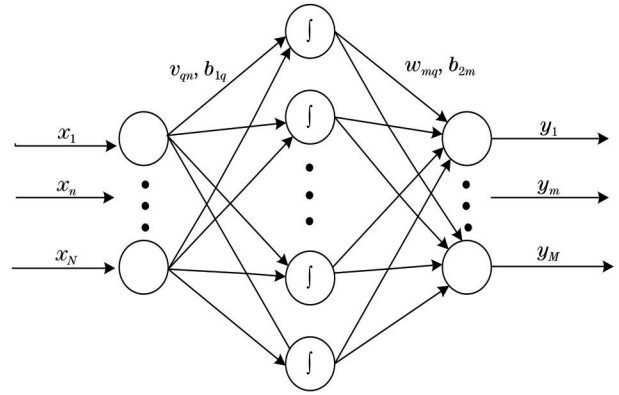


图1 HBP神经网络结构图

Fig. 1 HBP neural network structure

基于Huber函数的目标评价函数可定义为

$$F = L_\delta = \begin{cases} \frac{1}{2}(y - y_t)^2, & |y - y_t| \leq \delta \\ \delta|y - y_t| - \frac{1}{2}\delta^2, & |y - y_t| > \delta \end{cases}, \quad (15)$$

式中: y 为神经网络的输出; y_t 为实际理想输出; δ 为控制转换 L_1 和 L_2 范数的参数, 本文取 1.32。

因此, 对BP神经网络的训练可以转化为求解基于Huber函数的目标评价函数最优化问题, 那么需要目标函数 F 对输入 x_n 求导, 令 $E = \delta|y - y_t| - \frac{1}{2}\delta^2$, $E_e = \frac{1}{2}(y - y_t)^2$, 当 $|y - y_t| > \delta$ 时, 则求导公式为

$$\frac{\partial E}{\partial x_n} = \sum_{k=1}^K \frac{\partial E_k}{\partial x_{nk}} = \sum_{k=1}^K \left(\delta \frac{\partial E}{\partial x_{nk}} \right), \quad (16)$$

式中: 第一项 E_k 对 x_{nk} 的偏导为

$$\frac{\partial E_k}{\partial x_{nk}} = \frac{\partial \left[\delta|y_k - y_{tk}| - \frac{\delta^2}{2} \right]}{\partial x_{nk}} = \frac{\partial (\delta|y_k - y_{tk}|)}{\partial x_{nk}} = \delta \cdot \text{sgn}(y_k - y_{tk}) \cdot \frac{\partial (y_k - y_{tk})}{\partial x_{nk}}, \quad (17)$$

式中, $\text{sgn}(\cdot)$ 为符号函数。

式(17)中的最后一项可化简为

$$\frac{\partial(y_k - y_{tk})}{\partial x_{nk}} = \frac{\partial(y_k)}{\partial x_{nk}} = \sum_{q=1}^Q \sum_{m=1}^M \frac{\partial y_{mq}}{\partial z_{qk}} \cdot \frac{\partial z_{qk}}{\partial x_{nk}} \quad (18)$$

而式(18)中右侧的第一项可以表示为

$$\frac{\partial y_{mq}}{\partial z_{qk}} = \omega_{mq}, \quad (19)$$

右侧第二项可以表示为

$$\frac{\partial z_{qk}}{\partial x_{nk}} = v_{qn} \cdot z_{qk}(1 - z_{qk}) \quad (20)$$

那么,把式(19)和式(20)代入式(18)后可得

$$\frac{\partial(y_k - y_{tk})}{\partial x_{nk}} = \omega_{mq} \cdot v_{qn} \cdot z_{qk}(1 - z_{qk}) \quad (21)$$

最后,可得误差函数 E_k 对输入 x_{nk} 的偏导为

$$\frac{\partial E_k}{\partial x_{nk}} = \sum_{k=1}^K \left\{ \delta \sum_{q=1}^Q \sum_{m=1}^M [\text{sgn}(y_{mq} - y_{tmq}) \cdot \omega_{mq} \cdot v_{qn} \cdot z_{qk}(1 - z_{qk})] \right\} \quad (22)$$

同理可得,当 $|y - y_t| \leq \delta$ 时,对输入 x_n 求导,结果为

$$\frac{\partial E_c}{\partial x_n} = \sum_{k=1}^K \left[\sum_{q=1}^Q \sum_{m=1}^M (y_{mq} - y_{tmq}) \cdot \omega_{mq} \cdot z_{qk}(1 - z_{qk}) \cdot x_{nk} \right] \quad (23)$$

把推导出来的式(22)和式(23)分别代入式(11)中,从而完成对 x_n 的迭代更新,实现逆向建模。

4 基于 IALO-HBP 的双陷波超宽带滤波器逆向建模

4.1 双陷波超宽带滤波器的结构和特性分析

滤波器^[22-23]作为无线通信系统中非常关键的器件,能够选择性地通过或阻止某频段信号,在整个系统中起着举足轻重的作用。本文采用的双陷波超宽带滤波器是用阶梯阻抗枝节加载所得的三模谐振器,将两个相同的三模谐振器对称分布,从而实现新型多模谐振器,将新型谐振器与输入、输出馈线进行耦合可实现超宽带特性^[24]。同时,在输入馈线端加载两个开路枝节,从而实现双陷波特特性。该双陷波超宽带滤波器通带为 2.42~10.98 GHz,带内插入损耗 S_{21} 较小,位于输入馈线上方的开路短枝节总长度为 L_5 ,宽度为 W_5 ,此开路枝节大约在 5.31 GHz 处产生陷波特特性,位于输入馈线下方的开路短枝节总长度为 L_6 ,宽度为 W_5 ,此开路枝节大约

在 8.1 GHz 处产生陷波特特性,分别在 5.31 GHz 和 8.1 GHz 处实现陷波特特性,能够有效抑制无线局域网频段和 X 波段卫星通信频段内窄带信号对超宽带(UWB)无线通信系统的干扰。其结构图如图 2 所示。

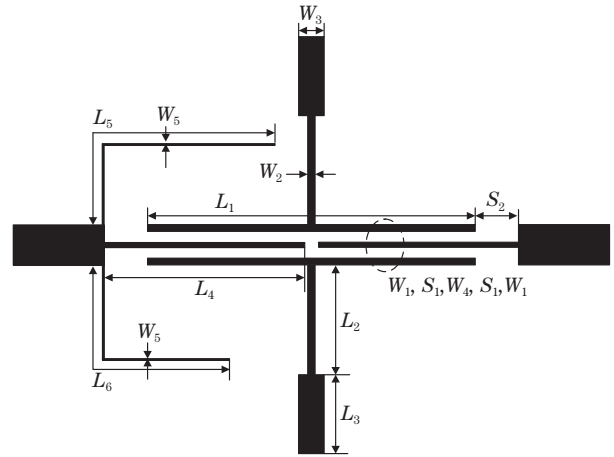


图 2 双陷波超宽带滤波器结构
Fig. 2 Structure of dual notched bands UWB filter

选择各支节的尺寸时,经过计算与优化,确定了谐振器长度 $L_1 \sim L_4$ 和宽度 $W_1 \sim W_4$ 的值。故而需要进行思考判断的是谐振器在陷波中心频率 f 处,开路短枝节总长度为 L_5, L_6 (L_5 与 L_6 研究原理相同,本文以 L_5 为例),宽度为 W_5 对滤波器插入损耗 S_{21} 的影响。在 HFSS (High frequency structure simulator) 仿真软件中分别对加载的两个开路短枝节进行仿真分析,令长度 $L_1 \sim L_4$ 和宽度 W 不变,仿真结果表明随着 L_5 逐渐增大,陷波中心频率 f 在慢慢变小,插入损耗 S_{21} 也在逐渐变化。同样,保持长度 L 和宽度 $W_1 \sim W_4$ 不变,当 W_5 改变时,发现陷波中心频率 f 和插入损耗 S_{21} 也随着 W_5 而变化。

图 3 为不同的 L_5 和 W_5 值与 S_{21} 之间对应的关系图。由图可以看出一个 S_{21} 分别与多个 L_5 值和 W_5 值相对应,即输入一个已知的 S_{21} 时,会有多个 L_5 和 W_5 的值与其对应,即存在多解。

在使用 HFSS 进行仿真设计优化超宽带滤波器时,为得到满足条件的 S_{21} 值,需要不停地调试谐振器在陷波中心 f 处的物理尺寸,增加了研究者的时间和精力。采用本文提出的神经网络逆向建模方法来设计双陷波超宽带滤波器,能够精确快速地根据参数 S_{21} 的值获得与之相对应的陷波中心频率 f 处的长度 L_5 和宽度 W_5 ,且此逆模型一旦建立, S_{21} 与 L_5 和 W_5 的对应关系就可以确定,从而使仿真速

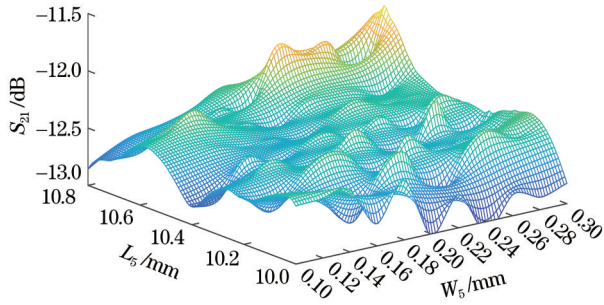


图3 S_{21} 与 L_5 和 W_5 的对应关系

Fig. 3 Correspondence between S_{21} with L_5 and W_5

度和精度得到极大的提升。

4.2 IALO-HBP神经网络逆向建模过程

在双陷波超宽带滤波器的IALO-HBP逆向建模方法中,首先用IALO优化正向模型的权值并保存,之后以Huber函数作为神经网络的评价函数。Huber函数的优势是在提升逆向模型效率的同时还可保证网络的稳定性。建模流程图如图4所示,具体步骤如下:

- 1) 利用HFSS电磁仿真获取超宽带滤波器的实验数据——长度 L_5 、宽度 W_5 、频率 f 和插入损耗 S_{21} ,分为训练集和测试集;
- 2) 采用训练数据训练IALO-HBP神经网络正向模型,其中长度 L_5 、宽度 W_5 、频率 f 为输入参数,插入损耗 S_{21} 为输出参数,得到权值并保存;
- 3) 将由正向模型获得的权值代入神经网络逆向迭代算法,判断残差的绝对值是否大于给定阈值 δ ,如果是,则根据式(22)进行输入参量的更新,否则用式(23)更新网络输入参量,进行逆向迭代;
- 4) 计算模型输出参量与目标参量之间的误差 E ;
- 5) 若满足最小误差函数 E 要求或达到最大迭代次数,则停止更新,最后以实际输入和目标输入之间的误差大小来评价模型的性能。

5 实验验证及仿真结果

采用本文的逆向建模方法对双陷波超宽带滤波器进行建模,从HFSS软件中提取出3000组样本数据,其中 L_5 取值范围为10~11 mm,间隔为0.1 mm; W_5 取值范围为0.1~0.3 mm,间隔为0.02 mm;对应的 f 取值范围为4.9~5.6 GHz,从中选择1500组作为训练数据来训练网络,100组作为测试数据来测试网络性能。通过MATLAB软件编程来实现神经网络逆向迭代算法,经过多次试验,

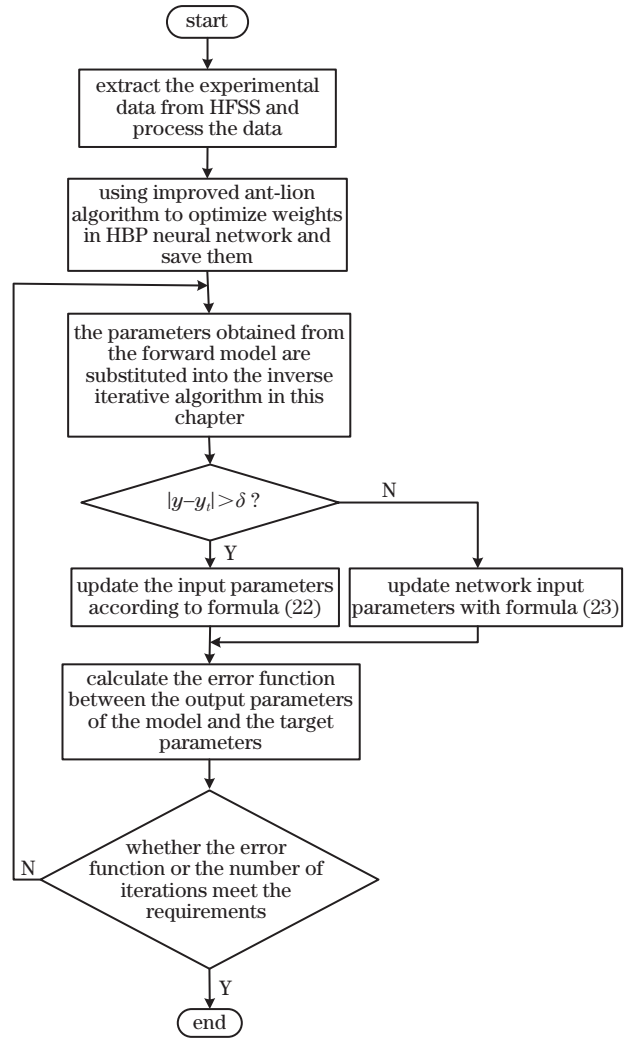


图4 IALO-HBP的双陷波超宽带滤波器逆向建模流程

Fig. 4 Reverse modeling process of double notch ultra-wideband filter based on IALO-HBP

确定用3层神经网络结构进行训练,各层节点数为3-27-1,输入层为3个节点: L_5 、 W_5 和 f ,此时输出层节点为 S_{21} ,误差限设为 10^{-6} ,ALO中种群规模为50,最大迭代次数为200,通过实验发现当参数 δ 取1.32时,模型误差最小。

将此逆模型输出结果分别与HFSS仿真软件实际输出、BP逆模型输出、遗传算法优化的HBP(GA-HBP)逆模型的输出和IALO-HBP逆模型的输出进行对比,四种优化的逆向建模方法采用相同的神经网络结构,种群规模一致,针对100组测试数据,采用4.2节的建模过程分别进行建模,得出的结果如图5~7所示。

通过观察图5~7可以得出,四种逆向模型都可以对 L_5 、 W_5 和 f 进行很好的拟合,本文提出的IALO-HBP逆模型的拟合效果最好,GA-HBP逆

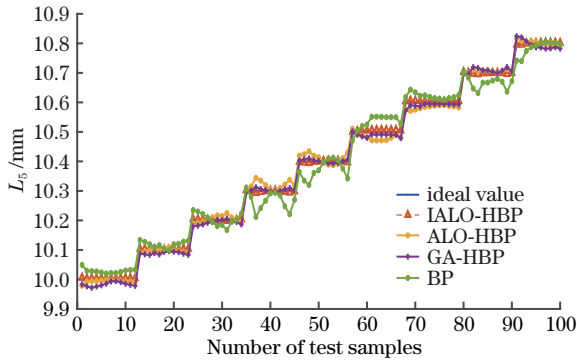


图 5 四种逆向模型输出 L_5 值与 HFSS 实际值的对比图
Fig. 5 Comparison of the output values L_5 of the four inverse models with the actual values of HFSS

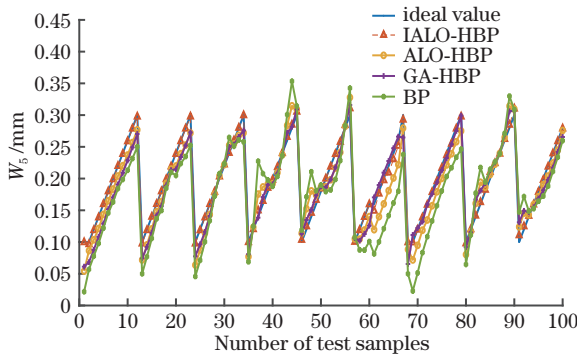


图 6 四种逆向模型输出 W_5 值与 HFSS 实际值的对比图
Fig. 6 Comparison of the output values W_5 of the four inverse models with the actual values of HFSS

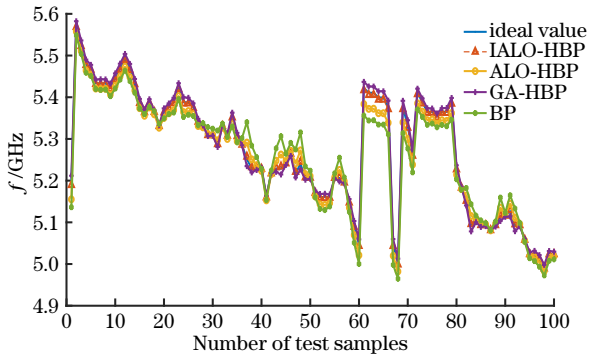


图 7 四种逆向模型输出 f 值与 HFSS 实际值的对比图
Fig. 7 Comparison of the output values f of the four inverse models with the actual values of HFSS

模型和 ALO-HBP 逆模型的拟合效果次之,但是明显比 BP 逆模型的拟合精度高。

通过收敛曲线能够快速直观地判断出算法性能的优劣,图 8 为本文提出的 IALO 和 GA、ALO 的收敛曲线图,从图中可以看出 ALO 算法比 GA 算法的收敛速度快,而 IALO 在收敛速度上又比 ALO 有极大的提高。其次在适应度上,GA 和 ALO 算法分别

需要 220 次和 200 次迭代,而 IALO 算法只需要 50 次左右即可,由此可知它们之间的差距非常明显。

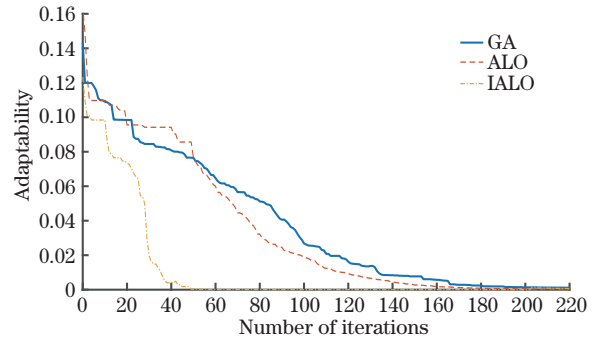


图 8 算法收敛曲线比较图

Fig. 8 Comparison diagram of algorithm convergence curve

表 1 为 BP 逆建模、GA-HBP 逆建模、ALO-HBP 逆建模和 IALO-HBP 四种逆向建模方法从均方误差和建模运行时间两方面进行的比较。从表中可看出,用 BP 直接进行逆向建模的均方误差较大,GA-HBP 逆向建模方法的准确度优于 ALO-HBP 逆向建模方法,但是运行时间有所增加,而本文提出的 IALO-HBP 逆向建模方法在准确度和时间上都有较大的优化,与 ALO 优化的逆向建模方法求得的长度 L_5 、宽度 W_5 和频率 f 的均方误差相比,分别减少了 82.98%、94.17% 和 83.53%,同时网络运行时间也减少了约 59.05%。这些结果表明 IALO-HBP 拟合效果更好。

表 1 四种建模方法的性能比较

Table 1 Performance comparison of four modeling methods				
Reverse modeling method	Mean square error			Running time /s
	L_5 /mm	W_5 /mm	f /GHz	
IALO-HBP	0.0016	6.0507×10^{-4}	0.0014	3.977
ALO-HBP	0.0094	0.0103	0.0085	9.711
GA-HBP	0.0080	0.0062	0.0071	10.038
BP	0.0625	0.1071	0.0364	11.700

6 结 论

提出一种双陷波超宽带滤波器的 IALO-HBP 神经网络逆向建模方法,该方法首先对 ALO 进行改进,即将边界收缩因子 I 连续化,引入动态更新系数 l_1, l_2 ,以及使用柯西变异,同时增加种群的多样性以提高算法的搜索遍历性,从而使算法能够有效地跳出局部最优,最后利用 IALO 算法优化 HBP 神经网络的权值。此逆向建模方法中采用 Huber 函数为代价函数,其目的是优先逼近系统的实际输出,使网

络具有很好的鲁棒性。将此方法应用于双陷波超宽带滤波器中,并将其输出结果与 BP、GA-HBP、ALO-HBP 等逆向建模方法的输出结果进行比较,结果表明本文优化的神经网络逆向模型精度更高,并且其建模速度更快,可以用于实时建模和双陷波超宽带滤波器的设计。

参 考 文 献

- [1] 黄文柔, 欧阳婧. 基于人工神经网络的宽带滤波器设计[J]. 电视技术, 2020, 44(11): 55-57.
Huang W R, Ouyang J. The design of wideband filters based on artificial neural network[J]. Video Engineering, 2020, 44(11): 55-57.
- [2] Cao Y Z, Reitzinger S, Zhang Q J. Simple and efficient high-dimensional parametric modeling for microwave cavity filters using modular neural network [J]. IEEE Microwave and Wireless Components Letters, 2011, 21(5): 258-260.
- [3] Nath M, Gupta B. Analysis of EM scattering in waveguide filter using neural network[J]. International Journal of Electronics and Computer Science Engineering, 2012, 1(2): 639-642.
- [4] 陶秀利, 孙家静, 胡俊等. 基于神经网络的不等纹波宽带多模滤波器设计[C]//2020年全国微波毫米波会议论文集(上册). 2020: 458-460. DOI:10.26914/c.cnkihy.2020.051969.
Tao X L, Sun J J, Hu J, et al. Design of wideband multimode filters with non-equiripple responses based on neural network [C]//2020 Proceedings of the National Microwave and Millimeter Wave Conference (Volume One). 2020: 458-460. DOI: 10.26914/c.cnkihy.2020.051969.
- [5] Kacmajor T, Kant P, Michalski J J. Microwave filter tuning for different center frequencies based on Artificial Neural Network and phase compensation[C]//2014 20th International Conference on Microwaves, Radar and Wireless Communications (MIKON), June 16-18, 2014, Gdansk, Poland. New York: IEEE Press, 2014: 14599199.
- [6] Tomar G S, Kushwah V S, Bhadauria S S. Artificial neural network design of stub microstrip band-pass filters[J]. International Journal of Ultra Wideband Communications and Systems, 2014, 3(1): 38-49.
- [7] 南敬昌, 王梓琦, 高明明, 等. 超宽带滤波器的稀疏贝叶斯正则化逆向神经网络建模[J]. 计算机应用与软件, 2018, 35(10): 232-237.
Nan J C, Wang Z Q, Gao M M, et al. Sparse Bayesian regularized inverse neural network modeling of UWB filter[J]. Computer Applications and Software, 2018, 35(10): 232-237.
- [8] 南敬昌, 臧净, 高明明. 改进蚁群算法的BRBP神经网络功放逆向建模方法[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(1): 012001.
Nan J C, Zang J, Gao M M. Reverse modeling method for BRBP neural network power amplifier based on improved ant colony algorithm[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(1): 012001.
- [9] 胡婷婷. 射频模块的神经网络逆向建模方法研究[D]. 阜新: 辽宁工程技术大学, 2019.
Hu T T. Research on neural network inverse modeling methods of radio frequency modules[D]. Fuxin: Liaoning Technical University, 2019.
- [10] 陶秀利. 基于神经网络的滤波器综合优化设计研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2020.
Tao X L. Synthesis and optimization design of microwave filters based on neural network[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2020.
- [11] 宋海声, 麻林召, 朱恩功, 等. 基于激光诱导击穿光谱与GA-BP神经网络的塑料分类识别[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(15): 153002.
Song H S, Ma L Z, Zhu E G, et al. Plastic classification and recognition by laser-induced breakdown spectroscopy and GA-BP neural network [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(15): 153002.
- [12] 赵世杰, 高雷阜, 于冬梅, 等. 带混沌侦查机制的蚁狮优化算法优化SVM参数[J]. 计算机科学与探索, 2016, 10(5): 722-731.
Zhao S J, Gao L F, Yu D M, et al. Ant lion optimizer with chaotic investigation mechanism for optimizing SVM parameters[J]. Journal of Frontiers of Computer Science and Technology, 2016, 10(5): 722-731.
- [13] 崔东文, 王宗斌. 基于ALO-ENN算法的洪灾评估模型及应用[J]. 人民珠江, 2016, 37(5): 44-50.
Cui D W, Wang Z B. Model and application based on ALO-ENN algorithm in flood disaster evaluation [J]. Pearl River, 2016, 37(5): 44-50.
- [14] 杨晓文, 尹洪红, 韩燮, 等. 基于蚁狮优化的极限学习机的网络分割方法[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(4): 041014.
Yang X W, Yin H H, Han X, et al. Mesh segmentation based on optimizing extreme learning machine with ant lion optimization[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(4): 041014.

- [15] Emary E, Zawbaa H M, Hassanien A E. Binary ant lion approaches for feature selection[J]. *Neurocomputing*, 2016, 213: 54-65.
- [16] 徐钦帅, 何庆, 魏康园. 改进蚁狮算法的无线传感器网络覆盖优化[J]. *传感技术学报*, 2019, 32(2): 266-275.
Xu Q S, He Q, Wei K Y. Modified ant lion optimizer based coverage optimization of wireless sensor network[J]. *Chinese Journal of Sensors and Actuators*, 2019, 32(2): 266-275.
- [17] 刘景森, 霍宇, 李煜. 优选策略的自适应蚁狮优化算法[J]. *模式识别与人工智能*, 2020, 33(2): 121-132.
Liu J S, Huo Y, Li Y. Preferred strategy based self-adaptive ant lion optimization algorithm[J]. *Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 2020, 33(2): 121-132.
- [18] 宗原, 刘登峰, 刘以安. 基于改进蚁狮优化算法的黄酒发酵过程模型的参数辨识[J]. *食品与发酵工业*, 2021, 47(2): 153-159.
Zong Y, Liu D F, Liu Y A. Model parameter identification of rice wine fermentation process based on an improved ant lion algorithm[J]. *Food and Fermentation Industries*, 2021, 47(2): 153-159.
- [19] 南敬昌, 杜晶晶, 高明明. 基于蚁狮算法优化的BP-RBF功放行为模型研究[J]. *微波学报*, 2020, 36(6): 32-37.
Nan J C, Du J J, Gao M M. Research on BP-RBF power amplifier behavior model optimized by ant lion algorithm[J]. *Journal of Microwaves*, 2020, 36(6): 32-37.
- [20] Gupta D, Hazarika B B, Berlin M. Robust regularized extreme learning machine with asymmetric Huber loss function[J]. *Neural Computing and Applications*, 2020, 32(16): 12971-12998.
- [21] Balasundaram S, Prasad S C. Robust twin support vector regression based on Huber loss function[J]. *Neural Computing and Applications*, 2020, 32(15): 11285-11309.
- [22] 张福领, 翟珊, 潘俊, 等. 类Sagnac干涉仪结构的三维多微环谐振滤波器[J]. *中国激光*, 2020, 47(11): 1113003.
Zhang F L, Zhai S, Pan J, et al. Three-dimensional multi-microring resonance filter based on Sagnac-like interferometer[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2020, 47(11): 1113003.
- [23] 刘俊杰, 王道斌, 拓明珊, 等. 相干光FBMC-OQAM系统的时间偏移和信道联合估计算法[J]. *中国激光*, 2020, 47(11): 1106001.
Liu J J, Wang D B, Tuo M S, et al. Joint estimation algorithm of time offset and channel response for coherent optical FBMC-OQAM systems[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2020, 47(11): 1106001.
- [24] 南敬昌, 左嫣然, 高明明. 一种基于开路枝节加载的新型双陷波超宽带滤波器[J]. *重庆邮电大学学报(自然科学版)*, 2020, 32(6): 976-983.
Nan J C, Zuo Y R, Gao M M. A novel UWB filter with dual notched bands based on open-circuit stub loading[J]. *Journal of Chongqing University of Posts and Telecommunications (Natural Science Edition)*, 2020, 32(6): 976-983.