

doi: 10.7690/bgzdh.2026.04.016

基于遗传-粒子群变异算法的超材料吸波体设计

戴书浩, 孙俊, 张莉

(昆明理工大学信息工程与自动化学院, 昆明 650500)

摘要: 针对超材料吸波体在设计过程中消耗时间过多且设计效果不佳等问题, 提出遗传-粒子群变异算法。将二进制编码后的超材料吸波体表面结构作为优化对象, 经过遗传-粒子群变异算法优化后, 得到一个具有高适应度值的超材料吸波体结构。COMSOL 仿真结果表明, 该吸波体在 9.3~17.4 GHz 频段内对正入射电磁波的吸波率大于 90%, 吸波带宽为 8.1 GHz。该设计方法具有易于实现、设计时间短、吸波体具有宽带吸波等特点, 大大降低了超材料吸波体的设计难度。

关键词: 超材料; 吸波体; 遗传算法; 粒子群算法

中图分类号: TB34 **文献标志码:** A

Design of Metamaterial Absorber Based on Genetic Particle Swarm Mutation Algorithm

Dai Shuhao, Sun Jun, Zhang Li

(Faculty of Information Engineering and Automation, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, China)

Abstract: Aiming at the problems of consuming too much time and poor design effect in the design process of metamaterial absorbers, a genetic-particle swarm optimization mutation algorithm is proposed. The metamaterial absorber surface structure with binary coding is taken as the optimization object, and a metamaterial absorber structure with high fitness value is obtained after the optimization of the genetic-particle swarm optimization mutation algorithm. The COMSOL simulation results show that the absorbing rate of the absorber is more than 90% for normal incident electromagnetic waves in the frequency band of 9.3 to 17.4 GHz, and the absorbing bandwidth is 8.1 GHz. The design method has the characteristics of easy realization, short design time, broadband wave absorption of the wave absorber and the like, and the design difficulty of the metamaterial wave absorber is greatly reduced.

Keywords: metamaterial; absorber; genetic algorithm; particle swarm optimization

0 引言

超材料作为一种新型的人工电磁材料, 具有天然材料所不具有的特殊电磁性质, 使得其在各个领域^[1-4]得到了较好的应用。在吸波体材料的研究过程中随着日益复杂的电磁波环境, 对于吸波材料的要求也逐渐升高, 传统吸波材料已经难以同时满足吸波带宽、材料轻薄等需求, 超材料也逐渐被运用到吸波体设计当中。2008年, Landy等^[5]在微波段首次实现了对电磁波单频点的完美吸收, 此工作成为了超材料吸波体研究的开端。Liu等^[6]提出一种超材料吸波体结构实现了双频率点的吸收效果。陈萍等^[7]利用2个同心圆环的谐振结构设计出了一款超材料吸波体能够达到双频吸波的效果, 并讨论了吸波体结构参数对吸波效果的影响。Bhattacharyya等^[8]利用三谐振环实现了超材料吸波体在3个频率点具有高吸波率。Huang等^[9]对不同尺寸的I型结

构吸波体进行了研究, 将不同效果的结构叠加实现了对电磁波的宽频吸收。

基于上述研究, 超材料吸波体的性能主要取决于其表面的谐振结构, 设计过程的难点在于选取合适的谐振结构及尺寸参数。通常情况下, 谐振结构设计主要依赖于设计者的经验, 并通过试错法验证所设计的谐振结构是否具有有良好的吸波效果, 随后设计者需要通过参数扫描的方法优化谐振结构的尺寸参数。通过上述方法获取到的超材料吸波体模型, 其主要以多频点吸波或者窄带吸波为主, 吸波带宽不佳。此外, 经验设计与试错法并非每次都能设计出具有良好吸波效果的谐振结构, 这种不确定性导致谐振结构设计所需要的时间过长。再加上参数扫描所需要的优化时间, 使得超材料吸波体的整体设计需要花费大量的时间成本与计算成本。为了攻克此难点, 降低设计过程对人工的依赖, 减少设计所

收稿日期: 2024-12-01; 修回日期: 2025-01-16

基金项目: 国家自然科学基金(52166001)

第一作者: 戴书浩(1997—), 男, 重庆人, 硕士。

需的时间成本与计算成本。Wang 等^[10]证明了遗传算法在超材料吸波体优化中的可行性并且实现了特定频率点的低反射率。常红伟等^[11]利用加权实数编码遗传算法对吸波体的结构参数进行了优化处理，使得吸波带宽在原有基础上大大提升，一定程度上摆脱了设计对人工的依赖。

笔者在传统遗传算法(GA)的基础上，将原算法变异算子替换为粒子群变异算子得到了遗传-粒子群变异算法(GA-PSO)。将该算法运用到超材料吸波体的优化设计中，得到了一个高适应度值的超材料吸波体。仿真结果表明，电磁波正入射的情况下该超材料吸波体在 9.3~17.4 GHz 频段内具有高于 90%的吸波率。同时还分析了该超材料吸波体与自由空间的阻抗匹配情况。除此之外，对比了遗传-粒子群变异算法与传统遗传算法的性能，从优化过程及结果可以看出：遗传-粒子群变异算法的优化速率提升 50%，且优化结果适应度值提升 100%。由于粒子群变异算子的加入大大降低了变异的盲目性，使得优化过程中的适应度函数值得到了大幅度的提升。

1 模型设计及优化

1.1 算法设计

遗传算法^[12]是一种模拟生物进化过程得到的优化算法，为了模拟生物进化与遗传学的过程，算法将优化对象的二进制编码作为个体的基因型，并且提出了选择算子、交叉算子、变异算子等对个体基因进行相应处理。遗传算法因其具有较强的鲁棒性被广泛运用于图像处理^[13-14]、路径优化^[15-16]等各方面。并且遗传算法具有较强的全局寻优能力，十分适合于数据量庞大的超材料吸波体的优化设计中。遗传算法在其变异过程中采用的变异算子是通过随机个体基因随机概率进行的随机变异。

$$A = (01101111) \xrightarrow{T=\text{rand}()} B = (00101101) \quad (1)$$

式中 A 矩阵随机出第 1 位与第 7 位并以随机概率 T 变异成为新的矩阵 B 。这种变异方式存在盲目性，容易使得算法在优化过程中将优良个体破坏；所以，笔者准备使用一种新的变异策略算子替换传统的变异算子，以消除变异过程的盲目性。

粒子群算法是 Kennedy 等^[17]受到鸟类种群觅食策略启发后共同提出的，其特点是种群在改变的过程中，每个粒子的改变策略与种群整体位置以及个体历史位置有关，使得该算法粒子位置的改变具有

方向性。笔者基于粒子群算法提出粒子群变异算子，对每次选择交叉后的基因进行变异处理，使得种群中的个体与个体的历史位置有关，依靠这种具有方向性的变异方式可以消除随机变异带来的盲目性，使种群中的个体始终向着较好的方向发展。变异算子的变异过程为：

$$v_{i,d}(t+1) = w * v_{i,d}(t) + c_1 * \text{rand}() * (p_{i,d} - A_{i,d}) + c_2 * \text{rand}() * (q_d - A_{i,d}); \quad (2)$$

$$a(t) = \begin{cases} 1 - 2 / (1 + \exp(-v_{i,d}(t))) & v_{i,d} \leq 0 \\ 2 / (1 + \exp(-v_{i,d}(t))) - 1 & v_{i,d} > 0 \end{cases}; \quad (3)$$

$$A_{i,d}(t) = \begin{cases} \sim A_{i,d}(t) & a(t) \geq \text{rand}() \\ A_{i,d}(t) & \text{其他} \end{cases} \quad (4)$$

式中： t 为当前迭代次数； c_1 、 c_2 分别为自我学习因子和社会学习因子； w 为惯性权重； $A_{i,d}$ 为第 i 个体的第 d 个基因； $v_{i,d}$ 为 $A_{i,d}$ 对应的速度； $p_{i,d}$ 和 q_d 分别为当前群体最优中第 i 个体的第 d 个基因和个体最优的第 d 个基因； $a(t)$ 为位置变化概率。随着迭代的进行，位置变化概率也会因为历史位置信息与迭代次数发生变化。当位置变化概率足够大时，粒子群变异粒子控制个体基因进行取反运算，从而到达个体基因变异的目的。式(5)为粒子群变异粒子的变异过程，每个基因的位置变化概率分别标注在其上方。

$$A = \begin{matrix} & 0.81 & 0.90 & 0.12 & 0.91 & 0.63 & 0.09 & 0.28 & 0.54 \\ (0 & 1 & 1 & 0 & 1 & 1 & 1 & 1) \end{matrix} \quad (5)$$

$a(t) \geq (\text{rand}() = 0.80)$
 $\rightarrow B = (10111111)$

由以上思路得到了一种新的算法，其具有遗传算法较强的全局搜索能力的同时，由于粒子群变异算子的加入消除了变异的盲目性，整体上表现为搜索具有方向性，而不是与传统遗传算法一样进行盲目的随机搜索。将新算法运用到超材料吸波体的优化设计中，算法流程如图 1 所示。

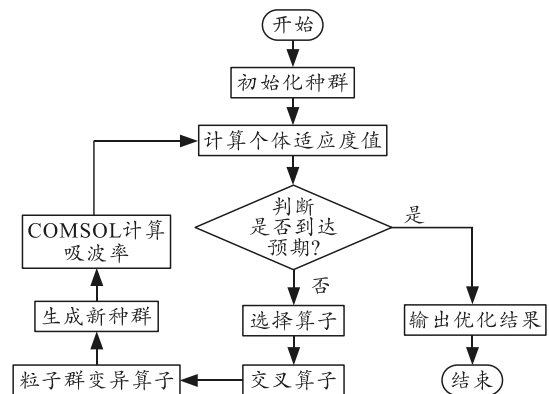


图 1 遗传-粒子群变异算法流程

仿真优化过程采用 Matlab 与 COMSOL MULTIPHYSICS 5.6 WITH Matlab 进行联合编程仿真优化。首先利用 Matlab 的生成随机种群数组以及基因粒子速度数组，将随机种群数组传递给 COMSOL 计算吸波率曲线 $A(\omega)$ ，而后根据吸波率曲线以及适应度函数公式计算出适应度 f 返回给遗传-粒子群变异算法。优化算法会根据适应度值判断种群是否达到预期要求，没有则进入循环，达到预期则退出循环并输出优化结果。优化种群数组大小设置为 30，个体基因数为 64，交叉概率为 0.4。

1.2 吸波率

吸波率与适应度函数在吸波体的设计过程中，吸波率 $A(\omega)$ 作为评估超材料吸波体吸波性能的重要指标，可以表示为：

$$A(\omega) = 1 - R(\omega) - T(\omega) \tag{6}$$

式中：

$$R(\omega) = |S_{11}|^2 \tag{7}$$

$$T(\omega) = |S_{21}|^2 \tag{8}$$

为了使得吸波体的吸波率达到最大，模型应该尽可能地最小化反射率和透射率。由于笔者模型的结构为 3 层模型，其基底为铜金属衬底，此时传输系数 S_{21} 为 0。因此式(6)可简化为：

$$A(\omega) = 1 - R(\omega) \tag{9}$$

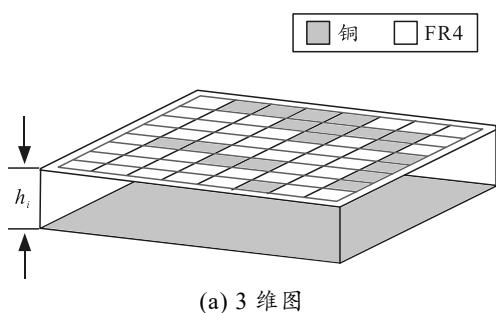
吸波率作为评估吸波体吸波性能的重要指标，但是在优化过程中为了尽可能地获取高吸波率模型，不能直接将吸波率作为算法的适应度函数。在考虑需求之后，可知适应度函数需要在满足多数频率点的吸波率高于 90% 的同时尽可能地提高整体吸波率；所以，笔者选择适应度函数：

$$f = M * (\sum F_i / (F_{max} - F_{min} + 1)) + N * A(\omega) \tag{10}$$

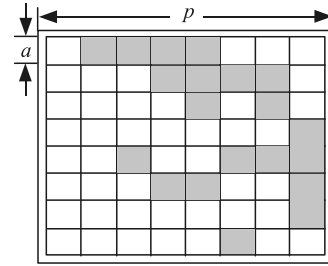
式中： F_i 为吸波率大于 0.9 的频率点数量； F_{max} 为最大频率点； F_{min} 为最小频率点； M 、 N 分别为权值， $M=12.8$ ， $N=0.2$ 。

1.3 吸波体结构参数

吸波体的整体结构如图 2 所示。



(a) 3 维图



(b) 正视图

0	1	1	1	1	0	0	0
0	0	0	1	1	1	1	1
0	0	0	0	1	0	1	0
0	0	0	0	0	0	0	1
0	1	1	0	0	1	1	1
0	0	0	1	1	0	0	1
0	0	0	0	0	0	0	1
0	0	0	0	0	1	0	0

(c) 二进制编码图

图 2 吸波体建模结构

模型的周期边长为 $p=8.4$ mm，介质层由介电常数为 4.2 的 FR4 组成，其厚度为 $h_i=2.6$ mm。基底为金属铜片，其厚度为 $h_m=0.035$ mm。

图 2(b) 结构为 8*8 的吸波材料阵列，阵列中每个吸波材料的边长为 $a=1$ mm 的正方形，顶部数字编码主要是根据有无吸波材料决定，“1”表示此处有吸波材料，“0”表示此处没有吸波材料，由此可以将吸波体顶层图案转化为二进制编码，以便于输入遗传-粒子群变异算法并进行下一步工作。

2 可行性分析

在算法优化过程中，适应度值作为优化算法的优化依据，能够直观地反映出优化算法优化过程，如图 3 所示。

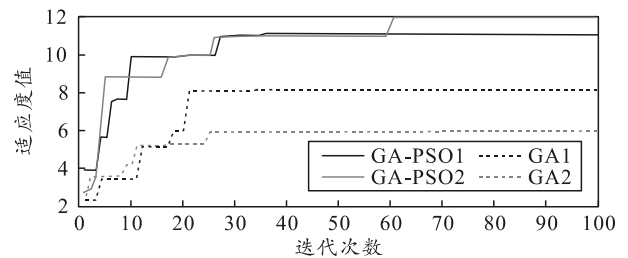


图 3 适应度函数变化

2 条实线为 2 次遗传-粒子群变异算法优化过程所得的适应度函数值曲线，2 条虚线为传统遗传算法优化过程所得的适应度函数值曲线。可以清晰地看见 2 种算法的适应度函数值均在迭代次数为 30 次左右时开始趋于平稳，此时优化所得的超材料吸波体结构可以认为是本次算法优化所得的最优结果。由此可见，遗传-粒子群变异算法保留了传统遗传算法的搜索能力。但是在算法的适应度函数趋于

平稳之后,遗传-粒子群变异算法依然具有较强的搜索能力,避免当前解为局部最优解。由 GA-PSO2 的适应度曲线可以看出:在第 58 次迭代后算法跳出了局部最优解,给出了具有更好适应度值的超材料吸波体模型。相反,传统遗传算法会比较容易陷入局部最优,导致优化效果差。另外在 2 种算法优化过程中,适应度值都达到 6 左右时,传统遗传算法的迭代次数分别为 18 和 25 次,平均每次迭代优化提升的适应度值为 0.24~0.34;遗传-粒子群变异算法的迭代次数为 4 和 5 次,平均每次迭代优化提升的适应度值为 1.2~1.5。从数值上来看,遗传-粒子群变异算法的平均优化速率是传统遗传算法的 4~5 倍左右。不难看出相较于传统遗传算法,遗传-粒子群变异算法能够在较少迭代次数的情况下到达传统遗传算法趋于平稳时的最优结果。并且在遗传-粒子群变异算法优化趋于平稳之后,适应度函数值相较于传统遗传算法提高了 50%左右。这说明在粒子群变异算子的改进下,使得算法在优化的过程中具有了方向性的变化策略,在优化过程中能够更快地搜索到更好的结果,并且有效地避免了算法陷入局部最优解。

为了进一步说明优化算法的性能,还需要关注算法优化结果。图 4 中记录了每个适应度函数值曲线对应的吸波体表面结构以及吸波体结构的吸波率曲线。

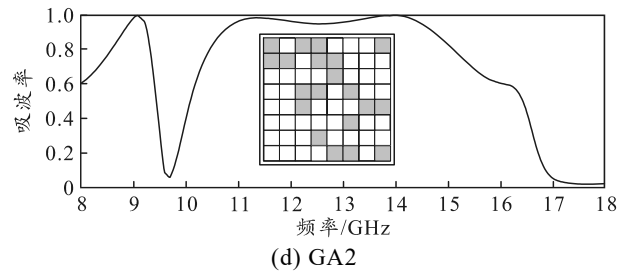
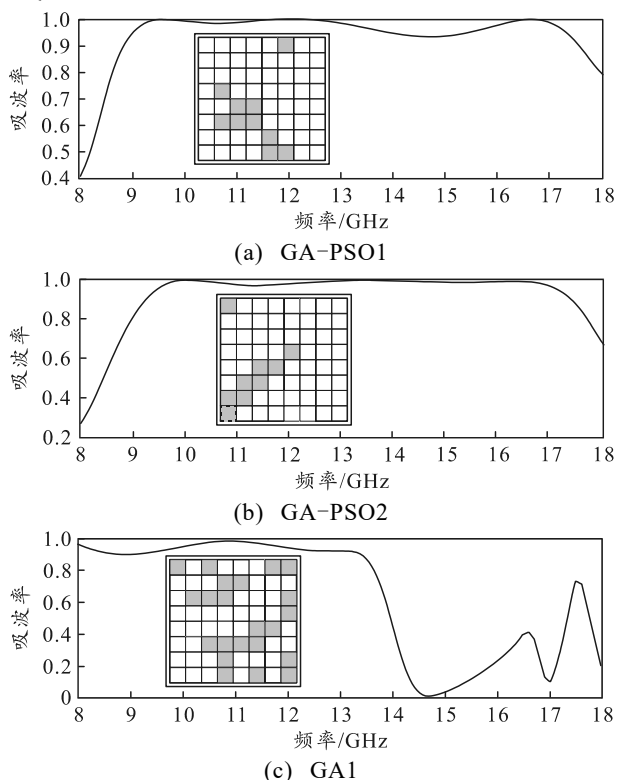


图 4 吸波体结构及吸波率

图 4 中(a)、(b)为经过遗传-粒子群变异算法优化得到得吸波体结构及吸波率曲线,图 4(a)、(b)吸波体结构吸波率在 90%以上的有效吸波频段分别在 8.3~16.6 GHz、9.3~17.3 GHz,有效吸波带宽分别为 8.3 和 8 GHz。图 4(c)、(d)为经过传统遗传算法优化得到的吸波体结构,吸波率在 90%以上的有效吸波频段分别在 7.4~13.3 GHz、10.7~14.7 GHz,有效吸波带宽分别为为 5.9 和 4 GHz。从有效吸波带宽数值上可以看出,相较于传统遗传算法,遗传-粒子群变异算法优化结果的有效吸波带宽提升了 50%左右。

综上,传统遗传算法经过粒子群变异算子的改进后,用于超材料吸波体的优化设计中使得算法的适应度值提升更快且在平稳后适应度值更高,这说明优化速率得到了大大的提升且总体吸波率高。从得到的吸波体模型仿真结果上看:改进后的算法得到的超材料吸波体吸波频段更宽。说明遗传-粒子群变异算法对于超材料吸波体的优化设计具有更强的优化性能。

3 优化结果与分析

3.1 优化结果

优化结果如图 5 所示,图中超材料吸波体结构是通过遗传-粒子群变异算法得到的。

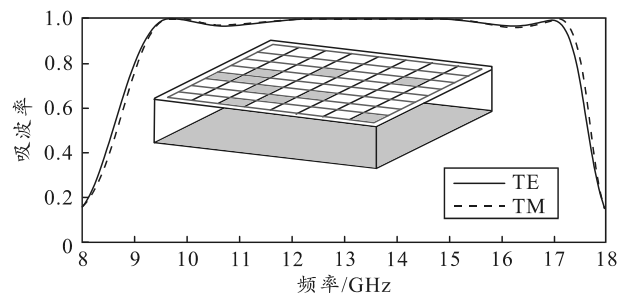


图 5 吸波体结构及吸波率

将获得的超材料吸波体表面结构通过 COMSOL 仿真软件进行仿真。仿真过程中,电磁波波矢沿 z 轴方向入射,电场振动方向垂直于 $x-z$ 平面为 TE 极化,磁场振动方向垂直于 $y-z$ 平面为 TM

极化。图 5 中实曲线与虚曲线分别为 TE 极化下超材料吸波体的吸波率曲线与 TM 极化下超材料吸波体的吸波率曲线，吸波率基本一致。从吸波率曲线可以看出：超材料吸波体在 9.3~17.4 GHz 频段内吸波率高于 90%，吸波带宽为 8.1 GHz，相对吸波带宽为 60%，对频率点吸波率的进行处理计算后，可知该吸波体在工作频段内平均吸波率为 98.56%，并且在 11.8~15.3 GHz 频段内拥有大于 99% 的完美吸波率，可见该吸波体具有良好的高吸波率特性。

3.2 仿真参数分析

为了使电磁波更好地进入到超材料吸波体内部，超材料吸波体必须实现与自由空间的阻抗匹配，从而减小超材料吸波体对电磁波的反射率。获取超材料吸波体的等效输入阻抗，笔者将通过有限元仿真获取的数据使用等效参数提取方法处理通过仿真获取的散射参数，从而计算出超材料吸波体的等效阻抗，等效阻抗^[18]提取公式为：

$$Z_{\text{eff}} = \sqrt{\frac{(1+S_{11})^2 - S_{21}^2}{(1-S_{11})^2 - S_{21}^2}} \quad (11)$$

另外，超材料吸波体采用了“三明治”结构，底板为铜片，透射率为 0，式(11)简化为：

$$Z_{\text{eff}} = (1+S_{11})/(1-S_{11}) \quad (12)$$

结合式(7)、(9)、(12)可以知道：当等效阻抗等于 1 时，超材料吸波体的吸波效果到达最佳，这也说明此时的超材料吸波体与自由空间实现了完美阻抗匹配。等效阻抗与吸波率关系如图 6 所示。

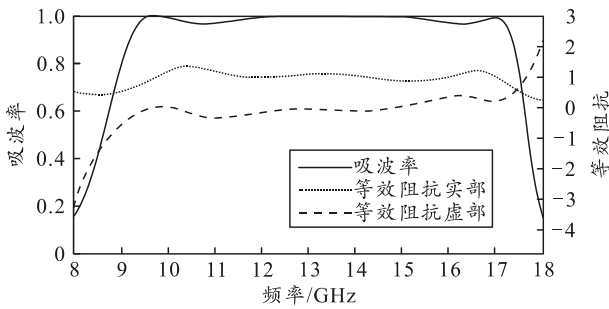


图 6 等效阻抗与吸波率关系

从图 6 中可以清晰地看出：在超材料吸波体具有高吸波率的频段内，超材料吸波体等效阻抗的实部一直在 1 附近波动，且虚部在 0 附近波动。此时，超材料吸波体的等效阻抗趋近于 1，说明在高吸波率频段内超材料吸波体的输入阻抗与自由空间阻抗基本相同，实现了材料与自由空间的阻抗匹配使得入射电磁波更好地被材料吸收并损耗。在位于吸波曲线两端的低吸波率频段内，虽然超材料吸波体等效阻抗的实部仍然在 1 附近波动，但是其虚部已经

向下或者向上大大偏离 0。此时，超材料吸波体的等效阻抗因虚部值的变化，使得超材料吸波体与自由空间的阻抗匹配程度下降，最后导致超材料吸波体的吸波率迅速下降，无法到达所需要的吸波率。

3.3 电磁损耗分析

为了更加直观地观察电磁波在入射到超材料吸波体之后电磁波能量损耗过程，如图 7—9 所示。

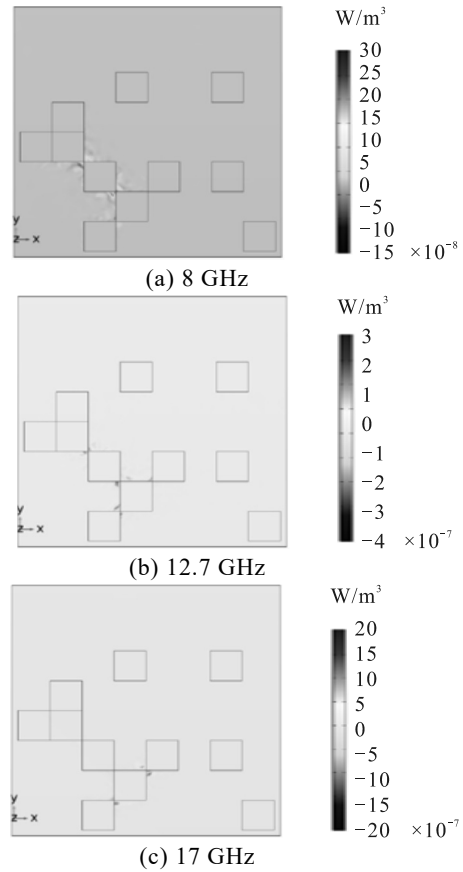
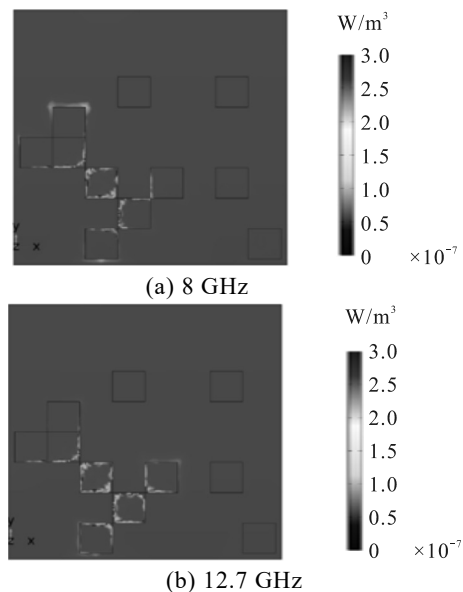
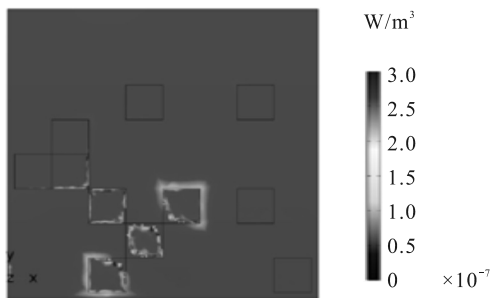


图 7 磁损耗

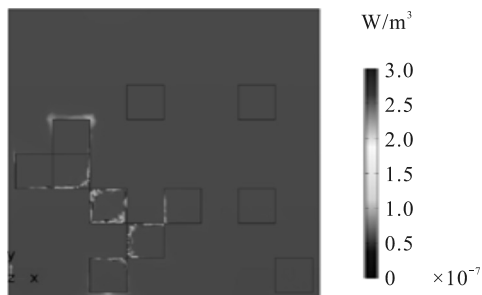


(b) 12.7 GHz

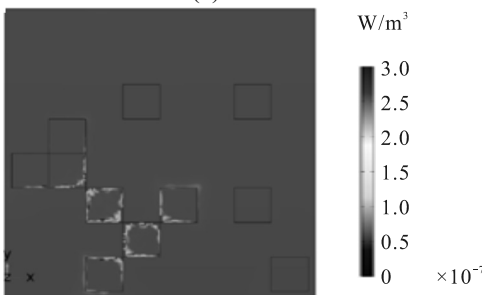


(c) 17 GHz

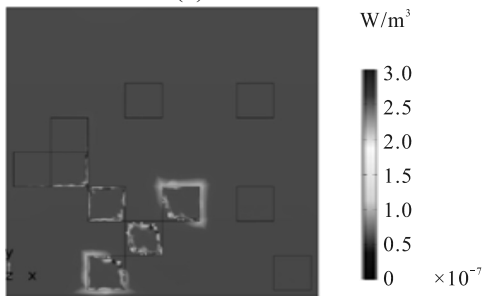
图 8 电阻损耗



(a) 8 GHz



(b) 12.7 GHz



(c) 17 GHz

图 9 总损耗

在 3 个频率点上，可以看出磁损耗几乎为 0，可以忽略不计，那么电磁总损耗主要以电阻损耗为

表 1 本文中提出的超材料吸波体模型与文献所提模型对比

模型	设计方法	相对带宽/%	周期边长	模型厚度/mm	工作频段/GHz
文献[19]	经验设计	37.60	$0.372\lambda_0 \times 0.372\lambda_0$	2.900	10.8~15.8
文献[20]	经验设计	22.20	$0.196\lambda_0 \times 0.196\lambda_0$	4.400	6.0~7.5
文献[21]	经验设计	59.15	$0.289\lambda_0 \times 0.289\lambda_0$	4.800	5.0~9.2
文献[22]	BF-PSO	30.20	$0.699\lambda_0 \times 0.726\lambda_0$	1.579	3.49~4.73
本文中	GA-PSO	60.70	$0.374\lambda_0 \times 0.374\lambda_0$	2.600	9.3~17.4

笔者所设计的超材料吸波体具有较宽的相对吸

主。电阻损耗在吸波率较低的 8 GHz 频率点处相较于高吸波率的 12.7 与 17 GHz 频率点处，色块较少强度偏低，表明其损耗较小，无法将电磁波能量转换为其他形式的能量消耗掉。因此 8 GHz 频率点的吸波率远低于 12.7 与 17 GHz 频率点的吸波率。

在 3 个频率点的总损耗图中，靠右和靠上位置共 4 个结构单元没有能量损耗，故推测这 4 个单元不参与到超材料吸波体的吸波工作中，如图 10 所示。

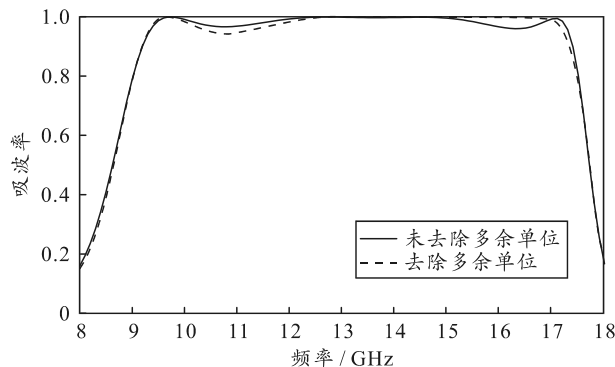


图 10 有无多余结构单元吸波率对比

对比去除多余结构单元与未去除多余结构单元 2 种情况下的吸波率曲线，2 条曲线的走势基本一致。在去除多余结构单元后，吸波率曲线在 11 GHz 频点附近有稍微下降，但其吸波率仍然大于 90%，在 16 GHz 频点附近吸波率有所上升，使得吸波率大于 99% 的频段变为 12.3~16.9 GHz。综合看来，在去除 4 个无能量损耗的结构单元之后，整体吸波频段与吸波率无较大变化，这说明在优化过程中，某些结构单元的改变不会带来吸波率以及适应度值的改变。在实际的应用当中，为了节省材料，需要尽可能地减少结构单元，可以在超材料吸波体经过算法优化之后，再通过仿真结果将不参与吸波工作的结构单元去除，以到达节省材料的目的。

3.4 综合比较

将通过优化算法获取的超材料吸波体与文献中的超材料吸波体模型进行比较，如表 1 所示。

波带宽，且模型厚度较薄。工作频段高达 8.1 GHz。

并且通过遗传-粒子群变异算法优化所得,无需人工设计,节省时间。

4 结论

笔者提出遗传-粒子群变异算法优化超材料吸波体表面结构,从而减小超材料吸波体在设计过程中人工设计过程带来的不确定性。对比实验结果证明:相较于传统遗传算法,遗传-粒子群变异算法在优化过程中在适应度值、吸波率以及算法优化速率等方面都得到了大的提升。通过该算法得到了一个超材料吸波体模型,其在频段 9.3~17.4 GHz 吸波率大于 90%,平均吸波率为 98.56%。并通过散射参数提取等效阻抗分析吸波体吸波机理。通过 COMSOL 画出电磁波能量损耗直观地展示了电磁波能量的损耗过程。结果表明:该方法在超材料吸波体的设计过程中能节省大量时间,具有一定的应用价值。

参考文献:

- [1] 赵振宇, 刘海文, 陈智娇, 等. 基于超材料角反射面的高增益高效率双圆极化 Fabry-Perot 天线设计[J]. 物理学报, 2022, 71(4): 71-79.
- [2] REN Z H, DONG B W, QIAO Q F, et al. Subwavelength on-chip light focusing with bigradient all-dielectric metamaterials for dense photonic integration[J]. 信息材料(英文), 2022, 4(2): 139-151.
- [3] 王玥, 崔子健, 张晓菊, 等. 超材料赋能先进太赫兹生物化学传感检测技术的研究进展[J]. 物理学报, 2021, 70(24): 301-320.
- [4] LEE Y Y, KIM R M, IM S W, et al. Plasmonic metamaterials for chiral sensing applications[J]. NANOSCALE, 2020, 12(1): 58-66.
- [5] LANDY N I, SAJUYIGBE S, MOCK J J, et al. Perfect metamaterial absorber[J]. Physical Review Letters, 2008, 100(20): 207402.
- [6] LIU X, LAN C, LI B, et al. Dual band metamaterial perfect absorber based on artificial dielectric "molecules"[J]. Scientific Reports, 2016, 6: 28906.
- [7] 陈萍, 卢玉娇, 叶明旭, 等. 基于超材料的 X 波段双频吸波体设计研究[J]. 合肥工业大学学报(自然科学版), 2018(3): 368-372.
- [8] BHATTACHARYYA S, GHOSH S, SRIVASTAVA K V. Equivalent circuit model of an ultra-thin polarization-independent triple band metamaterial absorber[J]. Aip Advances, 2014, 4(9): 2158-3226.
- [9] HUANG L, CHOWDHURY D R, RAMANI S, et al. Experimental demonstration of terahertz metamaterial absorbers with a broad and flat high absorption band[J]. Optics letters, 2012, 37(2): 154-156.
- [10] WANG L, WANG T, NIE Y, et al. Synthesis design of metamaterial absorbers using a genetic algorithm[C]// International Symposium on Signals, Systems and Electronics (ISSSE 2010). ZSSSE, 2010.
- [11] 常红伟, 马华, 张介秋, 等. 基于加权实数编码遗传算法的超材料优化设计[J]. 物理学报, 2014, 63(8): 438-444.
- [12] HOLLAND J H. Adaptation in Natural and Artificial System[M]. Ann Arbor: University of Michigan Presss, 1975: 68-73.
- [13] LI L G, SUN L J, GUO J, et al. Identification of Crop Diseases Based on Improved Genetic Algorithm and Extreme Learning Machine[J]. 计算机、材料和连续体(英文), 2020(10): 761-775.
- [14] RAJA R, SWARUP C, KUMAR A, et al. Detection of Behavioral Patterns Employing a Hybrid Approach of Computational Techniques[J]. 计算机、材料和连续体(英文), 2022(7): 2015-2031.
- [15] CAI P P, CAI Y Y, CHANDRASEKARAN I, et al. Parallel genetic algorithm based automatic path planning for crane lifting in complex environments[J]. Automation in Construction, 2016(62): 133-147.
- [16] LIU X, JIANG D, TAO B, et al. Genetic Algorithm-Based Trajectory Optimization for Digital Twin Robots[J]. Frontiers IN Bioengineering AND Biotechnology, 2022, 9: 793782.
- [17] KENNEDY J, EBERHARD R. A discrete binary version of the particle swarm algorithm[C]//the IEEE International Conference on System, Man, and Cybernetics. Florida, Orlando, 1997: 4104-4108.
- [18] SMITH D R, VIER D C, KOSCHNY T, et al. Electromagnetic parameter retrieval from inhomogeneous metamaterials[J]. Physical Review, 2005, 71(3): 036617.
- [19] NGUYEN T Q H, LAM P H, TUNG P D. Wide-angle and polarization-independent broadband microwave metamaterial absorber[J]. Microwave and Optical Technology Letters, 2017, 59(5): 1157-1161.
- [20] YAN L, HE Z H, JIANG W, et al. Design of the Broadband Metamaterial Absorber Based on Dispersed Carbon Fibers in Oblique Incidence[J]. IEEE ACCESS, 2020, 8: 214775-214780.
- [21] SUN L, SUN J, GAO X, et al. Design of Microwave Broadband perfect Absorber Based on Metamaterial[J]. Materials Reports, 2021, 35(12): 12014-12019.
- [22] GUPTA N, SAXENA J, BHATIA K S. Optimized metamaterial-loaded fractal antenna using modified hybrid BF-PSO algorithm[J]. Neural Computing and Applications, 2020, 32(11): 7153-7169.