Modern Physics 现代物理, 2026, 16(6), 317-327
Published Online November 2026 in Hans. https://www.hanspub.org/journal/mp
https://doi.org/10.12677/mp.2026.166032

Hans汉斯

基于电磁波理论和改进重球算法的多层微波吸波电磁参数优化

缪天昊，陈浩勤，陈孝天，孔维宾*，周轩羽

盐城工学院信息工程学院，江苏 盐城

收稿日期：2026年10月18日；录用日期：2026年11月11日；发布日期：2026年11月17日

摘　要

针对多层宽带微波吸波电磁参数优化中材料类型离散、层厚连续以及目标非凸多峰的问题，本文提出自适应角色重球优化算法(Adaptive Role Heavy Ball Optimizer, ARHBO)。该算法保留HBO的重球搜索机制，并引入自适应角色分工、离散材料更新、完整层结构邻域以及局部厚度精修等策略，以增强材料组合与层厚参数的协同搜索能力。实验表明，ARHBO在五层和七层结构中的目标函数均值分别为0.1219和0.1193，标准差分别为0.0133和0.0114，均低于三种对比算法。ARHBO能够获得较好的搜索精度和运行稳定性，可为多层宽带吸波材料选择提供有效的解决方法。

关键词

宽带吸波，重球优化算法，混合变量优化，反射损耗

Optimization of Electromagnetic Parameters of Multi-Layer Microwave Absorbers Based on Electromagnetic Wave Theory and Improved Heavy Ball Algorithm

Tianhao Miu, Haoqin Chen, Xiaotian Chen, Weibin Kong*, Xuanyu Zhou

School of Information Engineering, Yancheng Institute of Technology, Yancheng Jiangsu

Received: October 18, 2026; accepted: November 11, 2026; published: November 17, 2026

*通讯作者。

文章引用: 缪天昊, 陈浩勤, 陈孝天, 孔维宾, 周轩羽. 基于电磁波理论和改进重球算法的多层微波吸波电磁参数优化[J]. 现代物理, 2026, 16(6): 317-327. DOI: 10.12677/mp.2026.166032

Abstract

Aiming at the challenges of discrete material types, continuous layer thickness variables and non-convex multi-modal objective function existing in the electromagnetic parameter optimization of multi-layer broadband microwave absorbers, this paper proposes an Adaptive Role Heavy Ball Optimizer (ARHBO). The proposed algorithm inherits the heavy-ball search mechanism of HBO, and introduces several strategies including adaptive role division, discrete material updating, neighborhood of complete layer structure and local thickness refinement, so as to strengthen the collaborative search capability for material combinations and layer thickness parameters. Experimental results demonstrate that for five-layer and seven-layer structures, the mean objective function values of ARHBO are 0.1219 and 0.1193 with standard deviations of 0.0133 and 0.0114, respectively, which are lower than those of three comparison algorithms. ARHBO achieves favorable search accuracy and operational stability, and can provide an effective solution for the selection of multi-layer broadband absorbing materials.

Keywords

Broadband Absorption, Heavy Ball Optimizer, Mixed-Variable Optimization, Reflection Loss

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.
This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).
http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/
Open Access

1. 引言

电磁吸波结构[1]通过阻抗匹配[2]损耗、磁损耗及多重干涉降低目标表面的反射，是雷达隐身、电磁兼容和微波防护中的重要功能结构。单一材料的电磁参数和厚度通常难以同时满足宽频、薄型与高吸收要求，多层结构则可以利用不同材料频散特性的互补性和层间阻抗渐变，在更宽频段内改善入射波与吸波体之间的匹配。与此同时，吸收带宽和总厚度之间存在物理制约，优化算法[3]可以在既定材料库和几何约束下寻找更合理的材料排列与厚度组合。

多层吸波设计[4]同时包含材料类别选择、层序排列和连续厚度配置。材料编号属于无序离散变量，层厚属于连续变量；多次反射与传播相位耦合使目标函数呈现明显的非线性、非凸性和多峰性。遗传算法、粒子群优化、代理模型等方法已用于此类问题，但仍然出现早熟收敛等现象。

重球优化器(Heavy Ball Optimizer, HBO) [5]通过梯度代理、位置历史和动量项形成具有惯性的搜索轨迹，为连续参数寻优提供了解决方法。然而，基础 HBO 没有针对离散材料和连续厚度的混合变量结构进行专门设计，也缺少保持完整层单元的交换、反转和结构重组操作。本文保留其梯度代理与重球动量机制，再引入自适应角色分工、材料与层协同优化、电磁模型局部精修、重球融合更新策略，形成自适应角色重球优化算法。

2. 多层吸收体的物理模型

图 1 展示了微波吸收体的物理结构模型。均匀平面电磁波沿吸收体表面的法向方向入射，吸收体由 N 层不同材料构成，并在结构背部设置理想电导体(PEC)作为金属背板。各材料层具有不同的厚度，同时其电磁参数随工作频率变化而呈现明显的频散特性。依据电磁波传输线等效理论，多层吸波结构可以等效为若干均匀传输线依次级联形成的网络模型，其中每一层吸波材料对应一段具有特定特性阻抗和传播

常数的传输线。因此，由 N 层材料组成的吸收体可进一步表示为 N 段均匀传输线串联构成的等效电路，其具体形式如图 2 所示[6] [7]。

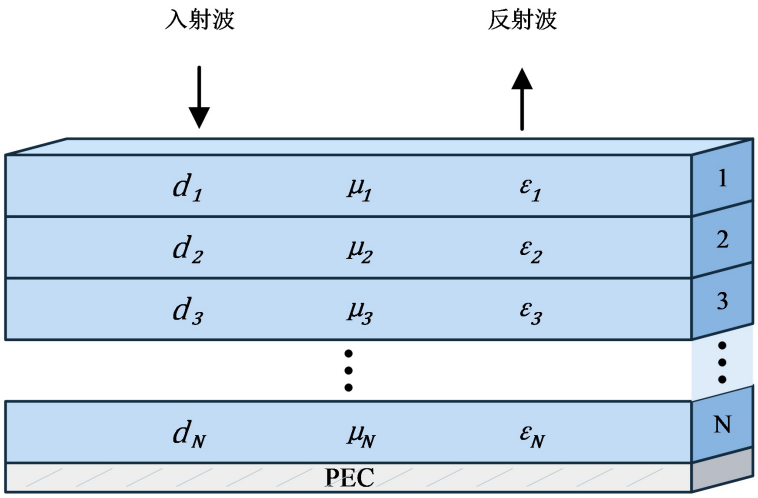


Figure 1. Physical model of the MMA
图 1. MMA 的物理模型

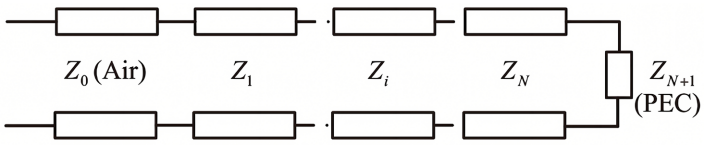


Figure 2. Equivalent circuit of the MMA
图 2. MMA 的等效电路图

在该模型中，以计算得到的损耗值作为评价 MMA 电磁波吸收性能的指标，并将其作为优化目标函数：

$$F_{\text{loss}} = 20\log_{10}\left(\max\left|R\right|\right) \tag{1}$$

其中 R 表示自由空间与吸收介质交界面处的反射系数，其计算公式为：

$$R = \frac{Z_1 - Z_{\text{free}}}{Z_1 + Z_{\text{free}}} \tag{2}$$

其中 Z_{free} 为自由空间的本征阻抗，Z_1 表示吸收体的总输入阻抗。在垂直入射情况下，相应材料层的输入阻抗 Z_i 可表示为：

$$Z_i = \eta_i \frac{Z_{i+1} + j\eta_i \tan\left(\beta_i d_i\right)}{\eta_i + jZ_{i+1}\tan\left(\beta_i d_i\right)}, \quad i < N \tag{3}$$

第 N 层的输入阻抗等效于短路终端传输线的输入阻抗，表达式为：

$$Z_i = j\eta_i \tan\left(\beta_i d_i\right), \quad i = N \tag{4}$$

其中，β_i、d_i 和 η_i 分别为第 i 层的相位常数、厚度和波阻抗。η_i 与 β_i 分别定义为：

$$\eta_i = \sqrt{\frac{\mu_i}{\varepsilon_i}} \tag{5}$$

$$\beta_i = \frac{2\pi f}{c}\sqrt{\varepsilon_{r,i}\mu_{r,i}} \tag{6}$$

其中 μ_i 和 ε_i 分别表示各层材料的磁导率和介电常数；$\mu_{r,i}$ 和 $\varepsilon_{r,i}$ 分别表示相对磁导率和相对介电常数；f 为工作频率，c 为真空中的光速。MMA 设计属于非线性多变量优化问题，既涉及厚度、频率等连续变量，也涉及不同材料组合等离散变量。

3. HBO 基本算法

HBO [2]是一种建立在 HBM 基础上的种群型元启发式算法[8]-[10]，其搜索过程由三个关键规则构成：重球搜索规则 HBSR、有效重球策略 EHBS 和加速收敛机制 ACM。HBSR 提供动量驱动的搜索方向，EHBS 协调探索和开发，ACM 则提高收敛速度和稳定性。

3.1. 重球搜索规则

HBSR 采用重球更新思想构造：

$$X_{\mathrm{HBSR}_i} = X_i^t - \alpha\left(2\nabla f\left(X_i^t\right) - \nabla f\left(X_i^{t-1}\right)\right) + \beta\left(X_i^t - X_i^{t-1}\right) \tag{7}$$

其中步长 α 和动量 β 是重球法的参数，为了进一步扩大多样性并减少过早收敛，对参数加入随机调制。

在群体搜索中，三个不等距位置由当前解、该解的历史位置以及当前全局最优位置构成，近似梯度被改写为：

$$\nabla f\left(X_i^t\right) = \mathrm{randn}\left(Y_0^t s_0^t + Y_1^t s_1^t + Y_2^t s_2^t\right) \tag{8}$$

其中 Y_0、Y_1 和 Y_2 描述最优位置、历史位置、当前位置及随机位置之间的关系；s_0^t、s_1^t 和 s_2^t 为相应的几何插值系数。

为防止当前解和前面的解相同，前面的解定义为：

$$X_i^{t-1} = \left(x^1, x^2, \cdots, x^d, \lambda, \cdots, x^D\right) \tag{9}$$

3.2. 有效重球策略

第一部分利用历史解判断有希望的区域并避开低质量区域：

$$X_{\mathrm{EHBS}_i}^1 = X_p^t + \omega_1 \cdot \left(X_{\mathrm{beat}}^{t-1} - \mathrm{rand} \cdot X_i^{t-1}\right) + \omega_2 \cdot RB \cdot \left(X_M^{t-1} - X_a^t\right) \tag{10}$$

$$X_p^t = X_{\mathrm{beat}}^{t-1} + \omega_1 \cdot \left(X_{\mathrm{HBSR}_i} - \mathrm{rand} \cdot X_M^{t-1}\right) + \mathrm{rand} \cdot \left(X_a^t - X_b^t\right) \tag{11}$$

其中，X_{beat}^{t-1} 是第 $t-1$ 次的最优解，X_M^{t-1} 为第 $t-1$ 次的种群均值，X_a^t 和 X_b^t 为随机个体，$\omega_1 \in [-1,1]$，$\omega_2 \in [-0.5, 0.5]$，RB 来自布朗运动生成的值。

第二部分用于上一代未充分搜索的潜在区域：

$$X_{\mathrm{EHBS}_i}^2 = \begin{cases} X_c^t + \omega_1 \cdot \left(X_{\mathrm{best}}^t - \mathrm{rand} \cdot X_i^t\right) + \omega_2 \cdot RB \cdot \left(X_M^t - X_a^t\right), & \text{if } f\left(X_i^t\right) < f\left(X_M^t\right), \\ X_{\mathrm{best}}^t - \mathrm{rand} \cdot X_M^t + \omega_3 \cdot \left(X_i^t - X_a^t\right) + \omega_2 \cdot \left(X_i^t - X_b^t\right), & \text{else.} \end{cases} \tag{12}$$

$$X_c^t = X_{\mathrm{best}}^t + \omega_1\left(X_{\mathrm{HBSR}_i} - \mathrm{rand} \cdot X_M^t\right) + \mathrm{rand} \cdot \left(X_a^t - X_b^t\right) \tag{13}$$

其中 $\omega_3 \in [0, 0.5]$。

两种 EHBS 根据下式更新：

$$X_{\mathrm{EHBS}_i}=\begin{cases}X^{2}_{\mathrm{EHBS}_i}, & \text{if } f\left(X_M^{t-1}\right)<f\left(X_M^{t}\right),\\ X^{2}_{\mathrm{EHBS}_i}, & \text{else.}\end{cases} \tag{14}$$

3.3. 加速收敛机制

HBO 引入基于 Aitken 的 ACM。修正的 ACM 为：

$$X_{\mathrm{ACM}_i}=S_1-\mathrm{rand}\cdot\frac{\left(S_2-\rho_1\cdot S_1\right)^2}{\mathrm{rand}\cdot S_3-2\,\mathrm{rand}\left(1,D\right)\cdot S_2+\mathrm{rand}\left(1,D\right)\cdot S_1+\varepsilon} \tag{15}$$

其中 $\rho_1\in[-0.5,0.5]$ 的随机数。S_1,S_2,S_3 根据当前最优解与 EHBS 候选解的相对质量自适应选取。

为确保探索和开发的动态平衡采用：

$$X_i^{t+1}=\begin{cases}X_{\mathrm{ACM}_i}, & \text{if } r_7<0.5,\\ Y_i^{t}, & \text{else.}\end{cases} \tag{16}$$

其中 $r_7\in[0,1]$，Y_i^t 的计算可以参阅文献[5]。

最后采用贪婪筛选保留高质量解：

$$X_{i,\mathrm{new}}^{t+1}=\begin{cases}X_i^{t+1}, & \text{if } f\left(X_i^{t+1}\right)<f\left(X_i^{t}\right),\\ X_i^{t}, & \text{else.}\end{cases} \tag{17}$$

4. 改进 HBO 基本算法

原始 HBO 算法通过梯度代理、历史位移信息以及重球动量机制实现连续优化问题求解。然而，多层宽带微波吸波材料优化同时涉及材料类别选择、层厚连续调整以及全频带反射响应优化，具有明显的混合变量、非线性和多峰特征。

4.1. 基于角色分工的自适应搜索策略

本文引入自适应角色分工优化器(Adaptive Role Division Optimizer, ARDO)中的三角色分工机制，根据个体适应度排序将种群划分为先锋、协调者和执行者，并根据不同角色的历史搜索表现动态调整种群比例[11]。每代首先按照目标函数值由小到大对种群进行排序，先锋、协调者和执行者的初始比例分别设为 0.3、0.4 和 0.3。先锋采用较大尺度的随机搜索扩大搜索范围。协调者利用个体之间的差异信息进行区域搜索。执行者结合优质个体和种群差分信息，对当前较优区域进行进一步搜索。

为描述种群个体在适应度上的聚集程度，构造适应度相似度矩阵，并利用其谱半径定义种群相似性指标：

$$A_{ij}=\exp\left[-\left(\frac{C_i-C_j}{\sigma_c}\right)^2\right],\qquad \sigma_c=\max\left[10^{-12},0.01\max\left(\left|f_{\mathrm{best}}\right|,10^{-8}\right)\right],\qquad c=\frac{\rho(A)}{N} \tag{18}$$

式中，C_i 和 C_j 为第 i 和第 j 个个体的目标函数值，f_{best} 为当前最优目标值，$\rho(A)$ 为矩阵 A 的谱半径，N 为种群规模。c 反映当前种群在适应度上的聚集程度，并作为协调者选择不同搜索方式的依据。

先锋采用 Lévy 飞行扩大搜索范围，其搜索步长表示为：

$$\boldsymbol{s}_i^{P}=\left[0.01+0.04\left(1-\tau\right)\right]\boldsymbol{L}_{1.5},\qquad \tau=\frac{FE}{FE_{\max}} \tag{19}$$

其中，$\boldsymbol{L}_{1.5}$ 为稳定指数为 1.5 的 Lévy 随机向量，FE 和 $FE_{\max}$ 分别表示当前函数评价次数和最大评价。随

着搜索进行，步长尺度由较大值逐渐减小，使先锋在前期保持较大的搜索跨度，后期逐渐减弱大范围跳跃。

协调者根据种群相似性在两种搜索方式之间切换。当随机数小于 c 时，利用较优个体与较差个体之间的差分信息进行搜索；否则利用随机同伴与当前个体之间的位置差进行更新：

$$\boldsymbol{s}_i^C = \begin{cases} \boldsymbol{u}_1 \odot (\boldsymbol{y}_b - \boldsymbol{y}_w), & \zeta < c, \\ \boldsymbol{u}_1 \odot (\boldsymbol{y}_a - \boldsymbol{y}_i), & \zeta \geq c \end{cases} + \boldsymbol{\eta}(1-\tau)^3 \, \mathrm{e}^{-5\tau} \tag{20}$$

式中，$\boldsymbol{y}_b$ 和 $\boldsymbol{y}_w$ 分别表示相对较优和较差的参考个体，$\boldsymbol{y}_a$ 为随机同伴，$\boldsymbol{u}_1$ 为区间 $[0,1]$ 内的随机向量，ζ 为随机数。$\boldsymbol{\eta}$ 为稀疏高斯扰动向量，各维以 0.1 的概率参与扰动。随着搜索进程推进，扰动幅度快速减小，协调者逐渐由随机扰动转向利用种群内部信息进行搜索。

执行者采用精英引导和个体差分相结合的更新方式：

$$\boldsymbol{s}_i^E = 0.5\boldsymbol{u}_2 \odot (\boldsymbol{y}_e - \boldsymbol{y}_i) + (0.3 + 0.3u_3)(\boldsymbol{y}_{r_1} - \boldsymbol{y}_{r_2}) \tag{21}$$

其中，$\boldsymbol{y}_e$ 从当前种群排名前 20%的个体中随机选取，$\boldsymbol{y}_{r_1}$ 和 $\boldsymbol{y}_{r_2}$ 为随机选取的两个个体，$\boldsymbol{u}_2$ 为随机向量，u_3 为随机数。

为使三类搜索方式能够随搜索过程动态调整，本文根据各角色产生有效候选解的情况更新其种群比例。设第 j 类角色的累计成功次数和使用次数分别为 S_j 和 U_j，则

$$a_j = \frac{S_j}{\max(U_j, 1)}, \qquad w_j = 0.1 + 0.7\frac{a_j}{\sum_{l=1}^{3} a_l}, \qquad j = 1,2,3 \tag{22}$$

其中，a_j 表示第 j 类角色的历史更新表现，w_j 为下一代对应角色的种群比例。

4.2. 重球融合更新策略

本文将重球动量用于层厚搜索，并与上一节得到的角色搜索步长结合，形成新的位置更新方式。

重球更新系数分别表示为：

$$\begin{aligned} \hat{\alpha}_i &= \min\left[0.1, u_1\left(\sqrt{L_i} - \sqrt{\mu_i}\right)^2\right] \\ \hat{\beta}_i &= \min\left[0.8, \left(\frac{u_2\left(\sqrt{L_i} - \sqrt{\mu_i}\right)}{\sqrt{L_i} + \sqrt{\mu_i} + 10^{-12}}\right)^2\right] \end{aligned} \tag{23}$$

式中，L_i 和 μ_i 沿用前文定义，u_1 和 u_2 为区间 $[0,1]$ 内的随机数。在此基础上，结合当前梯度代理、历史梯度信息和个体的历史有效位移，构造重球更新：

$$\boldsymbol{v}_i^{HB} = -\hat{\alpha}_i\left(2\boldsymbol{g}_i - u_3\boldsymbol{g}_i^{\mathrm{prev}}\right) + \hat{\beta}_i\boldsymbol{V}_i \tag{24}$$

式中，$\boldsymbol{g}_i$ 为当前梯度代理，$\boldsymbol{g}_i^{\mathrm{prev}}$ 为历史梯度代理，$\boldsymbol{V}_i$ 为个体保留的历史位移信息，u_3 为区间 $[0,1]$ 内的随机数。

融合过程中，候选位置表示为：

$$\boldsymbol{z}_i = \boldsymbol{y}_i + 0.75\boldsymbol{s}_i + 0.25\boldsymbol{v}_i^{HB} \tag{25}$$

式中，$\boldsymbol{y}_i$ 为当前个体位置，$\boldsymbol{s}_i$ 为角色搜索产生的更新步长。

4.3. 材料与层结构协同优化策略

对于 16 种候选材料，将归一化材料坐标划分为 16 个等宽区间，每个区间对应一种材料。材料编号及其对应坐标表示为：

$$m_k = \min\left[16, \max\left(1, 1+\left\lfloor 16 z_{2k-1} \right\rfloor\right)\right], \qquad z_{2k-1}^{\text{center}} = \frac{m_k - 0.5}{16} \tag{26}$$

式中 m_k 为第 k 层的材料编号，z_{2k-1}^{center} 为对应的归一化材料坐标。

当局部调用次数为偶数且候选解非空时，从解空间中目标值较小的前 5 个候选解中选取精修起点，其选择概率为：

$$P_j = \frac{1/\left(1+n_j\right)}{\sum_{l=1}^{K} 1/\left(1+n_l\right)}, \qquad K = \min\left(5, N_A\right) \tag{27}$$

其中，n_j 为第 j 个候选解的精修次数，N_A 为当前解中的候选数量。随着精修次数增加，相应候选再次被选取的概率逐渐降低。

4.4. 模型的局部优化策略

经过前述材料与层结构搜索后，种群中已经形成若干较好的材料组合。此时固定材料序列，只对各层厚度进行调整，可以将原来的混合变量问题转化为连续变量优化问题。ARHBO 在搜索进程超过总评价的 35%后，于偶数代启动局部精修。

设吸波结构层数为 K，材料组合为 $\boldsymbol{m}$，归一化厚度向量为 $\boldsymbol{t}$，则局部优化问题写为：

$$\min_{\boldsymbol{t}\in[0,1]^K} \max_{1\le q\le 100} \left|r_q\left(\boldsymbol{m},\boldsymbol{t}\right)\right|, \qquad d_k = d_{\max} t_k \tag{28}$$

其中，r_q 为第 q 个频率采样点的复反射系数，d_k 为第 k 层的实际厚度。

固定材料组合后，层厚成为局部搜索中的连续变量。由前述多层阻抗递推关系，可以进一步求得反射幅值对各层厚度的偏导数。对第 k 层定义：

$$d_k^{\mathrm{m}} = 10^{-3} d_{\max} t_k, \qquad T_k = \tan\left(k_{z,k} d_k^{\mathrm{m}}\right), \qquad B_k = Z_{c,k} + \mathrm{i} Z_{k+1} T_k \tag{29}$$

其中，$k_{z,k}$ 为第 k 层的复波数，$Z_{c,k}$ 为该层特性阻抗，Z_{k+1} 为后续各层形成的等效输入阻抗，i 为虚数单位。

记 $S_j^{(k)} = \partial Z_k / \partial t_j$，表示第 k 层输入阻抗对第 j 个厚度变量的灵敏度，则有：

$$S_j^{(k)} = G_k S_j^{(k+1)} + \delta_{jk} \frac{\mathrm{i} Z_{c,k}\left(Z_{c,k}^2 - Z_{k+1}^2\right) k_{z,k} d_{\max}^{\mathrm{m}} \left(1+T_k^2\right)}{B_k^2}, \qquad k = K, \cdots, 1 \tag{30}$$

其中

$$G_k = \frac{Z_{c,k}^2\left(1+T_k^2\right)}{B_k^2}, \qquad S_j^{(K+1)} = 0 \tag{31}$$

式中，δ_{jk} 为 Kronecker 函数，$d_{\max}^{\mathrm{m}} = 10^{-3} d_{\max}$，从靠近 PEC 的一层开始逐层递推，即可得到总输入阻抗对各层厚度的导数。

根据反射系数与输入阻抗之间的关系，可得到第 q 个频率点反射幅值关于第 j 个厚度变量的导数：

$$\frac{\partial\left|r_q\right|}{\partial t_j} = \mathrm{Re}\left[\frac{\overline{r_q}}{\max\left(\left|r_q\right|, 10^{-14}\right)} \frac{2Z_0}{\left(Z_{\mathrm{in},q} + Z_0\right)^2} \frac{\partial Z_{\mathrm{in},q}}{\partial t_j}\right] \tag{32}$$

5. 仿真实验与结果分析

5.1. 实验设置与评价指标

为验证 ARHBO 在多层宽带吸波结构优化中的性能，分别构建五层和七层吸波结构，并选取 HBO、GWO 和 GRO 作为对比算法。所有算法的种群规模均设置为 25。主要实验参数如表 1 所示。

Table 1. Main experimental parameters
表 1. 主要实验参数

参数名称	五层	七层
频率范围(GHz)	2~18	2~18
频率采样点数	100	100
候选材料数	16	16
设计变量维数	10	14
种群规模	25	25
独立运行次数	50	100

为综合评价不同算法的优化性能，统计各算法多次独立运行结果的最优值(Best)、中位数(Median)、均值(Mean)、标准差(Std)和最差值(Worst)，并结合收敛曲线和反射损耗曲线对算法性能进行分析。

5.2. 五层吸波结构优化

为比较不同算法在五层吸波结构设计中的优化效果，图 3 给出了 ARHBO、HBO、GWO 和 GRO 在 3000 次函数评价下的收敛结果。

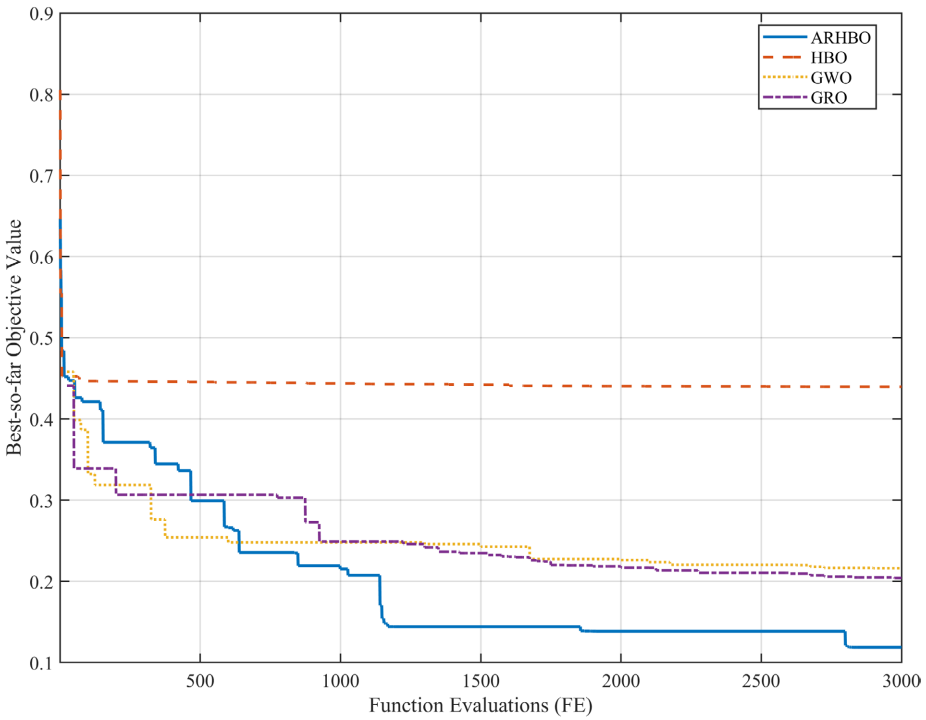


Figure 3. Comparison of convergence performance for five-layer absorbing structures
图 3. 五层吸波结构的收敛性能对比

进一步对优化所得五层结构进行反射性能计算，其 2~18 GHz 范围内的反射损耗曲线如图 4 所示。

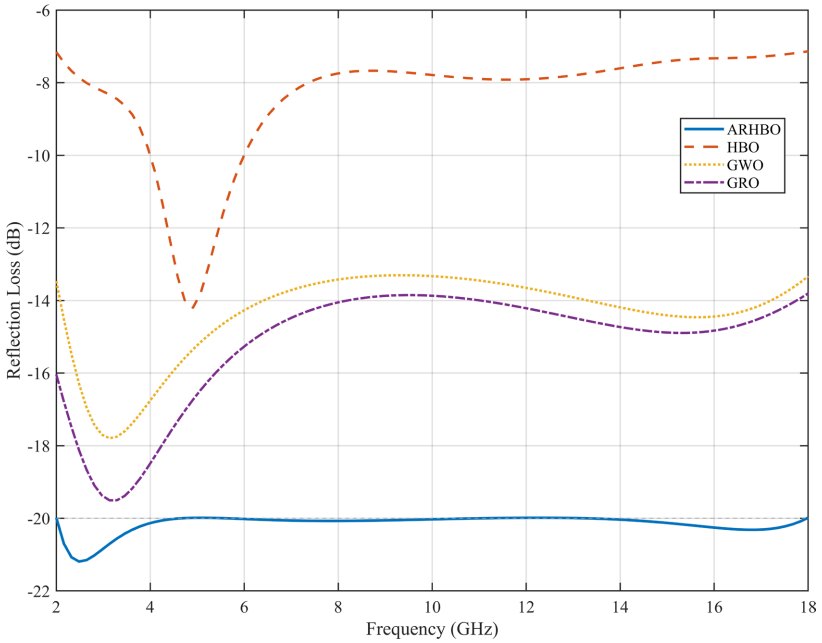


Figure 4. Comparison of reflection loss for five-layer absorbing structures
图 4. 五层吸波结构的反射损耗对比

5.3. 七层吸波结构优化

为进一步考察 ARHBO 在更高维吸波结构设计中的优化性能，图 5 给出了 ARHBO、HBO、GWO 和 GRO 在七层吸波结构的迭代曲线。

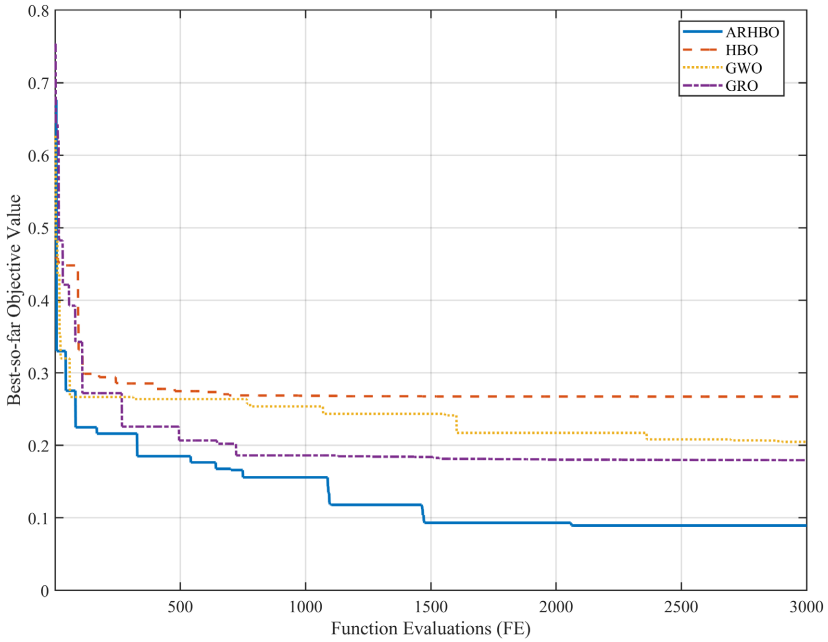


Figure 5. Comparison of convergence performance for seven-layer absorbing structures
图 5. 七层吸波结构的收敛性能对比

由图 6 可以看出，ARHBO 的反射损耗曲线在整个测试频段内保持在较低水平，反射损耗均低于其余三种算法。

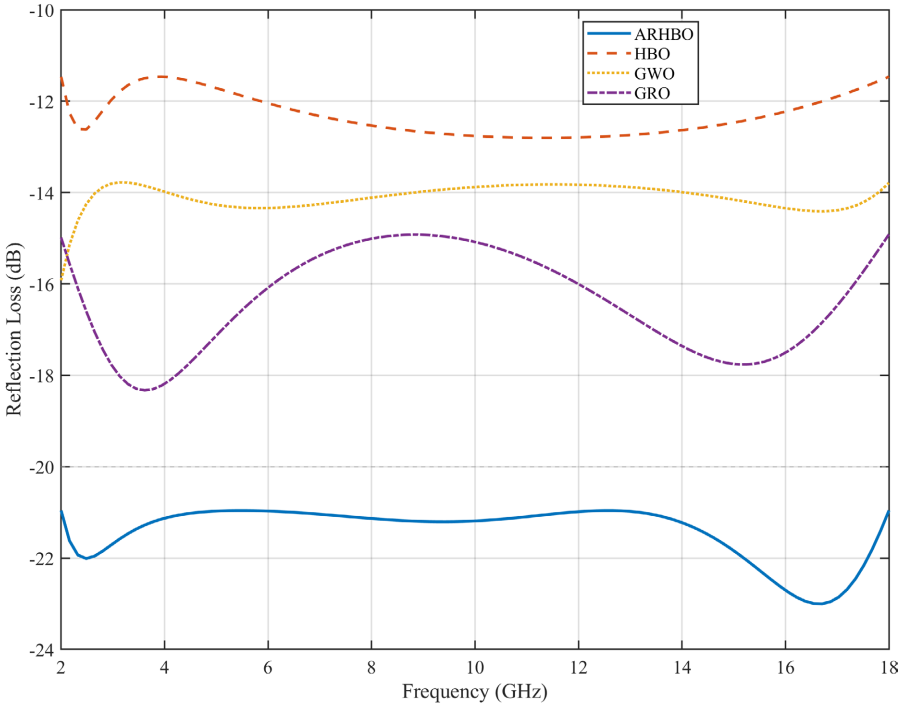


Figure 6. Comparison of reflection loss for seven-layer absorbing structures
图 6. 七层吸波结构的反射损耗对比

5.4. 算法综合性能分析

为进一步评价各算法的整体优化性能，五层和七层算例分别进行了 50 次和 100 次独立运行，统计结果见表 2。

Table 2. Optimization statistics of four algorithms for five-layer and seven-layer structures
表 2. 四种算法在五层和七层结构下的优化结果统计

结构	算法	Best	Median	Mean	Std
五层	ARHBO	0.1002	0.1201	0.1219	0.0133
	HBO	0.1264	0.1812	0.1981	0.0619
	GWO	0.1040	0.1425	0.1454	0.0323
	GRO	0.1157	0.1415	0.1440	0.0171
七层	ARHBO	0.0895	0.1216	0.1193	0.0114
	HBO	0.1278	0.1644	0.1770	0.0393
	GWO	0.1053	0.1436	0.1458	0.0260
	GRO	0.1108	0.1501	0.1481	0.0129

从两组实验的整体结果来看，HBO 的目标函数均值和结果离散程度相对较大，GWO 和 GRO 虽有所改善，但其均值和中位数仍高于 ARHBO。

6. 结论

针对多层宽带吸波材料设计中材料类型离散、层厚连续及目标函数多峰非线性的特点，本文提出自适应角色重球优化算法，引入自适应角色分工、混合变量处理、结构邻域搜索和局部精细优化等策略，以提升材料组合与层厚协同优化能力。目标函数均值、中位数和标准差均低于 HBO、GWO 和 GRO。ARHBO 能够较好地兼顾优化精度与搜索稳定性。

参考文献

[1] 张鸣琪, 张磊, 廉盟, 等. 基于等效电磁参数与遗传算法的宽带吸波结构[J]. 航空科学技术, 2026, 37(8): 89-100.

[2] 周梦雨, 陈宇滨, 和玉光, 等. 基于遗传算法的吸波材料 P 波段电磁参数的计算与优化[J]. 航空材料学报, 2024, 44(3): 102-110.

[3] 周瑶, 孙俊, 罗会龙, 等. 基于拓扑优化的宽频超材料吸波体设计[J]. 北京邮电大学学报, 2023, 46(3): 84-90.

[4] 丁泽. 基于智能优化算法的多层复合材料吸波性能研究[D]: [硕士学位论文]. 石家庄: 石家庄铁道大学, 2024.

[5] Jameel, M., El-Saeed, A.R., Elgabli, A., Al-Shourbaji, I., Kachare, P.H. and Abouhawwash, M. (2026) Heavy Ball Optimizer: A Momentum-Driven Metaheuristic with Superior Scalability and Real-World Applications. *Communications in Nonlinear Science and Numerical Simulation*, **163**, Article 110465. https://doi.org/10.1016/j.cnsns.2026.110465

[6] Wang, T., Chen, G., Zhu, J., Gong, H., Zhang, L. and Wu, H. (2021) Deep Understanding of Impedance Matching and Quarter Wavelength Theory in Electromagnetic Wave Absorption. *Journal of Colloid and Interface Science*, **595**, 1-5. https://doi.org/10.1016/j.jcis.2021.03.132

[7] Toktas, A., Ustun, D. and Tekbas, M. (2019) Multi-Objective Design of Multi-Layer Radar Absorber Using Surrogate-Based Optimization. *IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques*, **67**, 3318-3329. https://doi.org/10.1109/tmtt.2019.2922600

[8] Abualigah, L., Sheikhan, A., M. Ikotun, A., Zitar, R.A., Alsoud, A.R., Al-Shourbaji, I., *et al*. (2024) Particle Swarm Optimization Algorithm: Review and Applications. In: Abualigah, L., Ed., *Metaheuristic Optimization Algorithms*, Elsevier, 1-14. https://doi.org/10.1016/b978-0-443-13925-3.00019-4

[9] Rajwar, K., Deep, K. and Das, S. (2023) An Exhaustive Review of the Metaheuristic Algorithms for Search and Optimization: Taxonomy, Applications, and Open Challenges. *Artificial Intelligence Review*, **56**, 13187-13257. https://doi.org/10.1007/s10462-023-10470-y

[10] Jameel, M. and Abouhawwash, M. (2024) Revolutionizing Optimization: An Innovative Nutcracker Optimizer for Single and Multi-Objective Problems. *Applied Soft Computing*, **164**, Article 112019. https://doi.org/10.1016/j.asoc.2024.112019

[11] Liu, P., Deng, Y. and Wang, J. (2026) Adaptive Role Division Optimizer: An Efficient Socio-Inspired Meta-Heuristic Algorithm with Dynamic Proportion Adjustment. *Swarm and Evolutionary Computation*, **107**, Article 102438. https://doi.org/10.1016/j.swevo.2026.102438