

基于人工神经网络的共振吸声超材料声学性能快速预测及结构优化设计*

高兆瑞^{1,2}, 李 铮^{1,2}, 姜永烽^{1,2}, 沈 承^{1,2}, 孟 晗^{1,2}

(1. 南京航空航天大学 航空航天结构力学及控制全国重点实验室, 南京 210016;
2. 南京航空航天大学 多功能轻量化材料与结构工信部重点实验室, 南京 210016)

(我刊青年编委孟晗来稿)

摘要: 针对共振吸声超材料声学性能快速预测及结构优化设计需求,提出了一种基于人工神经网络的共振吸声超材料性能预测方法.首先,建立了由微穿孔板和 Helmholtz 共振腔组成的多层穿孔型共振吸声超材料的理论模型,并通过仿真与实验验证其正确性;随后,通过理论模型生成数据集,并以此为基础,采用 BP(back propagation)神经网络原理,搭建了结构特征参量与声学性能的人工神经网络模型;之后,将训练后的人工神经网络模型与遗传算法相结合,对共振吸声超材料进行声学性能最优化设计.结果表明:训练后的人工神经网络模型可以对目标结构的吸声性能进行准确预测,并且预测效率相较理论模型提高 50% 以上;人工神经网络模型与优化算法的结合不仅能提高优化效率,优化后的结构也具有良好的低频宽带吸声性能.人工神经网络为大规模结构性能预测计算提供了便利,在超材料等结构设计及优化领域具有广阔的应用前景.

关键词: 共振吸声超材料; 人工神经网络; 吸声系数; BP 神经网络; 遗传算法

中图分类号: TB535; TP183 **文献标志码:** A **DOI:** 10.21656/1000-0887.450170

Acoustic Performance Rapid Prediction and Structural Optimization for Resonant Sound-Absorbing Metamaterials Based on Artificial Neural Networks

GAO Zhaorui^{1,2}, LI Zheng^{1,2}, JIANG Yongfeng^{1,2},
SHEN Cheng^{1,2}, MENG Han^{1,2}

(1. State Key Laboratory of Mechanics and Control for Aerospace Structures,
Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, P.R.China;
2. MIIT Key Laboratory of Multifunctional Lightweight Materials and Structures,
Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, P.R.China)

(Contributed by MENG Han, M.AMM Youth Editorial Board)

Abstract: A sound performance prediction method based on the artificial neural network (ANN) was proposed

* 收稿日期: 2024-06-11

基金项目: 国家自然科学基金(12202183; 12202188; 52361165626); 国家重点研发计划(2023YFB4604800)

作者简介: 高兆瑞(2000—),男,硕士生(E-mail: gaozr123@nuaa.edu.cn);

沈承(1986—),男,副教授,博士,硕士生导师(通讯作者. E-mail: cshen@nuaa.edu.cn);

孟晗(1989—),女,教授,博士,博士生导师(通讯作者. E-mail: menghan@nuaa.edu.cn).

引用格式: 高兆瑞, 李铮, 姜永烽, 沈承, 孟晗. 基于人工神经网络的共振吸声超材料声学性能快速预测及结构优化设计[J]. 应用数学和力学, 2024, 45(8): 1058-1069.

to meet the requirements of rapid prediction and optimization design of resonant sound-absorbing metamaterials. Firstly, a theoretical model was established for multilayer perforated resonant sound-absorbing metamaterials (MPRSMs) composed of microperforated panels and Helmholtz resonators, which was then verified through simulation and experiments; subsequently, a dataset was generated with the theoretical model, and in turn an ANN model was constructed by means of the back propagation (BP) neural network to build the mapping relationship between structural parameters and acoustic performances; afterwards, the trained ANN model was combined with the genetic algorithm to optimize the acoustic performance of the MPRSMs. The results show that, the trained ANN model can accurately predict the sound absorption performance of the MPRSMs, and the prediction efficiency improves by more than 50% compared to the theoretical model; the combination of the ANN model and the optimization algorithm can not only improve the optimization efficiency, but bring good low-frequency broadband sound absorption performance of the optimized structure. The ANN provides convenience for large-scale structural performance prediction calculations and has broad application prospects in structural design and optimization of metamaterials.

Key words: resonant sound-absorbing metamaterial; artificial neural network; sound absorption coefficient; BP neural network; genetic algorithm

0 引 言

日益严峻的噪声问题不仅会严重影响人们身心健康,同时也会影响精密仪器运行与设备性能的提升,因此噪声控制问题成为当今急需解决的难题^[1].常见的共振吸声超材料如穿孔板^[2-3]、Helmholtz 共振腔^[4]等已经广泛应用于生活生产中,但单一共振吸声超材料的吸声频带过窄,吸声性能受限,很难满足当前工业发展需求与人民日益增长的美好生活需要.为了设计更宽频高效的共振吸声超材料,学者们往往采用多个共振吸声单元耦合来提高结构整体吸声性能^[5-8].然而,随着结构复杂程度增加,结构几何参数随之增多,结构吸声性能预测需要耗费的时间成本会几何倍增.因此,如何迅速预测结构吸声性能并筛选出符合预期吸声效果的降噪结构成为国内外相关领域学者的研究重点^[9-12].

目前,共振吸声超材料大多基于有限元仿真或理论模型来预测其吸声性能^[13-15],二者能够相对准确地预测结构吸声系数.然而,对于大规模结构性能预测或跨尺度结构性能分析,有限元仿真计算与理论模型计算往往需要较高的计算机性能并耗费大量时间成本.在利用诸如遗传算法^[16]、退火算法^[17]、粒子群算法^[18]等优化算法对结构性能极限进行探索时,基于有限元仿真计算或理论模型计算产生的时间成本会随着优化算法迭代次数的增加几何倍增.因此,目前急需快速有效的预测方法来预测结构的吸声性能.神经网络作为一种受人脑神经元结构启发而设计的计算模型,由大量的人工神经元组成,通过模拟人脑的学习过程,在经过数据训练后建立结构参数与性能的映射关系,可以越过复杂计算过程快速预测结构性能.神经网络作为人工智能领域兴起的研究热点,具有良好的非线性映射能力和适应性,能够处理复杂的模式识别、分类和回归等任务,是处理大规模数据和解决复杂问题的有效工具.因此,开发神经网络模型对于设计满足预期吸声性能的共振吸声超材料具有重要意义.

近年来,随着计算机技术的不断发展,神经网络被广泛应用于材料科学、化学、力学等诸多领域的研究中^[19-23].在声学领域,神经网络同样被不断应用与探索,旨在解决结构设计与性能预测等重要问题. Ciaburro 等^[24-25]通过神经网络模型对板和薄膜类型结构吸声性能进行预测,并通过实验验证了预测的准确性. Luo 等^[26]采用正交试验法设计了 49 种芳纶蜂窝夹芯板结构,并采用神经网络对夹芯板结构的隔声性能进行预测.神经网络克服了精确评估目标结构声学性能时需要巨大计算量的问题,在声学性能预测方面展现出准确快速等巨大优势,在共振吸声超材料设计方面具有极大的应用前景.然而,神经网络在实际开发与使用过程中仍面临诸多挑战.在网络训练时,数据集的质量和数量、特征选择和数据预处理以及计算资源等问题均会极大地影响网络预测的准确程度与预测速度.此外,针对不同的预测目标,需要搭建相适配的网络才能满足结构性能预测的需要.

本文提出了一种基于神经网络的共振吸声超材料性能预测方法,能够准确快速预测结构的吸声性

能.首先设计了一种多层穿孔型共振吸声超材料(multilayer perforated resonant sound-absorbing metamaterial, MPRSM)结构,并建立了结构的理论模型,通过仿真与实验验证了理论模型的正确性.通过理论模型生成数据集,并将数据集输入搭建好的人工神经网络模型中进行训练.对训练后的网络进行误差分析,以此检验网络预测结果的准确性.训练后的网络具有良好的收敛特性,可以快速准确地预测结构0~3 000 Hz的吸声性能,预测速度提升50%以上.最后,基于训练后的人工神经网络模型对结构进行优化设计,得到了目标频率范围内吸声性能最优的吸声结构.

1 结构设计与理论模型

1.1 结构设计与理论模型建立

在结构设计时要综合考虑结构的吸声性能与结构实际生产与使用等问题.穿孔板与Helmholtz共振腔均采用结构简单且已经大规模生产与使用的共振吸声超材料.穿孔板相较Helmholtz共振腔具有更宽的吸声带宽,可以实现宽频吸声的效果;而Helmholtz共振腔在较低频段处可以产生较高的吸声峰值,可以用于提高结构整体低频吸声性能.穿孔板与Helmholtz共振腔均具有低频吸声的能力,将其进行串联组合可以达到更优的吸声效果.此外,穿孔板与Helmholtz共振腔的理论计算方法较为成熟,便于通过理论模型获取能表征结构吸声性能的数据集.综合上述考虑,本文设计了由两层穿孔板与一层Helmholtz共振腔由上至下依次排列组成的MPRSM,结构单元如图1所示.结构第一层为穿孔板及背腔,其中穿孔板厚度为 t_1 ,背腔厚度为 h_1 ,穿孔板孔直径为 d_1 ;第二层与第一层结构相同但参数不同,第二层穿孔板厚度为 t_2 ,背腔厚度为 h_2 ,穿孔板孔直径为 d_2 ;第三层为Helmholtz共振腔,其共振腔颈部长度为 d_n ,颈部半径为 r_n ,背腔厚度为 d_c .结构元胞的长、宽均为 L .

基于传递矩阵法建立结构的理论模型,针对声波垂直入射情况,首先计算结构总传递矩阵 $\mathbf{T}_{\text{total}}$:

$$\mathbf{T}_{\text{total}} = \begin{bmatrix} T_{11} & T_{12} \\ T_{21} & T_{22} \end{bmatrix} = \mathbf{T}_c^1 \times \mathbf{T}_b^1 \times \mathbf{T}_c^2 \times \mathbf{T}_b^2 \times \mathbf{T}^3, \quad (1)$$

其中, $\mathbf{T}_c^i, \mathbf{T}_b^i$ 为穿孔板的传递矩阵. \mathbf{T}_c^i 可以表示为^[13,18]

$$\mathbf{T}_c^i = \begin{bmatrix} 1 & Z_s^i \\ 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad (2)$$

式中, $i=1,2$,分别表示不同层的穿孔板; Z_s^i 为穿孔板的声阻抗率,声阻抗率分为实部和虚部,分别由声阻率 \bar{R}_i 和声抗率 X_i 构成,

$$Z_s^i = \bar{R}_i + jX_i, \quad (3)$$

其中, j 为虚数单位.声阻率 \bar{R}_i 和声抗率 X_i 可表示为

$$R_i = \frac{32\mu\rho_0 t_i}{p_i d_i^2} k_i^r, \quad (4)$$

$$X_i = \frac{\omega\rho_0 t_i}{p_i} k_i^m, \quad (5)$$

式中, p_i 代表穿孔板的穿孔率,为穿孔孔径总面积与穿孔板面积的比值; ω 为角频率, $\omega = 2\pi f$,其中 f 为声波频率; ρ_0 为空气的密度, $\rho_0 = 1.29 \text{ kg/m}^3$; μ 为空气运动黏性系数, $\mu = 1.56 \times 10^{-5} \text{ m}^2/\text{s}$. k_i^r 和 k_i^m 分别为穿孔板的声阻常数和声质量常数,由以下公式计算得到:

$$k_i^r = \sqrt{1 + \frac{\bar{k}_i^2}{32} + \frac{\sqrt{2}d_i}{8t_i} \bar{k}_i}, \quad (6)$$

$$k_i^m = 1 + \left(9 + \frac{\bar{k}_i^2}{2}\right)^{-1/2} + 0.85 \frac{d_i}{t_i}, \quad (7)$$

其中, \bar{k}_i 为穿孔板常数. \bar{k}_i 的表达式如下所示:

$$\bar{k}_i = \sqrt{\frac{\omega}{\mu}} \frac{d_i}{2} \tag{8}$$

穿孔板背腔空气层的传递矩阵表示为

$$\mathbf{T}_b^i = \begin{bmatrix} T_{11}^i & T_{12}^i \\ T_{21}^i & T_{22}^i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos(k_0 h_i) & jZ_0 \sin(k_0 h_i) \\ j \cdot \sin(k_0 h_i) / Z_0 & \cos(k_0 h_i) \end{bmatrix}, \tag{9}$$

其中, h_i 为第 i 层穿孔板背腔空气层的高度, $Z_0 = \rho_0 c_0$ 为空气的特性阻抗, $k_0 = \omega / c_0$ 为空气的等效波数, c_0 为声速, $c_0 = 343 \text{ m/s}$.

第三层为 Helmholtz 共振腔,其传递矩阵可表示为^[27]

$$\mathbf{T}^3 = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 1/Z_A & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & j\omega M \\ 0 & 1 \end{bmatrix}, \tag{10}$$

其中, M 为共振腔单位面积质量, Z_A 为声输入阻抗,

$$Z_A = \frac{1}{s_e} (Z_{\text{neck}} + Z_B), \tag{11}$$

$$Z_{\text{neck}} = \left(\frac{2d_n}{r_n} + 4 \right) r_s + j\omega (2\varepsilon_e + d_n) \rho_0, \tag{12}$$

$$Z_B = -j s_e Z_0 \cot(k_0 d_c), \tag{13}$$

式中, s_e 为共振腔内插孔横截面积与共振腔横截面积之比,壁厚忽略不计, ε_e 为修正系数, r_s 为表面声阻, L 为结构边长,

$$s_e = \pi r_n^2 / L^2, \tag{14}$$

$$r_s = \frac{1}{2} \sqrt{2\mu\rho_0\omega}, \tag{15}$$

$$\varepsilon_e = 0.48 \sqrt{\pi r_n^2} (1 - 1.14 \sqrt{s_e}). \tag{16}$$

将 $\mathbf{T}_c^1, \mathbf{T}_b^1, \mathbf{T}_c^2, \mathbf{T}_b^2, \mathbf{T}^3$ 代入 $\mathbf{T}_{\text{total}}$ 可以求得结构的总传递矩阵.在结构为刚性背衬的条件时,结构的表面声阻抗 Z 及吸声系数 A 可由式(17)与式(18)计算得到:

$$Z = \frac{T_{11}}{T_{21}}, \tag{17}$$

$$A = 1 - \left| \frac{Z_0 - Z}{Z_0 + Z} \right|^2. \tag{18}$$

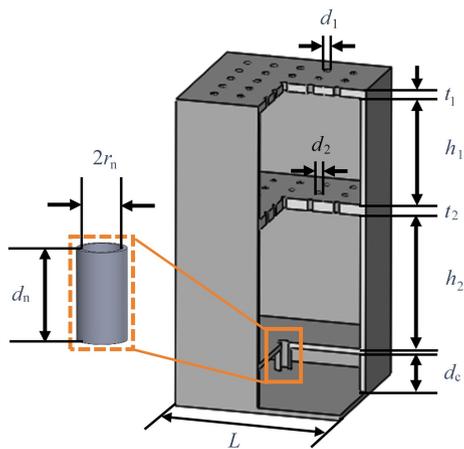


图 1 MPRSM 元胞结构剖视图
Fig. 1 The MPRSM sectional view

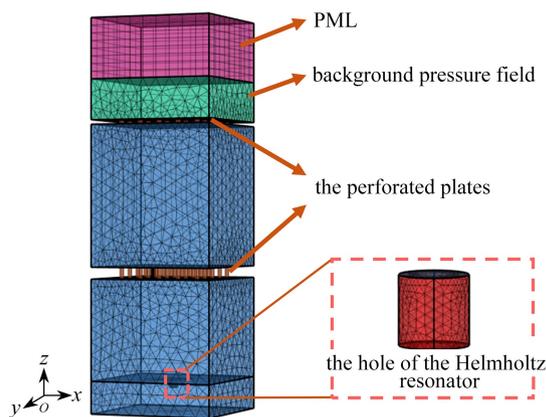


图 2 MPRSM 有限元仿真模型
Fig. 2 The finite element simulation model for the MPRSM

注 为了解释图中的颜色,读者可以参考本文的电子网页版本,后同。

1.2 理论模型验证

本小节通过有限元仿真和实验来验证理论模型的正确性.使用有限元仿真软件 COMSOL Multiphysics 中的声学模块对 MPRSM 结构进行仿真研究.因为结构的刚度远大于空气的刚度,所以在建立有限元仿真模型时只考虑结构空气部分,结构仿真模型如图 2 所示.其中,有限元仿真模型由上至下依次为完美匹配层(PML)、背景压力场和结构内空气部分.完美匹配层使用压力声学模块进行建模,作用是模拟无限声场,形成一个声波全吸收区域,消除边界上声波的反射,保证仿真结果的可靠性.背景压力场同样使用压力声学模块进行建模,压力场类型选择为平面波,声波入射方向为 z 轴的负方向,声压设置为 1 Pa.在结构空气部分的建模中,MPRSM 结构的孔由于是亚毫米级别,孔内部空气的黏性和热损耗不能忽略,因此使用热黏性声学模块搭建.背腔使用压力声学模块搭建.此外,穿孔板与 Helmholtz 共振腔的孔的上下表面设置为声-热黏性耦合声学边界.

为了进一步验证理论模型的正确性,制备了 MPRSM 结构样件,并对结构进行声学性能测试.实验利用声望系列阻抗管采用双传声器法进行,测试过程需要用到阻抗管、传声器、数据采集器、功率放大器、计算机等设备,如图 3 所示.实验样件通过 3D 打印技术制作而成,由 9 个相同的单胞 3×3 排列组成,壁厚为 1.75 mm,整体边长为 100 mm,如图 4 所示.实验样件中 MPRSM 元胞结构几何参数的选取如表 1 所示.此外,考虑到实验设备测量精度以及阻抗管的截止频率,实验测量范围选择 250~1 600 Hz.

表 1 MPRSM 结构模型几何参数

Table 1 Geometric parameters of the MPRSM structural model

geometric parameter	value
the 1st perforated plate thickness t_1 /mm	1.1
the 1st perforated plate hole diameter d_1 /mm	1.2
the 1st perforated plate back cavity thickness h_1 /mm	35
Helmholtz resonator back cavity thickness d_c /mm	8
Helmholtz resonance cavity neck length d_n /mm	2
Helmholtz resonant cavity neck radius r_n /mm	1
the 2nd perforated plate thickness t_2 /mm	2.9
the 2nd perforated plate hole diameter d_2 /mm	1
the 2nd perforated plate back cavity thickness h_2 /mm	25
the 1st perforated plate perforation rate p_1	0.024 7
the 2nd perforated plate perforation rate p_2	0.020 4
structural unit cell length L /mm	31

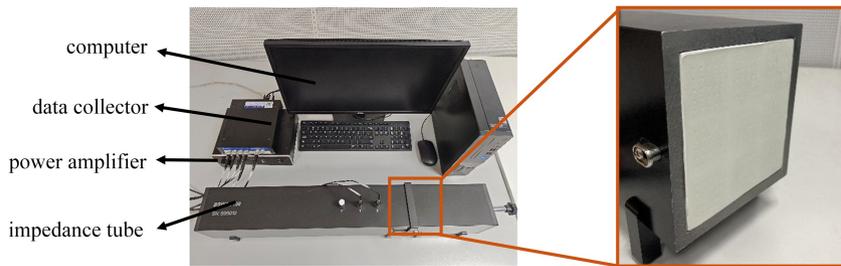


图 3 阻抗管声学测试实验设备以及阻抗管内部实验样件安装位置

Fig. 3 The impedance tube acoustic experimental equipment and the installation location of the experimental specimen

通过对比 250~1 600 Hz 范围内 MPRSM 结构理论模型计算结果、仿真计算结果与实验结果的吸声系数曲线来验证理论模型的正确性,如图 5 所示.可以看出,在 250~1 600 Hz 范围内三种方式获得的吸声曲线具有相同的变化趋势,相同数量的吸声峰值且吸声峰值频率非常接近,因此可以验证理论模型的预测精度.不同计算结果的差异来源可能来自以下几个原因:第一是样件制备误差,如 3D 打印过程中受打印精度的影响会产生不可避免的结构尺寸误差;第二是实验测试误差,如样件与阻抗管内壁间会存在缝隙等问题,阻抗管

在实际实验过程中也难以达到理想的平面波垂直入射效果。

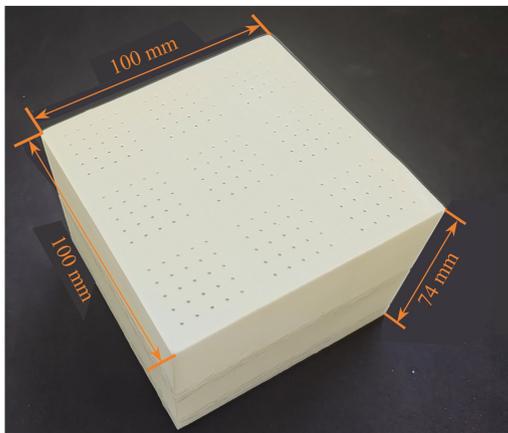


图 4 MPRSM 实验样件图

Fig. 4 The MPRSM specimen photo

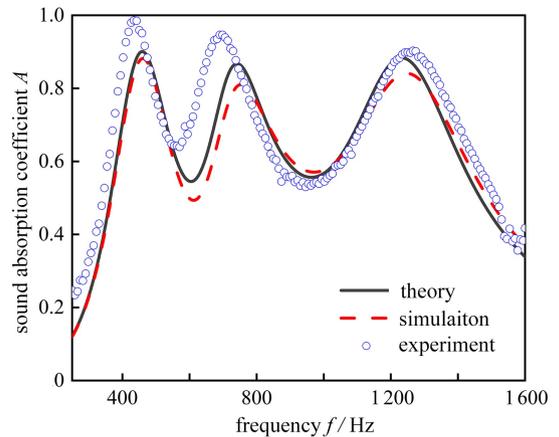


图 5 MPRSM 理论模型、有限元仿真与实验的吸声系数曲线对比

Fig. 5 Comparison of sound absorption coefficients by the theoretical model, the finite element simulation, and the experiment of the MPRSM

2 神经网络模型建立与验证

本节分节介绍了 MPRSM 声学性能预测网络的基本原理、数据集采集方法、网络结构及训练模型和网络细节,以及对训练形成的网络进行误差分析。

2.1 BP 神经网络原理

BP 神经网络是一种前馈型神经网络,也是深度学习中最常见的全连接神经网络,主要用于模式识别、分类和函数逼近等任务。BP 神经网络不仅具有很好的非线性映射能力,还具有很强的并行处理和泛化能力,其神经元层层连接,能够将误差反向传播,十分适合大规模数据集的处理。因此,本文采用 BP 神经网络进行机器学习与性能预测。

BP 网络中最基本的单元是神经元,它们通过连接形成网络并处理和传递信息。图 6 为 BP 神经网络中单个神经元处理和传递处理信息与反向传播过程的示意图,其中,黑色箭头表示神经元的正向传播过程,蓝色箭头表示神经元反向传播功能。神经元接收来自其他神经元的输入信号,经过加权和和偏置调整以及激活函数处理后,产生输出信号,并传递给其他神经元。网络会对经层层传递后的最终输出结果进行误差判定,这个误差随后基于多元函数的链式法则进行反向传播。根据不同神经元对最终输出结果的影响大小,相应地调整其权重和偏置,调整后的权重和偏置会参与到后续的网络训练过程中。单个神经元处理数据的数学计算公式可以表示为

$$\bar{y} = \varphi \left[\sum_i^n (w_i \bar{x}_i + b) \right], \quad (19)$$

式中 \bar{x}_i , \bar{y} 分别代表神经元节点的输入和输出, $i \in [1, n]$ 在这里指代输入节点的数据维度, w_i , b 分别为节点对应输入数据的权重和偏置; φ 为特定的激活函数,用来模仿神经元的电激励相应阈值。BP 神经网络有三种基本类型的层:输入层、隐藏层和输出层。输入层接收用于网络训练的数据集,并将数据传递给神经网络的隐藏层。每个输入节点对应数据的一个特征或属性。隐藏层是神经网络中的核心部分,包含多个神经元节点,通过对输入数据进行加权求和、使用激活函数等操作,来学习数据中的模式和特征。多个隐藏层可以提高网络的表示能力,帮助网络学习复杂的非线性关系。输出层接收隐藏层传递过来的信息,并产生最终的输出结果。在前向传播过程中,输入数据通过网络逐层传递,经过每一层隐藏层的加权求和与激活函数处理,最终得到输出结果。而在反向传播过程中,通过比较输出结果和实际结果计算二者之间的误差,随后利用链式法则计算出每个权重与偏置对误差的影响,进而通过梯度下降等优化算法来调整权重与偏置,从而提高网络的预测准确性。通过不断训练,每个神经元内部的权重与偏置均会趋于收敛,网络将展示出强大的预测和数据处理

能力。

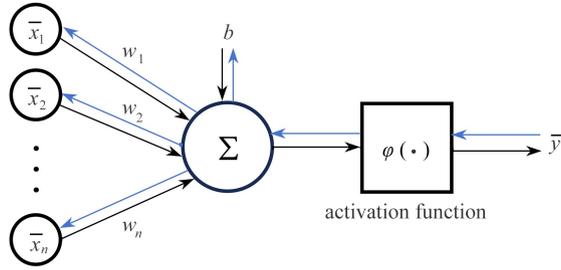


图6 BP神经网络的神经元处理信息与反向传播示意图

Fig. 6 Schematic diagram of neural information processing and backpropagation in the BP neural network

2.2 人工神经网络数据集的建立与划分

在人工神经网络搭建与训练前,需建立用于人工神经网络训练的数据集,数据集的质量直接影响神经网络预测的准确程度.为快速获得数据集,采用1.1小节中的理论模型建立输入数据集和标签数据集.输入数据集为不同组的结构参数变量的集合.结构参数变量选择第一层穿孔板厚度 t_1 、穿孔直径 d_1 、背腔高度 h_1 ,第二层穿孔板 t_2 、穿孔直径 d_2 、背腔高度 h_2 以及Helmholtz共振腔背腔厚度 d_c 、孔长度 d_n 、孔半径 r_n ,结合实际工程应用,选取的参数变量的取值范围如表2所示.通过MATLAB计算程序随机生成用于输入数据集的10万组数据,并进行初步筛选,从中选出0~3 000 Hz范围内存在3个吸声峰值的数据,来保证组成结构三部分腔体均起到良好的吸声作用,避免数据特征对人工神经模型预测效果造成影响.筛选后剩余的87 901组数据作为网络的输入数据集.确定输入数据集后,利用理论模型对输入数据集中的参数进行计算,得到相对应的0~3 000 Hz频段内的吸声系数曲线,并通过每隔30 Hz取一个样本点的方式来对吸声系数曲线离散化处理.每组结构参数对应一个包含100组吸声系数值的集合,不同组的吸声系数集合统称为网络的标签数据集.标签数据集中的每组数据与输入数据集中的数据是对应关系.将数据集分成两部分,80%用于训练,20%用于验证.

表2 用于人工神经网络模型训练的MPRSM结构参数取值范围

Table 2 MPRSM structural parameter values for the artificial neural network (ANN) model training

geometric parameter	value range
the 1st perforated plate thickness t_1 /mm	0.5~2
the 1st perforated plate hole diameter d_1 /mm	0.3~1
the 1st perforated plate back cavity thickness h_1 /mm	5~30
Helmholtz resonator back cavity thickness d_c /mm	5~30
Helmholtz resonance cavity neck length d_n /mm	1~5
Helmholtz resonant cavity neck radius r_n /mm	0.5~2
the 2nd perforated plate thickness t_2 /mm	0.5~2
the 2nd perforated plate hole diameter d_2 /mm	0.3~1
the 2nd perforated plate back cavity thickness h_2 /mm	5~30

2.3 人工神经网络预测模型

构建的人工神经网络预测模型如图7所示.输入层存在9个参数维度,分别对应着9个结构参数.为提升模型收敛速度并消除参数之间量纲差距的影响,数据集在训练前进行标准化处理,转换为标准的正态分布,转换方式如下所示:

$$\bar{x}_i = \frac{x_i - \bar{\tau}_i}{\sigma_i}, \quad (20)$$

式中, x_i 为输入的结构参数, $\bar{\tau}_i$ 表示样本数据的均值, σ_i 表示样本数据的标准差.隐藏层层数设置为3层,每层包含的神经元数量分别为64,128,256.在网络搭建时,激活函数选用ReLU激活函数来增加网络的非线性拟合能力,函数表达式为

$$\text{ReLU}(x) = \max(0, x). \quad (21)$$

由于结构吸声系数的计算属于非线性问题,在除输出层线性输出外,在输入层和隐藏层、隐藏层与隐藏层、隐藏层和输出层之间均增加了一层 BatchNorm 层, BatchNorm 层在 3 层隐藏层中不断调整数据的分布,避免数据出现大的偏移,能够进一步加快网络收敛,并且有效地防止了网络梯度爆炸和梯度消失。模型训练过程中采用 Adam 优化算法,它综合了 SGDM 和 AdaGrad 的优点,并且能够自适应地调整学习率。在训练过程中为了加快训练速度,使用了 GPU 加速运算,并采用批量化处理的方式,每次处理 512 组数据,结合了 BatchNorm 层进一步减少误差。为了平衡训练时间和误差收敛速度,将学习率设置为 1×10^{-4} 。输出层为输入层的结构参数对应的吸声系数曲线离散化后的吸声系数集合,每组存在 100 个参数维度。在使用训练好的模型进行预测时,需要对输出进行反标准化,以将其转换回原始数据的尺度。模型误差函数选用均方差函数 (MSE),用于表达网络预测值与真实值的差异:

$$f_{\text{MSE}} = \frac{1}{g} \sum_{i=1}^g (\hat{y}_i - \bar{y}_i)^2, \tag{22}$$

式中, g 为网络输出层维度, \bar{y}_i 为网络预测值, \hat{y}_i 为目标值。

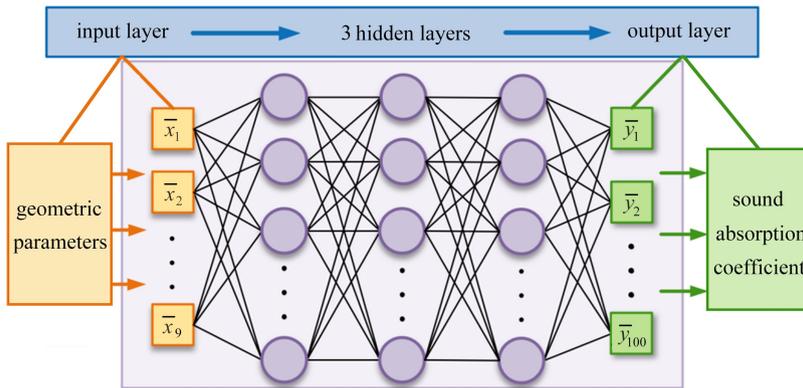
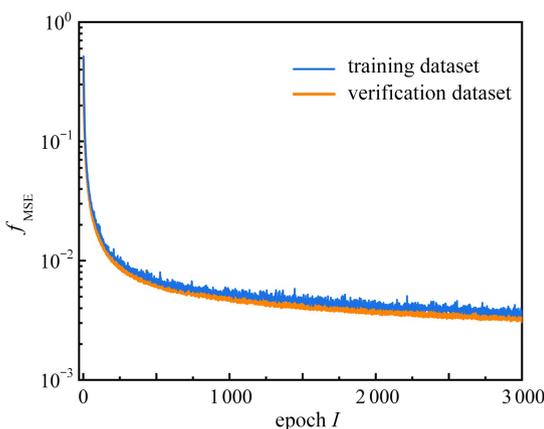


图 7 神经网络预测模型
Fig. 7 The ANN prediction model

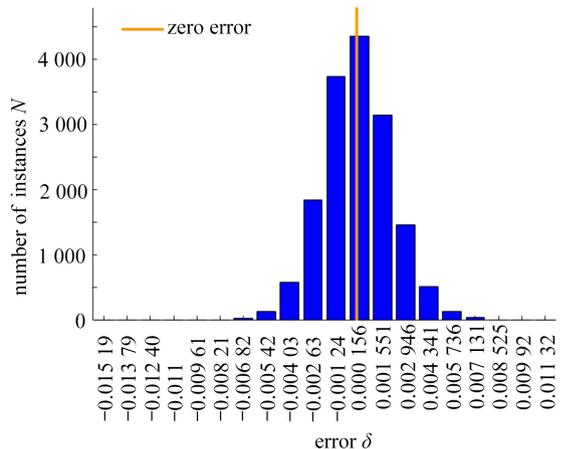
2.4 神经网络模型误差分析

神经网络模型经过训练后,需要进行收敛性与误差分析,以判断网络预测结构吸声系数的准确程度。图 8(a)为网络训练的误差 MSE 收敛曲线,从图中可以看到网络收敛误差在 3 000 次迭代中不断降低,最终为 3.5×10^{-3} 。网络经过迭代后的最终收敛误差很小,说明网络具有良好的收敛性。



(a) 网络训练过程中的误差收敛曲线

(a) Error convergence curves during the network training process



(b) 网络训练误差分布

(b) The network training error distribution

图 8 神经网络模型训练误差分析

Fig. 8 Analysis of training errors in the ANN model

图8(b)为网络训练误差分布情况,中间橙色直线为零误差线,蓝色柱状表示每个误差范围所包含的数据集个数.平均误差为每组数据中所有预测样本点数据与真实样本点数据的误差的平均值,主要集中在 $-2.63 \times 10^{-3} \sim 2.94 \times 10^{-3}$ 之间,呈中间高两边低的分布状态.从图中可以看出,搭建的人工神经网络预测误差较小,说明网络对结构吸声性能预测较为准确.综合图8(a)与图8(b)分析可知,训练后的人工神经网络模型具有优良的预测结构吸声性能的能力.

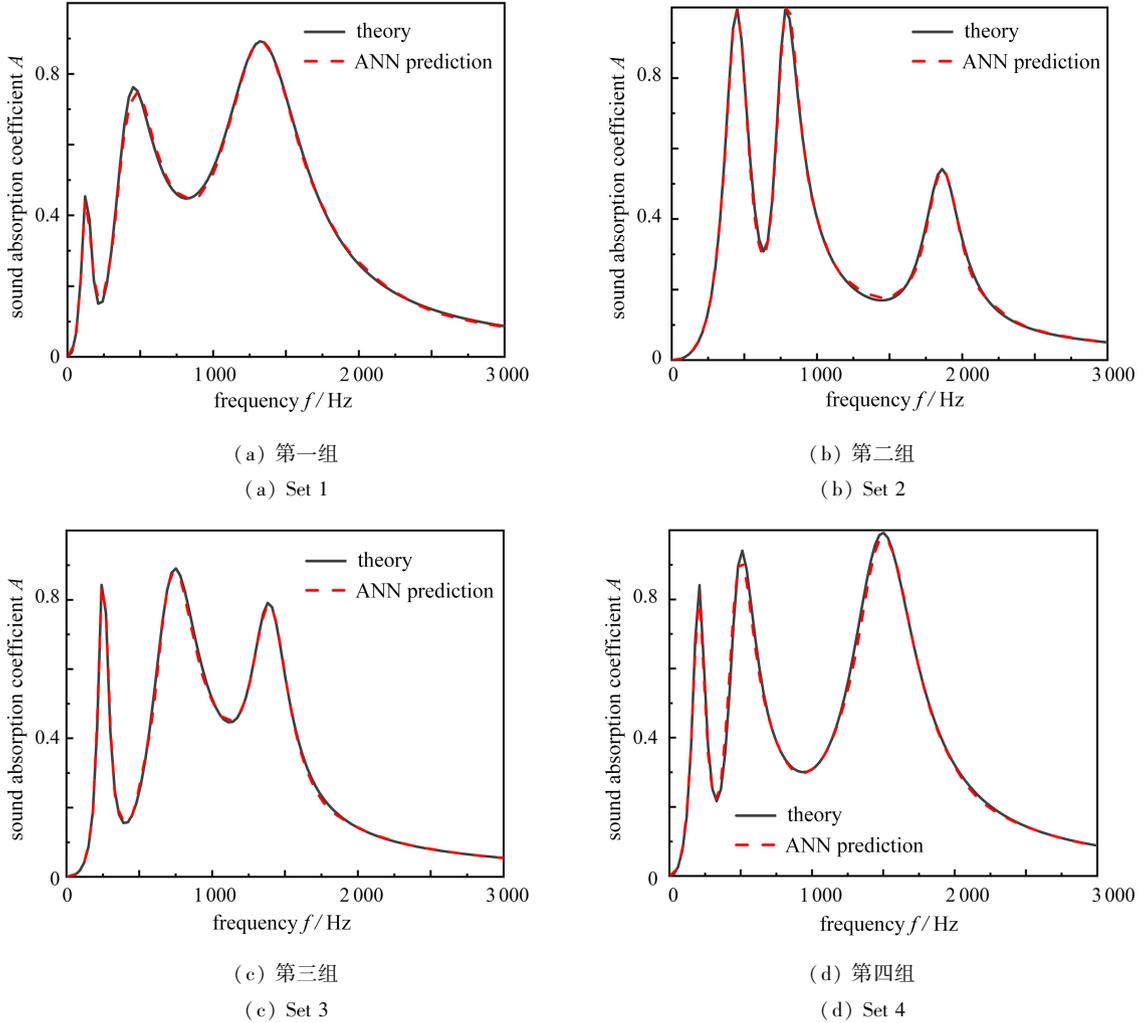


图9 人工神经网络模型预测 MPRSM 结构吸声性能结果与理论模型结果对比

Fig. 9 Comparison between the predicted sound absorption performance results of the MPRSM structure with the ANN model and the theoretical model

表3 验证人工神经网络模型预测能力的四组结构参数

Table 3 Four sets of structural parameters for verifying the predictive ability of the ANN model

optimization parameter	set 1	set 2	set 3	set 4
the 1st perforated plate thickness t_1 /mm	0.51	1.60	1.41	0.70
the 1st perforated plate hole diameter d_1 /mm	0.50	0.81	0.90	0.71
the 1st perforated plate back cavity thickness h_1 /mm	13.89	16.80	25.11	13.20
Helmholtz resonator back cavity thickness d_c /mm	28.20	8.21	17.90	25.10
Helmholtz resonance cavity neck length d_n /mm	4.10	3.10	3.50	3.70
Helmholtz resonant cavity neck radius r_n /mm	0.50	1.21	0.80	0.90
the 2nd perforated plate thickness t_2 /mm	0.80	1.01	1.50	1.50
the 2nd perforated plate hole diameter d_2 /mm	0.40	0.80	0.70	0.60
the 2nd perforated plate back cavity thickness h_2 /mm	24.80	14.19	10.30	28.10

将结构参数标准化后输入训练好的网络,网络会生成相应的预测值.为更好地观察训练后的人工神经网络的预测能力,随机选取了如表 3 所示的四组结构参数,通过对比理论模型与网络预测的结果可以直观地看出网络预测的准确程度,如图 9 所示.从图中可以看出,在 0~3 000 Hz 频段内理论吸声曲线与网络预测吸声曲线的峰值频率和趋势基本一致,网络预测结果的误差较小,可以准确地预测结构的吸声特征.在相同计算环境下,理论模型计算每组数据耗时约 0.85 s,有限元仿真计算需要 18.7 h,而网络预测模型计算耗时仅需约 0.4 s.因此,在性能预测效率方面,人工神经网络预测模型可以节约大量时间,显著提高生产效率.

3 结构优化设计

经训练后的人工神经网络模型能够准确预测 MPRSM 的声学性能,且预测速度优于理论模型,因此可以代替理论模型进行 MPRSM 性能优化运算以提高优化效率.本节采用遗传算法,利用人工神经网络预测模型对参数进行优化.遗传算法通过借鉴达尔文进化理论的自然选择和繁殖过程,将优化问题模拟为生物进化过程,越优秀的个体越有希望被自然选择留下来,通过不断迭代,最终得到最优参数解.遗传算法具有较高的计算速率和较强的全局搜索能力,在各个领域被广泛使用.本文以 500~1 500 Hz 范围内结构的平均吸声系数为优化目标,建立如下优化函数:

$$\max(A_{\text{average}}) = \frac{1}{\Delta f} \int_{f_{\min}}^{f_{\max}} A(f) df, \quad (23)$$

式中, f_{\min} 为下限频率, f_{\max} 为上限频率, $A(f)$ 为结构吸声系数与频率之间的函数.优化参数变量选择第一层穿孔板厚度 t_1 、穿孔直径 d_1 、背腔高度 h_1 , 第二层穿孔板厚度 t_2 、穿孔直径 d_2 、背腔高度 h_2 及 Helmholtz 共振腔孔长度 d_n 、孔半径 r_n 、背腔高度 d_c , 参数取值范围如表 4 所示.在遗传算法设置中,种群数量为 200,交叉率为 0.8,精英数目为 10.优化后的 MPRSM 结构吸声系数曲线如图 10 所示.

表 4 MPRSM 结构优化参数取值范围以及优化结果

Table 4 Range of MPRSM structural optimization parameters and optimization results

optimization parameter	value range	optimization result
the 1st perforated plate thickness t_1 /mm	0.5~2	0.51
the 1st perforated plate hole diameter d_1 /mm	0.3~1	0.89
the 1st perforated plate back cavity thickness h_1 /mm	5~30	27.90
Helmholtz resonator back cavity thickness d_c /mm	5~30	29.90
Helmholtz resonance cavity neck length d_n /mm	1~5	4.81
Helmholtz resonant cavity neck radius r_n /mm	0.5~2	0.50
the 2nd perforated plate thickness t_2 /mm	0.5~2	0.50
the 2nd perforated plate hole diameter d_2 /mm	0.3~1	0.41
the 2nd perforated plate back cavity thickness h_2 /mm	5~30	15.88

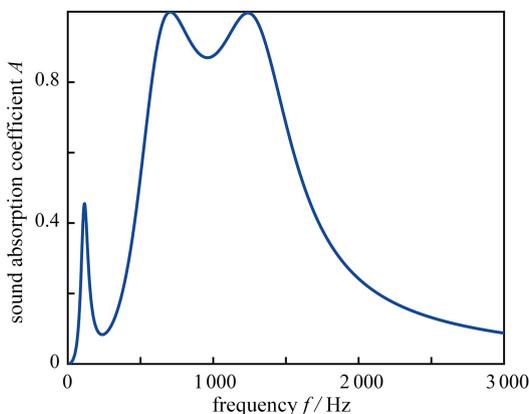


图 10 优化后 MPRSM 结构吸声系数曲线

Fig. 10 Sound absorption coefficients of the optimized MPRSM

从图中数据分析可知,优化后的 MPRSM 结构在 500~1 500 Hz 的平均吸声系数为 0.9, 0.8 以上的吸声带宽为 852 Hz, 带宽范围为 578~1 430 Hz,达到了较好的优化效果。

4 结 论

本文提出了一种 MPRSM,基于传递矩阵法建立了结构的理论模型,并通过有限元仿真与实验验证了理论模型的正确性。随后,利用理论模型生成的数据集,训练生成了基于 BP 神经网络原理的 MPRSM 结构吸声性能快速预测人工神经网络模型。训练后的人工神经网络模型能够准确预测 MPRSM 结构的吸声系数,且预测效率相较于理论模型与有限元仿真均有极大的提升,说明人工神经网络模型显著提高了大规模数据计算的效率,节约了计算成本。随后以该神经网络模型为基础,结合遗传算法对 MPRSM 结构进行声学性能寻优。优化后的 MPRSM 结构在 500~1 500 Hz 的平均吸声系数为 0.9,0.8 以上的吸声带宽范围为 578~1 430 Hz,结构具有良好的低频宽带吸声性能,达到了预期的优化效果。由此可见,本文提出的人工神经网络模型可以快速准确地预测 MPRSM 结构声学性能,相较于理论模型与有限元仿真具有显著的优越性,为吸声超材料的性能预测与设计开拓了新的思路。

参考文献(References):

- [1] 郭梦媛,刘崇锐,苏文斌,等. 高阶微穿孔型超材料低频宽带吸声机理[J]. 西安交通大学学报, 2024, **58**(4): 192-199, 220. (GUO Mengyuan, LIU Chongrui, SU Wengbin, et al. Low-frequency broadband absorption mechanism of high-order micro-perforated meta-materials[J]. *Journal of Xi'an Jiaotong University*, 2024, **58**(4): 192-199, 220. (in Chinese))
- [2] MAA D Y. Theory of microslit absorbers[J]. *Acta Acustica*, 2000, **25**(6): 481-485.
- [3] MAA D Y, LIU K. Sound absorption characteristics of microperforated absorber for random incidence[J]. *Acta Acustica*, 2000, **25**(4): 289-296.
- [4] LALY Z, ATALLA N, MESLIOUI S A. Acoustical modeling of micro-perforated panel at high sound pressure levels using equivalent fluid approach[J]. *Journal of Sound and Vibration*, 2018, **427**: 134-158.
- [5] GAI X L, XING T, LI X H, et al. Sound absorption of microperforated panel with L shape division cavity structure[J]. *Applied Acoustics*, 2017, **122**: 41-50.
- [6] LEE D H, KWON Y P. Estimation of the absorption performance of multiple layer perforated panel systems by transfer matrix method[J]. *Journal of Sound and Vibration*, 2004, **278**(4): 847-860.
- [7] GAI X L, XING T, LI X H, et al. Sound absorption properties of microperforated panel with membrane cell and mass blocks composite structure[J]. *Applied Acoustics*, 2018, **137**: 98-107.
- [8] LIU X W, YU C L, XIN F X. Gradually perforated porous materials backed with Helmholtz resonant cavity for broadband low-frequency sound absorption[J]. *Composite Structures*, 2021, **263**: 113647.
- [9] ZHANG H J, WANG Y, LU K Y, et al. SAP-net: deep learning to predict sound absorption performance of metaporous materials[J]. *Materials & Design*, 2021, **212**: 110156.
- [10] YANG H T, ZHANG H J, WANG Y, et al. Prediction of sound absorption coefficient for metaporous materials with convolutional neural networks[J]. *Applied Acoustics*, 2022, **200**: 109052.
- [11] PAN B R, SONG X, XU J J, et al. Accelerated inverse design of customizable acoustic metaporous structures using a CNN-GA-based hybrid optimization framework[J]. *Applied Acoustics*, 2023, **210**: 109445.
- [12] IANNACE G, CIABURRO G, TREMATERRA A. Modelling sound absorption properties of broom fibers using artificial neural networks[J]. *Applied Acoustics*, 2020, **163**: 107239.
- [13] SHEN X M, BAI P F, YANG X C, et al. Low frequency sound absorption by optimal combination structure of porous metal and microperforated panel[J]. *Applied Sciences-Basel*, 2019, **9**(7): 1507.
- [14] TANG Y F, LI F H, XIN F X, et al. Heterogeneously perforated honeycomb-corrugation hybrid sandwich panel as sound absorber[J]. *Materials & Design*, 2017, **134**: 502-512.
- [15] TANG Y F, XIN F X, HUANG L X, et al. Deep subwavelength acoustic metamaterial for low-frequency sound absorption[J]. *Europhysics Letters*, 2017, **118**(4): 44002.

- [16] WANG S B, WANG B, FAN J, et al. Inversion of equivalent parameters of acoustic coating based on genetic algorithm[J]. *Journal of Ship Mechanics*, 2023, **27**(3): 456-469.
- [17] JIANG Y F, SHEN C, MENG H, et al. Design and optimization of micro-perforated ultralight sandwich structure with N-type hybrid core for broadband sound absorption[J]. *Applied Acoustics*, 2023, **202**: 109184.
- [18] 王飞萌, 王良模, 王陶, 等. 微穿孔板-三聚氰胺吸音海绵-空腔复合结构声学性能优化设计[J]. 北京化工大学学报(自然科学版), 2022, **49**(1): 113-121.(WANG Feimeng, WANG Liangmo, WANG Tao, et al. Optimization of the acoustic performance of micro-perforated panel-melamine sound-absorbing sponge-cavity composite structures[J]. *Journal of Beijing University of Chemical Technology (Natural Science)*, 2022, **49**(1): 113-121.(in Chinese))
- [19] LI H X. Fuzzy logic systems are equivalent to feedforward neural networks[J]. *Science in China (Series E): Technological Sciences*, 2000, **43**(1): 42-54.
- [20] LING S H, LAM H K, LEUNG F H F, et al. A genetic algorithm based neural-tuned neural network[C]//*Proceedings of the 29th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society*. Roanoke, America, 2003: 2423-2428.
- [21] WANG X Y, ZHANG Y. Chaotic diagonal recurrent neural network[J]. *Chinese Physics B*, 2012, **21**(3): 038703.
- [22] WEN L, QIU Z W, QI R N. Passenger capacity prediction based on genetic neural network[C]//*Proceedings of the 1st International Symposium on Information Engineering and Electronic Commerce*. Ternopil, Ukraine, 2009: 696-700.
- [23] 姚浩, 夏桂然, 刘泽佳, 等. 基于机器学习的黏钢构件黏接层缺陷识别方法研究[J]. 应用数学和力学, 2024, **45**(4): 429-442.(YAO Hao, XIA Guiran, LIU Zejia, et al. A defect identification method for bonding layers of adhesive steel members based on machine learning[J]. *Applied Mathematics and Mechanics*, 2024, **45**(4): 429-442.(in Chinese))
- [24] CIABURRO G, IANNACE G. Modeling acoustic metamaterials based on reused buttons using data fitting with neural network[J]. *Journal of the Acoustical Society of America*, 2021, **150**(1): 51-63.
- [25] CIABURRO G, IANNACE G. Membrane-type acoustic metamaterial using cork sheets and attached masses based on reused materials[J]. *Applied Acoustics*, 2022, **189**: 108605.
- [26] LUO Z H, LI T, YAN Y W, et al. Prediction of sound insulation performance of aramid honeycomb sandwich panel based on artificial neural network[J]. *Applied Acoustics*, 2022, **190**: 108656.
- [27] DOUTRES O, ATALLA N, OSMAN H. Transfer matrix modeling and experimental validation of cellular porous material with resonant inclusions[J]. *Journal of the Acoustical Society of America*, 2015, **137**(6): 3502-3513.