

纪念马大猷先生诞辰 110 周年

基于人工神经网络的超材料声吸收体 参量预测及逆向设计*

朱远舟¹ 龚 纯^{2,3} 顾 页¹ 龙厚友^{1†} 程 莹¹ 刘晓峻^{1†}

(1 南京大学 声学研究所 南京 210008)

(2 上海交通大学 船舶海洋与建筑工程学院 上海 200240)

(3 美的集团中央研究院 佛山 528300)

2023 年 11 月 27 日收到

2024 年 1 月 29 日定稿

摘要 超材料声吸收体由于深度亚波长特性广受关注,但目前其设计及性能优化主要基于参数化扫描方法,该方法依赖人工物理直觉及设计因子,在多参数优化过程中存在计算资源占用量大、优化耗时且无法保证得到全局最优解等问题。为此,基于人工神经网络算法,提出了一种便捷高效的超材料声吸收体设计和优化方案,包括根据基元几何参量正向预测声吸收体的整体声学特性,以及根据目标声学频谱逆向设计所需的基元几何结构。同时,通过耦合由该神经网络优化得到的吸收元胞,设计了一种深度亚波长的宽带声吸收体,可在 300~400 Hz 范围内实现 92.6% 的平均声吸收,其结构总厚度仅为 36.2 mm。所提优化方案可多参量同步优化,计算速度快,适用度广。

关键词 声学超材料, 声吸收体, 人工神经网络, 逆向设计

PACS: 43.50, 43.20

DOI: 10.12395/0371-0025.2023277

CSTR: 32049.14.11-2065.2023277

Parameter prediction and inverse design of metamaterial acoustic absorber based on artificial neural network

ZHU Yuanzhou¹ GONG Chun^{2,3} GU Ye¹ LONG Houyou^{1†} CHENG Ying¹ LIU Xiaojun^{1†}

(1 Institute of Acoustics, Nanjing University Nanjing 210008)

(2 School of Naval Architecture, Ocean and Civil Engineering, Shanghai Jiao Tong University Shanghai 200240)

(3 Midea Corporate Research Center Foshan 528300)

Received Nov. 27, 2023

Revised Jan. 29, 2024

Abstract Metamaterial sound absorbers have received widespread attention due to their deep subwavelength characteristics, while the design and optimization of metamaterial acoustic absorbers mainly relies on parameterized scanning method at present. However, this method largely relies on artificial physical intuition and design experience, which poses challenges in the process of multi-parameter optimization, such as consumption of massive computing resources and much time, and difficulties in obtaining global optimal design. For this reason, this article proposes a convenient and efficient design and optimization scheme for metamaterial sound absorbers based on artificial neural network algorithms, including forward prediction of the overall acoustic characteristics for the sound absorber based on primitive geometric parameters, as well as inverse design of the required primitive geometric structure based on the target acoustic spectra. Moreover, a deep sub-wavelength broadband sound absorber with an average sound absorption at 92.6% in the range of 300~400 Hz is also achieved with this method, which is described a compact thickness at 36.2 mm. The optimization scheme proposed in this article displays the advantages of multi-parameter synchronous optimization, fast calculation speed and wide applicability.

Keywords Acoustic metamaterial, Sound absorber, Artificial neural network, Inverse design

* 国家重点研发计划项目 (2022YFA1404400) 和国家自然科学基金项目 (12074183, 12004176) 资助

† 通讯作者: 龙厚友, longhouyou@nju.edu.cn; 刘晓峻, liuxiaojun@nju.edu.cn

引言

低频声波具有大波长和强衍射特性,在有限尺度空间内对其进行高效吸收、耗散一直是噪声控制领域长期存在的挑战。受限于线性响应理论,传统声学多孔材料有效吸收低频噪声所需的材料厚度较大,无法满足实际应用中的工况要求^[1-3]。基于局域共振机制的声学超材料可以极大提高局部声能量密度,且能够根据所需吸收频带特性自由设计几何参数,近年来成为声吸收体设计研究热点。目前,针对低频声吸收,研究人员已提出诸如亥姆霍兹共振器型^[4,5]、法布里-佩罗共振器型^[6,7]、耦合膜共振器型^[8,9]等众多构型,能实现单频深度亚波长吸收^[10,11]、宽带吸收^[12-15]、高通风吸收^[16]等功能,并在高铁、汽车、航空飞行器、建筑物与室内外环境等应用场景得到广泛应用。Wu 等和 Yang 等分别回顾了低频减振和降噪技术的近期发展并拓展出众多新的噪声控制方法^[17-19];Wang 等实现了超宽带、工作频带可调的消声器^[20];Liu 等实现了 860~8000 Hz 的超宽带深度亚波长声吸收^[21];Sun 等采用快速多极子边界元法实现了齿轮箱噪声的有效控制^[22]。

然而,超材料声吸收体复杂的微结构功能基元与人工序构型导致其具有较多的调节参数,使设计工作变得十分困难。传统声学超材料的设计通常以基础声学理论为指导,借助于数值仿真对几何参数进行大量的迭代计算从而优化其声学性能。具体地,使用诸如有限元法、时域有限差分法等数值计算方法,采用控制变量的方式通过大量的参数化扫描或实验优化所选几何参数。参数集选取很大程度上依赖研究人员的设计经验,且通常难以实现全局最优解。此外,数值模拟需耗费大量计算资源,其计算时间与研究带宽成正比,与扫描频率间隔呈反比,并与可变参数数呈指数关系。

借助人工神经网络技术,可以通过机器学习实现对物理参数的预测,在无需得知定量理论关系的情况下,快速分析各输入参量对输出参量的影响,从而在极短时间内预测声学人工结构的声场响应特性,提高设计效率、降低对计算资源的依赖性^[23-25]。同时,通过对部分几何参数取值加以限制,可以优化得到其余参数在满足所需物理功能时的最优取值;而基于大量数据训练得到的神经网络模型,亦可能获得声学超材料与器件的结构特性的全局最优化解,逼近理论性能的极限。此外,由于机器学习中输入集和输出集的互易性,逆向人工神经网络可以根据

所需物理参量,反演超材料结构应具有几何参数,进而从最优声学特性中反向求解得到未知的新颖声学超材料与器件设计结构。相较于传统数值优化方案,人工神经网络应用于超材料设计具有多参数同步优化、计算速度快、可获得全局最优解等优势。

然而现有优化方法仍有众多值得改善之处。首先,在神经网络结构方面,Chen 等^[26]和 Liu 等^[21]分别利用机器学习实现了低频(229~457 Hz)和中高频(860~8000 Hz)声吸收体的设计,然而其提出的神经网络结构均为逆向设计型神经网络,缺乏对优化结果的后续检测能力。其次,在准确性方面,目前已知的优化方法不可避免地存在共振频率误差。Wang 等通过多种群遗传算法实现了多层复合声吸收体的按需设计,然而其优化结果在共振频率处的吸收峰值与实验值还存在一定差距(误差超过 5%)^[27]。Yan 通过粒子群优化算法实现了宽带声吸收体的设计和优化,然而其实验共振频率相较于理论优化偏高(最低共振频率误差超过 10%)^[28]。在实用性方面,针对传统声吸收结构(吸声海绵或微穿孔板)的优化难以满足深度亚波长和频率定制的要求,具有很大的应用局限。

基于上述原因,本文详细探究了人工神经网络在低频声吸收体中的应用,通过建立基于几何参数的传递矩阵理论和耦合模式理论之间的关联,设计了一种复合神经网络。不同于基于有限元构建训练数据集,并使用吸收频谱作为数据标签构建的神经网络,本文设计的神经网络一方面可降低创建数据集的计算量,另一方面,神经网络使用 3 个声学参数即可替代吸收谱,可显著降低网络收敛的迭代次数。此外,由于该复合神经网络由逆向设计型神经网络串联正向预测型神经网络构成,能实现对所需声学参数的预测及再验证,保证了优化结果的准确性。本文得到的神经网络的吸收频率误差<1%,共振频率处吸收峰值误差<2%,且理论结果与有限元分析和实验结果吻合良好。

1 理论模型

基于人工神经网络的超材料声吸收体设计的关键在于:(1)数据集的构建;(2)学习任务与算法模型的构建。在数据集的构建过程中,将包含结构参数的向量集设置为样本空间,结合频率等条件参数计算出相应的声场响应特性。同时,还需综合考虑所设计声学超材料结构的复杂程度、数据集规模等设计指标,选择合适的算法构建人工智能声学设计模

型。下面对此进行论述。

1.1 耦合模式理论

本文采用耦合模式理论 (CMT) 大幅降低宽带声吸收系统优化设计的计算量。耦合模式理论指出, 对于一个单端口驻波管内的声学共振系统, 入射声波能量一部分被共振器以摩擦热形式损耗, 另一部分则会从共振器中泄漏出去, 二者分别被称为黏滞损耗和辐射损耗。因此, 可使用黏滞损耗因子 Q_{loss}^{-1} 及辐射损耗因子 Q_{leak}^{-1} 对此共振系统进行描述。同时, 损耗因子的大小也决定了共振峰的品质因子 (宽度)。对于一个共振频率为 f_r 的声学系统, 其声吸收曲线半峰宽为 Δf_r , 则可以定义其共振品质因子为 $Q^{-1} = \Delta f_r / f_r$, 该参量由黏滞损耗和辐射损耗共同决定, 即 $Q^{-1} = Q_{\text{loss}}^{-1} + Q_{\text{leak}}^{-1}$ 。对于一个共振参数 (f_r , Q_{loss}^{-1} , Q_{leak}^{-1}) 确定的声学共振系统, 其吸收系数可表示为

$$A = \frac{4Q_{\text{loss}}^{-1}Q_{\text{leak}}^{-1}}{4(f/f_r - 1)^2 + (Q_{\text{loss}}^{-1} + Q_{\text{leak}}^{-1})^2}. \quad (1)$$

当系统处于共振状态时, 其吸收系数仅由因子 Q_{loss}^{-1} 和 Q_{leak}^{-1} 决定, 即

$$A = \frac{4Q_{\text{loss}}^{-1}Q_{\text{leak}}^{-1}}{(Q_{\text{loss}}^{-1} + Q_{\text{leak}}^{-1})^2}. \quad (2)$$

分析式 (2) 可知, 系统的共振模式存在三种情况: (1) 当系统的阻尼损耗相对较小时, $Q_{\text{loss}}^{-1} < Q_{\text{leak}}^{-1}$, 入射其中的声能量不能被系统完全消耗, 剩余的声能量又被重新辐射出来, 因而该系统为欠阻尼模式, 此时提升系统的损耗能力可以显著提升声吸收效果; (2) 随着阻尼逐渐增大, 当辐射至其中的声能量恰好被系统完全吸收时, $Q_{\text{loss}}^{-1} = Q_{\text{leak}}^{-1}$, 此时 $A = 1$, 系统处于临界耦合模式, 实现完美声吸收; (3) 进一步增大阻尼使得 $Q_{\text{loss}}^{-1} > Q_{\text{leak}}^{-1}$, 系统的辐射能力相较于损耗能力逐渐缺失, 此时共振系统与外部空气介质产生严重的阻抗失配, 在共振器端口处产生较强的声反射, 因而被称为过阻尼阶段, 此时提升系统的辐射能力可以显著提升声吸收效果。

对于驻波管中的声学系统, 常用声阻抗评价系统的声吸收能力, 即

$$A = 1 - \left(\frac{Z_s - Z_0}{Z_s + Z_0} \right)^2,$$

其中, $Z_0 = \rho_0 c_0$ 为空气特征阻抗, Z_s 为声吸收体的表面阻抗。由于声阻抗表达式与工作频率相关, 对于宽带声吸收体, 往往需要逐个频率点单独优化, 这使得优化的复杂度与研究系统的频率选取点数成正比,

计算量大大增加。然而, 由于品质因子 Q^{-1} 与频率无关, 且仅使用 f_r , Q_{loss}^{-1} , Q_{leak}^{-1} 就可以完整描述一个声学系统在全频段上的吸收能力, 因此本研究选用 $[f_r, Q_{\text{loss}}^{-1}, Q_{\text{leak}}^{-1}]$ 作为可变声学参数组, 用于后续优化过程中的输入或输出, 相较于直接优化具体几何结构的参数, 该方法可极大降低计算量。

1.2 人工神经网络理论

自然生物体通过交错连接的大量神经元构成神经网络分析并传递信息。人工神经网络 (ANN) 就是对这一生物结构的数学类比和抽象, 通过人工神经网络算法, 可以实现对大量数据的加权、偏置、求和等处理, 并从中选出满足所需参量限制的模型^[29]。图 1(a) 是一个人工神经网络的神经元, 其对信息的处理和传输能力可抽象表示为

$$y = \phi \left(\sum_{j=1}^n w_j x_j + b \right), \quad (3)$$

其中, x_i 代表从上一级神经元接受的输入数据, n 为神经元个数, y 代表向下一级神经元传输的数据, w_i 为输入数据所占的权重, Σ 代表对输入值的汇总处理, b 为对总输入信息的人为修正, ϕ 为激活函数, 用于判断是否将处理得到的信息传递给后续神经元。图 1(b) 是由多个神经元构成的人工神经网络结构, 包含输入层、隐含层和输出层, 分别用于信息的收集、处理和再传输。其中隐含层是人工神经网络的核心, 包含数据处理函数和判别函数, 可以引导参量

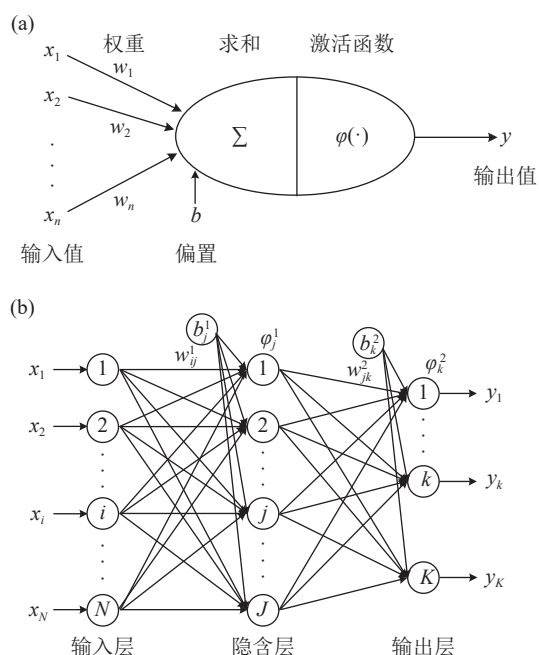


图 1 人工神经网络及神经元结构示意图 (a) 神经元; (b) 人工神经网络结构

向目标函数逐步优化。在本文中,正向预测型神经网络输入参数为几何参数,包括 $w_x, T, d, l_{\text{eff}}, l_c, w_c$ 等;而输出参数为声学参数,包括 $f_r, Q_{\text{loss}}^{-1}, Q_{\text{leak}}^{-1}$ 等。在逆向设计神经网络中,输入参数为声学参数,输出参数为几何参数,声学参数和几何参数分别在 1.1 节与 2.1 节中详细介绍。

2 基于人工神经网络的声吸收体频谱预测

2.1 几何模型

图 2(a)(b) 为超材料声吸收体的几何结构示意图,其由折叠管道和腔体两部分组成,盖板作透明处理以清晰展示内部结构。为了便于设计优化,声吸收体的横向外部尺寸固定不变,分别为长 $a = 50 \text{ mm}$, 宽 $b = 50 \text{ mm}$ 。同时,声吸收体各处结构壁厚保持相等 $t = 1 \text{ mm}$ 。其余固定参量和可变参量如表 1 和表 2 所示,其中可变参量 $[w_x, T, d, l_{\text{eff}}, l_c, w_c]$ 组成可变几何参数组,作为后续优化过程中的输入或输出参数。

2.2 物理模型

图 2(c) 为声吸收体等效模型示意图。声波由盖板开口进入,穿过折叠狭缝后进入腔体, l_{eff} 为折叠狭缝的等效长度。同时,该声吸收体可等效为一个颈部折叠的亥姆霍兹共振器,其中颈部参数可用于调节阻尼大小,腔体参数可用于调节共振频率。通过调节各参数得到的品质因子和共振频率范围如表 3 所示,而后可根据品质因子和共振频率求得系统全频带的吸收频谱。

此外,该吸收体吸收系数也可以由传递矩阵法 (TMM) 给出^[30],即

表 1 固定几何参量 (单位: mm)

a	b	t	w_y
50	50	1	2

表 2 可变几何参量 (单位: mm)

w_x	T	d	l_{eff}	l_c	w_c
[4, 8]	[10, 20]	[1, 3]	[20, 80]	[10, 30]	[10, 39]

表 3 声学参量变化范围

f_r (Hz)	Q_{loss}^{-1}	Q_{leak}^{-1}
[162, 1440]	[11.2, 91.0]	[4.4, 29.5]

$$\mathbf{M} = \mathbf{M}_{\Delta 1} \mathbf{M}_1 \mathbf{M}_{\Delta 2} \mathbf{M}_2 \mathbf{M}_{\Delta 3} \mathbf{M}_3, \quad (4)$$

其中, $\mathbf{M}_i$ ($i = 1, 2, 3$) 分别代表盖板开口、折叠通道和腔体引起的传递矩阵,可表示为

$$\mathbf{M}_i = \begin{bmatrix} \cos(k_i l_i) & jZ_0 \sin(k_i l_i) \\ j\sin(k_i l_i)/Z_i & \cos(k_i l_i) \end{bmatrix},$$

式中, k_i, Z_i 分别代表通道 i 的等效波数和声阻抗, l_i 代表传播距离; $\mathbf{M}_{\Delta i}$ ($i = 1, 2, 3$) 分别代表外界环境-开口、开口-折叠通道和折叠通道-腔体截面突变引起的修正矩阵。由此,声吸收体的表面声阻抗和吸声系数可以分别表示为

$$Z_s = \frac{M[1,1]}{M[2,1]}, \quad (5)$$

$$A = 1 - \left(\frac{Z_s - Z_0}{Z_s + Z_0} \right)^2. \quad (6)$$

2.3 正向预测型神经网络模型

首先基于以上提出的人工神经网络模型和声吸收系统结构设计,利用 Python 编写传递矩阵理论计算程序以获得深度学习数据,即系统的共振频率 f_r

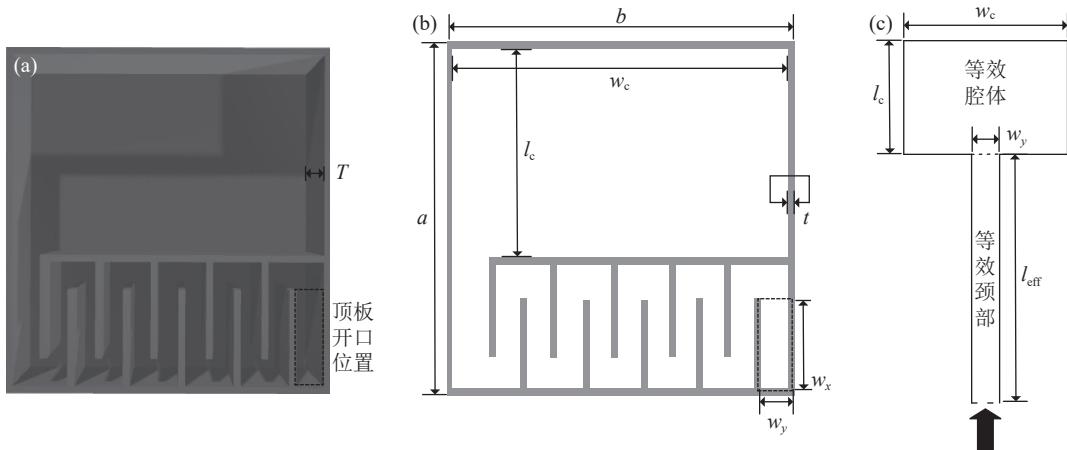


图 2 几何结构示意图 (a) 几何结构三维示意图; (b) 几何结构二维剖面图; (c) 等效结构示意图

和品质因子 Q_{loss}^{-1} 及 Q_{leak}^{-1} 。首先在选定几何参数范围内随机生成 20 万组数据用于训练神经网络, 同时生成 2 万组数据用于验证, 为了避免得到局部最优值并尽可能满足实际工程所需参数, 生成的数据均匀分布于整个几何参数范围, 其中训练集和验证集数据均由传递矩阵理论生成; 其次对每组数据中的几何参量可通过传递矩阵法 (式 (4)~式 (6)) 得到其声吸收谱; 对于单模共振系统, 其吸收频谱可由耦合模式推导得到, 如式 (1) 所示。因此, 传递矩阵理论和耦合模式可通过吸收谱建立关联, 通过拟合传递矩阵法得到的吸收谱可提取系统的共振频率和品质因子 $[f_r, Q_{\text{loss}}^{-1}, Q_{\text{leak}}^{-1}]$ 。具体为, 利用 python 内置函数 `curve_fit` 对式 (1) 拟合进而得到相对应的损耗因子和共振频率的值。值得注意的是, 由于 Q_{leak}^{-1} 与 Q_{loss}^{-1} 的取值在式 (1) 中是对称的, 因此还需通过验证系统的阻尼状态得到损耗因子取值。若增加系统黏滞损耗时系统的吸收系数有所增加, 则系统位于欠阻尼状态, 此时提取到的较大的因子为 Q_{leak}^{-1} , 反之则为 Q_{loss}^{-1} 。该声学参量与几何参数的复杂映射关系可用于后续神经网络训练。

利用 1.2 节提出的人工神经网络模型, 对上述对应关系采用双隐含层网络深度学习。其中核心参数如下:

(1) 学习率 α : 采用指数下降型学习率以满足训练初期的高效性和末期的收敛性。 $\alpha = 0.99^\sigma \alpha_0$, 其中 σ 为轮次与 20 取整, 即学习率每 20 轮降为原来的 99%。

(2) 训练轮次: 所有数据遍历一次学习则为一轮, 应当有充足的轮次以保证末期的收敛性。

(3) 批次大小: 分批数据学习可大大降低软件占用内存, 合理优化批次大小可以显著提升学习效率。

(4) 批次数: 一轮学习全部数据所需的批次, 满足总数据 = 批次大小 $\times$ 批次数。

学习损失函数随学习轮次变化如图 3 所示。损失函数在初期快速下降, 在约 200 轮时达到 0.1, 在约 3000 轮时收敛至 5×10^{-4} , 满足收敛要求。此外可以观察到, 训练集损失函数 (实线) 与验证集损失函数 (空心点) 具有良好的一致性。

2.4 学习结果与讨论

为了验证上述学习结果的有效性, 从参量可变范围内随机抽取 6 组参量 (如附录表 A1 所示), 其共振频率分别为 [315, 327, 392, 456, 537, 651] Hz, 分别采用上述神经网络和传递矩阵理论计算吸收频谱,

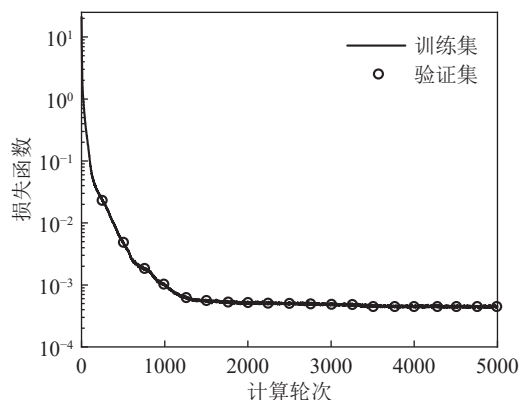


图 3 正向网络损失函数随学习轮次变化

结果如图 4 所示。两种方法在所研究的较大频带范围内具有良好的一致性, 声吸收频谱方均误差均小于 1.4% ([0.2%, 0.1%, 0.3%, 0.5%, 1.2%, 1.4%])。此外还生成了包含 200 个数据组的测试集, 并求得原始数据的吸收谱与神经网络输出的吸收谱之间的均方误差为 1.2%。以上结果证明了学习结果对于各种共振频率都有良好的预测效果, 这同样也说明神经网络具有良好的泛化能力。值得注意的是, 相较于传递矩阵理论, 深度学习可实现多参数同时优化, 并能更加迅速地找到全局最优值, 具有显著的运算速度优势, 人工神经网络法预测时间仅需约 1×10^{-2} s, 相较于传递矩阵方法计算所需约 13 s, 运算速度提升了约 3 个数量级。

3 声吸收体逆向设计

3.1 逆向设计深度学习理论

正向学习人工神经网络可以根据几何参数预测声吸收体的声学性能。由于其学习的数据为超材料几何参数与声学参数的对应序列, 因而也具备根据给定声学参数逆向推得所需几何参数的功能, 即利用逆向设计型神经网络预测声吸收体的结构。

与正向预测型神经网络学习过程相似, 此处同样随机生成 22 万个初始数据组用于学习, 其中 20 万组数据用于训练集, 另外 2 万组数据用于验证集。逆向设计型神经网络的构建目标是, 对于一个确定要求的声学性能参数组 $[f_r, Q_{\text{loss}}^{-1}, Q_{\text{leak}}^{-1}]$, 经神经网络处理后能直接反向给出满足这一声学参数的几何参数组 $[w_x, T, d, l_{\text{eff}}, l_c, w_c]$ 。与正向神经网络类似, 逆向神经网络同样采用了串联双隐含层结构用于对输入信息的筛选和处理, 见图 5 左侧部分, 其中隐含层 1 含有 20 个运算节点, 隐含层 2 含有 40 个运算节点。

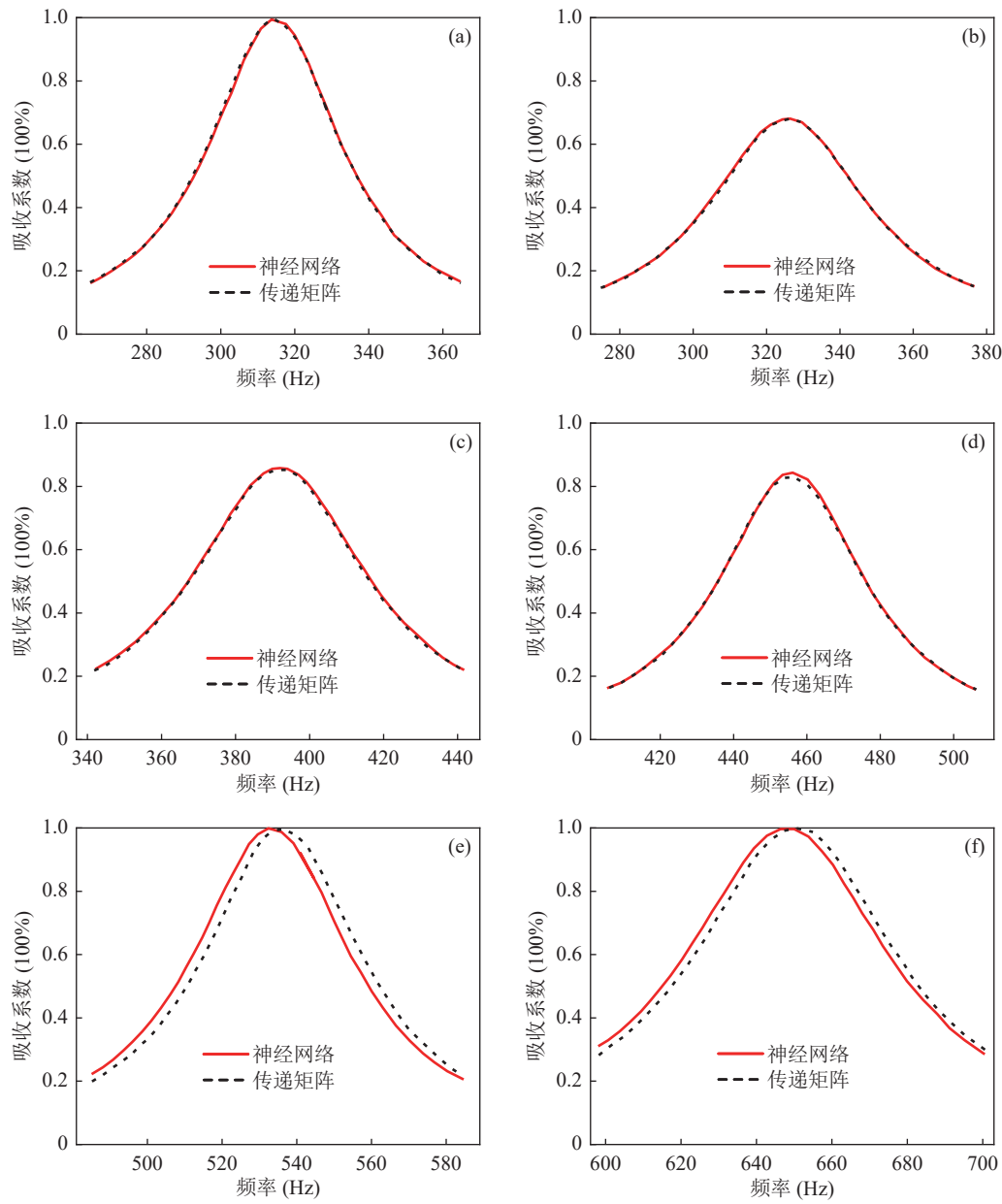


图 4 正向神经网络吸收系数结果对比 ((a)-(f) 分别对应正向神经网络中参量组 (a~f))

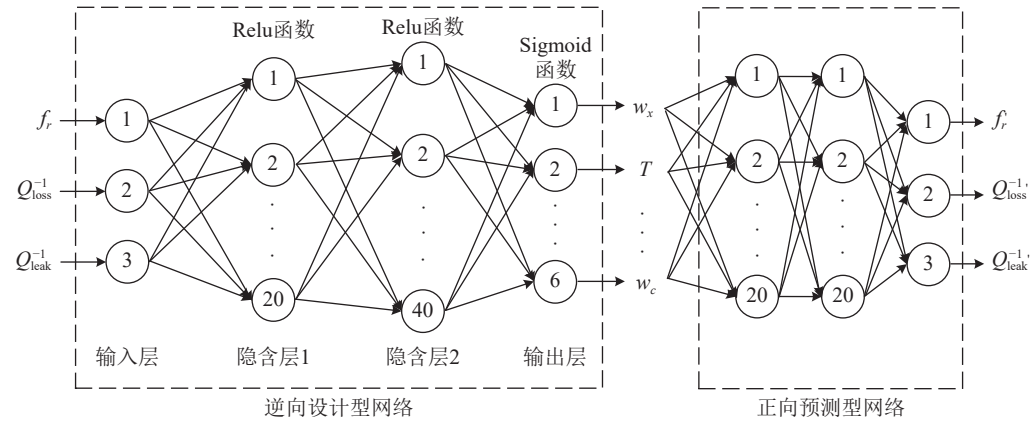


图 5 复合神经网络结构

3.2 逆向设计声吸收体结果讨论

逆向设计型神经网络的损失函数随训练轮次变化的曲线如图 6 所示, 其同样随训练轮次增加而迅速下降, 在 200 轮次训练后, 损失函数低于 10^{-3} , 在 1000 轮次训练后, 损失函数趋于稳定, 最终收敛于 2.3×10^{-4} , 满足收敛要求。由于采用了与正向预测型神经网络相似的双层隐含层串联结构, 因而具有与正向网络相比拟的收敛性 (正向网络收敛于 5×10^{-4})。

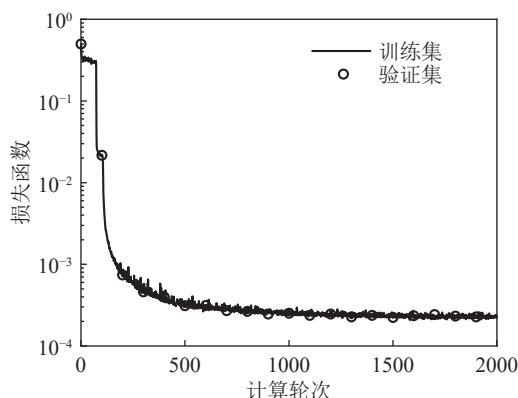


图 6 逆向网络损失函数随学习轮次变化

与前文研究方法相同, 为了验证上述神经网络的适用性, 选取取值范围内的 6 组声学参数作为研究对象, 其中共振频率 f_r 分别为 [280, 400, 500, 600, 700, 800] Hz, 黏滞损耗因子 Q_{loss}^{-1} 与辐射损耗因子 Q_{leak}^{-1} 均取值 1/15, 此时吸收曲线的品质因子 $Q^{-1} = Q_{\text{loss}}^{-1} + Q_{\text{leak}}^{-1}$ 均为 1/7.5, 这说明所有声吸收曲线均具有相同的相对半峰宽 ($\Delta f_r / f_r$)。同时, 由于 $Q_{\text{loss}}^{-1} = Q_{\text{leak}}^{-1}$, 此时系统处于临界耦合状态, 能实现对入射声波的完美吸收。研究中首先使用逆向设计型神经网络得到与相应声学参数对应的几何参数组, 其数值如附录表 A2 所示。可以观察到, 随着共振频率从 280 Hz 提升至 800 Hz, 颈部长度 l_{eff} 逐渐减小以获得更大的半峰宽并维持相等的相对半峰宽; 此外由于波长变短, 同样颈部宽度的结构损耗逐渐变小, 因而颈部宽度 d 适当减小以匹配系统损耗; 与此同时, 腔体长度 l_c 和腔体宽度 w_c 逐渐减小以降低腔体体积进而提升共振频率。

进一步地, 对上述神经网络运算结果进行理论和仿真验证。通过在逆向设计型神经网络后串联接入一个正向预测型神经网络 (见图 5 右侧部分), 可完成声学参数-几何参数-声学参数的循环验证, 实现预测信息的自我检测和纠正, 所得声吸收频谱如图 7 实线所示。同时, 利用传递矩阵理论, 可以依据预期

的几何参数反推求得对应的声学参数 (见图 7 点划线)。两种方法在较大频率范围内均具有良好的一致性, 除去因几何结构限制未能良好实现的第 6 组参数, 其余声吸收频谱方均误差均小于 2% ([0.2%, 0.6%, 0.4%, 1.1%, 1.8%]), 这说明逆向设计型神经网络具有极高的准确性。此外, 通过有限元仿真计算初始几何参数对应的声吸收系数 (见图 7 空心圆圈), 与传递矩阵结果和神经网络优化结果对比可见, 三种方案与有限元仿真结果相比具有很大的相似性和极小的运算误差, 因而逆向设计型神经网络具有很好的声吸收体几何预测能力。值得注意的是, 图 7(f) 中复合神经网络得到的结果与由原始参数得到的理论和仿真结果相比存在着较大的差异, 这是由几何结构尺寸限制引起的。具体而言, 在正向预测型神经网络中, 对于任意指定的几何参数组 $[w_x, T, d, l_{\text{eff}}, l_c, w_c]$, 必然存在与之相应的声学参数组 $[f_r, Q_{\text{leak}}^{-1}, Q_{\text{loss}}^{-1}]$, 然而对于逆向设计型神经网络, 并非所有的声学参数组 $[f_r, Q_{\text{leak}}^{-1}, Q_{\text{loss}}^{-1}]$ 均能在指定的几何尺寸区间内匹配到相应的几何参数组 $[w_x, T, d, l_{\text{eff}}, l_c, w_c]$ 。准确来说, 由于辐射损耗因子 Q_{leak}^{-1} 和黏滞损耗因子 Q_{loss}^{-1} 固定, 共振频率 f_r 的增加必然导致相应吸收带宽 $\Delta f_r = Q^{-1} f_r$ 的增加。但优化过程中声吸收体的几何尺寸位于限定区间, 相应的吸收带宽也必定存在上限。当优化目标频谱的有效带宽超过这一上限时, 相应尺寸的声吸收体逐渐难以实现优化目标, 导致复合神经网络与原始参数之间的差异。同时, 上述对比还验证了所提传递矩阵计算方法与神经网络优化方法具有良好的计算准确度和工程适用性。

此外, 本文提出的逆向设计型深度学习神经网络具有显著的运算速度优势, 其运算速度与正向预测型神经网络相当。一方面, 本文通过建立基于几何参数的传递矩阵理论和耦合模式理论之间的关联, 可减少基于有限元方法得到训练数据带来的大计算量问题; 另一方面本文的训练数据标签为 3 个简单的声学参数, 相对于使用包含多个频率点的吸收谱作为输出标签的神经网络, 可加快神经网络的收敛速度。一旦神经网络训练好之后, 通过输入所需声学参数可通过神经网络的简单代数运算快速地预测几何参数, 避免了通过有限元方法解波动方程带来的大量运算, 尤其是为了实现最优解需通过参数化扫描遍历参数区间引起的大计算量。逆向设计型神经网络可以在 10^{-2} s 内进行 100 个频率点的声吸收频谱预测, 在相同的计算机算力下, 运算效率比传递矩阵方法 (16 s) 和有限元方法 (47 s, 其中最大网格小于 1/6 工作波长) 提高了超过 3 个数量级。同时, 本

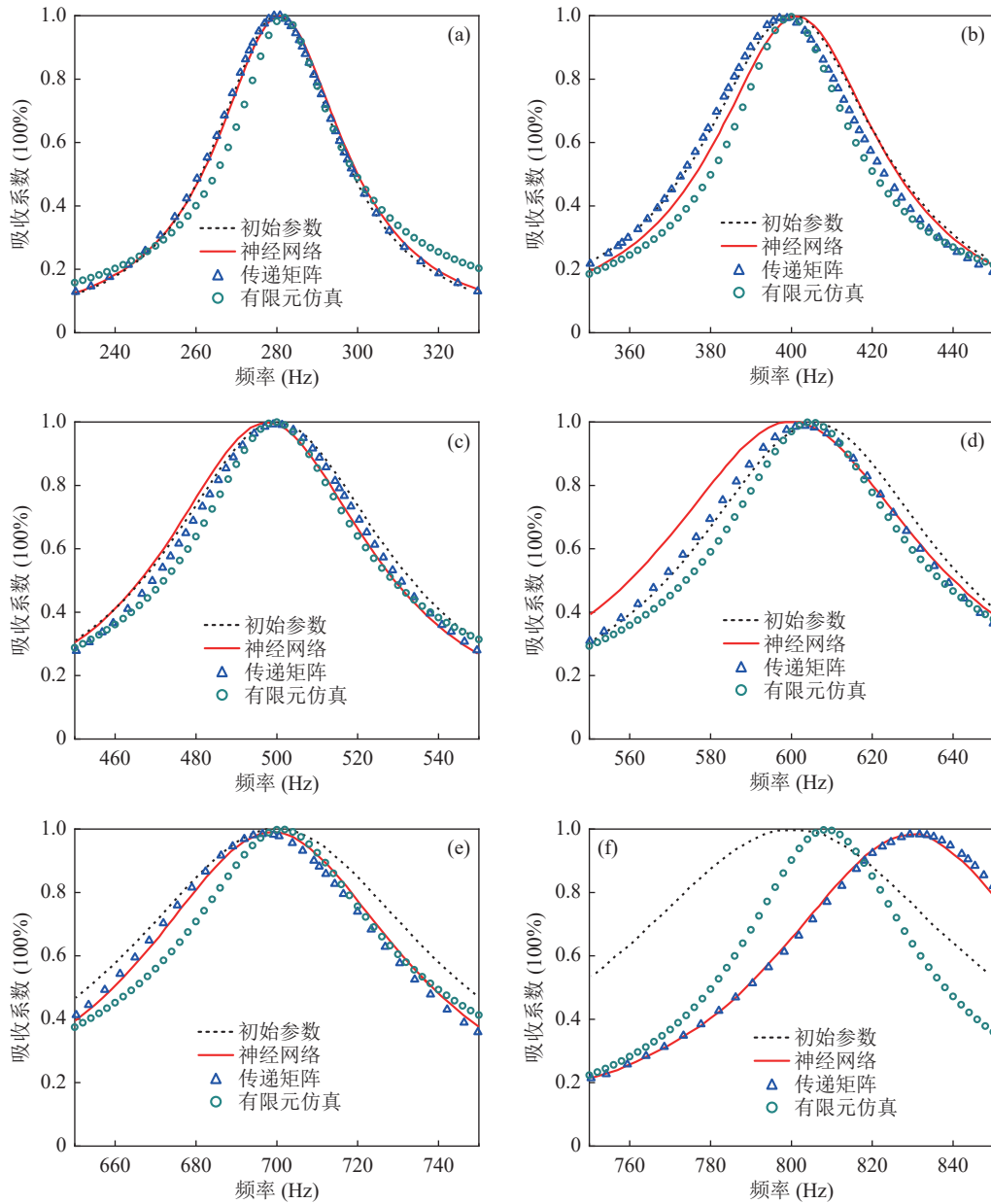


图7 逆向神经网络吸收系数结果对比 ((a)-(f) 分别对应复合神经网络中参量组 (a)-(f))

方案由逆向设计型神经网络与正向预测型神经网络直接串联构成,与需要在解空间反复迭代的传统逆向设计方法相比,展现出很大的优越性。

4 宽带声吸收体设计

传统宽带声吸收体设计往往需通过大量的参数扫描来确定构成该宽带的元胞。上述基于传递矩阵理论和耦合模式理论关联的神经网络由于存在一对多问题,即通过组合具有确定声学参数的吸收元胞可得到确定的宽带吸收谱,然而根据宽带吸收谱则无法拟合得到吸收元胞的声学参数,如共振频率、损耗因子和泄漏因子。因此,利用上述方案难以直接

构建宽带的声吸收体。然而,可通过上述方法构建吸收元胞,结合研究者的物理经验,快速构建宽带的声吸收体。

基于过阻尼模式间的强耦合构建一个宽带的声吸收体。根据 3.2 节的神经网络预测 12 个吸收胞元,胞元间的共振频率为 [300, 305, 315, 325, 335, 345, 355, 365, 375, 385, 395, 400] Hz。此处,首先基于神经网络得到了中心频率 350 Hz 的几何参数;考虑到通过调节腔体的深度可改变共振频率而几乎不影响其损耗因子和泄漏因子,保持参数 $[w_x, T, d, l_{\text{eff}}, w_c]$ 为固定值(见表 4),通过单独改变 l_c 调节胞元的共振频率,各胞元的优化目标频率、优化得到的腔体长度 l_c 以及通过优化结果拟合得到的品质因子如表 5 所示,

相应的吸收曲线如图 8(a) 所示。

由上述元胞构成的宽带声吸收体的实验样品如图 8(b) 插图所示, 结构各部分壁厚不小于 1 mm, 在该频率及实验测试声压下满足硬边界近似。宽带声吸收体的吸收频谱如图 8 所示, 其中实线、空心点和实心点分别代表理论分析、有限元仿真和实验测量得到的结果, 可见三条曲线在很大的频率范围内都具有很好的一致性。在 300~400 Hz 范围内, 三种分析结果分别具有 92.6%, 92.8%, 91.5% 的声吸收系数, 满足近完美吸收的要求。同时, 本文设计的声吸收体厚度仅为 36.2 mm, 仅为对应工作频率波长的 1/32 至 1/24。

表 4 固定参数几何参量 (单位: mm)

w_x	T	d	l_{eff}	w_c
4.89	34.17	2.22	28.21	31.85

表 5 可变参数参量

胞元编号	f_r (Hz)	l_c (mm)	Q_{loss}^{-1}	Q_{leak}^{-1}	$Q_{\text{loss}}^{-1}/Q_{\text{leak}}^{-1}$
1	300	19.96	0.04395	0.01393	3.16
2	305	19.25	0.04352	0.01371	3.17
3	315	18.04	0.04231	0.01331	3.18
4	325	16.82	0.04140	0.01292	3.20
5	335	15.84	0.04051	0.01257	3.22
6	345	14.69	0.03939	0.01222	3.22
7	355	13.87	0.03874	0.01191	3.25
8	365	12.98	0.03783	0.01160	3.26
9	375	12.22	0.03733	0.01132	3.30
10	385	11.53	0.03651	0.01105	3.30
11	395	10.90	0.03583	0.01080	3.32
12	400	10.54	0.03562	0.01067	3.34

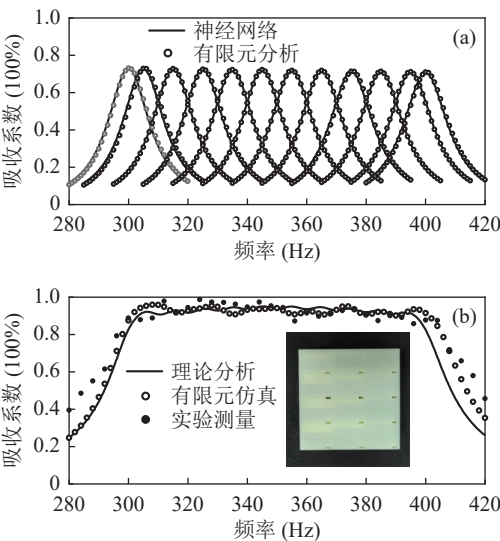


图 8 宽带声吸收体胞元与耦合结构吸收系数 (a) 胞元的声吸收系数; (b) 宽带吸收体的声吸收系数

因此, 通过构建该神经网络, 可简单且精确地预测所需声学参数的几何参数, 结合人工物理经验, 可构建宽带的声吸收体。

5 结论

本文基于人工神经网络系统提出了一种复杂超材料声吸收体的设计方案, 可以实现通过几何参数预测声学参数或者根据声学参数要求逆向设计几何参数的目的。相较于传统人工分析设计, 该方案具有以下优势: 能良好应对复杂的多参量系统设计, 通过限制部分参量变化范围实现多自由度下目标参数的筛选和优化; 具有较强的适应性, 能在无法求得理论解的情况下优化参量, 并在条件复杂的实际工况下求得最优解; 计算速度快, 对参量变化反应灵敏, 运算速度相较于传统的理论计算和有限元计算提升超过 3 个数量级; 准确度高, 共振频率误差小于 1%, 共振频率处吸收峰值误差小于等于 2%, 且理论结果与有限元分析和实验结果吻合良好。

本文提出的神经网络系统可以实现单频和宽带声吸收体设计, 对于声吸收体几何结构、共振类型、频带宽度、结构复杂程度等均具有良好的适用性, 实现的声吸收体具有吸收系数高、设计和优化方法简单、加工制造容易等优势。该设计方案也存在一些不足: 首先, 体积利用率未达到极限, 逆向设计型神经网络在优化过程中难以做到吸收性能与结构体积的平衡折中; 其次, 宽频吸收体设计存在一对多的问题, 无法实现宽频带声吸收体的直接优化; 最后, 受优化时间和算力的限制, 本文的优化参数并不足够详尽, 这可能遗漏更为高效的声吸收体实现方式。通过神经网络优化声吸收体仍有众多潜力, 需进一步深入研究。

参 考 文 献

- 1 马晓文, 刘学伟, 辛锋先. 梯度穿缝型双孔隙率多孔材料的吸声性能. *声学学报*, 2020; **45**(2): 247–257
- 2 Yang M, Sheng P. Sound absorption structures: From porous media to acoustic metamaterials. *Annu. Rev. Mater. Res.*, 2017; **47**: 83–114
- 3 刘乐, 黄唯纯, 钟雨豪, 等. 声学超构材料技术实用化的进展. *中国材料进展*, 2021; **4**(1): 57–68
- 4 洪志恒. 螺旋型亥姆霍兹共振消声器及吸收体设计与声学特性研究. 硕士学位论文, 哈尔滨: 哈尔滨理工大学, 2022: 45–55
- 5 王正敏, 饶伟, 李德玉, 等. 封闭腔体噪声控制中亥姆霍兹共振器的优化设计方法. *声学学报*, 2019; **44**(5): 834–842
- 6 柯艺波, 张林, 吴越, 等. 基于 FP 通道-泡沫铝板复合结构的低频宽带吸声体. *振动与冲击*, 2022; **41**(9): 128–135

7 Donda K, Zhu Y F, Fan S W, *et al.* Extreme low-frequency ultrathin acoustic absorbing metasurface. *Appl. Phys. Lett.*, 2019; **115**: 173506

8 Mei J, Ma G C, Yang M, *et al.* Dark acoustic metamaterials as super absorbers for low-frequency sound. *Nat. Commun.*, 2012; **3**: 756

9 张伟权, 吴九汇, 马富银, 等. 薄膜低频隔声性能的张力依赖性. *振动工程学报*, 2016; **29**(4): 616–622

10 Cai X B, Guo Q Q, Hu G K, *et al.* Ultrathin low-frequency sound absorbing panels based on coplanar spiral tubes or coplanar Helmholtz resonators. *Appl. Phys. Lett.*, 2014; **105**: 121901

11 邢拓, 李贤徽, 盖晓玲, 等. 微穿孔板复合板型声学超材料的低频吸声. *声学学报*, 2020; **45**(6): 878–884

12 牛嘉敏, 吴九汇. 非对称类声学超材料的低频宽带吸声特性. *振动与冲击*, 2018; **37**(19): 45–49

13 Zhou Z L, Huang S B, Li D T, *et al.* Broadband impedance modulation via non-local acoustic metamaterials. *Natl. Sci. Rev.*, 2022; **9**: nwab171

14 乔厚, 何铿, 赵超, 等. 利用含多孔介质微穿孔周期结构增强声吸收. *声学学报*, 2020; **45**(2): 258–266

15 Liang Q X, Wu Y T, Lv P Y, *et al.* Highly efficient low-frequency broadband sound absorption with a composite hybrid metasurface. *Adv. Eng. Mater.*, 2021; **23**: 2100791

16 Long H Y, Liu C, Shao C, *et al.* Tunable and broadband asymmetric sound absorptions with coupling of acoustic bright and dark modes. *J. Sound Vib.*, 2020; **479**: 115371

17 吴九汇, 马富银, 张思文, 等. 声学超材料在低频减振降噪中的应用评述. *机械工程学报*, 2016; **52**(13): 68–78

18 Yang M, Sheng P. Acoustic metamaterial absorbers: The path to commercialization. *App. Phys. Lett.*, 2023; **122**: 260504

19 刘晓丽, 刘崇锐, 吴九汇, 等. 吸声超材料研究进展. *哈尔滨工程大学学报*, 2022; **43**(9): 1241–1251

20 Wang N Y, Zhou C C, Qiu S, *et al.* Meta-silencer with designable timbre. *Int. J. Extreme Manuf.*, 2023; **5**: 025501

21 Liu L, Xie L X, Huang W C, *et al.* Broadband acoustic absorbing metamaterial via deep learning approach. *Appl. Phys. Lett.*, 2022; **120**: 251701

22 刘学良, 冯治恒, 吴海军, 等. 基于快速多极子边界元法的齿轮箱声场分析. *声学技术*, 2021; **40**(6): 743–749

23 Li X W, Yu X, Zhai W, *et al.* Additively manufactured deformation-recoverable and broadband sound-absorbing microlattice inspired by the concept of traditional perforated panels. *Adv. Mater.*, 2021; **33**(44): 2104552

24 Zhou C C, Jiang T, Xu K L, *et al.* Deep learning-based ultrasound computed tomography for cortical bone imaging. *IEEE International Ultrasonics Symposium*, Montreal, QC, Canada, 2023

25 Donda K, Zhu Y F, Merkel A, *et al.* Ultrathin acoustic absorbing metasurface based on deep learning approach. *Smart Mater. Struct.*, 2021; **30**: 085003

26 Chen A, Xu Z X, Zheng B, *et al.* Machine learning-assisted low-frequency and broadband sound absorber with coherently coupled weak resonances. *Appl. Phys. Lett.*, 2022; **120**: 033501

27 王永华, 薄志伟, 刘哲明, 等. 复合吸声体结构的按需优化设计. *机械设计与制造*, 2023; **6**: 73–78

28 燕山林. 粒子群优化算法在宽频吸声体设计中的应用. *中国力学大会*, 2021

29 金亚斌, 何良书. 声子晶体梁边界态的强化学习设计方案与本征模式分析. *同济大学学报 (自然科学版)*, 2022; **50**(11): 1539–1546

30 Verdiere K, Panneton R, Elkoun S. Transfer matrix method applied to the parallel assembly of sound absorbing materials. *J. Acoust. Soc. Am.*, 2013; **134**: 4648

附录 A

表 A1 正向神经网络参数

	几何参量 (单位: mm)							声学参量			
	w_x	T	d	l_{eff}	l_c	w_c		f_r (Hz)	Q_{leak}	Q_{loss}	损失函数
(a)	4.99	17.67	2.05	47.33	26.48	34.63	神经网络	315	15.8	12.7	2.3×10^{-4}
							传递矩阵	315	15.9	13.1	
(b)	5.11	17.05	1.26	57.54	12.8	35.58	神经网络	326	8.0	29.1	1.2×10^{-6}
							传递矩阵	327	8.0	29.1	
(c)	7.04	11.69	1.31	23.06	23.7	34.77	神经网络	391	21.9	9.8	2.3×10^{-5}
							传递矩阵	392	22.0	9.7	
(d)	4.03	15.34	1.88	65.18	14.72	19.14	神经网络	456	13.4	31.0	3.9×10^{-4}
							传递矩阵	456	13.0	31.7	
(e)	6.92	15.04	2.89	56.74	29.87	11.87	神经网络	533	21.9	19.5	5.9×10^{-4}
							传递矩阵	537	22.1	19.6	
(f)	5.89	18.54	2.35	41.6	15.62	15.93	神经网络	648	21.4	19.0	5.0×10^{-4}
							传递矩阵	651	21.5	19.4	

表 A2 复合神经网络参数

	几何参量 (单位: mm)							声学参量			
	w_x	T	d	l_{eff}	l_c	w_c		f_r (Hz)	Q_{leak}	Q_{loss}	损失函数
(a)	8.0	17.21	2.67	73.35	28.18	36.99	神经网络	280	15.0	15.0	2.3×10^{-4}
							传递矩阵	280	15.1	14.2	
(b)	8.0	18.99	2.15	51.48	16.24	35.01	神经网络	400	15.0	15.0	6.7×10^{-4}
							传递矩阵	398	17.3	14.5	
(c)	7.99	19.24	1.82	34.27	13.31	33.42	神经网络	500	15.0	15.0	9.0×10^{-4}
							传递矩阵	500	17.9	14.8	
(d)	7.98	19.33	1.61	25.6	11.4	30.77	神经网络	600	15.0	15.0	3.4×10^{-3}
							传递矩阵	603	19.1	15.1	
(e)	7.94	19.29	1.55	22.27	10.54	26.95	神经网络	700	15.0	15.0	4.1×10^{-3}
							传递矩阵	697	20.3	15.5	
(f)	7.89	19.22	1.57	21.05	10.24	20.57	神经网络	800	15.0	15.0	7.1×10^{-2}
							传递矩阵	831	22.5	17.4	