

◇ 研究报告 ◇

基于深度学习的低频宽带隔声器件设计*

孙雪聪^{1,2} 贾 晗^{1,2†} 杨玉真¹ 杨 军^{1,2†}

(1 中国科学院声学研究所 噪声与振动重点实验室 北京 100190)

(2 中国科学院大学 北京 100049)

摘要: 在实际应用中,通常需要将多个声人工结构单元进行组合来实现低频宽带的隔声降噪。这种组合结构往往参数较多,传统的设计方法很难对其进行高效的自动化设计。该文在集总参数模型的基础上,提出了一种基于深度学习的低频宽带隔声器件设计方法,并基于该方法完成了由9个二阶亥姆霍兹共鸣器单元组合而成的低频宽带隔声装置的设计。仿真结果表明,该隔声装置在158~522 Hz范围内均具有良好的隔声效果,从而验证了所提出方法的有效性。与传统方法相比,该文所提出的设计方法不仅减少了对设计者专业知识和设计经验的依赖,而且具有更高的设计效率、更强的通用性,未来有望进一步推广至其他声人工结构的设计领域。

关键词: 低频宽带隔声;亥姆霍兹共鸣器;深度学习;集总参数模型

中图法分类号: O424 文献标识码: A 文章编号: 1000-310X(2023)03-0611-09

DOI: 10.11684/j.issn.1000-310X.2023.03.020

Low-frequency broadband sound insulation device design method based on deep learning

SUN Xuecong^{1,2} JIA Han^{1,2} YANG Yuzhen¹ YANG Jun^{1,2}

(1 Key Laboratory of Noise and Vibration Research, Institute of Acoustics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China)

(2 University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

Abstract: In practical applications, it is necessary to combine several acoustic structures to realize broadband sound insulation in the low frequency range. Considering that the composite structures often have multiple parameters, it is difficult to design them efficiently using the traditional design methods. In this paper, we proposed a design method of the low-frequency broadband sound insulation device using deep learning model based on the lumped-parameter technique. Moreover, we designed a composite structure with 9 two-order Helmholtz resonators using the proposed method. The simulation results show that the composite structure has good sound insulation effect in the range of 158–522 Hz, which demonstrates the effectiveness of the proposed method. Compared with the traditional methods, the proposed method can not only reduce the dependency on the designer's skills and experiences, but also improve design efficiency. The proposed model has a strong versatility and scalability, which can be further extended to other acoustic structures.

Keywords: Low-frequency broadband sound insulation; Helmholtz resonator; Deep learning; Lumped-parameter technique

2021-12-29 收稿; 2022-02-16 定稿

*广东省重点领域研发计划项目(2020B010190002), 国家自然科学基金项目(11874383, 12104480), 中国科学院声学研究所前沿探索项目(QYTS202110)

作者简介: 孙雪聪(1995–), 女, 天津人, 博士研究生, 研究方向: 声人工结构的智能化设计与应用。

†通信作者 E-mail: hjia@mail.ioa.ac.cn; jyang@mail.ioa.ac.cn

0 引言

在日常的工作和生活中,噪声已经成为了一种随处可见的污染,时刻困扰着人们。噪声污染不仅会危害人们的生理健康,还会对人们的心理造成伤害。因此,随着人们对生活品质的追求越来越高,噪声问题逐渐成了人类社会不得不面对的一个重要问题。近年来,声人工结构逐渐成为吸隔声领域的研究热点。与传统材料相比,声人工结构的最大优势在于其可以利用亚波长尺寸的结构实现材料物理特性的调节以及对声波的调控,为解决低频吸隔声问题提供了新的技术思路^[1-3]。2012年,梅军等^[4]通过在弹性薄膜上附着特定款式的硬质金属片构造暗声学超材料,在共振频率附近能很好地吸收声波;2019年,Donda等^[5]通过构造迷宫结构的超表面实现了50 Hz附近的极低频吸收;2021年,Dong等^[6]提出一种通过耗散和干涉杂化的超宽带通风屏障,能够在650~2000 Hz范围内有效阻挡90%以上的入射声能量;Liu等^[7]将各向异性的概念引入到三维折叠空间的系统中,提出了一种打开低频、宽频声子带隙的方法,并设计了既能隔声降噪,又能通风透气的三维声学超构笼子。

然而,尽管声人工结构在低频吸隔声领域展现了其优越的性能,但针对实际应用中的低频宽带噪声,往往需要对多个声人工结构单元进行组合以实现宽带隔声降噪的效果。而这样的组合结构通常较为复杂,传统的人工设计方法高度依赖于设计者的专业知识和设计经验,设计效率较低。因此,研究者们开始期望寻求以目标声学响应为导向的自动化设计方法。早期的研究中,遗传算法(Genetic algorithm, GA)、粒子群算法等优化算法被普遍应用于解决声人工结构的逆设计问题^[8]。但是,上述优化过程仍然需要大量的仿真模拟和参数迭代,计算成本依然很高。近年来,以人工神经网络为代表的深度学习(Deep learning, DL)在包括计算机视觉^[9]、自然语言处理^[10]、语音识别^[11]、知识图谱^[12]等计算机科学及工程领域取得了突破性的进展,也以惊人的速度在材料科学^[13]、化学^[14]、凝聚态物理^[15]等其他学科领域展示了其独特的优势。此外,机器学习方法已经成为光学结构设计和电磁学结构设计的一个全新手段^[16-18]。与传统方法相比,机器学习可以通过数据驱动的方式从大量的数据

中自动发现和学习有用的信息,具备自主学习、联想储存、高速寻优等优点。

在之前的工作中,作者团队基于DL模型实现了二阶亥姆霍兹共鸣器(Two-order Helmholtz Resonator, THR)单元的精准设计,并通过数值仿真和实验的方式验证了其对于线谱噪声降噪的有效性^[19],但该模型无法直接应用到低频宽带噪声问题的解决上。因此,本文首先针对低频宽频隔声装置设计中普遍存在的耦合效应进行了仿真和分析,研究了影响耦合效应强弱的变量和因素;然后在上述工作的基础上提出了一种基于DL的低频宽带隔声装置的设计方法,并基于该方法设计了一组包含9个THR单元的组合结构,实现了158~522 Hz范围内的宽带隔声。

1 THR的理论模型

传统的亥姆霍兹共鸣器由一个短管和一个腔体串联而成,因此也被称为一阶亥姆霍兹共鸣器。该结构往往只具有一个共振频率,共振峰的宽度也较窄,在某些场景下应用会受到一定的限制。因此,人们开始对高阶亥姆霍兹共鸣器展开研究^[20-21],并将其作为管道的旁支结构用于管路的隔声降噪。图1(a)为THR作为管道旁支结构的结构示意图,灰色虚线框中的部分为一个THR单元。THR包含两个短管和两个腔体,可以视作由两个一阶亥姆霍兹共鸣器串联而成。其中, a_1 和 l_1 分别为一阶短管的半径和长度; r_1 和 h_1 分别为一阶腔体的半径和长度; a_2 和 l_2 分别为二阶短管的半径和长度; r_2 和 h_2 分别为二阶腔体的半径和长度。因此,THR的几何结构可以由几何参数 $\mathbf{gp} = [a_1, l_1, r_1, h_1, a_2, l_2, r_2, h_2]$ 来进行描述。

在低频范围内,集总参数模型常被用于对THR进行建模和分析。图1(b)为THR的等效电路图,这里将短管等效为声阻 R 和声质量 M ,将腔体等效为声容 C 。因此,在集总参数模型下THR可以由电学参数 $\mathbf{eep} = [R_1, M_1, C_1, R_2, M_2, C_2]$ 进行描述,几何参数 \mathbf{gp} 和电学参数 \mathbf{eep} 之间的转换关系如表1所示。其中, ρ_0 和 c_0 分别为空气的密度和声速; η 为空气的黏滞系数; $\delta_i = \frac{8a_i}{3\pi} \left(2 - \beta_i \frac{a_i}{r_i}\right)$ 为第 i 阶短管的末端修正,修正因子 $\beta_1 = 0.75, \beta_2 = 1.05$ 。利用集总参数模型可以求得该结构的声阻抗 Z_{THR} 为

$$Z_{\text{THR}} = R_1\sqrt{\omega} + j\omega M_1 + \frac{1}{j\omega C_1 + \frac{1}{R_2\sqrt{\omega} + j\omega M_2 + 1/j\omega C_2}}, \quad (1)$$

其中, $\omega = 2\pi f$ 为角频率。而此时带有旁支结构的管路的声传输损失 (Sound transmission loss, STL) 可以被表示为

$$\text{STL} = 10 \lg \frac{X_b^2 + \left(\frac{Z_0}{2S} + R_b\right)^2}{R_b^2 + X_b^2}, \quad (2)$$

其中, R_b 和 X_b 分别为声阻抗 Z_{THR} 的实部和虚部; $Z_0 = \rho_0 c_0$ 为空气的特性阻抗; S 为管道的横截面积。通过分析公式 (2) 可知, 当声阻抗 Z_{THR} 的虚部

$X_b = 0$ 时, STL 为极大值点, 降噪效果最好, 此时对应的频率即为 THR 的共振频率。一个 THR 单元通常有两个共振频率, 分别对应 STL 谱线中的两个共振峰。

表 1 几何参数和等效电学参数的转换关系

Table 1 Relationships between gp and eep

gp \rightarrow eep	eep \rightarrow gp
$R_i = l_i \sqrt{2\eta\rho_0} / \pi a_i^3$	$\frac{\rho_0 R_i}{\sqrt{2\eta\rho_0}} a_i^2 - \left(\frac{8\rho_0 \beta_i}{3r_i \pi^2} + M_i\right) a_i + \frac{16\rho_0}{3\pi^2} = 0$
$M_i = \frac{\rho_0(l_i + \delta_i)}{\pi a_i^2}$	$l_i = \frac{3\pi R_i a_i}{\sqrt{2\eta\rho_0}}$
$C_i = V_i / \rho_0 c_0^2$	$V_i = C_i \rho_0 c_0^2$

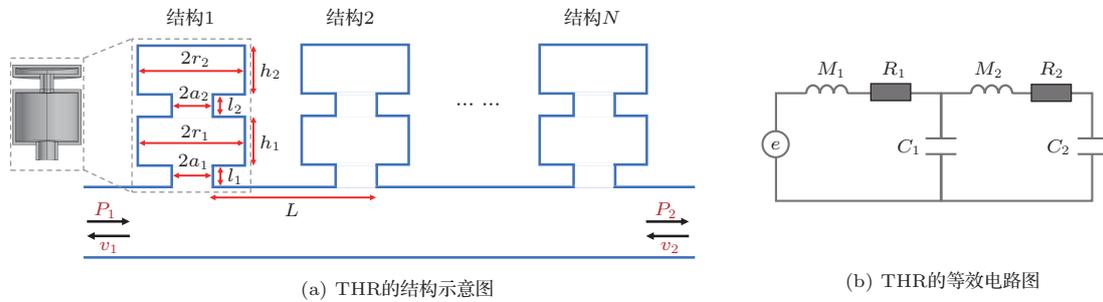


图 1 THR 的结构示意图和等效电路图

Fig. 1 Schematic view and equivalent circuit diagram of the THR

2 基于 THR 的宽频隔声器件设计

2.1 单元间的耦合效应

虽然与一阶亥姆霍兹共鸣器相比, THR 在不增加额外体积的基础上又引入了额外的高阶共振频率, 但是单独的一个 THR 依然只能针对共振峰附近频带内的噪声进行降噪。因此, 对于宽带噪声常常需要对多个 THR 进行组合, 以实现低频宽带隔声。多个 THR 单元通常如图 1(a) 所示作为管道的旁支结构依次排列, 其中 THR 单元间的间隔为 L 。为了使隔声装置更加紧凑, 相邻的单元间的距离一般比较小, 所以单元间会存在一定的耦合效应。

为了更加形象地展现单元间的这种耦合效应, 下面以 3 个 THR 单元的不同组合方式为例展开分析。为了方便叙述, 这 3 个 THR 单元分别被编号为 1 号、2 号和 3 号, 对应的几何参数如表 2 所示。同时, 本文也借助有限元方法 (Finite element method, FEM) 对这 3 个 THR 单元单独作为管道旁支结构时的 STL 谱线进行了计算。考虑到细管中的黏滞常

较大, 因此仿真中对 THR 单元的一阶短管和二阶短管区域的物理场设置为热黏性声学。计算结果如图 2(a) 所示, 这里的黄色虚线为 1 号单元的 STL 谱线, 其共振峰分别出现在 251 Hz 和 430 Hz; 绿色点线为 2 号单元的 STL 谱线, 其共振峰分别出现在 245 Hz 和 454 Hz; 红色点划线为 3 号单元的 STL 谱线, 其共振峰分别出现在 275 Hz 和 504 Hz。这 3 个单元单独作为管道旁支结构时的共振频率同时也记录在表 2 的最后两行。

然后, 将这 3 个单元以图 1(a) 的形式, 从左到右按照 1 号结构、2 号结构和 3 号结构的顺序依次排列, 间距为 20 cm, 基于 FEM 计算了该组合结构的 STL 频谱, 如图 2(a) 中蓝色实线所示。可以看到, 该组合结构的 STL 具有 6 个共振峰, 分别出现在 245 Hz、251 Hz、275 Hz、431 Hz、454 Hz、504 Hz, 高度均在 30 dB 以上。与每个单元单独作为旁支结构相比, 组合后结构的共振频率基本和每个单元的共振频率吻合, 这说明在这种排列方式下耦合效应基

本不会造成共振频率的偏移。同时,由于耦合效应的存在,组合结构共振频率附近的STL有了较为明显的提升,其最终的隔声效果并不是每个单元隔声量的简单叠加。

表2 3个THR单元的几何参数及共振频率

Table 2 Geometric parameters and resonance frequencies of the three THR

	结构 1	结构 2	结构 3
a_1/cm	1.38	1.89	1.98
l_1/cm	1.12	0.53	0.13
h_1/cm	6.85	10.82	8.58
a_2/cm	0.96	1.12	0.83
l_2/cm	3.88	2.35	3.59
h_2/cm	1.88	3.89	1.87
f_1/Hz	251	245	275
f_2/Hz	430	454	504

其次,改变了组合结构单元之间的间距 L ,基于FEM计算了不同单元间距的组合结构的STL频谱,如图2(b)所示。其中,蓝色实线为间距 $L = 15\text{ cm}$ 时组合结构的STL频谱,黄色虚线为间距 $L = 20\text{ cm}$ 时组合结构的STL频谱,绿色点线为间距 $L = 25\text{ cm}$ 时组合结构的STL频谱。观察图2(b)的3条曲线可知,改变单元之间的间距依然不会造成共振频率的明显偏移,但是会对共振频率附近的STL造成一定的影响。

最后,还探究了单元顺序对组合结构STL谱线的影响。改变了3个单元的相对位置,同时固定单元间距 $L = 20\text{ cm}$ 不变,基于FEM计算了不同顺序

下组合结构的STL谱线,如图2(c)所示。其中,蓝色实线为将3个单元按照1号、2号和3号的顺序依次排列后的组合结构(以下简称“1-2-3”组合)的STL谱线;黄色虚线为将3个单元按照1号、3号和2号的顺序依次排列后的组合结构(以下简称“1-3-2”组合)的STL谱线;绿色点线为将3个单元按照2号、1号和3号的顺序依次排列后的组合结构(以下简称“2-1-3”组合)的STL谱线。对比“1-3-2”组合的STL谱线和另外两条谱线,可以看到“1-3-2”组合的STL谱线在251 Hz处的共振峰的高度明显低于另外两条谱线。该共振峰为1号单元的一阶共振峰,且与2号单元的一阶共振峰在频率上较为接近。而在“1-3-2”组合中,1号单元和2号单元间放置了一个3号单元,导致两个单元相距较远,因此这两个共振峰间的耦合效应被削弱了,致使“1-3-2”组合在251 Hz处的共振峰的高度更接近于1号单元原本的一阶共振峰的高度,并没有因为耦合效应的存在有所提升。类似的效应也存在于“2-1-3”组合第五个共振峰和第六个共振峰的中间区域,在这个频带内“2-1-3”组合的STL谱线较另外两条谱线相比出现了很明显低谷。这其实是因为组合中2号单元和3号单元距离较远,因此2号单元的二阶共振峰和3号单元的二阶共振峰间的耦合效应被虚弱了,导致组合结构在该频率区间的STL较低。

综上所述,由于耦合效应的存在,对组合结构中的单元进行独立设计并不是最优的选择。应该在对组合结构设计的过程中充分考虑单元间的耦合效应,并对其加以利用。例如,可以将共振频率相近的单元尽可能放置在相邻的位置处,以达到提升组合结构隔声效果的目的。

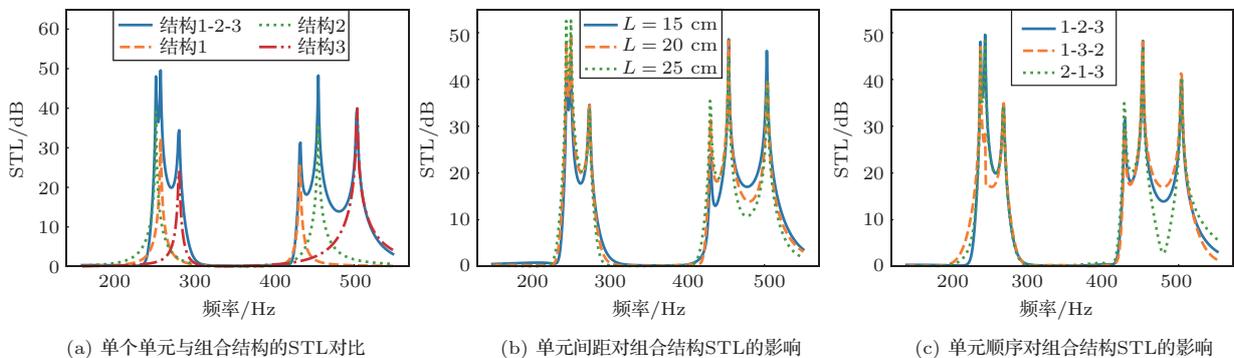


图2 多个THR单元间的耦合效应

Fig. 2 Coupling effect between the THR

2.2 基于DL的THR设计

由2.1节的分析可知,在设计宽带隔声装置的过程中应该充分考虑并利用单元间的耦合效应,对整个组合装置进行一体化设计,而不是对每个单元独立设计后再进行组合。这里为了简化问题,固定腔体半径 $r_1 = r_2 = 5$ cm。因此,每个单元均包含6个待调节的几何参数 $[a_1, l_1, h_1, a_2, l_2, h_2]$,这些几何参数都会影响组合结构的隔声性能。一个宽带隔声装置往往由多个THR单元组成,传统的基于人工设计的方法需要依赖设计者的经验去手动调节这些参数以达到期望的性能,设计效率很低,因此并不适用于设计包含多个待调节参数的复杂结构。

在之前的工作中,作者团队基于DL模型建立了期望的STL频谱和THR单元的等效电学参数之间的映射关系,实现了声学结构的自动化的精准设计^[19]。首先,基于集总参数模型正向生成了约 19.5×10^4 条样本数据,经过一定筛选后被划分为训练集、验证集和测试集。随后,基于pytorch框架搭建了一个5层全连接神经网络,网络的输入为从101~600 Hz间隔为1 Hz的STL谱线,输出为6维的等效电学参数,隐含层的神经元个数分别为450、250和220。模型训练时所使用的损失函数为

$$F = \begin{cases} 1000, & \text{if } t(f_1^{\text{target}}), t(f_2^{\text{target}}) > 10 \text{ dB}, \\ t(f_1^{\text{target}}) + t(f_2^{\text{target}}) - \lambda, & \text{else,} \end{cases} \quad (3)$$

其中, $t(f_1^{\text{target}})$ 和 $t(f_2^{\text{target}})$ 分别为结构在目标隔声频率 f_1^{target} 和 f_2^{target} 处的STL值; λ 为用于辅助进化的惩罚因子

$$\lambda = \begin{cases} 50 + |f_1 - f_1^{\text{target}}| + |f_2 - f_2^{\text{target}}|, & \text{if } 101 \leq f_1, f_2 \leq 600, \\ 1000, & \text{else,} \end{cases} \quad (4)$$

其中, f_1 和 f_2 分别为结构的一阶共振频率和二阶共振频率。 λ 的引入可以在很大程度上引导结构的共振频率向 f_1^{target} 和 f_2^{target} 方向进化,从而更快地达到期望的设计目标。使用上述适应度函数对THR单元的6个待定几何参数 $[a_1, l_1, h_1, a_2, l_2, h_2]$ 进行寻优,考虑到结构的可加工性,几何参数调节范围被设置为 $0.1 \text{ cm} < a_i < 2.5 \text{ cm}$, $0.1 \text{ cm} < l_i < 5 \text{ cm}$, $0.1 \text{ cm} < h_i < 25.5 \text{ cm}$ ($i = 1, 2$)。在整个优化过程中,当种群中出现了适应度为1000的个体时便停止计算。

均方误差函数(Mean square error, MSE),学习率为0.001,批大小(Batch size)为256。同时,为了缩短训练时间,防止过拟合,在训练过程中采用了批标准化(Batch normalization)和Dropout等策略。经过约200个epoch的训练后模型逐渐收敛,最终所得到的模型在测试集上的平均损失为0.0029。

在使用所得到的DL模型对THR单元进行设计时,首先需要根据目标隔声频率生成期望的STL频谱,并将其输入到DL模型中;然后模型会根据输入的STL频谱输出预测的等效电学参数;最后可以根据表1中的等效电学参数和几何参数的转化关系,计算出对应的几何参数,构建相应的THR单元,并通过数值仿真等手段验证该结构的隔声性能是否符合预期目标。

为了进一步展现所提出的基于DL的设计方法在计算效率上的优越性,将其与声学结构设计领域较为常用的GA进行了对比,分别基于这两种方法对在目标隔声频率处STL大于10 dB的THR单元进行了设计。所使用的GA是基于开源工具箱Geatpy中的soea_SEGA所实现的,初始种群规模为100,所采用的适应度函数 F 为

这里选取了3组目标隔声频率,并且为了不失一般性,针对每组设计目标都分别基于DL和GA进行了20次求解并记录了每次求解所用的时间,如图3所示。第1组目标频率为 $f_1^{\text{target}} = 150$ Hz和 $f_2^{\text{target}} = 250$ Hz,基于DL的20次设计的平均耗时为8.7 s,基于GA的20次设计的平均耗时为27.5 s。第2组目标频率为 $f_1^{\text{target}} = 250$ Hz和 $f_2^{\text{target}} = 400$ Hz,基于DL的20次设计的平均耗时为2.5 s,基于GA的20次设计的平均耗时为43.1 s;第3组目标频率为 $f_1^{\text{target}} = 300$ Hz和

$f_2^{\text{target}} = 450 \text{ Hz}$, 基于DL的20次设计的平均耗时为4.4 s, 基于GA的20次设计的平均耗时为55.3 s。从上述3个对比实验的最终计算结果中各选取了一组THR单元, 并基于传输矩阵法(Transfer matrix method, TMM)计算了结构对应的STL谱线, 如图4所示。可以看到, 通过这两种方式设计得到的THR单元在性能方面并无明显的差异, 都与预期目标吻合得很好。因此, 与传统的优化类算法相比, 所提出的基于DL的设计方法具有更高的计算效率, 模型一旦训练完成, 可以在很短的时间内设计出满足需求的THR单元, 这为实现低频宽带隔声装置的设计提供了很大的便利。

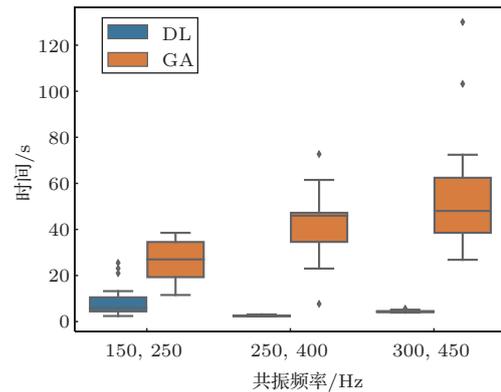


图3 DL与GA的设计效率对比

Fig. 3 Comparison of the computational efficiency of DL and GA

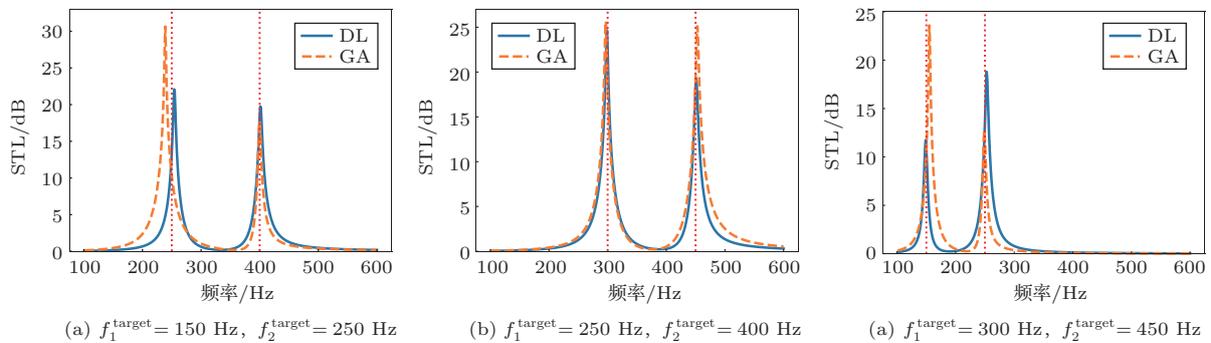


图4 针对3个不同的优化目标的优化结果对比

Fig. 4 Comparison of the optimization results for three different optimization objectives

2.3 基于DL的低频宽带隔声装置的设计方法

这里基于DL模型提出了一种用于低频宽带隔声的组合结构的设计方法, 设计过程如图5所示。将有隔声需求的频带区域划分为低频区和高频区, 同时确定一个隔声指标 T 。在设计过程中, 需要依次对每个THR单元的几何参数进行设计, 最终目标是利用所有THR单元的一阶共振峰使低频区的STL均大于 T , 同时利用THR单元的二阶共振峰使高频区的STL均大于 T 。在对第 i 个THR单元进行设计时, 首先需要基于前 $i-1$ 个THR单元所组成的组合结构的STL频谱分别找到低频区和高频区STL小于 T 的最低的频点(分别记作 f_{10} 和 f_{20}), 然后基于DL模型生成 N 个共振频率分别在 f_{10} 和 f_{20} 附近的结构。考虑到单元间的耦合效应, 需要将这 N 个结构分别与前 $i-1$ 个THR单元进行组合, 计算组合结构的STL, 并以此来筛选出最优的结构作为第 i 个THR单元。图5每幅子图中的黄色虚线

代表第 i 个THR单元的STL谱线, 蓝色实线则为前 i 个单元组合后的组合结构的STL谱线。不断重复上述过程, 直至低频区和高频区所有频点的STL均大于 T 。

由于低频区域的一阶共振峰往往较为尖锐, 高度也较低, 在设计过程中低频部分的设计进度往往是落后于高频部分的, 可能会出现高频区的所有频点的隔声量都达标了, 但是低频区仍有频点隔声量不达标。为了避免这种情况的发生, 可以在划分低频区时适当增大高频区的带宽, 减少低频区的带宽; 此外, 在制定打分标准时也可以对低频区域和高频区域分开进行打分, 并赋予低频部分更高的权重, 使得在挑选结构时优先考虑该结构对低频区隔声量的提升效果。

基于上述方法, 设计了如图6所示的宽频隔声装置, 共包含了9个THR单元, 每个单元的间隔为20 cm。考虑到基于FEM对组合结构进行计算时, 随着单元个数的增加计算成本会越来越高, 因此, 为

了降低设计过程的计算成本,提高设计效率,使用 TMM 对设计过程中产生的组合结构的 STL 频谱进行计算。由于 TMM 对结构进行建模时引入了一些近似,基于 TMM 计算得到的共振频率可能会低于结构真实的共振频率,从而导致结构真实的 STL 频

谱中相邻共振峰之间的间距比预期的更大,共振峰间频带的 STL 低于预期目标。考虑到上述误差的影响,在设计过程中可以适当提高传输损失的设计目标 T ,以缩小相邻共振峰的间距,避免共振峰间出现无法接受的低谷。

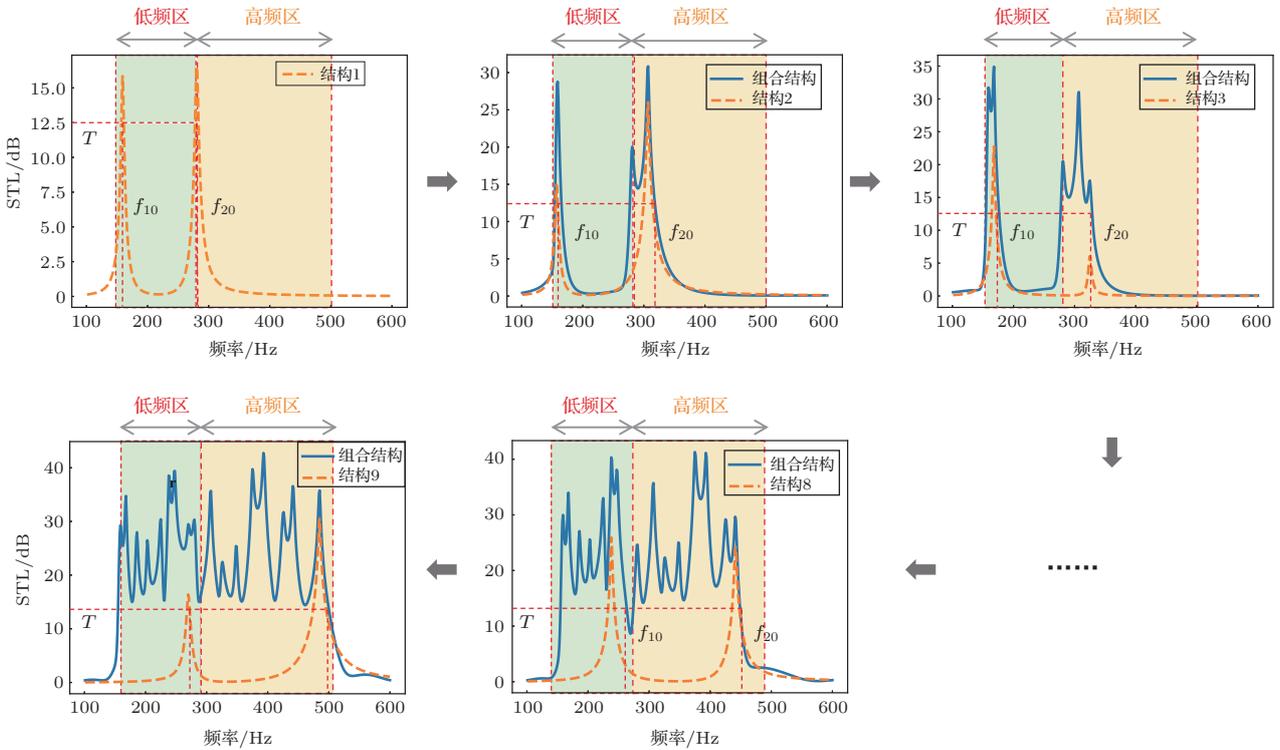


图 5 低频宽带隔声装置的设计过程

Fig. 5 Design process of the low-frequency broadband sound insulation device

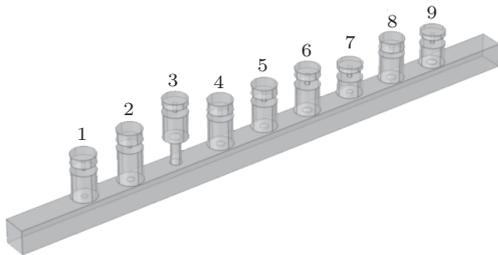


图 6 低频宽带隔声装置示意图

Fig. 6 Schematic view of the low-frequency broadband sound insulation device

最终得到的宽频隔声装置中各个 THR 单元的几何参数如表 3 所示,组合结构的 STL 频谱如图 7 所示。黄色实线为基于 TMM 的计算结果,蓝色虚线为基于 FEM 的计算结果。结果表明,该组合结构的隔声频段为 158 ~ 522 Hz,达到了低频宽带隔声 10 dB 以上的预期目标。正如之前所分析的,基于 FEM 的结果和基于 TMM 的结果之间存在一定的差异,且这种差异性在高频更加明显。但是,二者所

呈现出的大体趋势是一致的,且 TMM 的计算复杂度更低,因此在设计宽频器件的过程中使用 TMM 可以大大提升设计效率,也可以满足宽频隔声的设计目标。

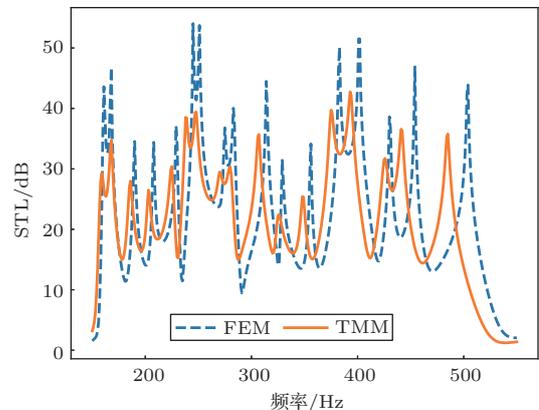


图 7 宽频隔声装置的 STL 谱线

Fig. 7 STL spectrum of the low-frequency broadband sound insulation device

表3 宽频隔声装置各个THR单元的几何参数
Table 3 Geometric parameters of the THR

	结构 1	结构 2	结构 3	结构 4	结构 5	结构 6	结构 7	结构 8	结构 9
a_1/cm	1.13	1.46	2.23	1.61	1.72	1.83	1.38	1.89	1.98
l_1/cm	0.77	0.24	10.75	0.54	0.81	0.46	1.12	0.53	0.13
h_1/cm	11.08	13.57	10.68	11.93	10.82	11.27	6.85	10.82	8.58
a_2/cm	0.69	0.73	0.85	0.83	0.97	0.98	0.96	1.12	0.83
l_2/cm	3.13	3.25	3.19	2.54	3.22	3.84	3.88	2.35	3.59
h_2/cm	3.55	4.48	2.30	4.31	3.84	3.00	1.88	3.89	1.87

3 结论

由于单个THR单元的工作频带往往较窄,在实际应用中常常需要对多个THR单元进行组合以实现低频隔声降噪的目的。这种组合结构通常包含多个待调节的参数,传统的设计方法设计效率往往很低。因此,本文提出了一种基于DL的低频宽带隔声装置的设计方法,实现了对包含多个THR单元的隔声装置的快速自动化设计。本文基于集总参数模型完成了对THR单元的理论建模,同时对组合结构中单元间的耦合效应进行了分析,为低频宽带隔声装置的设计提供了理论基础;简要介绍了基于DL模型的THR单元的设计方法,并将其拓展到了低频宽带隔声的组合结构设计中;采用所提出的方法对包含9个亥姆霍兹共鸣器单元的组合结构进行了设计,实现了158~522 Hz范围内的宽带隔声,并基于TMM理论和FEM理论验证了该设计的有效性。和传统的人工设计相比,基于DL的设计方法可以通过数据驱动的方式从大量的数据中自动发现和学习有用的信息,减少对设计者专业知识和设计经验的依赖,是声学结构按需设计和优化的有效工具。考虑到集总参数模型可以在低频范围内准确地分析各种声学结构,该方法具有很强的通用性和可扩展性,未来也可以进一步向其他声学结构设计领域进行推广。

参 考 文 献

[1] 罗英勤, 楼京俊, 张焱冰, 等. 含周期性空腔结构吸声机理的研究[J]. 应用声学, 2021, 40(4): 525-531.
Luo Yingqin, Lou Jingjun, Zhang Yanbing, et al.

Sound-absorption mechanism of structures with periodic cavities[J]. Journal of Applied Acoustics, 2021, 40(4): 525-531.

[2] 杨海滨, 李岳, 赵宏刚, 等. 一种含圆柱形谐振散射体的黏弹材料低频吸声机理研究[J]. 物理学报, 2013, 62(15): 154301. Yang Haibin, Li Yue, Zhao Honggang, et al. Low-frequency acoustic absorption mechanism of a viscoelastic layer with resonant cylindrical scatterers[J]. Acta Physica Sinica, 2013, 62(15): 154301.

[3] 王兴国, 舒海生, 张靓, 等. 径向声子晶体隔声特性[J]. 应用声学, 2019, 38(1): 120-128. Wang Xingguo, Shu Haisheng, Zhang Liang, et al. Acoustic insulation properties of radial phononic crystals[J]. Journal of Applied Acoustics, 2019, 38(1): 120-128.

[4] 梅军, 马冠聪, 杨旻, 等. 暗声学超材料研究[J]. 物理, 2012, 41(7): 425-433. Mei Jun, Ma Guancong, Yang Min, et al. Dark acoustic metamaterials[J]. Physics, 2012, 41(7): 425-433.

[5] Donda K, Zhu Y, Fan S W, et al. Extreme low-frequency ultrathin acoustic absorbing metasurface[J]. Applied Physics Letters, 2019, 115(17): 173506.

[6] Dong R, Mao D, Wang X, et al. Ultrabroadband acoustic ventilation barriers via hybrid-functional metasurfaces[J]. Physical Review Applied, 2021, 15(2): 024044.

[7] Liu C, Shi J, Zhao W, et al. Three-dimensional sound-proof acoustic metacage[J]. Physical Review Letters, 2021, 127(8): 084301.

[8] Garcia-Chocano V M, Sanchis L, Diaz-Rubio A, et al. Acoustic cloak for airborne sound by inverse design[J]. Applied Physics Letters, 2011, 99(7): 977.

[9] Krizhevsky A, Sutskever I, Hinton G E. Imagenet classification with deep convolutional neural networks[C]//Advances in Neural Information Processing Systems, 2012, 25: 1097-1105

[10] Cho K, van Merriënboer B, Gulcehre C, et al. Learning phrase representations using RNN encoder-decoder for statistical machine translation[J]. arXiv Preprint, arXiv: 1406.1078, 2014.

[11] Hinton G, Deng L, Yu D, et al. Deep neural networks for acoustic modeling in speech recognition: the shared views of four research groups[J]. IEEE Signal Processing

- Magazine, 2012, 29(6): 82–97.
- [12] Socher R, Chen D, Manning C D, et al. Reasoning with neural tensor networks for knowledge base completion[C]//Advances in Neural Information Processing Systems, 2013: 926–934.
- [13] Sanchez-Lengeling B, Aspuru-Guzik A. Inverse molecular design using machine learning: generative models for matter engineering[J]. Science, 2018, 361(6400): 360–365.
- [14] Goh G B, Hodas N O, Vishnu A. Deep learning for computational chemistry[J]. Journal of Computational Chemistry, 2017, 38(16): 1291–1307.
- [15] Carrasquilla J, Melko R G. Machine learning phases of matter[J]. Nature Physics, 2017, 13(5): 431–434.
- [16] Ma W, Liu Z, Kudyshev Z A, et al. Deep learning for the design of photonic structures[J]. Nature Photonics, 2021, 15(2): 77–90.
- [17] Malkiel I, Mrejen M, Nagler A, et al. Plasmonic nanostructure design and characterization via deep learning[J]. Light: Science & Applications, 2018, 7(1): 60.
- [18] Peurifoy J, Shen Y, Jing L, et al. Nanophotonic particle simulation and inverse design using artificial neural networks[J]. Science Advances, 2018, 4(6): eaar4206.
- [19] Sun X, Jia H, Yang Y, et al. Acoustic structure inverse design and optimization using deep learning[J]. arXiv Preprint, arXiv: 2102.02063, 2021.
- [20] Long H, Cheng Y, Liu X. Reconfigurable sound anomalous absorptions in transparent waveguide with modularized multi-order Helmholtz resonator[J]. Scientific Reports, 2018, 8(1): 15678.
- [21] Long H, Chen L, Chen S, et al. Tunable and broadband asymmetric sound absorptions with coupling of acoustic bright and dark modes[J]. Journal of Sound and Vibration, 2020, 479: 115371.