

【引用格式】齐文超, 马伟佳, 王献忠, 等. 基于机器学习的声子晶体结构声隐身设计[J]. 数字海洋与水下攻防, 2024, 7(3): 268-275.

基于机器学习的声子晶体结构声隐身设计

齐文超¹, 马伟佳^{2,*}, 王献忠¹, 詹必鑫¹, 邵岳川¹, 王维伟¹, 徐龙龙¹

(1. 武汉理工大学 船海与能源动力工程学院, 湖北 武汉 430063;

2. 工业和信息化部产业发展促进中心, 北京 100846)

摘要 针对声呐导流罩中低频段振动控制以提高其全频段声隐身性能问题, 提出了一种基于条件自编码器的声子晶体结构逆向设计方法, 在目标频段逆向设计出的具有带隙的声子晶体结构可作为夹芯结构芯层, 为声呐导流罩声振特性治理工作提供新思路。首先随机生成大量声子晶体周期单元, 并提出2种策略扩充在目标频段内具有带隙的样本数量。针对有限元软件批量计算声子晶体结构带隙效率较低的问题, 训练了卷积神经网络用于识别声子晶体是否具有带隙。最后, 将声子晶体结构以及带隙分布作为训练集训练条件自编码器。结果显示: 卷积神经网络对结构的带隙具有很好的识别效果, 识别准确率可以达到89%; 条件自编码器能学习到人工周期结构的轴对称结构, 生成的人工周期结构与原结构仅相差几个像素, 且生成结构的带隙与原结构带隙误差小于1%, 说明该方法可以应用于声子晶体结构的逆向设计。

关键词 声子晶体; 人工神经网络; 带隙; 逆向设计

中图分类号 TB34

文献标识码 A

文章编号 2096-5753(2024)03-0268-08

DOI 10.19838/j.issn.2096-5753.2024.03.004

Acoustic Stealth Design of Phononic Crystal Structures Based on Machine Learning

QI Wenchao¹, MA Weijia^{2,*}, WANG Xianzhong¹, ZHAN Bixin¹, SHAO Yuechuan¹, WANG Weiwei¹, XU Longlong¹

(1. School of Naval Architecture, Ocean and Energy Power Engineering, Wuhan University of Technology, Wuhan 430063, China; 2. Industry Development and Promotion Center, Ministry of Industry and Information Technology, Beijing 100846, China)

Abstract A reverse design of a phononic crystal structure based on conditional autoencoder is proposed in response to the low-frequency vibration control issue in the sonar dome. The designed phononic crystal structure, featuring a band gap in the target frequency band, can be used as the sandwich structure's core layer, providing a new idea for the vibroacoustic characteristics management of the sonar dome. Firstly, many phononic crystal periodic units are randomly generated, and two strategies are proposed to expand the number of samples with band gaps in the target frequency band. To solve the problem of low efficiency of batch calculation of the phononic crystal structure band gap by Finite Element Software, a convolutional neural network is trained to identify whether the phononic crystal has band gaps. Finally, the phononic crystal structure and band gap distribution are used as the training condition autoencoder. The results show that the convolutional neural network has a high recognition accuracy of the band gap of the structure, which is up to 89%. The conditional autoencoder can learn the axisymmetric structure of the artificial periodic structure. The generated artificial

收稿日期: 2024-04-28

作者简介: 齐文超 (1999-), 男, 硕士生, 主要从事结构振动噪声及控制技术研究。

*通信作者: 马伟佳 (1981-), 男, 博士, 副研究员, 主要从事船舶工程装备的安全与可靠性研究。

基金项目: 国家自然科学基金面上项目“螺旋桨激励下水下双层组合壳耦合系统的振动与声辐射机理分析及实验研究”(51779201)。

periodic structure is only a few pixels different from the original structure. The band gap error between the generated structure and the original structure is less than 1%, indicating that this method can be applied to the reverse design of the phononic crystal structure.

Key words phononic crystals; artificial neural network; band gap; reverse design

0 引言

布置于舰艇声呐基阵平台外部的声呐导流罩具有保护声呐换能器, 抑制水下振动噪声的作用, 直接影响着舰艇的声呐探测和声隐身能力。因此, 开展声呐导流罩减振降噪设计是必需的。目前声呐导流罩高频减振降噪设计已取得良好效果, 但在低频及中低频段内仍未有较为合适的治理手段。夹芯结构由于其轻质、强度高以及芯层设计自由度高等优点被广泛应用于工程实践中。本文引入声子晶体能量带隙可以通过禁止其中弹性波传播而抑制振动的思路, 基于深度学习优化逆向设计出在目标频段内具有良好带隙特性的周期格栅作为夹芯结构芯层, 以期设计出可用于导流罩的具有优良减振降噪性能的夹芯结构。

声子晶体作为一种新型的人工周期材料, 具有禁带的特性, 即当弹性波在结构中传播时, 由于结构中波的散射或者结构局域共振的影响, 致使部分频段下的波无法传播, 进而达到减振降噪的作用。SIGALAS 和 ECONOMOU^[1]首先开始了人工周期结构的研究, 他们将球状的散射体和基体材料相结合, 形成了一种新型周期排列的三维点阵结构, 首次用理论的方式证实了弹性波带隙在含散射体的三维周期性结构中的存在。KUSHWAHA^[2]首次明确地提出了声子晶体这种周期性结构的概念, 具体方法是研究了一种由镍和铝复合而成二维的周期性复合结构, 他们提出周期结构的带隙特性对于有减振需求的高精密环境有着显著的应用前景。随后, MARTINEZ-SALA^[3]等通过对西班牙马德里的一座有着上百年历史的名为流动旋律的雕塑进行研究, 第1次通过实验的方式验证了弹性波带隙的存在, 并在著名杂志《Nature》上发表其论文。至此, 对人工周期结构的研究开始了新的篇章, 人工周期结构也在全世界范围内被广泛关注。

传统上, 学者对声子晶体结构的设计, 往往着眼于结构的材料参数、结构形式等: 陈新华^[4]等针

对分形凹角蜂窝结构的声子晶体结构的带隙特性开展研究, 探究了分形阶数、几何参数以及壁厚对带隙的影响; 金星^[5]等研究了幂指数棱台结构的高度、棱台的幂次以及边缘厚度对声子晶体带隙的影响。但是要想得到具有特定频段的带隙, 需要对结构参数进行反复调整, 效率极低。因此, 一些学者结合优化算法, 对声子晶体结构、材料等参数进行优化设计: 魏伟珩^[6]基于遗传算法和 ISIGHT 以带隙最大化为目标对二维手性声子晶体结构进行优化设计。BONNECAZE^[7]最早对二维人工周期结构的拓扑优化设计开展了研究, 得到了具有较宽带隙的人工周期结构, 很好地证明了拓扑优化技术在对人工周期结构带隙进行优化设计时的可行性。GAZONAS 等^[8]基于遗传算法和有限元法结合的优化算法对二维人工周期结构开展了拓扑优化设计研究, 得到了满足最大化相对带隙目标的最优人工周期结构。BILAL 等^[9]讨论了多孔人工周期结构的平面外模态、平面内模态以及平面内外组合模态的带隙最大化问题, 其中, 在组合模态时得到的优化结构对应的带隙相对宽度超过了 60%, 创造了一个新的记录值。DIAZ 等^[10]针对周期性平面网格结构的带隙开展了优化研究, 并讨论了基于缩放特征的优化方法简化。

近些年来, 随着人工神经网络的发展, 很多学者将神经网络运用于人工周期结构的设计与优化, 并且取得了很好的效果。LUO 等^[11]将强化学习方法用于层状人工周期结构的逆向设计中, 以声子晶体一阶带隙宽度最大化和指定范围的带隙为目标进行优化设计, 验证了强化学习方法在声子晶体结构带隙优化任务中的效果。LIU^[12]等人基于有监督神经网络模型和无监督神经网络模型实现了一维人工周期结构的逆向设计; FINOL^[13]等将卷积神经网络用于一维或二维人工周期结构的特征频率的预测, 相比于全连接的多层感知机网络具有更高的数据精度和泛化能力。MIAO^[14]等分别以结构参数作为输入, 第 3、5 带隙的上下界作为输出, 构建

了二维人工周期结构的高精度带隙正向预测模型,结果表明,具有良好泛化能力的深度学习预测模型可用于后续的参数优化研究。ZHANG^[15]将吸声材料转变为黑白图像,其中黑色代表散射体,白色代表多孔介质,将图像放入 GAN 中学习,得到类似的具有宽频高吸声系数的超多孔材料;DAI^[16]提出了一种基于 GAN 的逆向设计网络 SLMGAN,该网络能自主地生成单层对称元表面,用以光子晶体的设计。LIU^[17]将有监督学习型神经网络和无监督学习型神经网络模型用于一维人工周期结构填充率、剪切模量比和质量密度比的设计。LI 等^[18]利用自编码器和多层感知机模型建立了二维人工周期结构图像特征、结构拓扑特征以及带隙特性的内在联系,得到了具有预期带隙的人工周期结构。曹蕾蕾^[19]等基于人工神经网络实现通过能量带隙逆向设计一维声子晶体的材料组成。上述研究表明:无论是以最大化带隙宽度还是指定频率的带隙为目标,神经网络都可以胜任声子晶体结构的优化设计任务。

本文基于人工神经网络模型,提出了一种以带隙为目标对声子晶体结构逆向设计的方法。与之前的方法相比,本文采用随机算法生成声子晶体结构数据集,避免经验因素对结构设计产生影响;同时基于目标带隙对声子晶体逆向设计,而非局限于带隙最大化。本文的主要研究内容是:以随机算法生成随机声子晶体结构并利用有限元软件计算其带隙;通过 2 种变换策略提高生成的声子晶体结构具有带隙的概率,选用卷积神经网络对生成的结构进行筛选以保证输入到神经网络中的结构数据均为正向数据;最后,基于得到的正向声子晶体结构数据训练条件自编码器,实现声子晶体结构的逆向设计。

1 理论及计算

1.1 声子晶体理论

密度和弹性常数呈现周期性分布的结构或材料被称为声子晶体,在这种具有带隙特性的周期结构中, Bloch 定理被广泛用于其内部弹性波传播情况。该定理表明周期势场中的波函数具有调幅平面波的性质,其中振幅函数是一个与晶格周期相关的周期函数,不同原胞所对应的格点代表的调幅平面波之间只相差一个相位因子,因此 Bloch 定理也被

称为周期势场定理。周期结构中的弹性波是按照晶格周期进行调幅的平面波,也就是 Bloch 波。周期性结构的运动方程为

$$\operatorname{div} \mathbf{S} + \rho_0 \ddot{\mathbf{u}} = 0 \quad (1)$$

式中: \mathbf{S} 为应力; \mathbf{u} 为位移,其表示为

$$\mathbf{u}(x, t) = \bar{\mathbf{u}}(x) e^{-i\omega t} \quad (2)$$

式中: $\bar{\mathbf{u}}$ 为位移的幅值; ω 为波传播的角频率。代入可得

$$\operatorname{div} \mathbf{S} + \rho_0 \omega^2 \bar{\mathbf{u}} = 0 \quad (3)$$

将上式分为实部和虚部,即

$$\begin{cases} \operatorname{div} \mathbf{S}^{\operatorname{re}} + \rho_0 \omega^2 \bar{\mathbf{u}}^{\operatorname{re}} = 0 \\ \operatorname{div} \mathbf{S}^{\operatorname{im}} + \rho_0 \omega^2 \bar{\mathbf{u}}^{\operatorname{im}} = 0 \end{cases} \quad (4)$$

为了满足 Bloch-Floquet 周期性边界条件,即

$$\bar{\mathbf{u}}(\mathbf{x} + \mathbf{R}) = \bar{\mathbf{u}}(\mathbf{x}) e^{i\mathbf{k} \cdot \mathbf{R}} \quad (5)$$

同样,将上式分为实部和虚部,即

$$\begin{cases} \bar{\mathbf{u}}^{\operatorname{re}}(\mathbf{x} + \mathbf{R}) = \bar{\mathbf{u}}^{\operatorname{re}} \cos(\mathbf{k}^0 \cdot \mathbf{R}) - \bar{\mathbf{u}}^{\operatorname{im}}(\mathbf{x}) \sin(\mathbf{k}^0 \cdot \mathbf{R}) \\ \bar{\mathbf{u}}^{\operatorname{im}}(\mathbf{x} + \mathbf{R}) = \bar{\mathbf{u}}^{\operatorname{re}} \sin(\mathbf{k}^0 \cdot \mathbf{R}) + \bar{\mathbf{u}}^{\operatorname{im}}(\mathbf{x}) \cos(\mathbf{k}^0 \cdot \mathbf{R}) \end{cases} \quad (6)$$

式中, \mathbf{k}^0 为波数矢量。其值应在布里渊区内赋值。简化布里渊区由式 (7) 控制:

$$\begin{cases} \mathbf{b}_1 = 2\pi \frac{\mathbf{a}_2 \times \mathbf{z}}{\|\mathbf{z}\|^2} \\ \mathbf{b}_2 = 2\pi \frac{\mathbf{z} \times \mathbf{a}_2}{\|\mathbf{z}\|^2} \end{cases} \quad (7)$$

$$\mathbf{z} = \mathbf{a}_1 \times \mathbf{a}_2 \quad (8)$$

式中: \mathbf{a}_1 和 \mathbf{a}_2 为正格矢; \mathbf{b}_1 和 \mathbf{b}_2 为倒格矢; 简化布里渊区是对称的。因此,将波数矢量 \mathbf{k}^0 的勘探区简化为不可约布里渊区,如图 1 中灰色三角形内所示。 \mathbf{k}^0 只需要沿着不可约布里渊区的边界探索它的值。

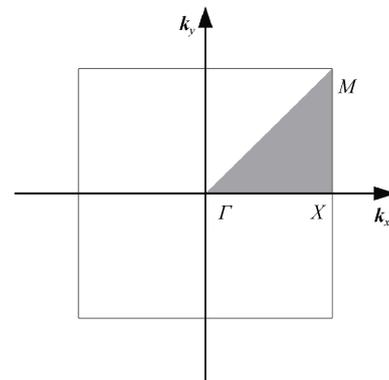


图 1 正方形晶格布里渊区

Fig. 1 Square lattice Brillouin zone

1.2 卷积神经网络

相较于全连接神经网络, 卷积神经网络增加了卷积层, 可以提升神经网络对图片特征的灵敏度。其运算原理为

$$F_{m,n} = \sum_{i=1}^{k_1} \sum_{j=1}^{k_2} x_{m+i,n+j} \cdot a_{i,j} \quad (9)$$

式中: $F_{m,n}$ 为卷积运算第 m 行、第 n 列的结果; $a_{i,j}$ 为卷积核的第 i 行、 j 列的元素; $x_{i,j}$ 为输入矩阵的第 i 行、第 j 列元素; k_1 和 k_2 分别为卷积核的行数和列数, 一般情况下, k_1 与 k_2 取值相同。当数据经过全连接时, 每层按照式 (10) 和式 (11) 计算:

$$z_m^n = \sum_{p=1}^{r^{n-1}} (w_p^n a_p^{n-1}) + b_m^n \quad (10)$$

$$a_m^n = f(z_m^n) \quad (11)$$

式中: z_m^n 为第 n 层的第 m 个神经元的输入; w_p^n 为第 $n-1$ 层第 p 个神经元的权重; a_p^{n-1} 为第 $n-1$ 层第 p 个神经元的输出; b_m^n 为第 n 层的第 m 个神经元的偏置; r^{n-1} 为第 $n-1$ 层神经元的个数; $f(*)$ 为激活函数。

优化器采用 Adam 梯度下降法, 损失函数采用交叉熵损失函数, 由于本文是二分类问题, 损失函数表达式为

$$L = \frac{1}{N} \sum_i [-y_i \cdot \log(p_i) + (1 - y_i) \cdot \log(1 - p_i)] \quad (12)$$

式中: N 为每次训练的样本数; y_i 为样本 i 的标签, 有带隙的结构定义为 1, 没有带隙的结构定义为 0; p_i 为神经网络预测样本 i 为 1 的概率。

1.3 条件自编码器

自编码器是一个生成模型, 旨在通过随机噪声生成重构数据 $\widehat{\text{Pic}}$, 且使 $\widehat{\text{Pic}}$ 尽可能与原始输入 Pic 相同。自编码器的策略是: 构建一个编码器, 将原始数据以式 (13) 映射为隐变量 Z ; 再通过生成器以式 (14) 将隐变量 Z 生成重构数据; 最后以重构数据与原始数据的重构损失, 即式 (15), 作为评价指标, 对整个模型进行训练。

$$Z = g(\text{Pic}) \quad (13)$$

$$\widehat{\text{Pic}} = g^{-1}(Z) \quad (14)$$

$$\mathcal{L}_x = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^d \|x_i - \hat{x}_i\|_2^2 \quad (15)$$

式中: $g(*)$ 和 $g^{-1}(*)$ 分别为编码器的映射函数和生成器的映射函数; \mathcal{L}_x 为重构损失, 即编码器重构的数据与原始数据的欧氏距离; x_i 和 \hat{x}_i 分别为原始结构和重构结构的第 i 个数据。

假设隐变量 Z 的取值符合正态分布, 其取值为

$$Z = \mu + \varepsilon \times \exp(\ln(\sigma^2)/2) \quad (16)$$

式中, ε 为服从高斯分布的随机数; μ 和 $\ln(\sigma^2)$ 分别为神经网络预测的原数据的均值和方差。

为了使生成的数据与原数据具有相同的标签, 这里不用随机噪声生成隐变量, 而是构建标签与隐变量 Z 的映射关系, 使通过标签与通过原始数据得到的隐变量相同。这样就可以通过标签得到隐变量, 进而通过隐变量得到重构数据。由式 (16) 可知, 若要满足上述要求, 需要 μ^f 与 μ 相同, 同时使 σ 接近 0。这部分损失称为 KL 损失, 其表达式为

$$\mathcal{L}_{\mu, \sigma^2} = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^d [(\mu_{(i)} - \mu_{(i)}^f)^2 + \sigma_{(i)}^2 - \ln \sigma_{(i)}^2 - 1] \quad (17)$$

总的损失函数为上述 2 个损失之和, 其表达式为

$$\mathcal{L} = \mathcal{L}_x + \mathcal{L}_{\mu, \sigma^2} \quad (18)$$

得到的条件自编码器的结构示意图如图 2 所示。

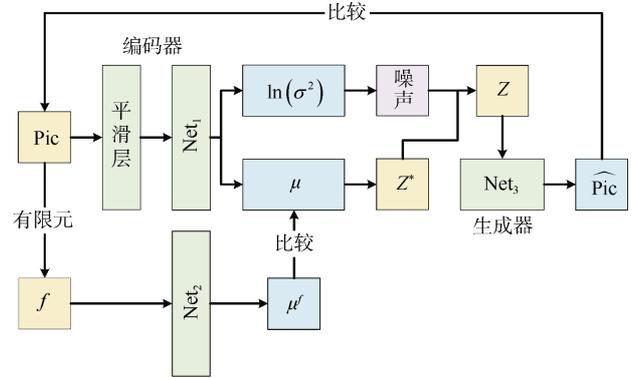


图 2 条件自编码器

Fig. 2 Conditional autoencoder

2 数据集建立

2.1 声子晶体生成规则

本文以二维声子晶体的单个晶胞作为研究对象, 二维周期结构主要是一种基体材料中嵌入另一种散射体, 然后进行周期性排列而形成的周期性二维点阵结构。在 MATLAB 中随机生成具有对称结构的二维正方形晶格, 步骤如下。

步骤 1: 确定二维声子晶体单边的像素个数 N 及填充率 η 取值范围。

步骤 2: 构建 $n \times n$ ($n=N/2$) 的全零矩阵 a 作为基本单元, 后续操作均在基本单元上进行。

步骤 3: 将随机 $\text{int}(\eta \times n \times n)$ 个位置的 0 变换成 1。

步骤 4: 基本单元对称。 $a(i, j) = a(j, i)$ for $i=2:n$ for $j=1:(i-1)$ 。

步骤 5: 整体结构对称。将 a 依次沿 k_x 和 k_y 方向对称翻折, 形成声子晶体结构, 算法结束。

在本文中选定 $N=18$, η 取值范围为 $[0.3, 0.6]$, 按照上面步骤生成部分图案如图 3 所示。

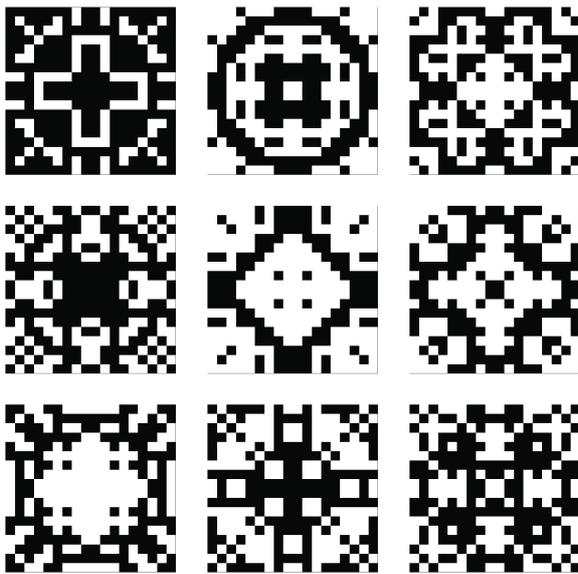


图 3 随机生成的声子晶体结构

Fig. 3 Randomly generated phononic crystal structure

图 3 代表生成的声子晶体结构晶胞, 其中晶格尺寸为 0.05 m, 黑色区域为散射体, 白色区域为基体。散射体材料为铝, 其材料参数: 杨氏模量 $E=70$ GPa, 泊松比 $\nu=0.3$, 密度 $\rho=2\ 700$ kg/m³。弹性体材料为橡胶, 采用 Mooney-Rivlin 本构模型来模拟其材料参数: $C_{10}=1.39$ MPa、 $C_{01}=0.139\ 7$ MPa、 $D=0$ 、 $\rho=1\ 500$ kg/m³。将生成的声子晶体晶胞导入 Comsol Multiphysics 有限元软件中计算其带隙。

在目标频段内, 二维周期结构并非全部具有带隙, 随机生成的声子晶体结构中有带隙的样本比例很少。利用神经网络对声子晶体逆向设计需要输入具备带隙的正向结构数据作为样本, 通过 MATLAB

生成随机声子晶体结构所需时间很短, 每生成 2 000 个结构仅需 0.31 s, 但是计算每个结构的带隙分布所需时间为 5 min, 因此采用以下策略来增加声子晶体结构具有带隙的概率。

策略 1: 对在目标频段内具有宽频带隙的结构, 随机改变 ΓXM 区域内随机 m 个 ($0 < m < 3$) 像素, 将 ΓXM 区域对称翻折构建完整声子晶体结构;

策略 2: 对在目标频段内具有少量带隙或者不具有带隙的结构, 随机改变 ΓXM 区域内随机 n 个 ($3 < n < 15$) 像素, 其中带隙总宽度越小, n 的取值越大。 ΓXM 区域对称翻折构建完整声子晶体结构。

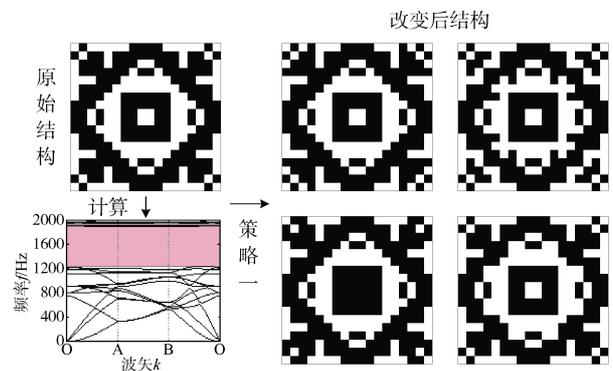


图 4 策略 1

Fig. 4 Strategy 1

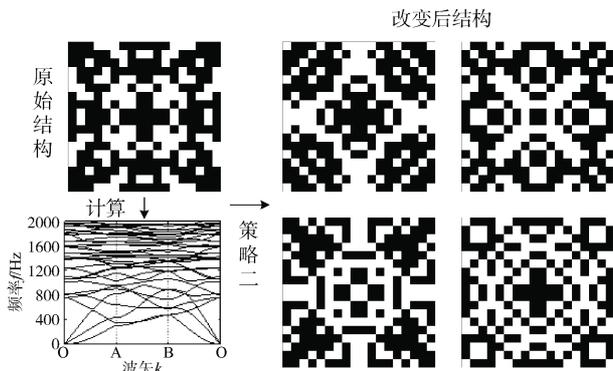


图 5 策略 2

Fig. 5 Strategy 2

MATLAB 随机生成以及扩充策略得到的声子晶体结构通过有限元软件得到其带隙。将声子晶体结构中散射体定义为 0, 基体定义为 1, 形成一个 18×18 的二维数组。同时给每个结构定义 2 个标签: 1) 是否具有带隙的标签, 若结构具有带隙, 则添加标签 1, 否则添加标签 0; 2) 带隙分布的标签, 定义一个 $1 \times 2\ 000$ 的矩阵作为带隙分布, 对应

1~2 000 Hz 的频率, 若在对应该频率下具有带隙, 则该位置的数字为 1, 若不具备带隙, 则该位置数字为 0。以图 4 中原始结构为例, 图 6 展示标签构建的过程。

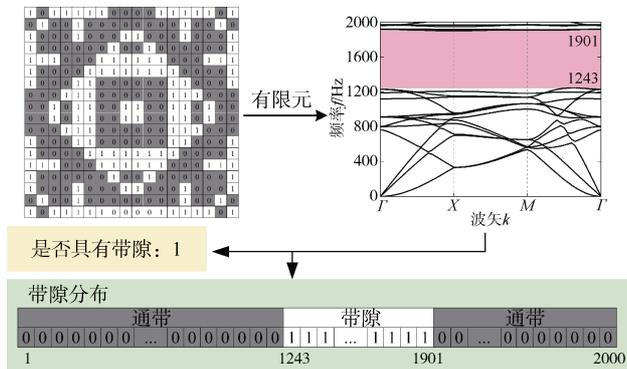


图 6 能量带隙标签构建过程图

Fig. 6 Label construction process of an energy band gap

对比随机生成以及采用 2 种策略生成的声子晶体结构, 得到其存在带隙的概率分布结果如图 7 所示。

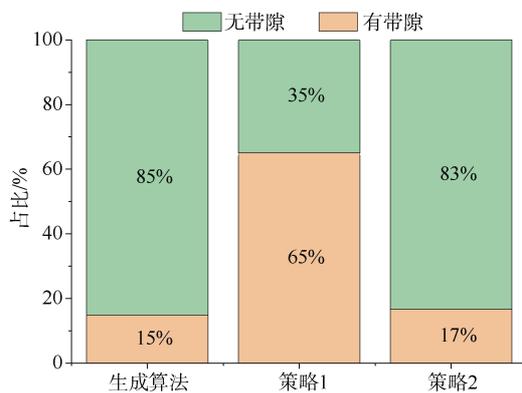


图 7 声子晶体结构的带隙概率分布

Fig. 7 Band gap probability distribution of a phononic crystal structure

由图 7 可知, 随机生成的声子晶体结构具有带隙的概率很低, 仅占总生成量的 15%; 而 2 种策略均可以一定程度提高声子晶体结构具有带隙的概率, 因此针对前期样本数量不足的情况, 可以用这 2 种策略提升声子晶体结构具有带隙的概率。但是这 2 种策略各自也有局限性: 策略 1 在已有结构的基础上进行变化, 会使生成的声子晶体结构形式趋于相同; 策略 2 生成的声子晶体结构具有带隙的概率相较于随机生成的声子晶体结构提升不大。

由于卷积神经网络具有能够自动学习图像中特征的优势, 本文采用卷积神经网络对声子晶体结构是否具备带隙进行判别。

2.2 基于神经网络的声子晶体结构生成

为防止数据样本分布对神经网络训练产生影响, 设置 50% 的样本为正向样本数据, 即具备带隙的样本; 50% 的样本为反向样本数据, 即不具备带隙的样本。以声子晶体结构作为输入, 表征结构是否具有带隙的标签作为输出训练卷积神经网络。

本文选取的卷积神经网络的模型分为 7 层, 分为输入层、卷积层、全连接层和输出层。输入层后是 2 个卷积层, 每个卷积层后是池化层, 池化层后接全连接层, 最后是 softmax 层作为输出层, 输出每类标签的概率。卷积神经网络结构图如图 8 所示。

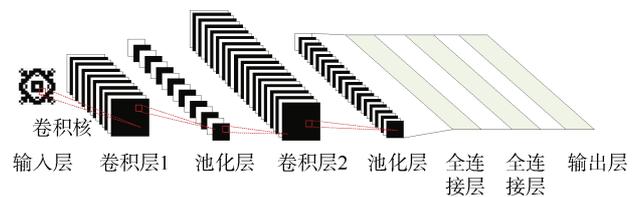


图 8 卷积神经网络结构图

Fig. 8 Structure of convolutional neural network

为判断比较合适的样本量, 分别设置输入训练样本数为 300~3 200, 步长设置为 100。得到训练的准确率如图 9 所示。

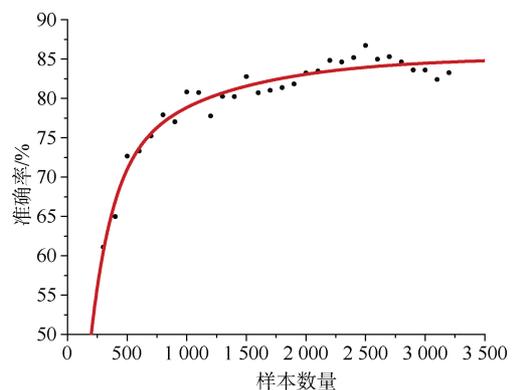


图 9 准确率随训练样本数量的变化曲线

Fig. 9 Variation curve of accuracy with number of training samples

由图 9 可知, 当样本数达到 2 000 时, 测试集准确率趋于平稳且稳定在 80% 以上, 说明此时神经

网络能够发挥其最好的性能。

对神经网络超参数进行调整,最终得到训练准确率最高的神经网络各超参数设置如下:设置初始学习率为 0.008,每经过 1 800 次训练降低学习率为原始的一半,将样本打乱顺序放入神经网络中训练,其中 80%的样本作为训练集,20%样本作为测试集,Dropout 层随机不激活 20%神经元,同时在损失函数中增加 L2 正则化,设置参数为 0.05,得到卷积神经网络训练准确率随训练次数的变化如图 10 所示。

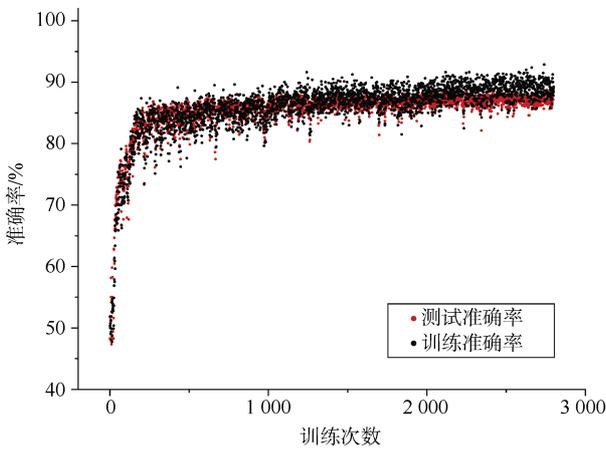


图 10 准确率随训练次数的变化曲线

Fig. 10 A variation curve of accuracy with number of training times

由图 10 可知,训练准确率一直在波动,但是总体上准确率随训练次数的增大而增大,训练准确率最终稳定在 89%附近、测试准确率稳定在 88%附近,证明了本文设计的卷积神经网络可以准确判断声子晶体是否具有带隙。

在扩充数据库时,首先基于随机算法生成声子晶体结构,然后通过训练好的卷积神经网络模型判断上述结构是否具有带隙,若判断结构具有带隙,则将该结构保存至声子晶体数据库中;若判断结构不具备带隙,则重新生成新的声子晶体结构,直至数据库中的数据量满足需求。接着在有限元软件中计算数据库中声子晶体结构的能带分布。

3 声子晶体逆向设计

将第 2 章节中得到的声子晶体结构以及带隙分布放入条件自编码器中进行训练,训练好后将目

标带隙放入模型中得到一批结构。自编码器的网络结构如图 2 所示。Net₁ (编码器)、Net₂ 以及 Net₃ (生成器)的激活函数均为 sigmoid 函数;优化器选择 Nadam,其中初始学习率 $l_r=0.008$, $\beta_1=0.9$, $\beta_2=0.999$ 。生成的结构模型以及计算的带隙分布如图 11 所示,红色代表重构结构的能带图,粉色代表原始结构能带图。

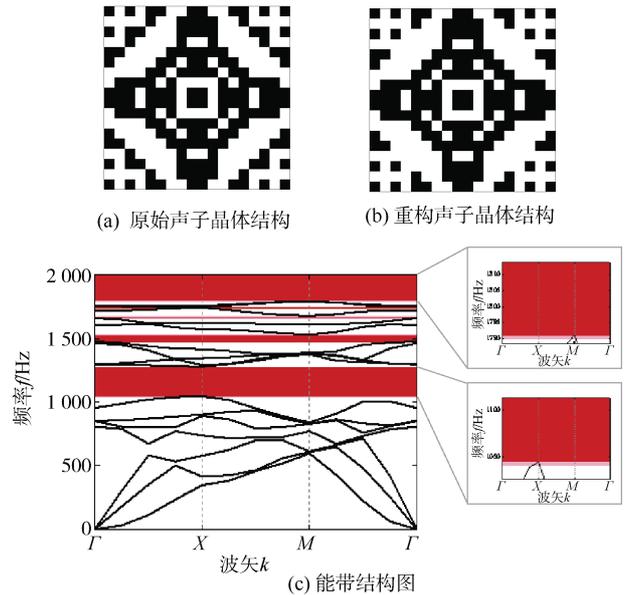


图 11 原始/重构声子晶体结构以及能带结构图

Fig. 11 Original/reconstructed phononic crystal structure and energy band structure

对比重构结构与原始结构,可以发现重构的结构均为轴对称结构,说明条件自编码器学习到了原始结构的轴对称特性;重构结构与原始结构基本相同,仅有几个像素的误差,且重构结构的带隙与原始结构的带隙基本相同,说明本文设计的条件自编码器可以实现基于带隙的声子晶体结构逆向设计。

4 结束语

本文针对声呐导流罩中低频段振动治理问题,提出了一种基于卷积神经网络的声子晶体设计方案,设计出的在目标频段具有带隙的声子晶体可作为夹芯结构芯层。通过随机算法构建声子晶体结构,用有限元软件 Comsol Multiphysics 计算其带隙并利用神经网络判断声子晶体结构是否具有带隙,得到结论如下。

1) 本文采用 2 种策略: ①对已经具有带隙的

结构少量改变其像素组成;②对没有带隙的结构大量改变其像素组成。显著提升了生成的人工周期结构具有带隙的概率,可以在构建数据集前期快速获取正向数据。

2) 采用神经网络可以对声子晶体是否具有带隙进行分类,且当训练样本达到 2 000 个时,神经网络测试集准确率稳定在 80% 以上;同时,结果显示卷积神经网络识别结构是否具有带隙准确率达到了 89%。

3) 本文采用条件自编码器实现对声子晶体结构的逆向设计,重构结构的带隙分布与目标带隙基本相同,说明本文方法可以应用于声子晶体结构的逆向设计。

参考文献

- [1] SIGALAS M M, Economou E N. Elastic and acoustic wave band structure[J]. *Journal of Sound and Vibration*, 1992, 158 (2): 377-382.
- [2] KUSHWAHA M S, HALEVI P, DOBRZYNSKI L, et al. Acoustic band structure of periodic elastic composites[J]. *Physical Review Letters*, 1993, 71(13): 2022.
- [3] MARTÍNEZ-SALA R, SANCHO J, SÁNCHEZ J V, et al. Sound attenuation by sculpture[J]. *Nature*, 1995, 378: 241.
- [4] 陈新华, 张晨, 陈猛, 等. 分形凹角蜂窝结构声子晶体振动带隙特性[J]. *人工晶体学报*, 2022, 51(8): 1343-1352, 1360.
- [5] 金星, 张振华. 幂指数棱台声子晶体对薄板振动弯曲波的调控特性研究[J]. *振动工程学报*, 2023, 36(6): 1687-1694.
- [6] 魏祎珩, 樊洁平, 邱克鹏. 基于 ISIGHT 的二维手性声子晶体带隙最优设计[J]. *人工晶体学报*, 2023, 52(1): 56-64.
- [7] BONNECAZE R T, RODIN G J, SIGMUND O, et al. Systematic design of phononic band-gap materials and structures by topology optimization[J]. *Philosophical Transactions of the Royal Society of London Series A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 2003, 361(1806): 1001-1019.
- [8] GAZONAS G A, WEILE D S, WILDMAN R, et al. Genetic algorithm optimization of phononic bandgap structures[J]. *International Journal of Solids and Structures*, 2006, 43(18-19): 5851-5866.
- [9] BILAL O R, HUSSEIN M I. Ultrawide phononic band gap for combined in-plane and out-of-plane waves[J]. *Physical Review E*, 2011, 84(6): 065701.
- [10] DIAZ A R, HADDOW A G, MA L. Design of band-gap grid structures[J]. *Structural and Multidisciplinary Optimization*, 2005, 29: 418-431.
- [11] LUO C C, NING S N, LIU Z L, et al. Interactive inverse design of layered phononic crystals based on reinforcement learning[J]. *Extreme Mechanics Letters*, 2020, 36: 100651.
- [12] LIU C X, YU G L. Predicting the dispersion relations of one-dimensional phononic crystals by neural networks[J]. *Scientific Reports*, 2019, 9(1): 15322.
- [13] FINOL D, LU Y, MAHADEVAN V, et al. Deep convolutional neural networks for eigenvalue problems in mechanics[J]. *International Journal for Numerical Methods in Engineering*, 2019, 118(5): 258-275.
- [14] MIAO X B, DONG H W, WANG Y S. Deep learning of dispersion engineering in twodimensional phononic crystals[J]. *Engineering Optimization*, 2021, 55(1): 125-139.
- [15] ZHANG H J, WANG Y, ZHAO H G, et al. Accelerated topological design of metaporous materials of broadband sound absorption performance by generative adversarial networks[J]. *Materials and Design*, 2021, 207(17): 109855.
- [16] DAI M N, JIANG Y, YANG F, et al. SLMGAN: single-layer metasurface design with symmetrical free-form patterns using generative adversarial networks[J]. *Applied Soft Computing*, 2022, 130: 109646.
- [17] LIU C X, YU G L, ZHAO G Y. Neural networks for inverse design of phononic crystals[J]. *AIP Advances*, 2019, 9(8): 085223.
- [18] LI X, NING S W, LIU Z L, et al. Designing phononic crystal with anticipated band gap through a deep learning based data-driven method[J]. *Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering*, 2020, 361: 112737.
- [19] 曹蕾蕾, 朱旺, 武建华, 等. 基于人工神经网络的声子晶体逆向设计[J]. *力学学报*, 2021, 53(7): 1992-1998.

(责任编辑: 曹晓霖)