中国科学: 物理学 力学 天文学 2026 年 第 56 卷 第 11 期: 114619
SCIENTIA SINICA Physica, Mechanica & Astronomica physcn.scichina.com
《中国科学》杂志社 SCIENCE CHINA PRESS
论 文 超材料: 新型力-热功能设计专题

基于迁移学习的空心负泊松比点阵抗冲击性能研究

徐兰斌, 刘华, 杨先锋*

北京航空航天大学, 航空科学与工程学院, 强度与结构完整性全国重点实验室, 北京 100191
*联系人, E-mail: yangxf@buaa.edu.cn

收稿日期: 2025-12-10; 接受日期: 2026-02-06; 网络出版日期: 2026-10-14
国家自然科学基金(编号: 12472376, 12622226)资助项目

摘要 本文采用数据迁移方法, 分析和优化空心负泊松比点阵的抗冲击性能. 通过理论模型推导与仿真试验相结合的研究手段, 深入探究该类点阵结构的力学特性及抗冲击性能机理. 研究借助Hypermesh与Ls-Dyna软件完成建模与仿真分析, 模拟点阵模型在准静态压缩与冲击载荷作用下的力学响应过程. 基于主成分分析(PCA)与逐步回归方法构建点阵冲击最大加速度预测模型, 利用仿真提取的数据集对模型进行训练与验证. 本研究为冲击防护结构设计提供了一种创新途径, 即通过已有数据迁移获取冲击防护设计所需的目标数据, 在医疗工程、航空航天、机械制造等关键领域具有重要的潜在应用价值.

关键词 冲击防护, 点阵结构, 数据迁移

PACS: 46.40.-f, 02.70.-c, 62.20.-x, 46.50.+a

1 引言

随着科技的飞速发展, 冲击危害在生产生活中愈发普遍, 且其危害程度随交通工具的技术进步呈现逐步加剧的趋势. 为最大限度降低冲击危害造成的损失, 冲击防护工作亟待重视, 而吸能结构的优化设计与吸能材料的合理选型是实现有效冲击防护的核心途径. 吸能结构与材料可按结构特性划分为薄壁结构、泡沫结构、蜂窝结构及点阵结构等类型, 也可根据力学特性分为正泊松比效应与负泊松比效应两大类.

在各类吸能结构中, 点阵结构的吸能效率尤为突出. 点阵结构是由杆件通过结点在空间中相互连接, 按特定规律重复叠加形成的空间结构体系. 随着3D打印技术的日趋成熟, 点阵结构的制备工艺更简便, 成本也显著降低. 同时, 得益于轻质、高效吸能、优良传热渗透及减震等核心功能特性, 点阵结构在医疗、机械、航空航天等关键行业中获得了广泛应用. 新型点阵结构的力学性能、设计与制备技术及其在冲击防护领域的应用前景, 也已成为学术界的研究热点. 例如, Jiang等人[1]研究了仿生同心凹角负泊松比点阵的耐撞性能, 发现通过在传统六角形点阵结构中引入仿生同心设计, 可显著提升结构的平台应力与能量吸收能力; Zhang等人[2]提出了受龟壳启发的新型弧形凹角负泊松比点阵结构, 研究结果表明, 与传统负泊松比结构相

引用格式: 徐兰斌, 刘华, 杨先锋. 基于迁移学习的空心负泊松比点阵抗冲击性能研究. 中国科学: 物理学 力学 天文学, 2026, 56: 114619
Xu L, Liu H, Yang X. Research on the impact resistance performance of hollow negative Poisson's ratio lattice based on transfer learning (in Chinese). Sci Sin-Phys Mech Astron, 2026, 56: 114619, doi: 10.1360/SSPMA-2025-0612

© 2026《中国科学》杂志社

比，该新型点阵结构具有更强的冲击防护能力和更低的应力波动. 此外，近年来研究者们还开发了多种旨在提升负泊松比效应与力学性能的新型点阵结构，如凹角星形点阵[3]、双U型负泊松比点阵[4]、凹角负泊松比点阵[5]及三维负泊松比点阵[6]、三维双U型负泊松比点阵[7]等. Lim[8]还系统开展了不同变形机制点阵模型的对比研究, 为该领域的发展提供了重要参考.

负泊松比结构与材料在受到纵向拉伸(或压缩)时, 其横向尺寸会呈现膨胀(或收缩)的特性. 泊松比μ的定义为材料单向受拉或受压时，横向正应变ε'与轴向正应变ε比值的负值. 如图1所示，泊松比大于0时为正泊松比材料(Positive Poisson's Ratio, PPR), 在拉伸载荷作用下会产生径向收缩; 泊松比小于0时为负泊松比材料(Negative Poisson's Ratio, NPR), 在拉伸作用下会发生径向膨胀. 日常生活中绝大多数材料均为正泊松比材料, 例如金属铝的泊松比为0.33, 铜的泊松比为0.27, 橡胶材料的泊松比约为0.5, 典型聚合物泡沫的泊松比则介于0.11–0.14之间. 20世纪80年代, Gibson等人[9]首次报道了具有负泊松比效应的结构. 1987年, Lakes[10]进一步报道了负泊松比泡沫材料的力学行为，此后负泊松比材料与结构逐渐受到广泛关注. 1991年, Evans等人[11]首次将负泊松比材料正式命名为"拉伸膨胀材料"(Auxetic materials). 近年来的研究表明[12–14], 与传统正泊松比结构及材料相比，负泊松比结构与材料在抗冲击性[15,16]、抗剪切性[17,18]、抗腐蚀[19]、能量吸收能力[20,21]及抗断裂韧性[22,23]等方面均表现出更为优异的性能. 因此，负泊松比材料在汽车吸能盒[24]、装甲车的防爆墙[25]和其他防护结构[26]中的应用前景引起了学者的广泛关注.

随着增材制造(AM)技术的出现，带来了前所未有的机会来制造具有优于传统制造方式的优越机械性能的新型设计[27]，如几何参数具有高度设计性的复杂点阵结构. 然而传统的快速设计工具, 如有限元分析和拓扑优化，目前还无法快速遍历庞大的几何参数设计空间来选择最优组件. 且优化方法对于预测冲击性能并不有效，因为这些方法在进行此类测量时的精度有限. 这些局限性源于材料和几何的非线性特性、材料性能随应变率的变化以及难以对具有复杂结构的物体进行动态自碰撞建模等问题[28]. 因此，为实现冲击性能的设计，需要进行实物试验，这将导致低效率的迭代设计过程. 在冲击测试中，测试属性(如冲击器质量、能

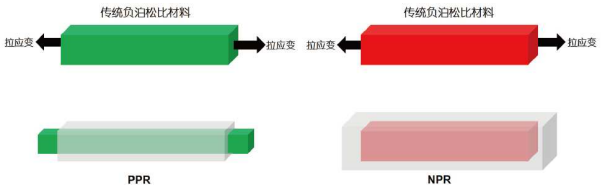


图 1　(网络版彩图)正泊松比(PPR)与负泊松比(NPR)材料示意图

Figure 1　(Color online) Schematic diagram of PPR and NPR materials.

量和速度)是以一种需要测试全尺寸组件的方式耦合在一起的，而准静态单轴测试中的应变率则可以自由选择. 此外，允许通过有限元分析将这两种不同测试制度的性能关联起来的基本力学原理尚未得到充分的证明. 此前研究发现，Octet点阵的准静态接触力-位移(F-D)曲线与冲击测试中观察到的曲线具有相似的趋势，包括存在线弹性阶段、平台阶段和压实阶段[29]. 为了利用不同测试过程之间的潜在关系，一种有效的方法是寻求基于数据的模型，而迁移学习专注于连接不同但相关的领域知识.

迁移学习是机器学习的重要分支，核心是将已训练模型的知识迁移到新任务中，解决小样本、低资源场景下的学习难题，大幅提升模型训练效率与泛化能力. 传统机器学习模型需要在特定任务的大量标注数据上进行训练，且模型参数无法复用，面对新任务时需从零开始. 而迁移学习利用源领域(已有的数据、模型)与目标领域(待解决的新任务)间的相似性，将源领域学到的特征、参数等知识迁移到目标领域，降低目标任务对标注数据的依赖. 其核心思路可分为三类: 一是基于样本的迁移，对源领域数据进行加权筛选，将与目标任务相似的数据用于辅助训练; 二是基于特征的迁移，学习源领域与目标领域的共享特征空间，减少领域差异，常见方法有特征映射、对抗域适应等; 三是基于模型的迁移，直接复用预训练模型的部分参数，如在计算机视觉中，将在ImageNet上预训练的ResNet, VGG等模型的浅层特征提取层迁移到新任务, 仅微调顶层分类器. 迁移学习方法的优势显著是可以降低数据标注成本，缩短模型训练时间，以及提升小样本任务的模型性能.

随着计算机技术的飞速发展，机器学习在固体力学领域的应用日益广泛，为复杂力学问题的求解提供了高效解决方案. 江守燕等人[30]提出基于数据驱动的

神经网络方法，实现大体积混凝土结构缝深的无损检测，通过分析弹性波在带缝结构中的传播信号，精准预测裂缝深度；韩小雷等人[31]依托RC梁低周往复试验数据，完成模型本构骨架参数与滞回参数的辨识，构建塑性铰RC梁构件参数的深度学习预测模型；赵林鑫等人[32]建立基于机器学习的缺陷反演模型，通过挖掘薄板结构动力响应与缺陷参数的映射关系，实现对薄板缺陷位置与尺寸的精准预测．Kelsey等人[33]采用迁移学习方法，利用一系列参数化点阵结构在冲击与准静态条件下的实物试验数据，构建迁移学习预测模型．研究表明，仅依托准静态测量数据，即可将点阵结构的冲击性能预测误差控制在8%以内；通过不同类型点阵结构的验证，该模型展现出良好的可迁移性，即便针对力学行为超出训练集范围的结构，迁移数据仍能实现高精度预测．后续研究中，他们融合812组准静态测试数据与141组冲击测试数据，优化训练迁移模型，最终将点阵结构冲击性能的预测误差控制在18%，为冲击防护设计提供了数据驱动的新路径，证实了通过数据迁移获取目标设计数据的可行性．

为了建立源域与目标域之间简单且可靠的关系，可采用逐步回归来构建从源域到目标域的预测模型．逐步回归作为一种经典的变量选择方法，通过“逐步筛选”自变量的方式构建最优回归模型．既保留对因变量有显著影响的变量，剔除无关或冗余变量，又能提升模型的解释力与预测精度．可有效解决迁移学习中源域与目标域的特征分布差异及冗余特征干扰问题，使迁移知识更聚焦于跨域有效特征，显著降低负迁移风险．逐步回归的核心原理是基于统计检验的变量筛选逻辑，围绕“自变量对因变量的解释贡献”展开．在筛选过程中，每一步都会通过F检验或t检验判断自变量的显著性，若自变量的引入能显著降低模型的残差平方和、提升决定系数(R^2)，则将其纳入模型；若已纳入的自变量因其他变量的引入而变得不显著，则将其剔除，最终得到“最优变量组合”的回归模型．

本文提出一种结合迁移学习构建模型的方法：通过结合迁移学习方法来提取准静态测量数据的相关特征，并利用自动化实验来积累足够的数据以训练相关模型．通过改变点阵内外半径构建一个参数化的点阵族，并借助准静态测量来收集力-位移曲线．使用迁移学习来识别力位移曲线的显著特征，随后对点阵进行冲击测试，获取每个加速度-时间曲线中得出的最大加速度a_{m}．利用F-D曲线和a_{m}，采用特征表示迁移学习来构建预测模型，即$\widehat{a_{\mathrm{m}}}(\overline{F_{\mathrm{t}}})$．通过这种方式，仅使用准静态测量就能预测冲击性能，这种方式也能适用于其他结构，因为它不依赖于设计的任何特定几何参数．该方法不仅可加快用于安全应用场景下抗冲击结构的设计进程，还进一步阐明了如何利用易获取的实验数据，为特定实验的样本选择提供优化方案．

2　点阵的设计与理论模型

2.1　点阵设计

点阵模型单胞的二维结构如图2所示，其中L = 7.3 mm, H = 5.5 mm, R与r为点阵杆件的内外半径，属于可调整的几何参数．单胞的尺寸为10 mm的正方形，由几何关系可得出:

$$2H\sin\theta = 10, \tag{1}$$

$$2L - 2H\cos\theta = 10. \tag{2}$$

联立式(1)与式(2)，可解得θ为65°，图3为点阵单胞三维结构的建模过程，其中图3(a)–(e)分别为点阵的1/32, 1/16, 1/8, 1/4, 1/2单胞，(f)为点阵单胞．

由式(3)可知，空心点阵的泊松比由X方向与Y方向的应变计算得出．选取外径R为1.186 mm，内径r为0.522 mm的点阵模型，并利用有限元仿真软件进行准静态压缩计算．在点阵模型上选取框中所对应的一系列点(如图4所示)，通过测量其应变并取平均值，可绘

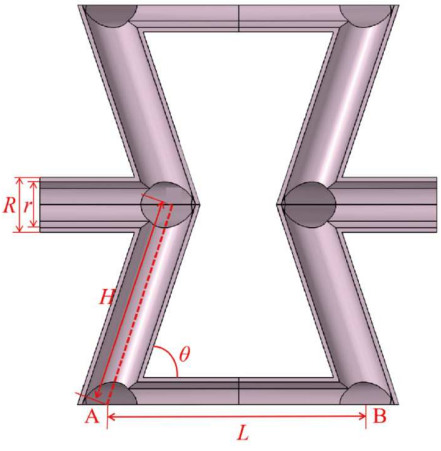


图 2　(网络版彩图)点阵单胞二维结构示意图
Figure 2　(Color online) Schematic diagram of two-dimensional lattice unit cell structure.

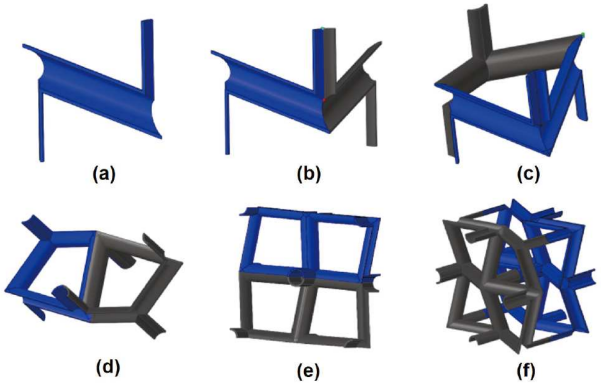


图 3　(网络版彩图)三维点阵单胞建模流程示意图. (a) 1/32点阵单胞; (b) 1/16点阵单胞; (c) 1/8点阵单胞; (d) 1/4点阵单胞; (e) 1/2点阵单胞; (f) 点阵单胞

Figure 3　(Color online) The process of three-dimensional lattice unit cell modeling. (a) 1/32 lattice unit-cell; (b) 1/16 lattice unit-cell; (c) 1/8 lattice unit-cell; (d) 1/4 lattice unit-cell; (e) 1/2 lattice unit-cell; (f) lattice unit-cell.

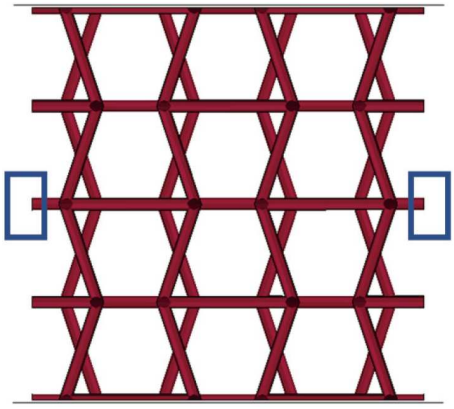


图 4　(网络版彩图)泊松比计算选取点示意图

Figure 4　(Color online) The points selected for calculating Poisson's ratio.

制出空心点阵结构在X方向上泊松比随位移变化的曲线图(如图5所示).

$$\nu = -\frac{\varepsilon_X}{\varepsilon_Y} = -\frac{2|\Delta x|}{A}. \tag{3}$$

2.2　亚历山大圆管压溃模型

当一个圆管模型轴向受压时，它会以轴对称或非轴对称的方式发生变形，这主要取决于直径与厚度的比值(D/h). 轴对称模式通常被称为环形模式或折叠模式, 非轴对称模式则被称为钻石模式. 钻石模式的特点在于其褶皱的数量, 对于大多数管材而言, 这个数量可能在2–5之间变化. 对于某些特定的D/h值, 管材将先以

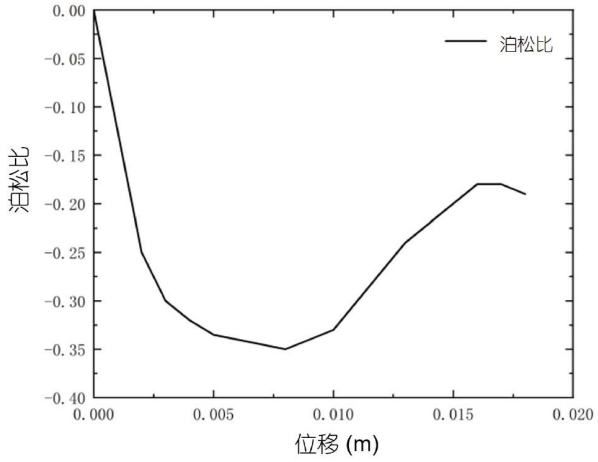


图 5　准静态压缩下点阵泊松比-位移变化关系示意图

Figure 5　Schematic diagram of the variation of lattice Poisson's ratio with displacement under quasi-static compression.

环形模式开始变形, 然后切换到钻石模式, 从而呈现一种混合模式. 大致来说, 当$D/h > 80$时, 会出现钻石模式. 对于$D/h < 50$时: 当$D/h < 2$时会发生环形模式, 当$D/h > 2$时则会发生混合模式.

Alexander[34]于1960年首次为薄壁圆管轴向压溃提供理论模型, 在圆管压溃过程中, 单个褶皱形成时会出现三个周向的塑性铰. 假设褶皱完全向外展开, 塑性铰之间的材料都会经历周向拉伸变形，在此过程中外力所做的功会被三个塑性铰以及中间材料的周向拉伸消耗. 在随后的分析中，假设材料是刚性、完全弹性的. 且在屈服准则中，弯曲和拉伸两种力学行为之间不存在相互作用. 因此, 材料要么通过弯曲屈服, 要么通过拉伸屈服.

以H作为褶皱高度的一半, D为圆管的直径, M_0为单位尺寸下的塑性弯矩, h为圆管的厚度, $P_{\rm m}$为褶皱完全压溃时的平均外力, Y为屈服应力. 对于单个褶皱的完全屈服压溃, 平均外力与屈服应力的比值为

$$\frac{P_{\rm m}}{Y} = \frac{\pi h^2}{\sqrt{3}}\left(\frac{\pi D}{2H}+1\right)+\pi H h. \tag{4}$$

亚历山大的研究表明, 材料会部分向外变形, 部分向内变形. 因此式(4)可改写为

$$\frac{P_{\rm m}}{Y} = 6h\sqrt{Dh}\,. \tag{5}$$

以上即为亚历山大圆管压溃模型的核心内容，该模型将圆管的压溃过程简化为塑性铰的形成过程，为分析点阵等复杂结构的平均压溃力与吸能特性提供理

论指导.

2.3　空心负泊松比点阵理论模型

基于亚历山大模型分析本文所给出的负泊松比点阵的受力情况, 并给出理论模型公式推导过程.

如图6所示, 假设2×2单胞点阵模型受到大小为2F的外力作用, 则单胞受到外力的大小为F/2. 对单胞杆件结点进行受力分析, AD杆和DG杆的受力分析图如图7所示.

W_{AB}和W_{CD}为AB和CD段的水平长度, H_{AB}和H_{CD}为AB和CD段的高度. 对AD杆进行力学分析和几何分析可得W_{AB}, W_{CD}, H_{AB}和H_{CD}:

$$W_{AB}=W_{CD}=2\sqrt{2}\sqrt{\frac{E_pI}{F_1}}p(\cos\varphi_A-\cos\varphi_0), \tag{6}$$

$$H_{AB}=H_{CD}=-\sqrt{2}\sqrt{\frac{E_pI}{F_1}}[2E(p,\varphi_A) -2F(p,\varphi_A)+F(p,\varphi_0)]. \tag{7}$$

l_{BC}是刚性段BC的长度, θ是BC与水平方向的夹角, φ是和θ有关的几何函数. W_{BC}和H_{BC}可以通过l_{BC}写为

$$H_{BC}=l_{BC}\sin\theta=\frac{M_P}{F_1}\tan\theta, \tag{8}$$

$$W_{BC}=l_{BC}\cos\theta=\frac{4M_P}{F_1}. \tag{9}$$

s是DE和FG段圆弧的长度, w和μ是s的函数, 即DE和FG段的切角. s_{DE}和s_{FG}则是DE和FG段的长度, 同时

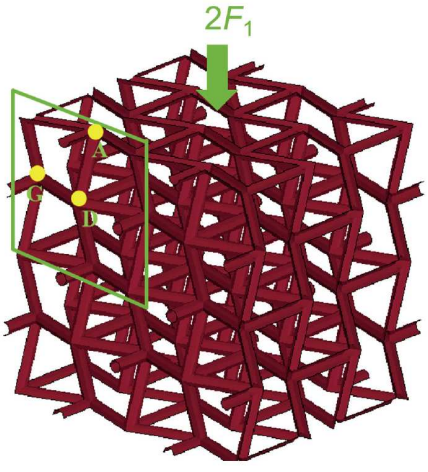


图 6　(网络版彩图)点阵模型受力分析示意图
Figure 6　(Color online) Force analysis diagram of the lattice model.

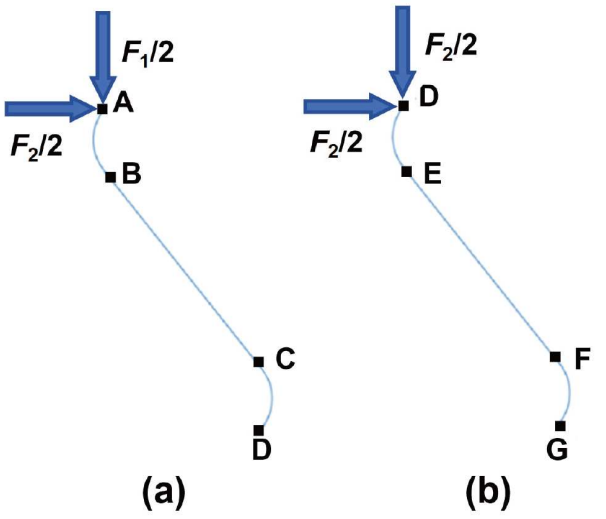


图 7　(网络版彩图)点阵杆件受力分析图. (a) AD杆受力分析图; (b) DG杆受力分析图
Figure 7　(Color online) Force analysis diagram of lattice members. (a) AD rod force analysis diagram; (b) DG rod force analysis diagram.

W_{DE}和W_{FG}是DE和FG段的高度, 对DG杆进行力学分析和几何分析可得s_{DE}, s_{FG}, W_{DE}和W_{FG}:

$$s_{DE}=s_{FG}=\sqrt{\frac{E_pI}{F_2}}[K_1(q,\psi_D)-K_1(q,\psi_0)], \tag{10}$$

$$W_{DE}=W_{FG}=\sqrt{\frac{E_pI}{F_2}}[K_2(q,\psi_D)-K_2(q,\psi_0)], \tag{11}$$

其中$K_1(q,\psi_i)$和$K_2(q,\psi_i)$是两种积分形式, q和ψ是两种椭圆积分.

δ_X是D点的垂直位移, 可以表示为

$$\delta_X=2W_{AB}+W_{BC}-a\cos\theta_0. \tag{12}$$

同时可以表示为

$$\delta_X=2W_{DE}+W_{EF}-a\cos\theta_0. \tag{13}$$

联立上述方程, 可得出点阵压缩位移与点阵和顶板之间接触力的对应关系. 输入不同的压缩位移值, 可得到对应的接触力, 进而绘制出点阵模型在准静态压缩过程中的接触力-位移曲线. 选择外径R为0.935 mm, 内径r为0.608 mm的点阵, 分别用理论模型公式和有限元仿真的方法求解其接触力-位移曲线, 结果如图8所示.

由表1所示两条曲线之间的最大误差为7.48%, 小于10%, 因此两条曲线拟合效果良好. 令F_1为有限元仿真得出的接触力, F_2为理论模型得出的接触力, 误差计

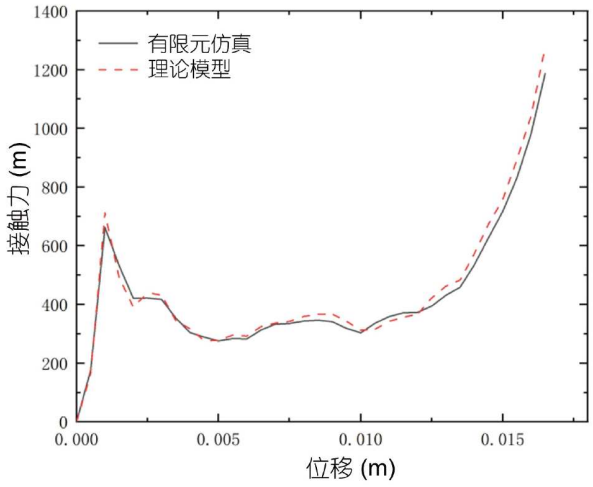


图 8　(网络版彩图)有限元仿真与理论模型的接触力-位移曲线对比图

Figure 8　(Color online) The comparison diagram of contact force-displacement curves between finite element simulation and theoretical model.

表 1　有限元仿真与理论模型接触力-位移曲线数据对比

Table 1　Data comparison of the contact force-displacement curves between finite element simulation and theoretical model

位移(mm)	F_1 (N)	F_2 (N)	误差(%)
0.0	0	0	0
0.5	176	164	6.79
1.0	662	712	7.48
1.5	533	493	7.46
2.0	421	391	7.15
2.5	421	439	4.19

算公式为

$$\eta = \frac{|F_2 - F_1|}{F_1} \times 100\%. \tag{14}$$

通过推导空心负泊松比点阵的几何关系与接触力-位移理论公式, 验证准静态压缩下点阵力学响应的合理性, 为后续迁移学习中源域(准静态接触力)的有效性提供了理论支撑, 确保跨域预测的物理基础可靠.

3　有限元仿真

3.1　有限元仿真的前处理

为进一步探究负泊松比点阵在准静态压缩与冲击载荷下的力学特性及能量吸收性能, 本研究采用显式非线性有限元程序Ls-Dyna开展数值模拟. 通过该模拟可精准获取准静态压缩工况下的接触力-位移曲线, 以及冲击加载工况下的加速度-时间曲线、速度-时间曲线与接触力-位移曲线; 基于这些能够反映加载过程核心特性的关键数据, 为后续迁移学习预测模型的构建提供基础数据支撑.

在材料本构选择上, 由于顶板与底板是变形可忽略的刚性部件, 因此选择20号材料(MAT20), 对应Ls-Dyna求解器的刚性体材料模型. 密度Rho设置为7.8 × 10^3 kg/m^3, 弹性模量E设置为210 GPa, 泊松比PR取为0.3, 质量约束类型(CMO)选择1 (全局坐标系约束). 其中底板完全约束转动与平动; 而顶板约束X与Y方向, 并设置沿Z方向加载.

点阵模型的本构选择24号材料(MAT24), 对应Ls-Dyna的分段线性塑性本构, 核心是基于各向同性硬化的弹塑性模型. 其力学假设为弹性阶段遵循胡克定律, 屈服后按输入的分段线性曲线进行各向同性硬化, 无随动硬化. 屈服准则服从Von Mises屈服, 屈服应力随塑性应变硬化. 密度Rho设置为2.7 × 10^3 kg/m^3, 弹性模量E设置为70 GPa, PR设置为0.3, 初始屈服应力SIGY为300 MPa (双线性硬化). 在动态加载时, 加载速度较低, 而点阵材料(铝合金)对低速的应变率响应可以忽略不计, 因此不考虑应变率对硬化的动态影响.

将点阵模型底部一层节点集定义为固支约束; 针对单胞顶部一层节点, 在准静态压缩工况下施加匀速位移加载, 在冲击加载工况下则通过Load-Body-Z施加重力场、Initial-Velocity-Generation施加初始速度为3.5 m/s及Element-Mass设置落锤质量0.105 kg, 以此模拟落锤冲击过程. 为避免模型在加载过程中发生穿透或交叉现象, 将点阵模型的约束条件设置为单面自接触(Single Surface), 将顶板和底板与点阵模型的接触设置为面与面接触(Surface to Surface), 并将接触面的静摩擦系数与动摩擦系数均设定为0.2. 图9(a)和(b)分别为负泊松比点阵在准静态压缩与冲击加载条件下有限元仿真的示意图. 点阵模型建模中选用的网格类型为4节点一阶四边形壳单元(CQUAD4)与3节点一阶三角形壳单元(CTRIA3), 网格数量介于50000–100000之间.

3.2　网格敏感性分析

为确保有限元仿真结果的可靠性与精准性, 需合理确定网格单元尺寸, 因此本研究基于点阵单胞模型开展网格敏感性分析. 借助HyperMesh软件完成点阵

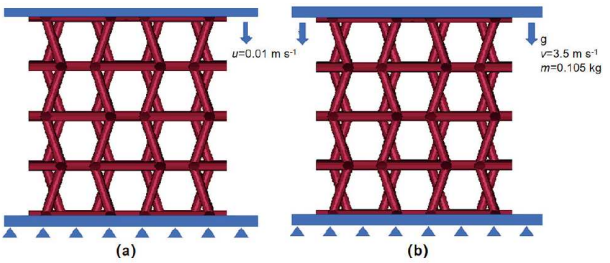


图 9　(网络版彩图)点阵结构有限元仿真示意图. (a) 准静态压缩有限元仿真示意图; (b) 冲击加载有限元仿真示意图

Figure 9　(Color online) Schematic diagram of lattice finite element simulation. (a) Finite element simulation diagram of quasi-static compression; (b) finite element simulation diagram of impact compression.

单胞的网格划分，分别构建网格尺寸为0.25，0.30及0.35 mm的有限元模型，并通过仿真获取各模型的力-位移曲线, 结果如图10所示. 其中N1, N2, N3分别对应0.25，0.30，0.35 mm网格的仿真结果. 分析结果表明: 0.25与0.30 mm网格尺寸对应的仿真结果拟合度良好, 二者的力-位移曲线趋势一致且数据偏差较小; 而0.35 mm网格尺寸模型的力-位移曲线虽整体趋势与前两者基本一致, 但数值误差显著增大, 表明该网格尺寸下模型未达到收敛状态, 而0.30 mm网格尺寸已能实现仿真结果的收敛. 综合权衡计算精度与时间成本, 最终确定采用0.30 mm网格尺寸进行后续所有仿真计算.

3.3　有限元仿真结果分析

由图11可知, 准静态压缩过程分为三个阶段, 即弹性阶段、平台阶段与压实阶段，图中N1，N2，N3曲线对应的点阵尺寸如表2所示. 在弹性阶段，接触力从零快速上升，点阵结构及其内部构造主要发生弹性形变. 峰值大小取决于空心点阵的内外半径，由于不同内外半径的空心点阵源自同一种构型，因此接触力几乎在达到同一应变时达到峰值，在峰值点处空心点阵结构发生塑性失效，接触力数值下降并进入平台阶段. 平台阶段反映了点阵的吸收能量能力. 该阶段过程点阵主要通过内部结构不可逆的塑性变形来吸收和耗散外界输入的能量. 在压实阶段，点阵结构趋于致密，其内部空隙几乎被实体结构填充, 而随着压缩的进行, 点阵的致密化越明显, 接触力则会越大.

由图12(a)可知，冲击过程可分为三个阶段，即弹性阶段、平台阶段和反弹阶段. 其中N1，N2，N3曲线对应的点阵尺寸如表3所示. 在弹性阶段，与准静态压缩的弹性阶段相比, 冲击工况下接触力上升更快, 原因在于冲击速度更高、初始能量更大. 其峰值力与准静

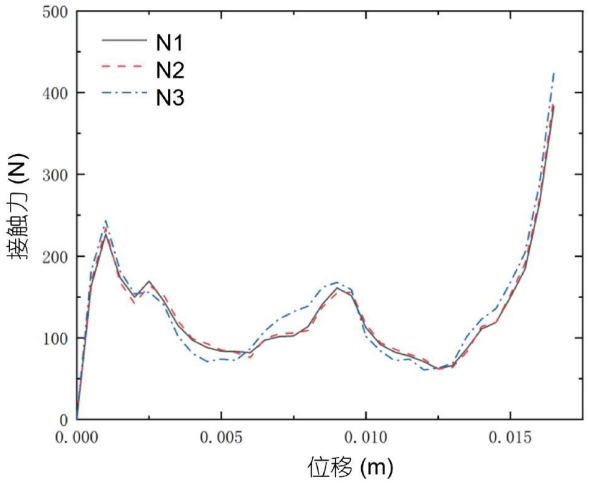


图 10　(网络版彩图)准静态压缩下不同网格尺寸点阵模型的接触力-位移曲线

Figure 10　(Color online) Contact force displacement curves of lattice models with different grid sizes under quasi-static compression.

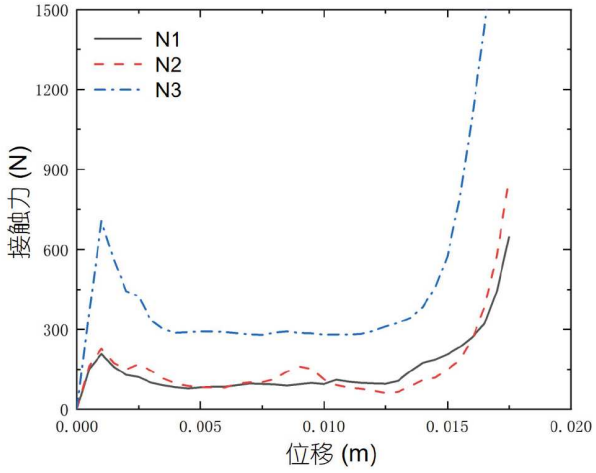


图 11　(网络版彩图)准静态载荷下点阵模型的接触力-位移曲线

Figure 11　(Color online) Contact force-displacement curve of the lattice model under the quasi-static model.

表 2　准静态压缩工况试验组的点阵尺寸

Table 2　The lattice size of the quasi-static compression test group

点阵编号	外径尺寸(mm)	内径尺寸(mm)
N1	0.708	0.506
N2	0.712	0.515
N3	1.045	0.817

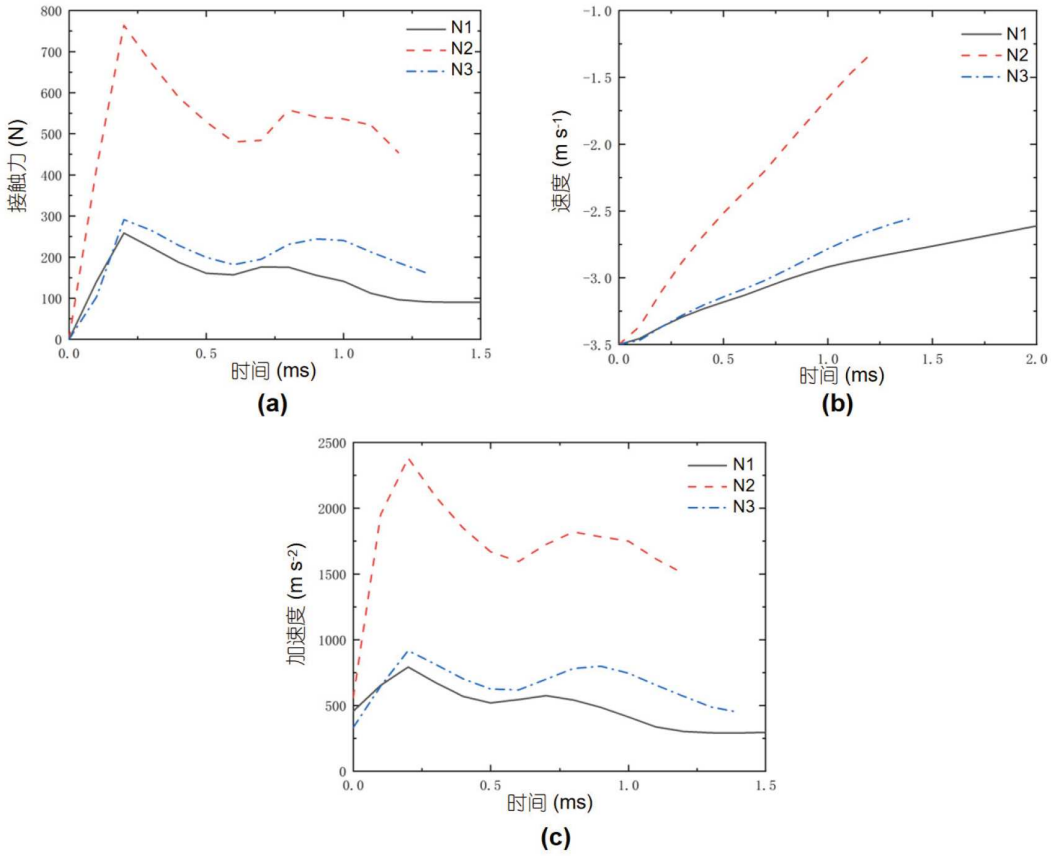


图 12　(网络版彩图)冲击载荷下点阵模型的有限元仿真结果. (a) 接触力-时间曲线; (b) 速度-时间曲线; (c) 加速度-时间曲线

Figure 12　(Color online) Finite element simulation results of the lattice model under impact load. (a) Contact force-time curve; (b) velocity-time curve; (c) acceleration-time curve.

表 3　冲击工况试验组的点阵尺寸

Table 3　The lattice size of the shock loading test group

点阵编号	外径尺寸(mm)	内径尺寸(mm)
N1	0.717	0.513
N2	0.970	0.748
N3	1.038	0.697

态压缩时的峰值力相比无显著差异，这是由于该点阵结构对不同工况的响应不敏感. 在达到峰值后，点阵及其内部结构发生塑性失效，接触力随之下降，并进入到冲击情况下的平台阶段. 在冲击工况下，点阵吸收冲击能量使落锤的能量逐渐减少. 由图12(c)可知，速度也逐渐开始下降，因此冲击的平台段高度也随之下降. 由图12(b)和(c)可知，该阶段点阵的速度将降为0，并进入反弹阶段. 在反弹阶段，由图12(a)和(b)可知加速度和接触力进一步减小，直至加速度减为沿Z轴负方向9.8 m/s^2，接触力减为0.

4　数据迁移与预测模型

4.1　预测模型的建立

在高效冲击防护设计中，抗冲击结构的能量吸收能力与最大冲击力是决定防护效果的核心指标. 从有限元仿真结果可知：准静态压缩过程中，接触力-位移曲线与X轴围成的面积代表点阵模型吸收外部冲击的能量值，可直接反映其能量吸收能力与冲击防护性能；冲击过程中，点阵模型顶部单元的最大加速度对应最大冲击力的大小，该数值需尽可能减小以实现高效冲击防护. 因此，本文将准静态压缩中输出的接触力作为源域，而冲击仿真中得到的最大加速度作为目标域. 在有限元准静态压缩过程中，通过Database-Option设置每压缩0.05 mm输出一个接触力的值. 压缩达到14 mm (70%)后，点阵将进入压实阶段. 提取前14 mm输出的所有值(即280个力-位移曲线上的坐标点的值)

作为源域数据. 为降低源域维度、剔除潜在的冗杂与噪声信息、解决高维数据带来的负迁移与计算低效等问题, 同时聚焦核心可迁移特征, 需采用主成分分析方法对源域进行降维.

由于源域维度较高, 需要通过主成分分析对目标域的维度进行降低. 主成分分析的核心是按方差贡献度从高到低排序, 当前维度为k时, 前k个主成分的累计方差贡献度η_1即为降维后保留的总信息占比, 公式为

$$\eta_1 = \frac{\sum_{i=1}^{k}\lambda_i}{\sum_{i=1}^{n}\lambda_i}, \tag{15}$$

其中λ_i为第i个主成分的特征值, n是原始数据维度. 当累计方差贡献度η_1处于85%–95%之间时, 可实现信息保留与维度简化的平衡. 本研究采用基于特征值分解协方差矩阵的方法, 对源域的1000组数据(280维)进行降维处理. 对每组数据进行标准化处理, 并依次尝试剔除该组中一个数据并计算累计方差贡献度. 当去除某一数据使得该维度下方差贡献度最大时, 保留当前处理结果并重复上述过程. 若降低维度后无论剔除何种数据均不能满足累计方差贡献度大于85%, 则保留降维前的维度与所有数据, 并输出数据结果.

在本文中, 对于数据集$\mathbf{X} = \{x_1, x_2, x_3, \cdots, x_n\}$, 需要降维到$k$维. 首先需要去平均值, 随后计算协方差矩阵$\frac{1}{n}\mathbf{X}\mathbf{X}^{\mathrm{T}}$, 并求出协方差矩阵$\frac{1}{n}\mathbf{X}\mathbf{X}^{\mathrm{T}}$的特征值和特征向量. 对特征值从大到小排序, 选择其中最大的k个. 然后将其对应的k个特征向量分别作为行向量组成特征向量矩阵$\mathbf{P}$, 将数据转换到k个特征向量构建的新空间里, 即$\mathbf{Y} = \mathbf{P}\mathbf{X}$. 重复操作直到$k$达到所需的维度数, 即能保证累计方差贡献度$\eta_1$大于85%的最小$k$值. 综合分析每组数据的值在主成分分析后的结果(累计方差贡献度阈值达到85%), 最后将源域降低为24维, 并选择每组输出的第0, 1, 2, 15, 23, 38, 49, 61, 72, 83, 95, 101, 112, 124, 135, 147, 158, 169, 180, 192, 203, 214, 225, 236个数据作为主成分进行输出.

通过主成分分析实现降维后, 还需建立源域主成分与目标域之间的关联. 本文采用前向逐步回归方法, 在每次迭代中, 遍历所有未被选入模型的特征并将其纳入模型, 重复此步骤直到满足无特征可显著提升模型精度的停止准则. 前向逐步回归的具体流程如下, 设模型M_0:

$$y = \beta_0. \tag{16}$$

对每个未入选的特征x_i, 拟合模型M_i:

$$y = \beta_0 + \sum \beta_i x_i. \tag{17}$$

计算模型性能指标(如R^2, AIC), 选择使模型性能最优的特征x_{best}并将其加入模型, 得到新模型M_1. 在新模型基础上, 重复以上步骤, 对剩余特征再次筛选并纳入, 直到满足停止准则. 停止迭代时的模型即为前向逐步回归的结果.

4.2　数据迁移的过程

通过有限元仿真获取1000组空心负泊松比点阵的力学性能数据, 包括准静态压缩工况下的接触力-位移全曲线数据, 以及冲击工况下的最大加速度数据. 将900组数据作为训练集, 100组数据作为测试集. 其中训练集数据用于预测模型的训练与精度优化, 以充分挖掘准静态压缩特性与冲击最大加速度之间的内在关联.

模型基于Python编程实现, 需预先通过命令提示符或终端运行pip install mlxtend命令安装mlxtend库, 同时需配置核心依赖库: pandas库用于数据操作与分析, NumPy库用于数组及矩阵运算, Scikit-learn (sklearn)库提供机器学习算法与数据预处理工具, mlxtend库用于特征选择算法. 具体实现步骤如下, 第一步, 定义数据数组并通过NumPy与pandas库转换为数据框; 第二步, 利用iloc方法从数据框中划分特征变量与目标变量; 第三步, 调用mlxtend库中的SequentialFeatureSelector()函数, 结合逻辑回归模型进行特征筛选, 通过K_features参数指定最优特征数量; 第四步, 通过selected_features属性查看筛选后的有效特征; 第五步, 利用sklearn库的train_test_split()函数划分训练集与测试集, 基于筛选后的特征拟合逻辑回归模型; 最后, 采用sklearn库的accuracy_score()函数评估模型预测性能.

4.3　数据迁移的结果

模型训练完成后, 将测试集中的准静态压缩接触力-位移数据输入已优化的模型, 得到冲击最大加速度的预测结果(预测集加速度). 为验证模型预测精度, 以有限元仿真得到的测试集最大加速度为X轴、模型预

测的最大加速度为Y轴，在XY坐标系中绘制数据点集并进行线性拟合分析. 如图13所示，最终得到拟合曲线方程为$y = 0.977x + 39.886$, 拟合优度(决定系数R^2)达0.980.

从测试集中随机选取4组几何参数不同的点阵(几何参数如表4所示)，其测试集加速度与预测集加速度如表5所示. 这几组点阵的预测集加速度与测试集加速度最大误差为5.21%，最小误差为1.77% (如图14所示).

5　结论

本文采用理论模型与数值模拟相结合的方法，研究了空心负泊松比点阵的力学性能与冲击防护特性. 通过迁移学习方法，实现了点阵模型在准静态压缩与冲击过程中数据的迁移，建立了点阵模型冲击过程最大加速度的预测模型. 主要结论如下:

(1) 空心负泊松比点阵模型具有良好的能量吸收能力与冲击防护能力. 在准静态压缩与冲击过程中，该点阵主要通过平台阶段吸收外部冲击产生的能量. 点阵在不同过程中接触力-位移曲线与X轴围成的面积表征其吸收外部冲击能量的大小，而冲击过程中的最大加速度则反映了点阵在外部冲击下的抗冲击能力. 通过本文提出的设计方法，可确保点阵模型在具备较强外部冲击吸收能力的同时，拥有较小的最大加速度

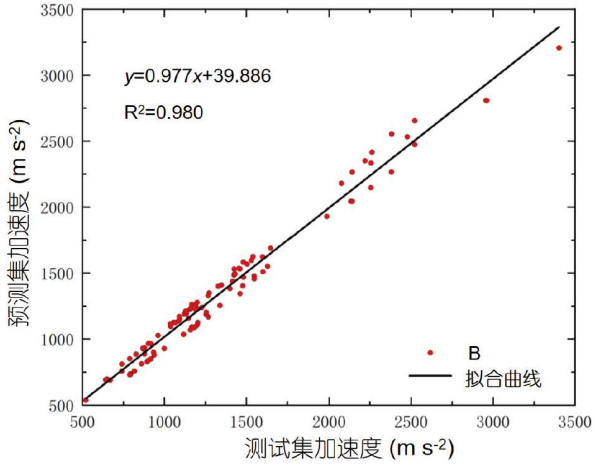


图 13　(网络版彩图)预测集加速度与测试集加速度的拟合曲线

Figure 13　(Color online) The fitting curve of the predicted set and the test set acceleration.

表 4　点阵的几何参数

Table 4　The geometric parameters of lattice

序号	外径(mm)	内径(mm)
点阵1	0.733	0.523
点阵2	0.897	0.654
点阵3	0.949	0.622
点阵4	1.094	0.875

表 5　不同几何参数点阵的测试集加速度和预测集加速度

Table 5　The acceleration of the test set and the prediction set of lattices with different geometric parameters

序号	测试集加速度(m/s^2)	预测集加速度(m/s^2)
点阵1	2523.11	2654.47
点阵2	1129.09	1201.89
点阵3	1647.6	1687.55
点阵4	885.67	826.42

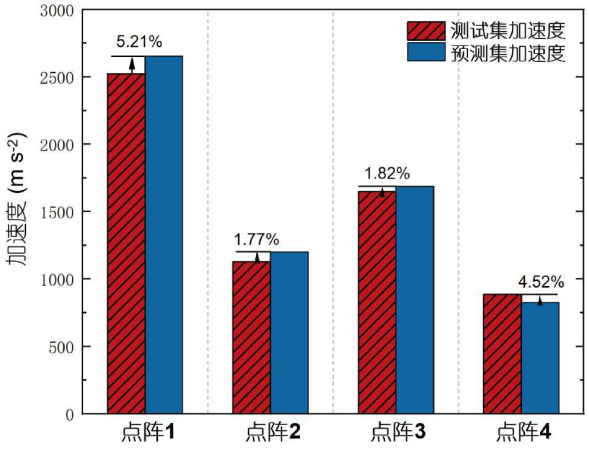


图 14　(网络版彩图)预测集加速度与测试集加速度的误差对比图

Figure 14　(Color online) Error comparison chart of acceleration between the prediction set and the test set.

(即较强的抗冲击能力).

(2) 基于迁移学习构建的预测模型, 可通过有限元仿真获取点阵模型在准静态压缩下的接触力-位移曲线数据，进而得到其在冲击工况下的最大加速度数据. 通过计算预测集加速度与测试集加速度的误差，可分析预测模型的精度. 当精度满足要求时，表明该预测模型可精准输出点阵在对应冲击条件下的最大加速度.

(3) 在冲击防护结构设计中, 通过有限元仿真获取的小样本数据(1000组)与预测模型的分析结果，可确

定冲击防护结构在冲击条件下的关键设计参数. 避免　　了大量实物试验带来的不必要成本与时间损耗.

参考文献

1 Jiang H, Ren Y, Jin Q, et al. Crashworthiness of novel concentric auxetic reentrant honeycomb with negative Poisson's ratio biologically inspired by coconut palm. Thin-Walled Struct, 2020, 154: 106911

2 Zhang X, An C, Shen Z, et al. Dynamic crushing responses of bio-inspired re-entrant auxetic honeycombs under in-plane impact loading. Mater Today Commun, 2020, 23: 100918

3 Ai L, Gao X L. Metamaterials with negative Poisson's ratio and non-positive thermal expansion. Compos Struct, 2017, 162: 70–84

4 Guo M F, Yang H, Ma L. Design and analysis of 2D double-U auxetic honeycombs. Thin-Walled Struct, 2020, 155: 106915

5 Alomarah A, Masood S H, Ruan D. Out-of-plane and in-plane compression of additively manufactured auxetic structures. Aerosp Sci Tech, 2020, 106: 106107

6 Li C, Shen H S, Wang H. Postbuckling behavior of sandwich plates with functionally graded auxetic 3D lattice core. Compos Struct, 2020, 237: 111894

7 Yang H, Ma L. Impact resistance of additively manufactured 3D double-U auxetic structures. Thin-Walled Struct, 2021, 169: 108373

8 Lim T C. Mechanics of Metamaterials with Negative Parameters. Singapore: Springer, 2020

9 Gibson L J, Ashby M F, Schajer G S, et al. The mechanics of two-dimensional cellular materials. Proc R Soc London A Math Phys Sci, 1982, 382: 25–42

10 Lakes R. Foam structures with a negative Poisson's ratio. Science, 1987, 235: 1038–1040

11 Evans K E, Nkansah M A, Hutchinson I J, et al. Molecular network design. Nature, 1991, 353: 124

12 Zhang J, Lu G, You Z. Large deformation and energy absorption of additively manufactured auxetic materials and structures: A review. Compos Part B-Eng, 2020, 201: 108340

13 Luo C, Han C Z, Zhang X Y, et al. Design, manufacturing and applications of auxetic tubular structures: A review. Thin-Walled Struct, 2021, 163: 107682

14 Ren X, Das R, Tran P, et al. Auxetic metamaterials and structures: A review. Smart Mater Struct, 2018, 27: 023001

15 Imbalzano G, Tran P, Ngo T D, et al. Three-dimensional modelling of auxetic sandwich panels for localised impact resistance. Jnl Sandwich Struct Mater, 2017, 19: 291–316

16 Usta F, Türkmen H S, Scarpa F. Low-velocity impact resistance of composite sandwich panels with various types of auxetic and non-auxetic core structures. Thin-Walled Struct, 2021, 163: 107738

17 Henyš P, Vomáčko V, Ackermann M, et al. Normal and shear behaviours of the auxetic metamaterials: Homogenisation and experimental approaches. Meccanica, 2019, 54: 831–839

18 Novak N, Krstulović-Opara L, Ren Z, et al. Compression and shear behaviour of graded chiral auxetic structures. Mech Mater, 2020, 148: 103524

19 Strek T, Matuszewska A, Jopek H. Finite element analysis of the influence of the covering auxetic layer of plate on the contact pressure. Physica Status Solidi (b), 2017, 254: 1700103

20 Najafi M, Ahmadi H, Liaghat G. Experimental investigation on energy absorption of auxetic structures. Mater Today-Proc, 2021, 34: 350–355

21 Gao Q, Liao W H. Energy absorption of thin walled tube filled with gradient auxetic structures-theory and simulation. Int J Mech Sci, 2021, 201: 106475

22 Donoghue J P, Alderson K L, Evans K E. The fracture toughness of composite laminates with a negative Poisson's ratio. Physica Status Solidi (b), 2009, 246: 2011–2017

23 Choi J B, Lakes R S. Fracture toughness of re-entrant foam materials with a negative Poisson's ratio: Experiment and analysis. Int J Fract, 1996, 80: 73–83

24 Tan H, He Z, Li E, et al. Crashworthiness design and multi-objective optimization of a novel auxetic hierarchical honeycomb crash box. Struct Multidisc Optim, 2021, 64: 2009–2024

25 Imbalzano G, Linforth S, Ngo T D, et al. Blast resistance of auxetic and honeycomb sandwich panels: Comparisons and parametric designs. Compos Struct, 2018, 183: 242–261

26 Strek T, Jopek H, Idczak E, et al. Computational modelling of structures with non-intuitive behaviour. Materials, 2017, 10: 1386
27 Andreassen E, Lazarov B S, Sigmund O. Design of manufacturable 3D extremal elastic microstructure. Mech Mater, 2014, 69: 1–10
28 Zhang L, Feih S, Daynes S, et al. Energy absorption characteristics of metallic triply periodic minimal surface sheet structures under compressive loading. Add Manuf, 2018, 23: 505–515
29 Tancogne-Dejean T, Spierings A B, Mohr D. Additively-manufactured metallic micro-lattice materials for high specific energy absorption under static and dynamic loading. Acta Mater, 2016, 116: 14–28
30 Jiang S Y, Du C B, Sun L G. Deep inversion of large-scale structural cracks based on data-driven approach (in Chinese). Eng Mech, 2021, 10: 215–225 [江守燕, 杜成斌, 孙立国. 基于数据驱动的大体积结构裂缝深度反演. 工程力学, 2021, 10: 215–225]
31 Han X L, Feng R P, Ji J. Research on the parameter of concentrated plastic hinge model of RC beams based on deep learning (in Chinese). Eng Mech, 2021, 38: 160–169 [韩小雷, 冯润平, 季静. 基于深度学习RC梁集中塑性铰模型参数研究. 工程力学, 2021, 38: 160–169]
32 Zhao L X, Jiang S Y, Du C B. Flaws detection in thin plate structures based on SBFEM and machine learning (in Chinese). Eng Mech, 2021, 38: 36–46 [赵林鑫, 蒋守岩, 杜成斌. 基于SBFEM和机器学习的薄板结构缺陷检测. 工程力学, 2021, 38: 36–46]
33 Snapp K L, Silverman S, Pang R, et al. A physics-informed impact model refined by multi-fidelity transfer learning. Extreme Mech Lett, 2024, 72: 102223
34 Alexander J M. An approximate analysis of the collapse of thin cylindrical shells under axial loading. Q J Mech Appl Math, 1960, 13: 10–15

Research on the impact resistance performance of hollow negative Poisson's ratio lattice based on transfer learning

XU Lanbin, LIU Hua & YANG Xianfeng*

National Key Laboratory of Strength and Structural Integrity, School of Aeronautic Science and Engineering, Beihang University, Beijing 100191, China
**Corresponding author (email: yangxf@buaa.edu.cn)*

This paper adopts a data transfer approach to analyze and optimize the impact resistance performance of hollow negative Poisson's ratio lattices. Through a combined research method of theoretical model derivation and simulation experiments, the mechanical properties and impact resistance mechanism of this type of lattice structure are thoroughly investigated. Modeling and simulation analysis are performed using Hypermesh and Ls-Dyna software to simulate the mechanical response process of the lattice model under quasi-static compression and impact loads. A prediction model for the maximum impact acceleration of the lattice is established based on principal component analysis (PCA) and stepwise regression methods, and the model is trained and validated using datasets extracted from the simulations. This study provides an innovative approach for the design of impact protection structures, namely obtaining the target data required for impact protection design through the transfer of existing data. It holds significant potential application value in key fields such as medical engineering, aerospace, and mechanical manufacturing.

impact protection, lattice structure, transfer learning

PACS: 46.40.-f, 02.70.-c, 62.20.-x, 46.50.+a

doi: 10.1360/SSPMA-2025-0612