

基于数据驱动混杂点阵结构的惯性效应和结构效应竞争机制分析*

徐蓉, 胡钰, 丁圆圆, 李科斌, 周风华

(宁波大学冲击与安全工程教育部重点实验室, 浙江 宁波 315211)

摘要: 混杂点阵结构通过将不同微结构单元在空间中进行混杂排布, 可实现宏观力学性能的改善, 因而成为一种有效的轻质点阵结构设计方法。然而, 目前该类结构的微结构设计多集中于准静态力学性能的提升, 而在高速冲击载荷下的相关研究较为缺乏, 主要原因在于惯性效应会显著影响结构的动态响应, 增加多目标协同设计的复杂度。本研究以两种不同相对密度的菱形十二面体单元结构构建了正交各向同性的四阶双密度混杂点阵结构, 采用双向长短期记忆网络建立预测模型, 扩展有限元数值模拟所获得的应力-应变曲线数据规模, 并通过多维度评价指标验证模型预测的可靠性。基于准静态平面压缩分析了混杂点阵结构的比吸能行为及相应的结构效应; 进一步将压缩速度提高至 100 m/s 的动态加载条件, 对比研究了高速冲击下惯性效应对混杂点阵结构动态响应的影响机制。根据混杂点阵结构中胞元混杂程度的不同, 分类讨论了惯性效应与结构效应之间的竞争与协同关系。通过机器学习方法实现了有限元数据的高效扩展, 揭示了动态加载下惯性效应与胞元配比、空间排布之间的内在联系, 对混杂点阵结构在抗冲击防护等工程领域的应用具有指导意义。

关键词: 混杂点阵结构; 机器学习; 能量吸收; 惯性效应; 动态力学响应

中图分类号: XXXX.X

国标学科代码: XXXXX

文献标识码: A

Analysis of the competing mechanisms between inertial and structural effects in data-driven hybrid lattice structures

XU Rong, HU Yu, DING Yuanyuan, LI Kebin, ZHOU Fenghua

(Key Laboratory of Impact and Safety Engineering, Ministry of Education, Ningbo University,
Ningbo 315211, Zhejiang, China)

Abstract: Through spatial arrangement of different microstructures, well-designed hybrid lattice structures exhibit enhanced mechanical properties compared with uniform lattice structures composed of a single unit cell, thereby serving as a promising strategy for lightweight lattice structure design. However, current microstructure design approaches for hybrid lattices primarily focus on improving quasi-static compressive mechanical performance. In reality, engineering protection often involves complex dynamic impact environments rather than simple quasi-static loads. However, research on the microstructural design of hybrid lattices under high strain rate impact loading remains limited. This is due to the significant influence of inertial effects on dynamic structural mechanical response, which complicates multi-objective optimization. A fourth-order hybrid orthogonal isotropic lattice structure was constructed using two types of rhombic dodecahedron (RD) unit cells with different relative densities. A Bidirectional Long Short-Term Memory (Bi-LSTM) network was employed to develop a predictive model that expanded the

*收稿日期: 2025-09-29; 修回日期: 2026-04-22;

基金项目: 浙江省自然科学基金资助项目 (LMS25A020009); 宁波市科技创新 2025 重大专项 (2022Z202); 国家自然科学基金 (11702152, 12202217); 宁波大学研究生科研创新项目 (IF2024026)

第一作者: 徐蓉 (1998-), 女, 博士研究生. E-mail: 2401090049@nbu.edu.cn;

通信作者: 丁圆圆 (1987-), 男, 博士, 副教授. E-mail: dingyuanyuan@nbu.edu.cn.

dataset of stress-strain curves obtained from finite element simulations. The reliability of the model's predictions was validated through multi-dimensional evaluation metrics based on the predicted stress points along the stress-strain curves. The coefficient of determination (R^2) of the predicted results reached 0.971 and 0.990 under dynamic and quasi-static compression, respectively. Specific energy absorption (SEA) was adopted as an indicator for evaluating energy absorption capacity based on the accurately predicted stress-strain curves. The structural effects on the energy absorption behavior of the hybrid lattice were analyzed under quasi-static planar compression. By increasing the compression speed to 100 m/s to simulate high strain rate conditions, the role of inertial effects on the dynamic mechanical response was investigated through comparative analysis. Furthermore, the competition and synergy between inertial effects and structural effects were systematically analyzed by categorizing the hybrid lattices according to the degree of unit cell mixing. The results indicate that inertial effects become dominant under high strain rate loading, while structural effects govern the response under quasi-static conditions. By using machine learning to efficiently expand the data scale of finite element simulations, the internal relationships among inertial effects, unit cell proportion, and spatial arrangement under high strain rate conditions are revealed. The findings provide valuable insights for the application of hybrid lattice structures in impact protection and related engineering fields.

Keywords: Hybrid lattice structures; machine learning; energy absorption; inertial effect; dynamic mechanical behavior

轻质高强度点阵结构在航空航天、车辆防护和生物医疗等领域展现出巨大的应用潜力。现有的点阵结构主要分为四类：蜂窝结构、泡沫、基于桁架和基于板/壳的点阵结构^[1,2]。先前大量工作集中于三维均匀点阵结构，如经典的体心立方、面心立方和进一步强化微结构的胞元^[3,4]，将相同胞元阵列得到传统均质点阵结构，其力学响应相对单一，难以在不同加载条件下同时满足多种性能需求^[5]。近年来增材制造技术的成熟加速了利用金属、高分子等材料制备的复杂点阵结构的研究进程^[6-9]，混杂点阵结构融合具有不同力学性能的胞元旨在实现性能的协同与互补，为实现点阵结构性能的可定制化提供了新的设计思路。例如，Andrew 等^[4]设计的由体心立方 (body center cube, BCC) 和面心立方 (face center cube, FCC) 构成的新胞元结构表现出较好的材料韧性；Zhao 等^[10]提出的体积分数梯度递减变化的点阵结构，其能量吸收能力比均匀点阵结构提高了约 60%。混杂点阵结构的混杂方式呈现多样性，可采用不同种类的胞元进行组合，如桁架-桁架、板-桁架、板-板^[11,12]等，也可采用不同密度的相似胞元进行组合，如梯度分布、仿生学结构分布等^[13-15]。

通过调控混杂点阵微结构，显著拓宽设计空间的同时，提高能量吸收能力，实现结构轻量化和能量吸收性能同步优化^[16]。例如 Li 等^[17]设计的五种分层或空间交错排列的双胞元混杂点阵结构，均有效提高了结构的抗倒塌强度，并提出适当的胞元排列可以促进协调变形。但是面对胞元类型和混杂方式的多样性所带来的巨大设计空间与非线性变化的力学响应，计算成本呈指数级增长。即使借助能够精细模拟结构从弹性变形到塑性压溃全过程的 Abaqus、LS-DYNA 等商业软件^[18,19]，也难以遍历设计空间并准确分析胞元混杂排列方式与力学响应之间的映射关系，严重限制了大规模构型优化的可行性。机器学习技术，如卷积神经网络^[20]和线性回归^[21]正加速渗透至材料科学与工程领域，其影响远不止于提升预测效率，更标志着材料研发方式从传统的试错方法向目标驱动方法的根本转变^[22-24]，并在材料性能预测和改进领域显示出独特优势^[25,26]。Isanaka 等^[27]通过机器学习和有限元仿真预测了点阵结构中的失效区域，并对识别出的区域进行局部加固，使能量吸收提高了 32.1%；Yüksel 等^[28]利用生成对抗网络模型设计的点阵结构，其强度提高了 108%。这些研究展示了人工智能在扩展点阵结构设计空间和优化力学性能^[11,12]方面的潜力。

目前，大多数混杂点阵结构的研究集中于单一载荷条件下的性能分析，尤其是准静态加载条件。然而，实际工程防护场景往往涉及复杂的动态冲击环境而非单一的准静态载荷^[29]。在动态载荷作用下，由于惯性效应的显著影响以及微结构间复杂的弹塑性相互作用，混杂点阵结构的变形模式表现出与准静态条件下截然不同的特征^[30,31]。因此，理解在动态载荷条件下惯性效应如何与微结构设计相

互耦合并共同影响混杂点阵结构的能量吸收机制，已成为推动其在抗冲击领域实际应用的关键科学问题。

为揭示动态载荷作用下惯性效应与结构效应的竞争机制，并实现点阵结构力学性能的同时优化。本研究以两种不同相对密度的菱形十二面体胞元构建的四阶正交各向同性双密度混杂点阵结构为研究对象，利用数值模拟和机器学习算法（双向长短期记忆网络）对混杂点阵结构进行准静态和动态应力-应变曲线数据的提取与预测。基于比吸能指标，对比分析了混杂点阵结构中结构效应和惯性效应的影响及竞争机制，为混杂点阵结构的动态行为研究和微结构设计提供科学依据。

1 有限元模型

1.1 四阶正交各向同性混杂点阵结构

为实现三个正交方向力学性能的同时优化，即点阵结构在三个空间正交方向上表现出相似力学性能，构成点阵结构的胞元需在微观结构上具有正交相似性。因此，本研究选取不同孔隙率的菱形十二面体胞元（**rhombic dodecahedron, RD**）用于双密度混杂点阵结构的设计。四阶混杂点阵结构共包含 64 个胞元，沿正交方向按 $4 \times 4 \times 4$ 排列，如图 1 所示。孔隙率为 90% 的低密度 RD 胞元（**low density cell, LD**）作为基础胞元，孔隙率为 70% 的高密度胞元（**high density cell, HD**）作为强化胞元，LD 和 HD 的微观结构设计如图 1 所示。四阶混杂点阵结构的每个空间位置可放置 LD 或 HD 胞元，因此潜在构型数为 2^{64} 种，其中包括两种特殊构型：当构型中胞元均为单一类型的 LD 或 HD 时，分别称为低密度均质点阵结构（**low density uniform lattice, LDUL**）和高密度均质点阵结构（**high density uniform lattice, HDUL**）。

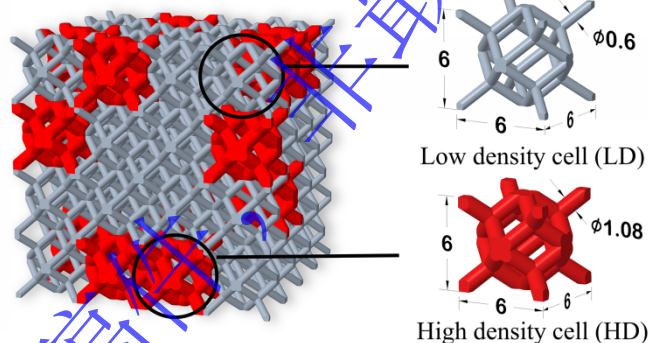
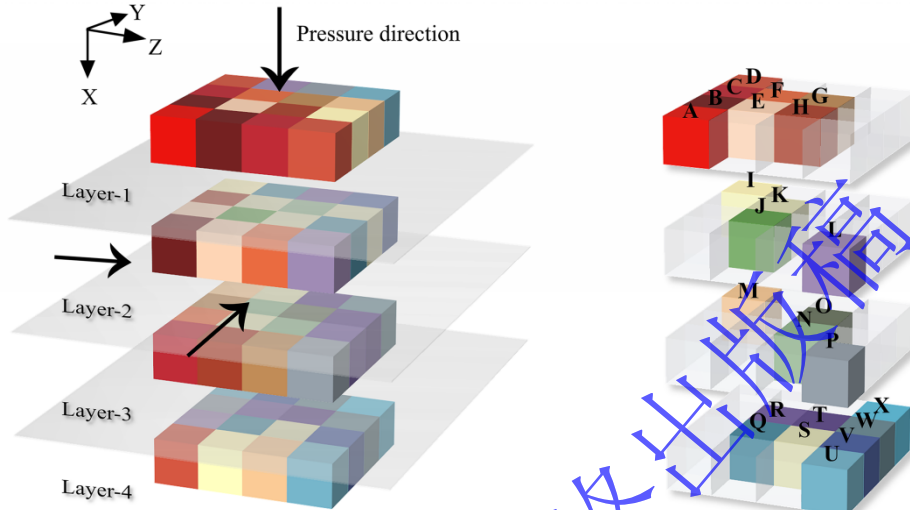


图 1 基于不同孔隙率菱形十二面体胞元的双密度混杂点阵结构
Fig.1 The dual-density hybrid lattice structure formed by rhombic dodecahedron cells with different porosities

保证后续机器学习预测的高效性和准确性，正交各向同性的双密度混杂点阵结构（**hybrid orthogonally isotropic lattice structure, HOIL**）的构型设计需去除几何等效构型，考虑三个正交方向上的对称性和相似性。点阵结构间通过绕正交方向单次或组合旋转变换后完全重合的构型被视为几何等效。基于此约束，离散的 64 个空间位置之间的逻辑映射关系如图 2(a)所示，其中标记为相同颜色的空间位置具有几何相似关系。具体而言，设计 HOIL 构型时，相似位置中的胞元类型必须同步选择为 HD 或 LD，否则将破坏正交各向同性。因此，点阵结构中原始 64 个空间位置减少到 24 个颜色不同的关键控制节点，标记为字母 A 至 X，如图 2(b)所示。在 24 个关键控制节点上独立选择 HD 或 LD 胞元类型可产生 $2^{24} = 16,777,216$ 种不重复构型。该降维方法在严格保持正交各向同性力学性能的同时，降低了构型筛选的复杂度。

不同混杂构型之间，随着 HD 胞元数量的增加，混杂点阵结构的孔隙率逐渐降低，导致力学响应的差异。即使应用有限元仿真技术，计算千万数量级的点阵构型应力-应变数据仍具挑战性。在确保

构型全面覆盖和统计学分布比例的前提下，为了降低计算成本，从不重复构型 HOIL 集合中选取了一组具有代表性的构型子集。具体步骤为将所有不重复构型按含有 HD 胞元的数量进行分区，选取遵循了四个原则：基于 HD 分区的比例分配、四舍五入为整数、每个 HD 分区至少包含一个构型，以及在每个分区内随机抽样。最终从不重复构型中提取 200 种作为代表性构型 (representative configurations, RC) 如图 3 所示 (编号 RC1 至 RC200)。



(a) 64 spatial position color geometric logical mapping relationship (b) 24 key control nodes, which are marked as A-X

图 2 HOIL 中胞元空间位置之间的逻辑映射关系

Fig.2 The logical mapping relationship between the spatial positions of HOIL cells

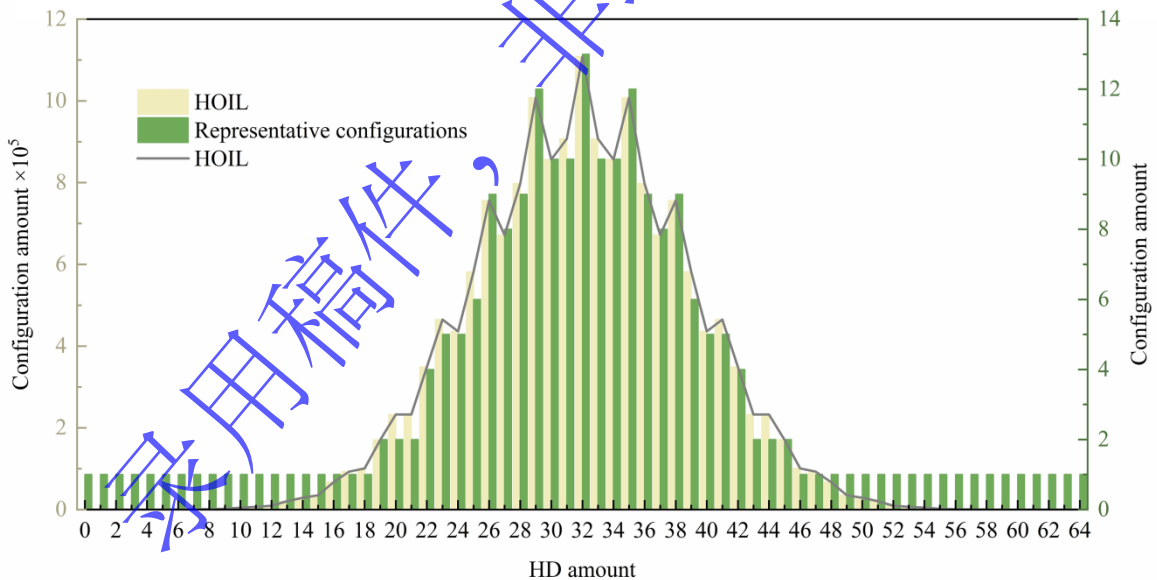


图 3 含有不同 HD 胞元数量的 HOIL 分布 (黄色), 以及提取的 200 个代表性构型的分布 (绿色)

Fig.3 The distribution of HOIL containing different HD cell amounts (yellow), and distribution of 200 representative configurations (green)

1.2 准静态和动态平面压缩有限元模型

使用 Creo 软件构建胞元的几何模型，基体材料为 17-4 PH 不锈钢 GP1，其力学参数来源于 GP1 不锈钢的拉伸试验数据^[32]。在有限元仿真中，采用应变率无关的弹塑性材料模型，不考虑应变率效应，将准静态与动态模拟结果之间的差异归因于惯性效应的引入。将胞元模型导入 ABAQUS/CAE，结合 Python 脚本实现 200 种代表性混杂点阵结构的装配。采用 C3D10M 二次四面体网格对模型进行

离散化,并结合网格收敛性分析确定合适的网格尺寸(0.45 mm)。HOIL的有限元模型置于两个刚性板之间,上板和下板采用带有参考点的解析刚性板建模。压缩过程中,表面接触采用摩擦系数为0.2的一般接触处理。准静态加载通过以0.024 mm/s的恒定速度沿加载方向对下板施加压缩实现,对应应变率为 0.001 s^{-1} 。为系统探究惯性效应的演化规律,初步尝试了三种点阵结构在30、50、80及100 m/s等多种冲击速度的动态加载条件,在较低速度下,结构的动态响应与准静态结果差异较小,惯性效应不显著,结构效应仍占主导;当速度提升至100 m/s时,惯性效应明显增强,其与结构效应形成相对等量竞争关系,有利于清晰揭示二者间的相互作用机制。因此,最终选取恒定速率调整为100 m/s作为典型动态工况进行对比分析。五种典型混杂点阵结构的准静态和动态有限元结果如图4所示,准静态应力-应变曲线显示出典型的三阶段变形特征:线性弹性阶段、塑性平台阶段和致密化阶段。随着混杂点阵结构中HD胞元数量的增加,应力平台段显著上升;相同混杂点阵结构的动态应力平台高于准静态应力平台。

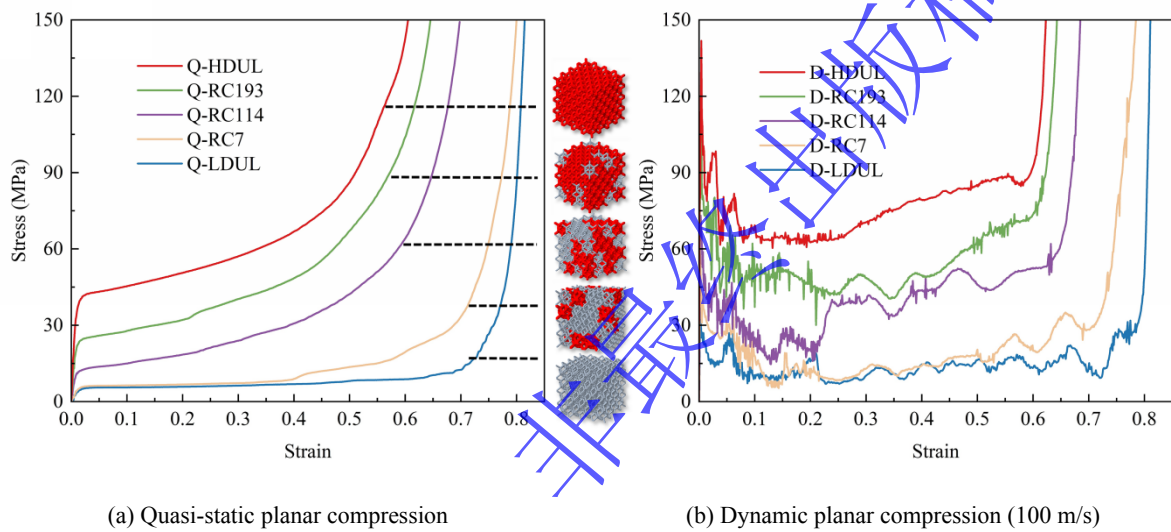


图4 五种典型构型准静态压缩和100 m/s动态平面压缩下名义应力-应变曲线

Fig.4 Nominal stress-strain curves under quasi-static planar compression and 100 m/s dynamic planar compression for five configurations

2 数据驱动模型

2.1 基于双向长短期记忆网络的预测模型

传统有限元仿真可提供准确的力学性能评估,但其高昂的计算成本难以满足混杂点阵结构复杂多样的优化需求。同时,混杂点阵结构的力学响应受胞元数量配比和空间排列等因素影响,呈非线性关系,难以直接建立解析模型。为高效准确预测混杂点阵结构的力学响应,本研究采用基于双向长短期记忆网络(Bidirectional Long Short-Term Memory network, Bi-LSTM)的机器学习方法^[33]。Bi-LSTM通过叠加前向与后向长短期记忆网络层,构建独特的网络架构,如图5所示。前向层输出为输入数据正向传输过程中生成的隐藏状态信息 h_{t-F} ,后向层输出为反向传输过程中产生的隐藏状态信息 h_{t-B} 。通过耦合这两个方向的隐藏信息,Bi-LSTM能够精准捕获HOIL构型应力-应变曲线上各应力点之间的复杂映射关系。本研究中,输入层接收24维的HOIL构型特征,对应关键控制节点A至X的胞元类型;输出层对应应力-应变曲线上离散应力点的应力值。Bi-LSTM具备同时捕捉变形过程中“历史”与“未来”状态响应关联的能力,前向层捕捉从加载开始到当前应变的变形历史,后向层则从致密化端反向学习结构响应的后续趋势,能够综合利用变形前期的特征与后续应变阶段的潜在行为模式,精准

预测应力-应变曲线的未来走向。这种双向信息融合机制相较于传统单向模型，能更全面、准确地理解混杂点阵结构在变形过程中的动态特性，为相关领域的研究与应用提供了更为可靠的技术支持。

在训练 Bi-LSTM 预测模型前，需构建包含 200 个代表性构型的数据集，涵盖构型特征及应力-应变数据两大核心要素。24 个关键控制节点作为构型特征，通过二值化与矩阵化转化为长度为 24 的标准化数组，确保预测模型有效读取与处理。200 个代表性构型的应力-应变数据通过有限元仿真获取，输出为应力-应变曲线上 701 个离散应变点对应的应力值，为模型训练提供可靠支撑。模型采用修正线性单元（ReLU）作为激活函数，并使用 Adam 优化器最小化预测应力与有限元结果之间的均方误差（mean squared error, MSE）。在训练阶段，将 200 个代表性构型的数据集按 80% 与 20% 的比例划分为训练集与验证集。利用训练集对 Bi-LSTM 模型进行迭代训练，使用验证集计算作为训练评价指标的损失参数，共训练 300 次直至损失参数稳定。保存损失参数最小的模型版本作为最优预测模型。经训练后的模型可在输入任一构型特征后，于秒级时间内输出完整的应力-应变曲线，该预测模型相较于单个构型需 6 小时以上计算时间的传统有限元方法，实现了每秒预测 300 种构型的高效性能，极大提升了预测的时效性与实用性。

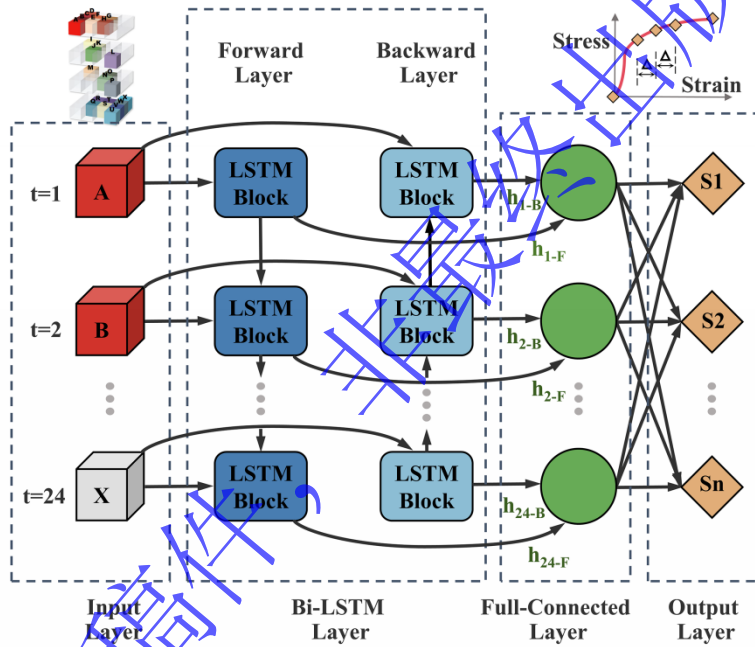


图 5 Bi-LSTM 结构预测模型
Fig.5 Prediction model of Bi-LSTM architecture

基于 Bi-LSTM 模型预测的应力-应变曲线，进一步分析能量吸收特性，归纳 HOIL 力学性能规律。为消除构型间质量差异的干扰，选择比吸能（specific energy absorption, SEA）作为评估指标：

$$SEA = \frac{\int_0^{\varepsilon_d} \sigma(\varepsilon) d\varepsilon}{\rho} \quad \#(1)$$

其中， ρ 表示混杂点阵结构的平均密度。公式中分子部分表示能量吸收通过积分应力-应变曲线获得，其中致密应变 ε_d 是结构达到致密阶段应力快速增加时的起始应变。准确地定义 ε_d 对 SEA 计算至关重要。 ε_d 可通过最大能量吸收效率定义，能量吸收效率为：

$$\eta(\varepsilon) = \frac{1}{\sigma(\varepsilon)} \int_0^{\varepsilon} \sigma(\varepsilon) d\varepsilon \quad \#(2)$$

准静态压缩下，两个均质点阵结构的致密应变 ε_d 分别为 0.48 (HDUL) 和 0.62 (LDUL)，100 m/s 压缩下分别为 0.62 (HDUL) 和 0.80 (LDUL)。然而，结合图 6 中五种典型构型在两种加载状态下的能量吸收效率曲线，观察到在 RC7、RC114 和 RC193 混杂点阵结构准静态的能量吸收效率曲线上难以准确界定峰值位置，表明最大能量吸收效率标准应用于 HOIL 存在局限性。此外，大部分结构达到最大能量吸收效率理论所定义的致密化应变时，点阵结构内仍有胞元未完全压溃（红色虚框表示），说明该方法低估了实际致密阶段起始点。因此，本研究提出基于临界应力阈值的改进标准：当准静态压缩下应力达到 HDUL 致密应变对应的应力阈值 $\sigma_{d-Q} = 79.7$ MPa 时，100 m/s 压缩下应力达到 HDUL 致密应变对应的应力阈值 $\sigma_{d-D} = 139.8$ MPa 时，分别定义混杂点阵结构达到该应力阈值时的应变为有效致密应变 ε_d 。

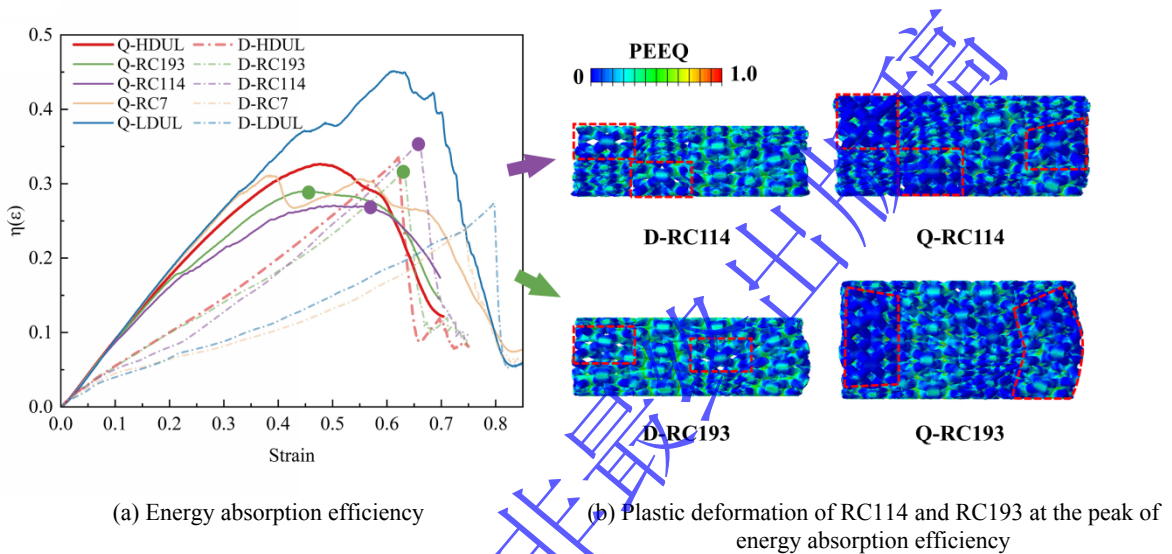


图 6 最大能量吸收效率标准的局限性
Fig.6 Limitations of the maximum energy absorption efficiency standard

2.2 预测结果

在准静态和动态 100 m/s 平板压缩条件下，Bi-LSTM 预测模型获得的应力-应变曲线 (P-RC7, P-RC114, P-RC193) 与有限元结果 (FE-RC7, FE-RC114, FE-RC193) 的对比如图 7 所示。从曲线演化过程和拟合程度可知，基于 Bi-LSTM 的机器学习模型能较好地预测混杂点阵结构的力学响应行为。

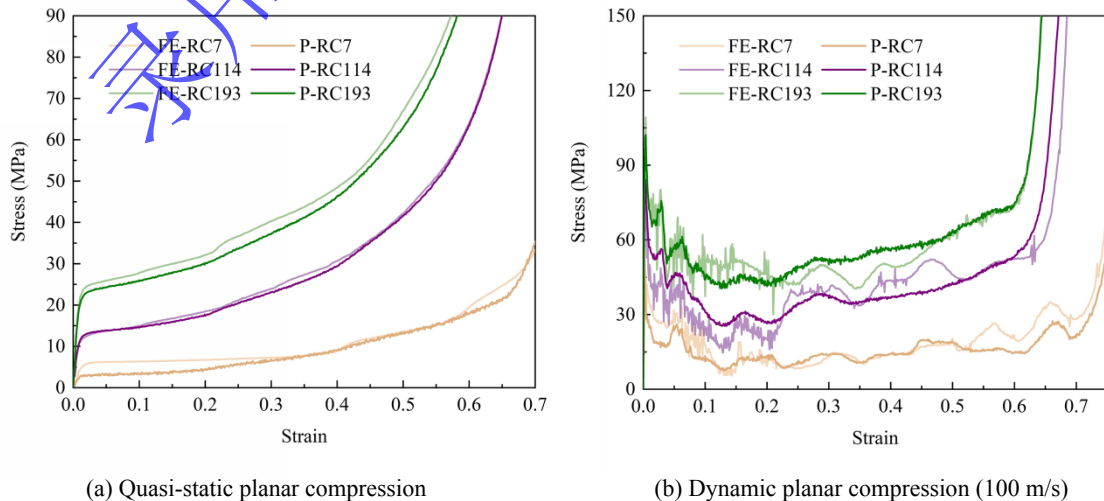


图 7 RC7、RC114 和 RC193 的有限元仿真与机器学习模型预测的应力-应变曲线对比
Fig.7 Finite element simulation and machine learning model prediction of stress-strain curves for RC7, RC114, and RC193

定量表征 Bi-LSTM 预测模型的准确性，采用四个预测准确性指标计算预测应力-应变曲线的误差，计算公式和计算结果如表 1 所示^[34,35]，其中 y_i 表示有限元模型的参考结果， p_i 表示 Bi-LSTM 模型的预测结果。结果表明：（1）相对误差（relative error, RE）反映了预测值与参考值之间的点对点偏差程度。准静态压缩下的平均相对误差为 6.45%，动态压缩下为 13.7%。尽管动态工况的误差有所增大，但在应力-应变曲线预测中仍处于可接受范围，表明模型在不同加载条件下均具备较好的点对点预测能力。（2）概率 $P(|RE| \leq 10\%)$ 用于评估预测结果落在容许误差范围内的比例。准静态压缩下该概率为 0.787，说明有 78.7% 的预测点相对误差在 10% 以内；动态压缩下 48.2% 的预测点满足该误差要求。此外， $P(|RE| \leq 20\%)$ 在准静态和动态下分别达到 0.977 和 0.773，表明绝大多数预测点的相对误差控制在 20% 以内，进一步验证了模型的可靠性。（3）决定系数 (R^2) 用于衡量预测曲线与参考曲线之间的整体拟合优度，其中 \bar{y} 表示参考结果的平均值， N 表示应力点的总数。准静态和动态压缩下的分别为 0.990 和 0.971，均接近 1，说明 Bi-LSTM 模型在不同应变率条件下均能较好地捕捉应力-应变曲线的整体变化趋势。（4）均方根误差（root mean square error, RMSE）和平均绝对误差（mean absolute error, MAE）从不同角度反映预测误差的集中程度。准静态压缩下的 RMSE 和 MAE 分别为 3.98 MPa 和 2.33 MPa，动态压缩下分别为 20.6 MPa 和 8.90 MPa。这与动态工况下应力响应更复杂、曲线波动增强有关，但整体仍处于合理范围，不影响对结构能量吸收特性的评估。综上所述，Bi-LSTM 模型在准静态与动态压缩条件下均表现出良好的预测准确性，其中准静态工况的预测效果更优，动态工况虽误差略有增加，但仍能满足工程分析的精度要求。

根据图 8 所示的两种工况下预测应变范围内所有应力点的预测值-参考值散点图（黑色对角线代表理想拟合状态），Bi-LSTM 模型在准静态与动态压缩条件下的预测效果存在差异，准静态工况更优。这主要源于准静态压缩过程中应力变化幅值较小，且应变前期未出现显著高应力响应，平稳且变化幅度小有利于模型实现更准确拟合。分析表明，Bi-LSTM 模型对 HOIL 应力-应变曲线在线性弹性段和塑性平台阶段的力学响应预测较为准确；图 8 中高应力区域，散点呈现发散趋势，该区域对应应力迅速升高的致密阶段，预测精度有所下降。由于应力快速增长的致密阶段不在比吸能计算范围内，该偏差对后续分析结果影响较小。综上所述，所建立的 Bi-LSTM 预测模型在不同加载条件下均具有良好的预测精度与适用性。

表 1 机器学习预测准确性评估指标

Table 1 Indicators for evaluating the accuracy of machine learning predictions

序号	名称	公式	准静态压缩	动态压缩 (100 m/s)
(1)	相对误差 (RE)	$ RE = \left \frac{p_i - y_i}{y_i} \right \times 100\%$	6.45	13.7
(2)	相对误差分布概率	$P(RE \leq 10\%)$	0.787	0.482
		$P(RE \leq 20\%)$	0.977	0.773
(3)	R^2	$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (y_i - p_i)^2}{\sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})^2}$	0.990	0.971

(4)	均方根误差 (RMSE)	$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (y_i - p_i)^2}{N}}$	3.98 MPa	20.6 MPa
(5)	平均绝对误差 (MAE)	$MAE = \frac{\sum_{i=1}^N y_i - p_i }{N}$	2.33 MPa	8.90 MPa

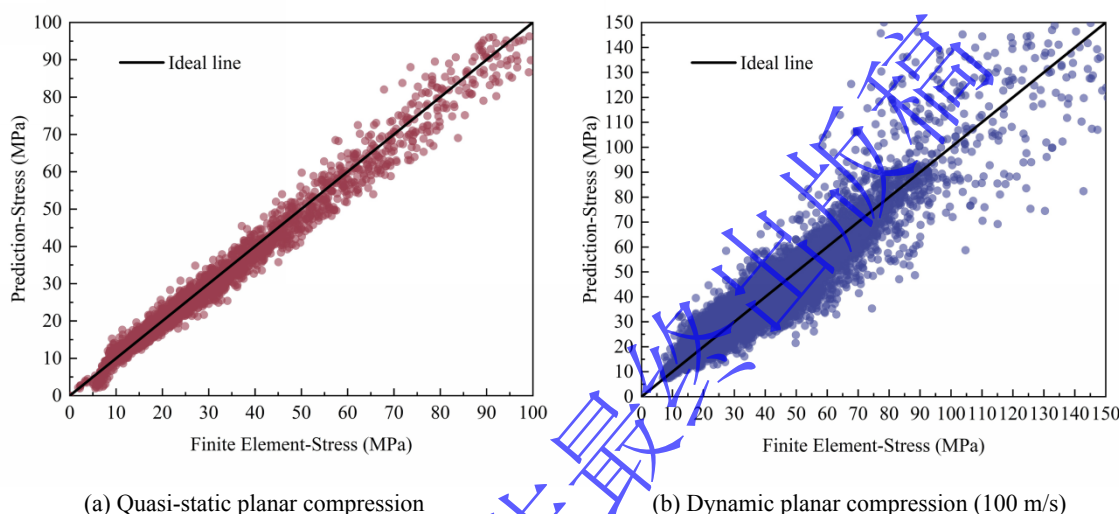


图 8 Bi-LSTM 和有限元方法获得应力点的线性关系
Fig.8 Linear relationship between stresses obtained from Bi-LSTM and FE

3 结果对比分析

3.1 结构效应对比吸能的影响

在准静态压缩条件下，结构效应对力学响应的影响主要体现为构型不同密度胞元个数比例及其空间排布方式的共同作用。图 9 展示了经预测拓展得到的准静态比吸能（SEA-Q）随 HD 胞元数量的分布情况，并以 0.1 J/g 为区间统计各区间内的构型数量，通过颜色深浅直观反映构型分布的密集程度。为评估 HOIL 的能量吸收性能，以低密度均质点阵结构 LDUL 的准静态比吸能 SEA_{LDUL-Q} （10.63 J/g，图 9 中灰线）作为参考基准。结果显示，99.99% 的 HOIL 构型的比吸能超过该参考值，说明结构效应有效提升了 HOIL 在准静态压缩下的能量吸收能力。尽管在计算比吸能时已考虑不同 HD 和 LD 胞元比例带来的质量差异，HOIL 结构的比吸能仍表现出显著差异，进一步印证了结构构型对力学性能的重要影响。

根据 HD 胞元数量，整体比吸能分布可划分为三个阶段：Stage I 对应 HD 胞元数量 0-20 个，约占总构型数的 4.6%，其比吸能分布较为分散，表明在 HD 胞元数占比较低时，胞元排布方式对力学响应的影响尤为敏感；Stage II 对应 HD 胞元数量 21-43 个，覆盖约 90.8% 的构型，对应 HD 占比约 1/3 至 2/3 的区间，是构型分布的主体阶段；Stage III 对应 HD 胞元数量 44-64 个，构型数量占比约 4.6%，其比吸能随 HD 比例进一步降低且趋于集中。值得强调的是，Stage II 的比吸能表现最优，其峰值较参考值提升约 52.6%，且该阶段内比吸能分布高度集中，约 14,586,101 个构型的比吸能集中在 12.5-14 J/g 区间，占该阶段的 95.8%。相比于 Stage I 的离散性强、波动大，以及 Stage III 因结构趋

近 HDUL 均质结构而导致比吸能逐渐收敛并下降的特点, Stage II 在保持构型多样性的同时, 展现出更优且更稳定的力学响应。这一现象源于该阶段中 HD 与 LD 胞元比例接近均衡, 两者能有效协同调控结构的压溃变形模式。通过合理布置 LD 胞元形成的薄弱区域, 引导能量耗散路径产生, 从而显著增强结构的整体吸能能力。相反, 在趋于均质化的 Stage I 和 Stage III 中, 结构变形行为主要由单一类型胞元主导, 缺乏多级渐进压溃的变形机制, 导致其能量耗散调节能力有限, 能量吸收性能随之减弱。

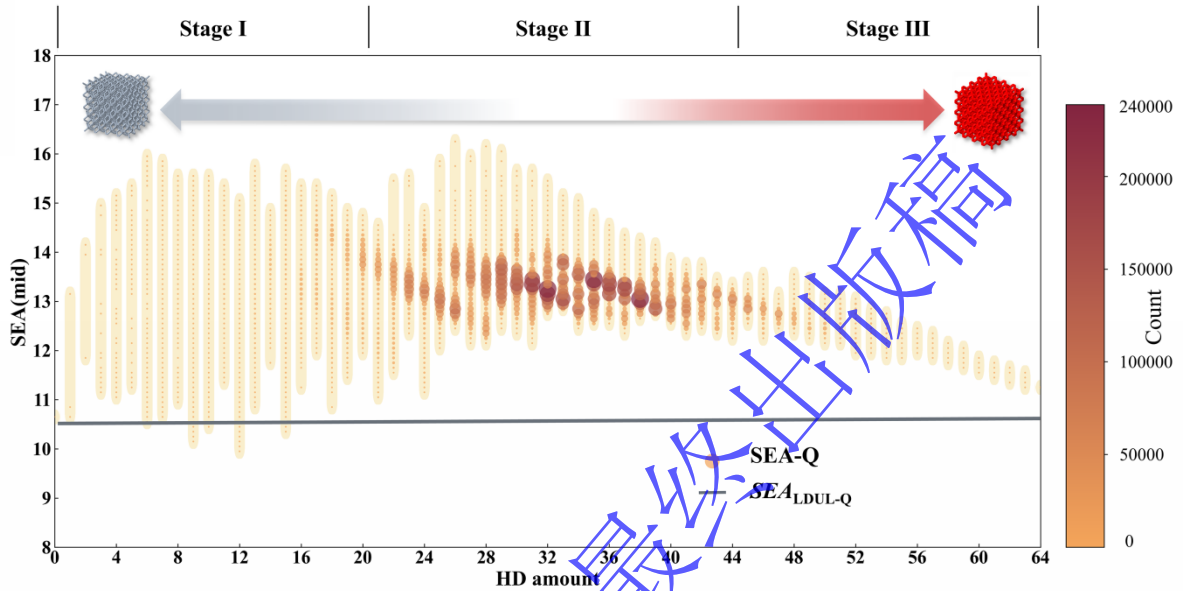


图9 准静态压缩下 HOIL 的比吸能随 HD 胞元数的变化趋势
Fig.9 Variation trend of SEA of HOIL under quasi-static compression with the increase of HD cells

3.2 惯性效应和结构效应竞争机制分析

当点阵结构承受 100 m/s 的冲击压缩时, 惯性效应显现, 比吸能分布随之发生变化。图 10 对比展示了准静态压缩下的比吸能 (SEA-Q) 与冲击压缩下的动态比吸能 (SEA-D)。动态冲击下, 根据牛顿第二定律, 结构内部为抵抗加速度变化将产生惯性力, 该力远大于准静态屈服力, 导致动态响应中初始峰值应力显著提高。结合图 5 所示的应力-应变曲线可进一步观察到, 惯性力抬升了压实前平台阶段的平均应力, 使得应力-应变曲线下面积增大, SEA-D 因而大幅提升。受惯性效应影响, 均质 HDUL 比吸能提升 96.0%, 均质 LDUL 比吸能提升 89.6%。

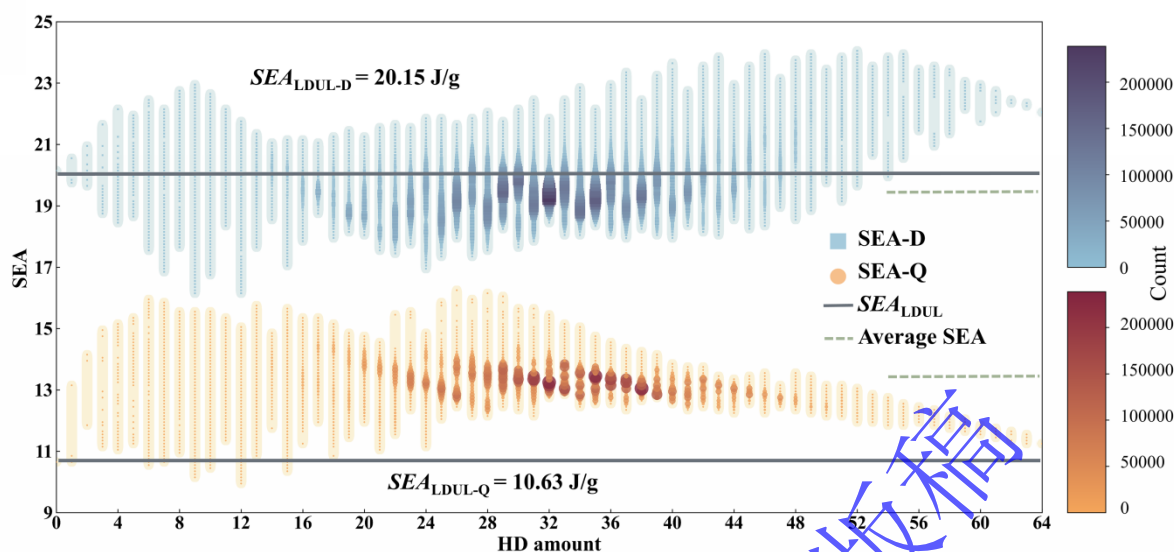


图 10 准静态压缩和 100 m/s 动态压缩条件下 HOIL 的比吸能性能对比
Fig.10 Comparison of SEA of HOIL under quasi-static compression and 100 m/s dynamic compression conditions

然而，压缩速度的提高所引入的惯性效应对能量吸收性能的增强作用在不同结构构型间存在明显的差异性。均质点阵结构在动态压缩下的比吸能提升幅度接近一倍；而同时受结构效应与惯性效应耦合影响的混杂点阵结构，其平均比吸能由 13.27 J/g 增至 19.46 J/g，增幅为 46.6%。这一差异反映出惯性效应的表现受结构构型影响显著。为进一步分析该差异，图 11 以均质 LDUL 的比吸能作为参考值进行对比：在准静态条件下，99.95% 的混杂构型比吸能高于参考值；而在动态压缩下，仅有 13.42% 的构型比吸能超过参考值，86.58% 的构型反而低于参考值。该现象说明，动态下惯性效应虽被激发，但其对吸能能力的提升效果受到结构效应的明显抑制，二者之间存在明显的竞争关系。为深入揭示不同构型中惯性效应与结构效应的交互机制，图 11 展示了各构型从准静态到 100 m/s 动态压缩下比吸能提升率的分布情况（按 0.5% 区间统计）。图中以均质 LDUL 的提升率 89.6% 为基准进行颜色标识：红色表示提升率低于基准，白色表示接近基准，蓝色表示高于基准。分析表明，红色区域对应的构型在动态载荷下未能有效利用惯性效应，甚至因结构效应过强而抑制了惯性力的积极作用；蓝色区域则反映惯性效应占主导，结构效应较弱，动态增强效果更为显著。

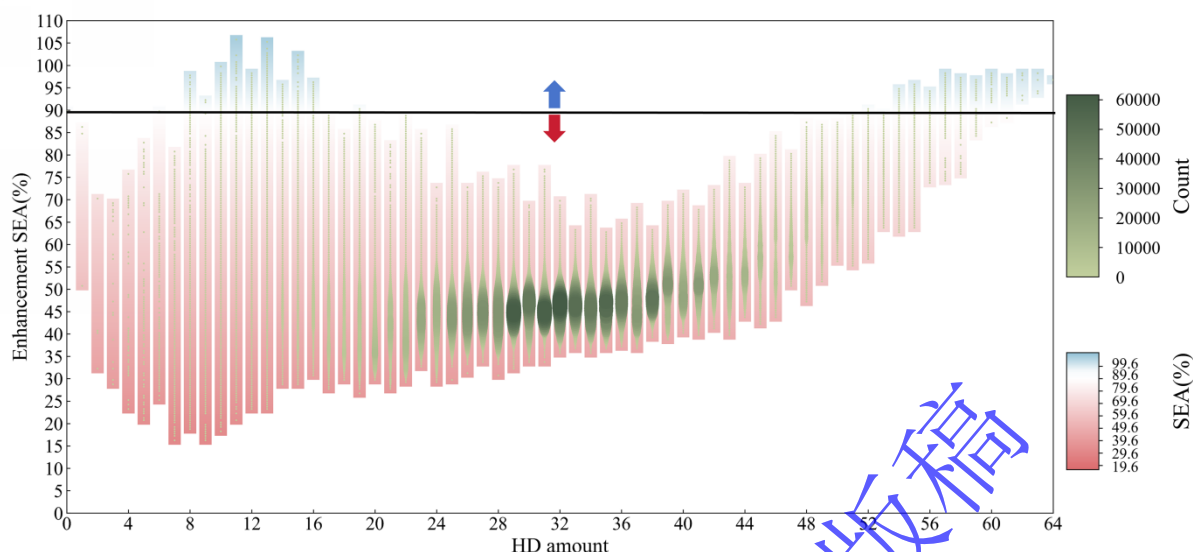


图 11 从准静态到动态加载下 HOIL 的比吸能提升率分布
Fig.11 Distribution of specific energy absorption improvement rate of HOIL structures from quasi-static to dynamic conditions

为进一步揭示惯性效应与结构效应的竞争机制，首先从趋于均质化的点阵结构构型展开分析。在低 HD 占比区域（HD 数量 1-25）和高 HD 占比区域（HD 数量 44-64），混杂点阵结构分别趋近于均质 LDUL 和均质 HDUL。分析表明，在这两种趋于均质的条件下，惯性效应均表现得尤为突出。低 HD 占比区域比吸能提升率波动较大，尽管存在部分构型的提升效果超过基准值，但表现不稳定，结构的排布方式会显著影响惯性效应的发挥效果。这一现象表明，在此阶段惯性效应与结构效应之间存在激烈竞争，惯性效应虽能一定程度提高整体应力水平，但由于整体刚度较低，在高速冲击下易发生整体压溃。而高 HD 占比区域比吸能提升率多数高于基准值，惯性效应占据主导地位。由于结构趋于均质化，结构效应较弱，且整体刚度较高，惯性力导致极高的初始峰值应力，惯性效应得以充分发展。这两个区域共同印证了结构的均质化倾向会削弱其内部微结构调控机制，从而使惯性效应充分凸显。与之形成鲜明对比的是，在中 HD 占比区域（HD 数量 25-43），即 HD 与 LD 胞元比例接近均衡、结构混杂程度最高的阶段，惯性效应的表现受到显著抑制。该区域内比吸能提升率波动显著减小，且全部低于均质提升率，表明其动态响应相对稳定。该区域涵盖 90% 以上的 HOIL 构型，排列方式的影响减弱，说明高度混杂状态对结构产生了一种稳健的调节机制，有效抑制了惯性效应的影响。

结构混杂程度越高，惯性效应表现越弱的现象，其本质并非惯性效应消失，而是在动态加载下，惯性效应与结构效应共同作用的变形模式发生了根本性转变。这一转变可从变形机理与力传递路径两方面进行解释。如图 12 所示以均质 HDUL 结构塑性变形（equivalent plastic strain, PEEQ）演化为例，在准静态压缩下载荷施加缓慢，结构始终处于力平衡状态，各胞元力学性能相近导致变形进程较为一致。而在高速冲击时，惯性效应促使点阵结构从加载端开始变形吸收能量结构，变形模式表现为从冲击端向固定端逐层压溃，形成典型的惯性主导响应。点阵结构的压溃本质是杆件形成塑性铰并依次折叠的过程。惯性效应通过提高整体应力水平，倾向于使多个塑性铰同时激活，而结构效应则通过薄弱区域优先变形控制塑性铰的形成顺序，引导变形沿特定路径发展。混杂点阵结构中杆径细的 LD 胞元由于屈服应力远低于 HD 胞元，成为了结构中的薄弱区域。结合图 13 混杂点阵结构的塑性变形云图可见，图中 RC7、RC114、RC193 结构所含 HD 胞元数分别为 16、32、48，在准静态加载条件下，混杂点阵结构的变形优先在 LD 胞元区域启动，形成局部化且不对称的变形带。当结构处于动态加载环境时，尽管惯性效应显著提升了整体应力水平，但 LD 胞元因其较低的屈服强度仍优先发生屈服。

屈服后的 LD 胞元通过杆件接触机制形成持续的能量耗散区域，而 HD 胞元则主要承担结构支撑作用。此时，结构性调控显著抑制了惯性效应的均匀传递效应。更重要的是，当应力波在混杂点阵结构中传播时，不同刚度的胞元界面会引发复杂的应力波反射与能量耗散现象。高度混杂的结构设计使得 HD 与 LD 胞元交替分布，形成了密集的刚度变化界面和非均匀的力传递路径。这种非均匀的力传递特性阻止了应力波在结构中的同步均匀传播，导致变形过程虽然仍保持逐层压溃的基本特征，但在局部区域呈现明显的非均匀性发展。即层的压溃进程不再同步，而是形成非均匀逐层破坏模式。相比之下，趋于均质的低或高 HD 占比的点阵结构因缺乏足够的变形引导机制，在惯性力作用下易出现大量杆件近乎同时屈服，惯性效应因而凸显。高度混杂结构有效调控了变形发展路径与能量分配，抑制了惯性效应，使动态响应更接近于结构效应主导的局部渐进模式。这一机制说明，通过合理设计胞元配置与空间排布，可实现惯性效应的主动调控，为优化结构动态能量吸收性能提供理论基础。

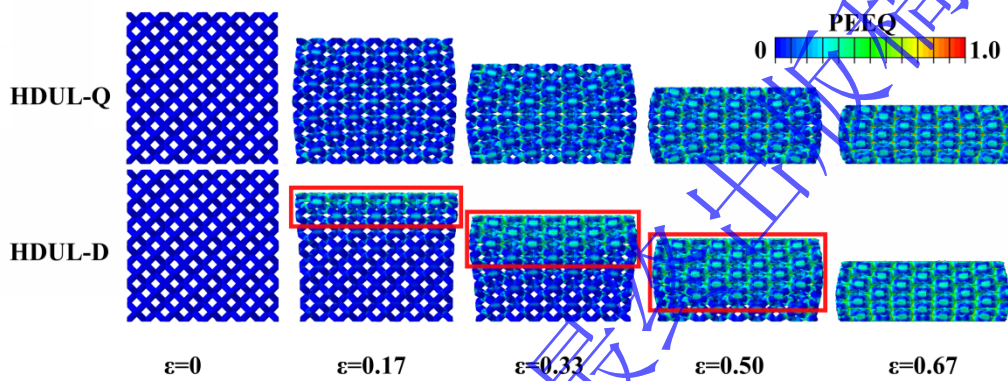


图 12 HDUL 在准静态和动态压缩条件下的塑性变形演化
Fig.12 Plastic deformation evolution of HDUL under quasi-static and dynamic planar compression conditions

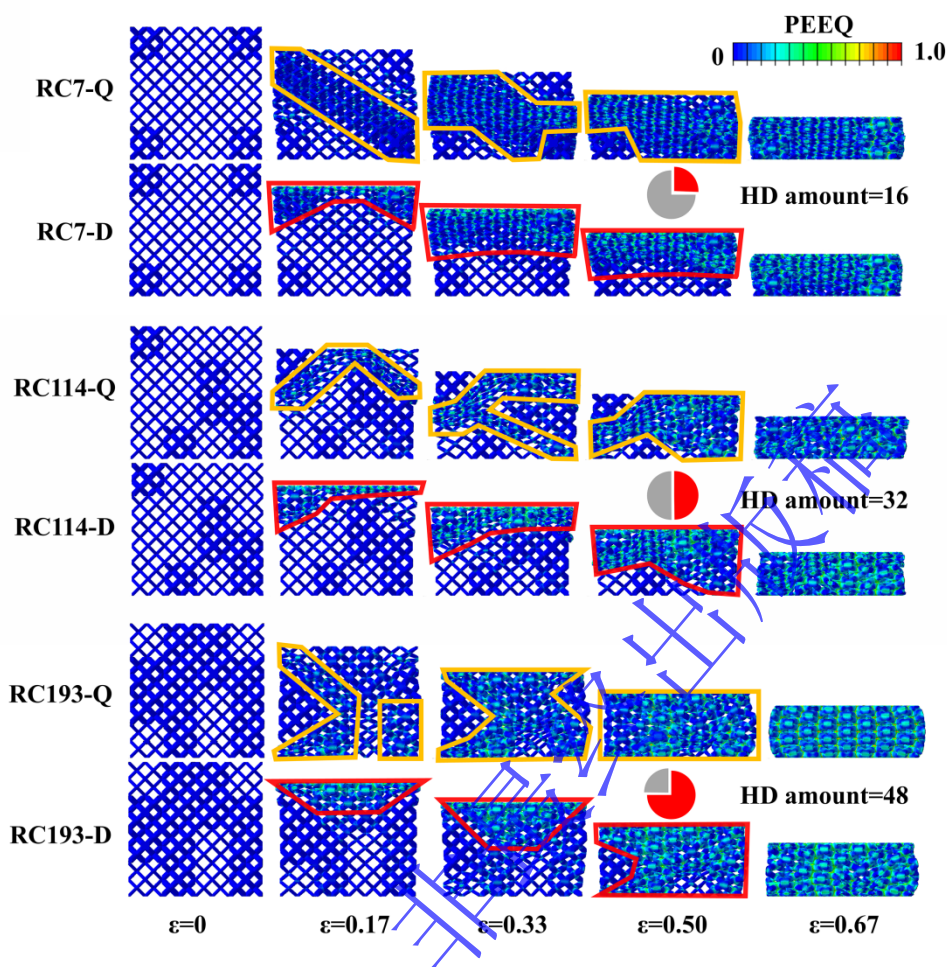


图 13 三种混杂点阵结构在准静态 (Q) 和动态压缩 (D) 条件下的塑性变形演化
Fig.13 Plastic deformation evolution of three HOIL configurations under quasi-static and dynamic compression conditions

4 结论

本研究以两种不同相对密度的菱形十二面体单元构成的四阶正交各向同性混杂点阵结构为对象，系统探究了其在准静态与 100 m/s 动态平面压缩条件下的力学行为，重点揭示了惯性效应与结构效应之间的竞争机制。主要结论如下：

(1) 结构效应对混杂点阵结构的能量吸收性能具有决定性影响。在准静态条件下，超过 99.99% 的混杂构型比吸能均超越低密度均质结构，最大提升幅度达 52.6%。并且当 HD 胞元占比处于中等范围 (约 1/3 至 2/3) 时，结构混杂程度最高，不仅构型数量占比超 90%，其比吸能也集中于稳定的 12.5–14 J/g 高值区间。这一现象源于 HD 与 LD 胞元的有效协同，LD 胞元作为预设的薄弱区域引导了渐进、可控的压溃变形路径，而 HD 胞元则提供了关键的结构支撑，二者共同构建了高效的能量耗散机制。反之，在 HD 胞元占比极低或极高的趋均质化构型中，由于缺乏这种多级调控机制，其比吸能表现要么离散且波动大，要么收敛于均质结构的较低水平。因此，决定性能优劣的关键并非简单地引入混杂，而在于通过精确的胞元配比与空间排布，最大化结构效应中的协同机制。

(2) 惯性效应显著影响动态能量吸收行为。在动态载荷下，点阵结构的初始峰值应力和平台应力同步提升，比吸能普遍提高。均质点阵结构的比吸能提升幅度接近一倍，惯性效应在结构均匀条件下得到充分显现。混杂点阵结构的平均比吸能增幅远低于均质点阵结构，且在动态加载下仅有

13.42%的混杂构型的比吸能超过均质点阵结构参考值，说明结构效应在多数情况下对惯性效应具有抑制作用，二者存在明显的竞争关系。

(3) 结构混杂程度是调控点阵结构惯性效应的关键因素。在高密度胞元数占比极低或极高时，结构趋于均质，惯性效应占据主导。而在高密度胞元数占比居中时，即结构混杂程度最高时，比吸能提升率波动最小且全部低于均质基准，表明该阶段结构效应有效抑制了惯性效应。惯性效应与结构效应的竞争机制本质上是变形模式的主导权之争。高度混杂结构通过低密度胞元作为预设薄弱区域，在动态压缩下逐层压溃的基础上引导变形沿特定路径渐进发展，形成了非均匀逐层变形模式，能量在复杂的微观结构中传递并不断在界面处被耗散和重新分配，抑制了惯性效应引发的动态提升率被调控在一个相对低且窄的范围内，动态响应更为稳定，使能量吸收过程更为可控。

录用稿件，
非最终出版稿

参考文献

- [1] 王向明, 苏亚东, 吴斌, 等. 微桁架点阵结构在飞机结构/功能一体化中的应用[J]. 航空制造技术, 2018, 61(10): 16–25. DOI: 10.16080/j.issn1671-833x.2018.10.016.
WANG X, SU Y, WU B, et al. Application for additive manufacturing of lattice materials on integrated aircraft structures and functions [J]. Aeronautical Manufacturing Technology, 2018, 61(10): 16–25. DOI: 10.16080/j.issn1671-833x.2018.10.016.
- [2] LIU Y. Mechanical properties of a new type of plate-lattice structures [J]. International Journal of Mechanical Sciences, 2020, 192: 106141–106141. DOI: 10.1016/j.ijmecsci.2020.106141.
- [3] XU Y, LI X, HAN G, et al. The effect of number and size of cellular structures on compressive properties, deformation behavior, and energy absorption characteristics of Ti6Al4V lattice structures fabricated by selective laser melting [J]. Advanced Engineering Materials, 2025, 27(23): 2501328–2501328. DOI: 10.1002/adem.202501328.
- [4] ANDREW J J, SCHNEIDER J, UBAID J, et al. Energy absorption characteristics of additively manufactured plate-lattices under low-velocity impact loading [J]. International Journal of Impact Engineering, 2021, 149: 103768. DOI: 10.1016/j.ijimpeng.2020.103768.
- [5] 廖中源, 王英俊, 王书亭. 基于拓扑优化的变密度点阵结构体优化设计方法[J]. 机械工程学报, 2019, 55(08): 65–72.
LIAO Z, WANG Y, WANG S. Graded-density lattice structure optimization design based on topology optimization [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2019, 55(08): 65–72.
- [6] 吴彦霖. 基于 SLM 制备的钛合金三维点阵结构的力学性能研究[D]. 重庆: 重庆大学, 2016.
- [7] 廉艳平, 王潘丁, 高杰, 等. 金属增材制造若干关键力学问题研究进展[J]. 力学进展, 2021, 51(03): 648–701.
LIAN Y, WANG P, GAO J, et al. Fundamental mechanics problems in metal additive manufacturing: A state-of-art re-view [J]. Advances in Mechanics, 2021, 51(3): 648–701.
- [8] EMANUELLI L, BABAEI M, BIASI D R, et al. Optimising β -Ti21S alloy lattice structures for enhanced femoral implants: a study on mechanical and biological performance [J]. Materials, 2025, 18(1): 170–170. DOI: 10.3390/ma18010170.
- [9] KUMAR M, MEENA V K, SINGH S. Mechanical properties and microbial assessment of additively manufactured diamond and gyroid Ti-6Al-4V ELI scaffolds for interbody fusion cages applications [J]. Materials Research Express, 2025, 12(2): 026503–026503. DOI: 10.1088/2053-1591/adaac4.
- [10] ZHANG M, ZHAO C, LI G, et al. Mechanical properties of the composite lattice structure with variable density and multi-configuration [J]. Composite Structures, 2023, 304(P1). DOI: 10.1016/j.compstruct.2022.116405.
- [11] LI L, YANG F, GUO Z, et al. Truss-plate hybrid lattice metamaterials with broadband vibration attenuation and enhanced energy absorption [J]. Virtual and Physical Prototyping, 2024, 19(1). DOI: 10.1080/17452759.2024.2345386.
- [12] CUI Z, ZHAO J, XU R, et al. Mechanical design and energy absorption performances of novel plate-rod hybrid lattice structures [J]. Thin-Walled Structures, 2024, 194(PB). DOI: 10.1016/J.TWS.2023.111349.
- [13] 霍鹏, 许述财, 范晓文, et al. 鹿角骨单位仿生薄壁管斜向冲击耐撞性研究[J]. 爆炸与冲击, 2020, 40(11): 127–138.
HUO P, XU S, FAN X, et al. Oblique impact resistance of a bionic thin-walled tube based on antles osteon [J]. Explosion and Shock Waves, 2020, 40(11): 127–138.
- [14] 吴鹤翔, 刘颖. 梯度变化对密度梯度蜂窝材料力学性能的影响[J]. 爆炸与冲击, 2013, 33(02): 163–168.
WU H, LIU Y. Influences of Density Gradient Variation on Mechanical Performances [J]. Explosion and Shock Waves, 2013, 33(02): 163–168.
- [15] WANG H, GU D, LIN K, et al. Compressive properties of bio-inspired reticulated shell structures processed by selective laser melting [J]. Advanced Engineering Materials, 2019, 21(4). DOI: 10.1002/adem.201801168.
- [16] WANG M, ZHANG J, WANG W, et al. Compression behaviors of the bio-inspired hierarchical lattice structure with improved mechanical properties and energy absorption capacity [J]. Journal of Materials Research and Technology, 2022,

- 17: 2755–2771. DOI: 10.1016/J.JMRT.2022.02.046.
- [17] LI S, ZHU H, FENG G, et al. Influence mechanism of cell-arrangement strategy on energy absorption of dual-phase hybrid lattice structure [J]. International Journal of Impact Engineering, 2023, 175: 104528. DOI: 10.1016/J.IJIMPENG.2023.104528.
- [18] WANG Y, YU Y, WANG C, et al. On the out-of-plane ballistic performances of hexagonal, reentrant, square, triangular and circular honeycomb panels [J]. International Journal of Mechanical Sciences, 2020, 173: 105402–105402. DOI: 10.1016/j.ijmecsci.2019.105402.
- [19] YANG X, XI X, PAN Q, et al. In-plane dynamic crushing of a novel circular-celled honeycomb nested with petal-shaped mesostructure [J]. Composite Structures, 2019, 226: 111219–111219. DOI: 10.1016/j.compstruct.2019.111219.
- [20] YAN C, FENG X, WICK C, et al. Machine learning assisted discovery of new thermoset shape memory polymers based on a small training dataset [J]. Polymer, 2021, 214: 123351. DOI: 10.1016/j.polymer.2020.123351.
- [21] MURUGAN J, MUNIYANDY E, MIROSLAV M, et al. Accurate estimation of tensile strength of 3D printed parts using machine learning algorithms [J]. Processes, 2022, 10(6): 1158. DOI: 10.3390/pr10061158.
- [22] 郑伟达, 张惠然, 胡红青, 等. 基于不同机器学习算法的钙钛矿材料性能预测[J]. 中国有色金属学报, 2019, 29(04): 803–809. DOI: 10.19476/j.yzxb.1004.0609.2019.04.17.
- ZHENG W, ZHANG H, HU H, et al. Performance prediction of perovskite materials based on different machine learning algorithms [J]. The Chinese Journal of Nonferrous Metals, 2019, 29(04): 803–809. DOI: 10.19476/j.yzxb.1004.0609.2019.04.17.
- [23] 吴炜, 孙强. 应用机器学习加速新材料的研发[J]. 中国科学:物理学 力学 天文学, 2018, 48(10): 58–70. DOI: 10.1360/sspma2018-00073.
- WU W, SUN Q. Applying machine learning to accelerate new materials development[J]. SCIENTIA SINICA Physica, Mechanica & Astronomica, 2018, 48(10): 107001–107001. DOI: 10.1360/sspma2018-00073.
- [24] NATH D, ANKIT, NEOG R D, et al. Application of machine learning and deep learning in finite element analysis: a comprehensive review [J]. Archives of Computational Methods in Engineering, 2024, 31(5): 2945–2984. DOI: 10.1007/s11831-024-10063-0.
- [25] 王扬卫, 姜炳岳, 程兴旺, 等. 基于机器学习的梯度点阵材料优化设计[J]. 北京理工大学学报, 2023, 43(03): 311–319. DOI: 10.15918/j.tbit1001-0645.2022.062.
- WANG Y, JIANG B, CHENG X, et al. Optimization design of graded lattice materials based on machine learning [J]. Transactions of Beijing Institute of Technology, 2023, 43(03): 311–319. DOI: 10.15918/j.tbit1001-0645.2022.062.
- [26] WU Y, MAO Z, FENG Y. Energy absorption prediction for lattice structure based on D2 shape distribution and machine learning [J]. Composite Structures, 2023, 319: 117136. DOI: 10.1016/j.compstruct.2023.117136.
- [27] ISANAKA B R, MUKHOPADHYAY T, VARMA R K, et al. On exploiting machine learning for failure pattern driven strength enhancement of honeycomb lattices [J]. Acta Materialia, 2022, 239: 118226. DOI: 10.1016/j.actamat.2022.118226.
- [28] NURULLAH Y, OGULCAN E, RIZA H B, et al. Mechanical properties of additively manufactured lattice structures designed by deep learning [J]. Thin-Walled Structures, 2024, 196: 111475. DOI: 10.1016/j.tws.2023.111475.
- [29] 陈思远. 轻质三维梯度夹芯结构的设计、制备及冲击吸能特性研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2021. DOI: 10.27060/d.cnki.ghbcu.2021.000517.
- [30] DUAN X M, YU L, CAI S L, et al. Inertia effect of deformation in amorphous solids: a dynamic mesoscale model [J]. Journal of the Mechanics and Physics of Solids, 2024: 105917–105917. DOI: 10.1016/j.jmps.2024.105917.
- [31] CUI Z, SUN Z, ZHAO J, et al. Response of hybrid plate-rod lattices to static and dynamic compression – an experimental study [J]. International Journal of Impact Engineering, 2025: 105321–105321. DOI: 10.1016/j.ijimpeng.2025.105321.
- [32] ZHAO J, CUI Z, WANG S, et al. Flexural response of additively manufactured honeycomb sandwich structures with continuous density-gradient variations [J]. Thin-Walled Structures, 2024, 197: 111642. DOI: 10.1016/j.tws.2024.111642.

- [33] WANG J, ZHU L, DAI T, et al. Deep memory network with Bi-LSTM for personalized context-aware citation recommendation [J]. Neurocomputing, 2020, 410: 103–113. DOI: 10.1016/j.neucom.2020.05.047.
- [34] WU D, XUE X, ZHOU L. Improving the robustness of tree-based prediction model of oil/water relative permeability through hyperparameter optimization and re-ensemble algorithm [J]. Fuel, 2024, 385: 134146–134146. DOI: 10.1016/j.fuel.2024.134146.
- [35] JAIN S, BHOWMIK A, LEE J. Machine learning approaches for predicting and validating mechanical properties of Mg rare earth alloys for light weight applications [J]. Science and Technology of Advanced Materials, 2025, 26(1): 2449811. DOI: 10.1080/14686996.2025.2449811.

录用稿件，
非最终出版稿