

基于 PSO-LSTM 的负 Poisson 比材料 力学性能预测与参数设计^{*}

胡雨涵¹, 韩芳², 颜芝²

(1. 武汉科技大学 数学与系统科学学院, 武汉 430065;

2. 武汉科技大学 物理与力学学院, 武汉 430065)

摘要: 针对负 Poisson 比蜂窝材料力学性能预测与结构优化设计问题, 提出一种融合粒子群优化 (PSO) 算法与长短期记忆 (LSTM) 网络的机器学习方法. 通过有限元仿真构建 400 组包含几何参数 (直壁长度、胞元高度、壁厚、胞角) 及其对应力学性能 (能量吸收、弹性模量、Poisson 比) 的训练数据集, 结合 PSO 对 LSTM 模型的超参数进行全局优化, 建立多目标力学性能预测模型. 此外, 构建基于 PSO-LSTM 的反向设计框架, 通过目标力学性能驱动优化几何参数. 实验结果表明: 优化后的 PSO-LSTM 模型对能量吸收、弹性模量和 Poisson 比的预测决定系数 (R^2) 分别达到 0.983 4、0.974 6 和 0.970 4, 均方误差 ε_{ms} 稳定在 0.001 2 以下; 反向设计所得模型的总能量吸收、弹性模量与 Poisson 比的相对误差分别为 0.432%、1.05% 和 0.327%. 研究成果为负 Poisson 比材料的智能化设计与工程应用提供理论支持.

关键词: 粒子群优化; 长短期记忆网络; 负 Poisson 比材料; 几何参数设计

中图分类号: TB34 **文献标志码:** A **DOI:** 10.21656/1000-0887.460118

Mechanical Property Prediction and Parameter Design of Auxetic Materials Based on the PSO-LSTM

Hu Yuhan¹, Han Fang², Yan Zhi²

(1. School of Mathematics and Systems Science, Wuhan University of Science and Technology,

Wuhan 430065, P.R. China;

2. School of Physics and Mechanics, Wuhan University of Science and Technology,

Wuhan 430065, P.R. China)

Abstract: To address the challenges of mechanical property prediction and structural optimization design for auxetic honeycomb materials, a machine learning approach integrating the particle swarm optimization (PSO) and the long short-term memory (LSTM) networks was proposed. A training dataset consisting of 400 groups of geometric parameters (including straight wall lengths, cell heights, wall thicknesses, and cell angles) and their corresponding mechanical properties (including energy absorption, Young's moduli, and Poisson's ratios) was constructed through finite element simulation. The PSO algorithm was employed to globally optimize the

* 收稿日期: 2025-06-09; 修订日期: 2025-08-20

基金项目: 国家自然科学基金青年基金(51108358)

作者简介: 胡雨涵(1999—), 女, 硕士生 (E-mail: 1604032064@qq.com);

韩芳(1980—), 女, 副教授, 博士 (通信作者, E-mail: hanfang@wust.edu.cn).

引用格式: 胡雨涵, 韩芳, 颜芝. 基于 PSO-LSTM 的负 Poisson 比材料力学性能预测与参数设计[J]. 应用数学和力学, 2026, 47(8): 990-998.

hyperparameters of the LSTM model, to establish a multi-objective mechanical property prediction model. Furthermore, an inverse design framework based on the PSO-LSTM was developed, enabling the optimization of geometric parameters driven by target mechanical properties. Experimental results show that, the optimized PSO-LSTM model achieves R^2 values of 0.983 4, 0.974 6, and 0.970 4 for energy absorption, Young's moduli, and Poisson's ratios, respectively, with mean squared errors (MSE) below 0.001 2. The relative errors of total energy absorption, Young's moduli, and Poisson's ratios for the model obtained through inverse design are 0.432%, 1.05%, and 0.327%, respectively. The proposed method provides theoretical support for the intelligent design and engineering application of auxetic materials.

Key words: particle swarm optimization; long short-term memory network; auxetic material; geometric parameter design

0 引言

负 Poisson 比材料是一种新型超材料,单轴拉伸时横向发生膨胀变形,单轴压缩时横向发生收缩变形^[1]。变形特性使得材料在复杂工况下表现出独特的力学优势,材料在抗剪切^[2]、抗弯折、能量吸收^[3]和减震防护等方面表现优异,在航空航天^[4]、土木工程、汽车制造、生物医疗等多个领域中具有较好的发展前景。目前,学者们已提出多种具有负 Poisson 比特性的结构^[5-6],这些结构在不同负载条件下表现出独特的力学响应^[7]。

超结构设计通过微结构拓扑调控实现宏观性能定制,建立微-宏观关联模型以实现材料力学特性的精准调控^[8]。传统的材料设计与性能测试方法主要依赖有限元仿真和实验测试,这些方法虽然能够在一定程度上反映材料的力学特性,但存在局限性。机器学习能有效挖掘实验数据中难以直接观察到的复杂机制^[9],通过揭示材料微观结构与宏观性能之间的复杂非线性关系解决复杂的工程问题^[10]。机器学习以其在数据分析中的高效性,成为识别复杂模式和进行回归分析的有力工具^[11]。在这一背景下,机器学习的引入为负 Poisson 比材料的研究开辟了新的路径。

近年来,学者们逐步尝试将机器学习方法应用于负 Poisson 比材料的设计与性能预测。Tian 等^[12]利用卷积神经网络(CNN)对二维蜂窝结构的 Poisson 比曲线进行预测。Wang 等^[13]通过神经网络优化设计出具有椭圆形和花生形孔状的蜂窝结构,实现了特定力学性能的精准调控。马佩等^[14]利用人工神经网络(ANN)对拉胀蜂窝结构的力学性能进行了高精度预测。Chang 等^[15]利用反向传播神经网络对拉胀超材料进行逆设计,得到指定力学性能的蜂窝结构。丁晨等^[16]不仅提出了新型的负 Poisson 比弧形双箭头蜂窝材料,而且用 ANN 研究出了负 Poisson 比双箭头蜂窝结构的单胞参数和其力学性能之间的复杂映射关系。刘振涛^[17]围绕超弹性多孔材料的结构设计,利用机器学习方法结合数值仿真,提出了基于 ANN 的材料结构-性能关系预测方法,为多孔材料的定制设计提供了新思路 and 高效工具。这些研究充分证明了机器学习在负 Poisson 比材料设计中的潜力和优势。

本文针对负 Poisson 比蜂窝材料的结构设计 with 性能预测,提出了一种基于粒子群优化-长短期记忆(PSO-LSTM)的优化方法。本文将结合多种机器学习算法,通过大量有限元仿真得到的数据训练模型,建立微观结构参数与宏观力学性能之间的复杂映射关系。为验证所提方法的优越性,将 PSO-LSTM 与传统机器学习方法中的支持向量机(SVM)、随机森林(RF)、极端梯度提升(XGBoost)、ANN 进行对比实验,结果表明该方法在预测精度方面具有显著优势。

1 PSO-LSTM 模型

1.1 粒子群优化(PSO)算法

PSO 算法是一种模拟鸟群、鱼群等群体行为的全局优化算法。它将优化问题映射为多维搜索空间,其中每个粒子代表一个候选解,具备位置和速度属性。粒子群体通过个体经验(粒子自身历史最优位置)和群体经验(群体全局最优位置)动态调整运动轨迹,同时利用适应度函数评估候选解,通过迭代更新逐步逼近最优解。在 PSO 算法中,个体与群体共同协作以寻求全局最优解。在图 1 中, p_i^g 代表个体历史最优位置, p_g^g 代表群

体历史最优位置,其中 v_t^i 是粒子 i 在 t 时刻的速度, x_t^i 是粒子 i 在 t 时刻的位置.个体粒子受个体记忆影响与群体影响的双重作用.个体记忆影响促使粒子向自身历史最优位置移动,而群体影响则引导粒子向群体历史最优位置靠近.黑色虚线箭头表示粒子的运动轨迹,展示了粒子在搜索空间中的动态调整过程,最终实现全局优化.该算法通过粒子的协同信息共享实现了对解空间的全局探索与局部开发平衡.PSO 算法具有简单易实现、参数较少和计算复杂度低的优点.

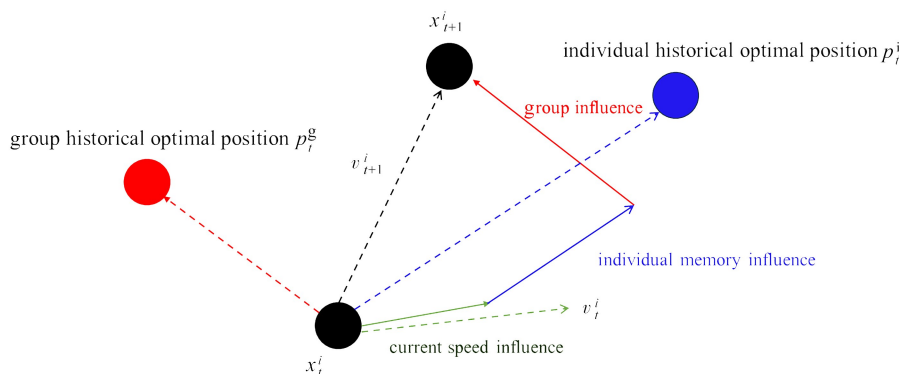


图 1 算法原理图

Fig. 1 The principle diagram of the PSO algorithm

1.2 长短期记忆 (LSTM) 网络

LSTM 网络是递归神经网络 (RNN) 的变体^[18],其独特之处在于其内部结构能够在较长时间间隔内保留关键信息,而传统 RNN 在处理较长序列时往往只能记住短期信息.因此,LSTM 通过设计一种特殊的门控机制,使得网络可以有效地在需要时保留或遗忘信息,从而更好地解决了序列学习任务中的难题.LSTM 的结构主要由三个门和一个记忆单元组成,如图 2 所示.在这些组件中,遗忘门负责决定细胞状态中哪些信息需要被保留或遗忘;输入门负责新信息的写入过程,决定哪些信息需要添加到细胞状态中;输出门决定当前细胞状态中哪些信息需要输出作为当前时间步的隐藏状态;细胞状态负责存储长期记忆是整个网络的核心记忆单元,贯穿于所有时间步.

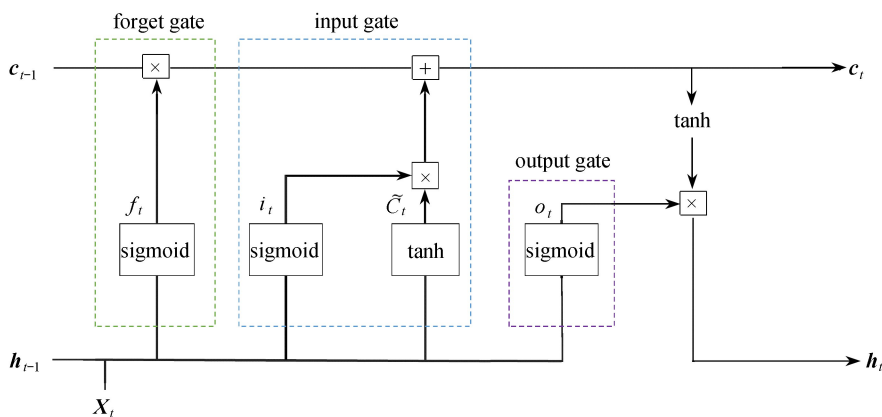


图 2 LSTM 结构图

Fig. 2 The structure diagram of the LSTM

1.3 改进 PSO-LSTM 算法流程

LSTM 网络在处理各类问题时表现优异,但其性能在很大程度上依赖于超参数的选择.LSTM 模型的关键超参数包括隐藏层单元数量 (hidden units)、dropout 率、批次大小 (batch size) 和训练轮次 (epochs).传统的手动调参方法往往耗时较长,且容易陷入局部最优解,难以全面探索超参数空间.

为提高模型性能并降低调参成本,引入 PSO 算法对 LSTM 模型的超参数进行调整,以最小化测试集上的均方误差 ε_{ms} ,实现模型性能的全局最优.具体而言,粒子群中的每个粒子代表一组 LSTM 超参数组合,首

先对粒子群进行初始化,随后基于各粒子对应的超参数组合构建并训练 LSTM 模型,计算模型的预测误差。粒子通过对比自身历史最优位置和群体最优位置,不断调整超参数,逐步向误差最小的方向收敛,最终获得最优超参数组合,改进 PSO-LSTM 算法流程如图 3 所示。

本文设置 LSTM 模型的隐藏层单元数量范围为 50~150,dropout 率在 0.1~0.5 之间,批次大小在 8~32 之间,训练轮次的范围为 50~200 次。设置粒子群的规模为 10,即同时探索 10 组不同的超参数组合,最大迭代次数为 10 次。每次迭代中,粒子位置根据模型预测误差进行调整,动态更新最优解。在 PSO 过程完成后,提取最优超参数组合并用于训练最终的 LSTM 模型,从而确保模型在测试集上的预测性能达到最优水平。这个方法不仅提高了模型收敛的效率,还减少了调试时间,为 LSTM 模型在复杂任务中的应用提供了一个更高效的调优策略。

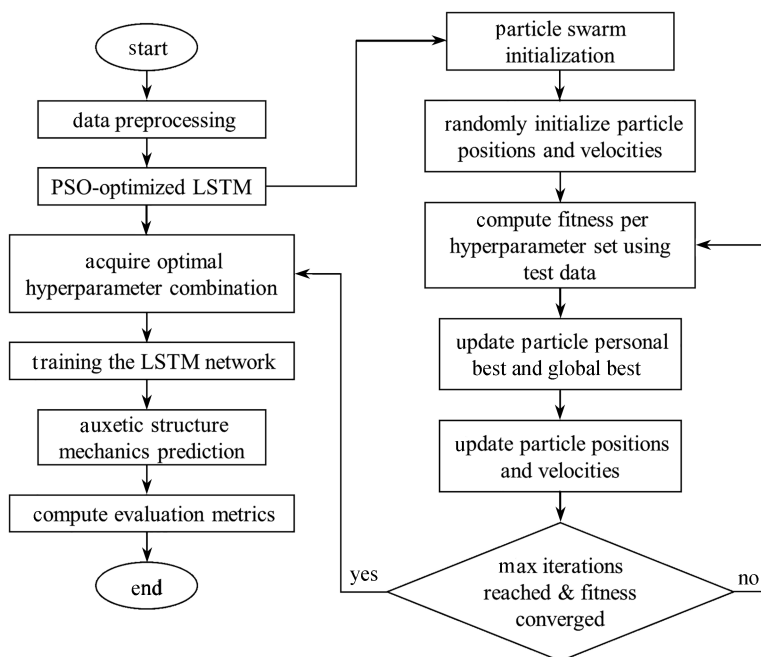


图 3 改进 PSO-LSTM 算法流程图

Fig. 3 The flowchart of the improved PSO-LSTM algorithm

2 有限元模型

2.1 样本选取

采用 ABAQUS/Explicit6.14 建立了内凹六边形蜂窝的有限元模型,如图 4 和图 5。在有限元模型中,蜂窝结构的基体材料选择为铝合金 AA6060,其密度为 $\rho_s = 2\,700\text{ kg/m}^3$,Poisson 比为 $\nu = 0.3$,弹性模量为 $E = 68.2\text{ GPa}$,屈服强度为 $\sigma_{ys} = 80\text{ MPa}$ 。将 4×5 的内凹六边形蜂窝结构放置于两个刚性板之间,下刚性板固定,上刚性板以 0.5 m/s 的速度向下加载。考虑单胞的直壁长度 L 、胞高 H 、壁厚 t 、夹角 θ 。

利用 ABAQUS 有限元软件随机在表 1 范围内选取参数进行计算,构建了包含 400 组样本的数据集。

选择能量吸收 E_A 、弹性模量 E 和 Poisson 比 ν 三个关键力学性能指标作为预测的输出变量。Poisson 比是描述材料横向变形与纵向变形关系的重要力学参数,由材料力学定义如下:

$$\nu = -\frac{\varepsilon_x}{\varepsilon_y} \quad (1)$$

弹性模量是衡量材料刚度的参数,表示材料在受轴向应力作用下的抗变形能力,当应力不超过比例极限时,由 Hooke 定律变形得到

$$E = \frac{\sigma}{\varepsilon} \quad (2)$$

能量吸收能力反映材料在受冲击或压缩过程中吸收和耗散能量的能力,是衡量材料减震和防护性能的重要指标.总能量吸收的计算公式为力-位移曲线的积分:

$$E_A = \int_0^{\delta_d} F d\delta. \quad (3)$$

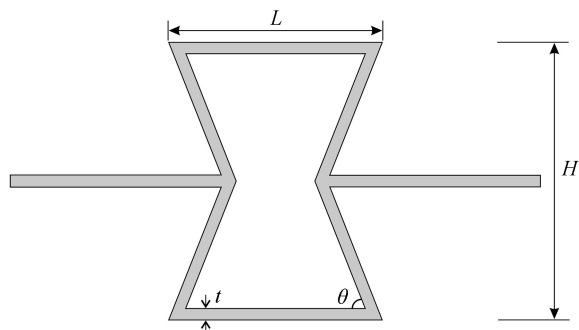


图4 内凹六边形蜂窝结构胞元的设计参数

Fig. 4 Design parameters of the concave hexagonal honeycomb unit cell

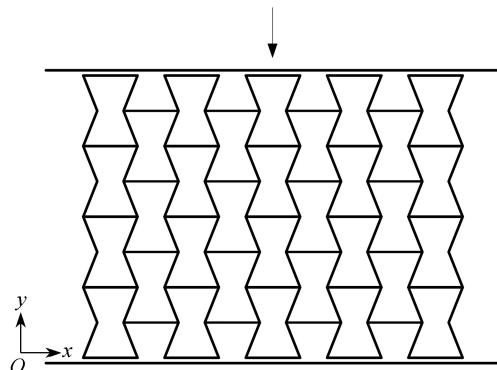


图5 内凹六边形蜂窝的有限元模型

Fig. 5 The finite element model of the concave hexagonal honeycomb

表1 蜂窝结构参数的取值范围

Table 1 Ranges of honeycomb structural parameters

structural parameter	value range
$\theta / (^{\circ})$	35~60
L/H	$1 \sim \sqrt{3}$
t/mm	1~2

2.2 预测结果分析

为提升 LSTM 模型对力学性能预测的精度,采用 PSO 算法对 LSTM 的网络深度、学习率、隐藏层神经元数量等超参数进行全局寻优.模型以结构单胞的几何参数(直壁长度 L 、胞元高度 H 、壁厚 t 、胞角 θ)为输入特征,同步预测能量吸收 E_A 、弹性模量 E 和 Poisson 比 ν 三个关键力学性能指标.为提升数据质量,对数据进行预处理,剔除离群点,并通过归一化将输入输出映射至 $[0, 1]$.考虑到 LSTM 对时序特征的敏感性,将静态几何参数重构为伪时间序列格式,数据维度为 $400 \times 1 \times 4$ (样本数 $\times$ 时间步长 $\times$ 特征数),以适配网络输入要求.数据集划分方面,将 400 组样本按 80% 与 20% 的比例随机划分为训练集和测试集,前者用于模型训练与优化,后者用于评估泛化性能.本文预测结果基于测试集,以客观反映模型在未知数据上的表现.

PSO-LSTM 模型对总能量吸收 E_A 、弹性模量 E 、Poisson 比 ν 的预测结果如图 6—8 所示,经 PSO 优化后的 LSTM 模型展现出优异的预测性能:在能量吸收 E_A 的预测中,决定系数 R^2 达到 0.983 4, ε_{ms} 为 0.000 5;弹性模量 E 预测的 R^2 值为 0.974 6, ε_{ms} 为 0.000 7;Poisson 比 ν 的预测精度同样显著, R^2 和 ε_{ms} 分别为 0.970 4 和 0.001 2.总能量吸收、弹性模量、Poisson 比这三个目标参数的预测误差均稳定控制在 0.001 量级以下,表明该模型能有效捕捉几何参数与力学响应之间的非线性映射关系.

其中,能量吸收 E_A 的预测精度最优 ($R^2 > 0.98$),这与其受单胞几何参数的直接力学作用机制密切相关;而 Poisson 比 ν 的预测误差相对略高,可能与材料各向异性及小变形条件下参数敏感性有关.整体而言,各指标 R^2 值均高于 0.97 的优异表现验证了 PSO-LSTM 模型在多目标力学性能预测中的鲁棒性.

2.3 对比分析

将模型预测结果与未优化的 LSTM 模型,RF,SVM,XGBoost,ANN 进行对比分析.各模型预测结果如表 2—4 所示,经 PSO 优化后的 LSTM 模型展现出显著优越的预测性能:在能量吸收 E_A 的预测中, R^2 提升至 0.980 7,较未优化 LSTM 提高 15.3%, ε_{ms} 降低至 0.000 5,误差减少 96%;弹性模量 E 的 R^2 达到 0.974 6,优化后提升 27.5%, ε_{ms} 为 0.000 7,误差降低 79%;Poisson 比 ν 的 R^2 达到 0.970 4,优化后提升 17.1%, ε_{ms} 为 0.001 2,误

差降低 65%.对比传统机器学习模型,RF 与 SVM 预测中 $R^2 < 0.83$ 表现欠佳,表明其对高维非线性关系的捕捉能力不足.值得注意的是,ANN 算法是用于材料结构-性能关系预测的常用方法,通过与传统 ANN 的对比实验,本研究验证了 PSO-LSTM 算法的优越性.PSO-LSTM 在三个关键指标上均表现出更高的 R^2 和更低的 ε_{ms} ,但在计算效率方面存在约 40%的时间成本增加,这为后续研究提供了优化方向.

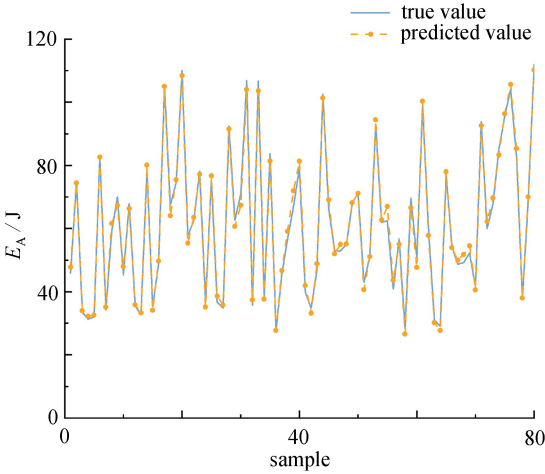


图 6 PSO-LSTM 模型对总能量吸收的预测结果

Fig. 6 Prediction results of the PSO-LSTM model for total energy absorption

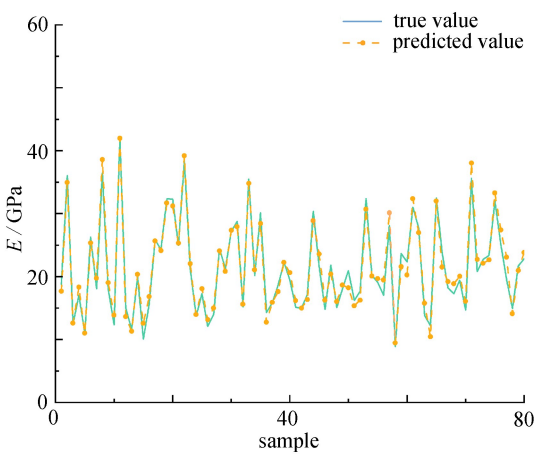


图 7 PSO-LSTM 模型对弹性模量的预测结果

Fig. 7 Prediction results of the PSO-LSTM model for Young's moduli

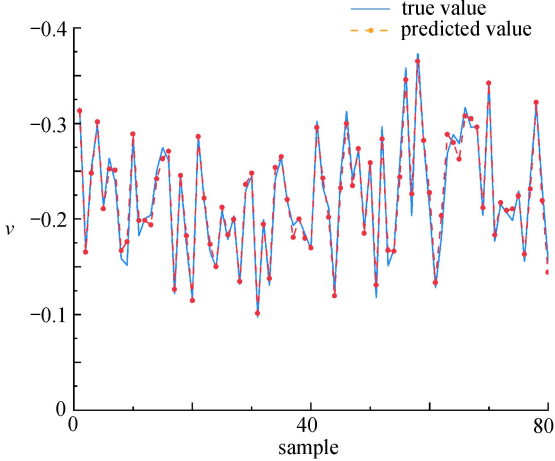


图 8 PSO-LSTM 模型对 Poisson 比的预测结果

Fig. 8 Prediction results of the PSO-LSTM model for Poisson's ratios

表 2 各模型对总能量吸收的预测结果

Table 2 Prediction results of various models for total energy absorption

	PSO-LSTM	LSTM	RF	SVM	XGBoost	ANN
R^2	0.983 4	0.855 3	0.817 3	0.735 5	0.861 2	0.976 8
ε_{ms}	0.000 5	0.014 0	0.003 7	0.003 9	0.001 3	0.000 6

表 3 各模型对弹性模量的预测结果

Table 3 Prediction results of various models for Young's moduli

	PSO-LSTM	LSTM	RF	SVM	XGBoost	ANN
R^2	0.974 6	0.764 5	0.717 0	0.616 6	0.846 1	0.890 9
ε_{ms}	0.000 7	0.003 3	0.004 6	0.006 6	0.002 0	0.001 5

表4 各模型对 Poisson 比的预测结果

Table 4 Prediction results of various models for Poisson's ratios

	PSO-LSTM	LSTM	RF	SVM	XGBoost	ANN
R^2	0.970 4	0.828 7	0.781 8	0.692 9	0.818 1	0.947 9
ε_{ms}	0.001 2	0.003 4	0.004 2	0.007 4	0.002 9	0.001 3

3 反向设计

为了对负 Poisson 比蜂窝材料结构参数进行优化设计,通过融合 LSTM 网络与 PSO 算法,实现从目标力学性能到几何参数的精准映射.反向设计流程如图 9 所示.

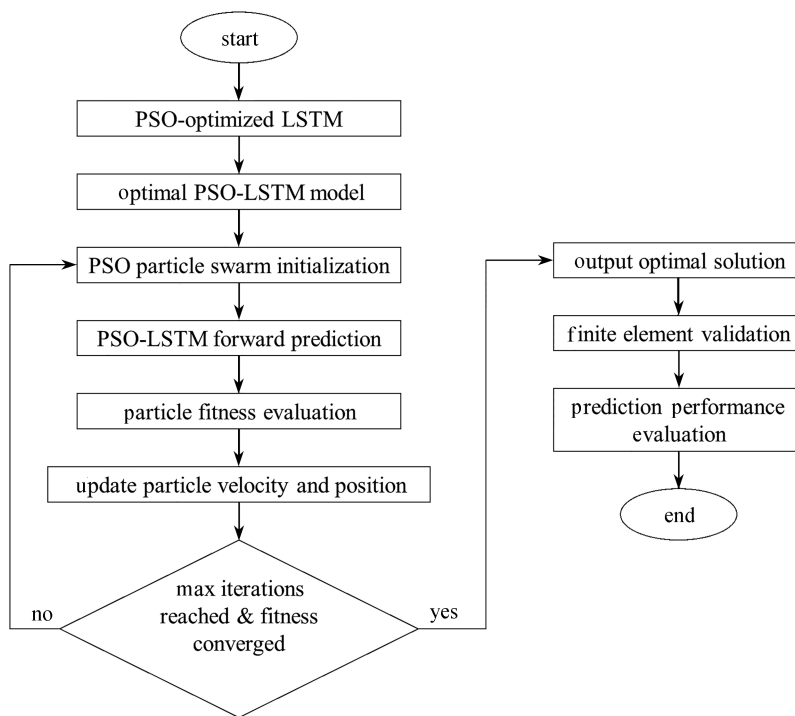


图9 反向设计流程图

Fig. 9 The flowchart of the inverse design process

反向设计过程包含正向预测模型与全局优化寻优模块两个部分.在正向预测阶段,以结构的几何参数作为输入特征,采用 LSTM 构建映射关系,实现对力学性能目标变量的预测.在全局优化寻优阶段,采用 PSO 算法作为全局优化策略,先用 PSO 初始化粒子群,每个粒子代表一组结构的几何参数,在预设参数空间 ($L \in [8, 13]$, $H \in [5, 10]$, $t \in [1, 2]$, $\theta \in [40, 65]$) 中进行搜索,通过 LSTM 预测每组的 E_A , E 和 ν ,再用正向预测得到的预测值来构建 PSO 算法的适应度函数,计算适应度值,更新粒子速度与位置,达到最大迭代次数以及适应度值收敛于阈值后,输出适应度最小的几何参数组合.为降低陷入局部最优的风险,在不同随机初始化条件下对 PSO 进行多次独立运行,并记录多组收敛误差收敛于阈值的候选解.随后,通过有限元仿真对这些候选解进行二次验证,最终选择性能最接近目标值的方案作为反向设计结果.该过程虽不能严格证明所获解为唯一全局最优,但通过多次运行、一致性分析与有限元仿真验证,提高了结果的可靠性与工程可行性.

适应度函数为

$$F(x) = \left(1 - \frac{E_{A_{\text{pred}}}}{E_{A_{\text{target}}}}\right)^2 + \left(1 - \frac{E_{\text{pred}}}{E_{\text{target}}}\right)^2 + \left(1 - \frac{\nu_{\text{pred}}}{\nu_{\text{target}}}\right)^2. \quad (4)$$

给定总能量吸收,弹性模量和 Poisson 比的目标值,经过反向设计后,获得最优几何参数组合 $[L^*, H^*, t^*, \theta^*] = [11.10, 9.27, 1.77, 53]$.通过有限元仿真验证,得到的结果为 $E_{A_{\text{pred}}} = 74.676$, $E_{\text{pred}} = 22.232$, $\nu_{\text{pred}} = -0.22072$, 与目标值 $E_{A_{\text{target}}} = 75$, $E_{\text{target}} = 22$, $\nu_{\text{target}} = -0.22$ 的绝对误差分别为 0.324, 0.232 和 0.00072, 相对

误差分别为 0.432%,1.05% 和 0.327%,满足工程精度要求.新增了两组目标值进行验证:第一组目标值为 $E_{A_{\text{target}}} = 25, E_{\text{target}} = 12, \nu_{\text{target}} = -0.35$,得到的最优几何参数组合为 $[L^*, H^*, t^*, \theta^*] = [10.77, 10.0, 1.00, 53]$,对应仿真结果为 $E_{A_{\text{pred}}} = 25.041, E_{\text{pred}} = 12.064, \nu_{\text{pred}} = -0.345\ 01$,相对误差分别为 0.164%,0.533%和 1.423%;第二组目标值为 $E_{A_{\text{target}}} = 110, E_{\text{target}} = 24, \nu_{\text{target}} = -0.15$,得到的最优几何参数组合为 $[L^*, H^*, t^*, \theta^*] = [12.16, 8.52, 2.00, 59]$,对应仿真结果为 $E_{A_{\text{pred}}} = 110.06, E_{\text{pred}} = 24.318, \nu_{\text{pred}} = -0.152\ 84$,相对误差分别为 0.055%,1.325%和 1.893%,同样满足工程精度要求.

为实现结构参数的反向设计,本文采用 PSO-LSTM、GA-LSTM 及 GA-BPNN 三种模型,针对预设的目标力学性能参数 ($E_{A_{\text{target}}} = 75, E_{\text{target}} = 22, \nu_{\text{target}} = -0.22$),反向预测结构的几何参数 $[L, H, t, \theta]$.各模型预测结果如表 5 所示.从结果可以看出,在总能量吸收 E_A 和 Poisson 比 ν 的预测中,PSO-LSTM 的结果最为接近目标值(74.676,-0.220 72),在弹性模量 E 的预测中,GA-LSTM 表现最佳(21.972).综合比较可知,三种模型均能实现目标性能的反向逼近,但各自在不同指标上的表现存在差异.遗传算法(GA)和 PSO 是两种常见的优化算法.GA 通过选择、交叉和变异进行全局搜索,适合复杂问题,但收敛较慢.PSO 通过粒子协同更新,收敛快但易陷入局部最优.GA-BPNN 结合遗传算法和反向传播神经网络,适合静态数据拟合,但易陷入局部最优.PSO-LSTM 结合 PSO 和 LSTM 网络,能更好捕捉复杂非线性关系,预测精度更高.因此,在实际应用中可根据设计需求选择最优的反向设计策略.

表 5 三种模型的反向设计结果
Table 5 Reverse design results of 3 models

	PSO-LSTM	GA-LSTM	GA-BPNN
$E_{A_{\text{pred}}}$	74.676	75.829	75.342
E_{pred}	22.232	21.972	22.243
ν_{pred}	-0.220 72	-0.225 44	-0.221 41

4 结 论

本文基于 PSO 算法和 LSTM 网络,开发了一套针对负 Poisson 比蜂窝材料的结构设计与力学性能预测模型.该模型不仅能精准高效地实现结构几何参数对力学性能的映射,而且能反推满足目标性能的最优结构几何参数,解决了传统方法精度低、耗时长的问题,可为工程设计提供参考.具体结论如下:

- 1) 通过有限元仿真生成 400 组几何参数与力学性能的对数据应数据集,结合 PSO 算法对 LSTM 模型的超参数进行优化,显著提升了模型对能量吸收、弹性模量及 Poisson 比的多目标预测性能,预测决定系数 (R^2) 均高于 0.97, ε_{ms} 控制在 0.001 2 以下,较传统 RF 和 SVM 模型精度提升超 14.7%.
- 2) 所构建的反向设计框架通过融合 LSTM 正向预测模型与 PSO 算法,实现了从目标力学性能到几何参数的快速映射,优化后的几何参数组合经有限元验证,总能量吸收、弹性模量与 Poisson 比的相对误差均满足工程精度要求.

参考文献(References):

[1] Gibson L J, Ashby M F, Schajer G S, et al. The mechanics of two-dimensional cellular materials[J]. *Proceedings of the Royal Society of London A: Mathematical and Physical Sciences*, 1982, **382**(1782): 25-42.

[2] Choi J B, Lakes R S. Non-linear properties of metallic cellular materials with a negative Poisson's ratio[J]. *Journal of Materials Science*, 1992, **27**: 5375-5381.

[3] Jin X, Wang Z, Ning J, et al. Dynamic response of sandwich structures with graded auxetic honeycomb cores under blast loading[J]. *Composites Part B: Engineering*, 2016, **106**: 206-217.

[4] 魏高原. 胀拉材料研究的进展[J]. 材料导报, 2003, **17**(1): 8-10. (Wei Gaoyuan. Advances in research on auxetic materials[J]. *Materials Review*, 2003, **17**(1): 8-10. (in Chinese))

[5] Lakes R. Deformation mechanisms in negative Poisson's ratio materials: structural aspects[J]. *Journal of Materials Science*, 1991, **26**: 2287-2292.

[6] Grima J N, Gatt R, Alderson A, et al. On the potential of connected stars as auxetic systems[J]. *Molecular*

- Simulation*, 2005, **31**(13): 925-935.
- [7] Grima J N, Evans K E. Auxetic behavior from rotating squares[J]. *Journal of Materials Science Letters*, 2000, **19**: 1563-1565.
- [8] 姚谦, 杨钊, 王昕, 等. 力学超结构设计方法研究进展[J]. 应用数学和力学, 2024, **45**(8): 974-1000. (Yao Qian, Yang Zhao, Wang Xin, et al. A review of design methods for mechanical metastructures[J]. *Applied Mathematics and Mechanics*, 2024, **45**(8): 974-1000. (in Chinese))
- [9] Zhong S, Zhang K, Wang D, et al. Shedding light on “Black Box” machine learning models for predicting the reactivity of HO radicals toward organic compounds[J]. *Chemical Engineering Journal*, 2021, **405**: 126627.
- [10] 刘溢凡, 马小敏, 王志勇, 等. 基于 ANN 的混凝土均匀化方法解析解[J]. 应用数学和力学, 2024, **45**(5): 554-570. (Liu Yifan, Ma Xiaomin, Wang Zhiyong, et al. Analytical solution of the concrete homogenization method based on the ANN[J]. *Applied Mathematics and Mechanics*, 2024, **45**(5): 554-570. (in Chinese))
- [11] 何明洋, 傅广, 靳尚坤, 等. 基于机器学习的多孔材料力学性能预测研究进展[J]. 复合材料学报, 2025, **42**(8): 4311-4338. (He Mingyang, Fu Guang, Jin Shangkun, et al. Research progress in prediction of mechanical properties of porous materials based on machine learning[J]. *Acta Materiae Compositae Sinica*, 2025, **42**(8): 4311-4338. (in Chinese))
- [12] Tian J, Tang K, Chen X, et al. Machine learning-based prediction and inverse design of 2D metamaterial structures with tunable deformation-dependent Poisson's ratio[J]. *Nanoscale*, 2022, **14**(35): 12677-12691.
- [13] Wang H, Xiao S H, Zhang C. Novel planar auxetic metamaterial perforated with orthogonally aligned oval-shaped holes and machine learning solutions[J]. *Advanced Engineering Materials*, 2021, **23**(7): 2100102.
- [14] 马佩, 张君华, 权铁汉. 基于机器学习的负泊松比蜂窝的面内力学性能预测[J]. 复合材料学报, 2024, **41**(7): 3803-3812. (Ma Pei, Zhang Junhua, Quan Tiehan. Prediction of in-plane mechanical properties of auxetic honeycombs based on machine learning[J]. *Acta Materiae Compositae Sinica*, 2024, **41**(7): 3803-3812. (in Chinese))
- [15] Chang Y, Wang H, Dong Q. Machine learning-based inverse design of auxetic metamaterial with zero Poisson's ratio[J]. *Materials Today Communications*, 2022, **30**: 103186.
- [16] 丁晨, 赵喜东, 亓昌, 等. 弧形双箭头蜂窝动态冲击平台应力神经网络预测方法[J]. 工程力学, 2025, **42**(7): 265-272. (Ding Chen, Zhao Xidong, Qi Chang, et al. Neural network prediction method for dynamic crushing plateau stress of circular double arrowed honeycomb[J]. *Engineering Mechanics*, 2025, **42**(7): 265-272. (in Chinese))
- [17] 刘振涛. 机器学习辅助超弹性多孔材料的结构设计[D]. 绵阳: 西南科技大学, 2023. (Liu Zhentao. Structure design of hyperelastic porous materials with machine learning[D]. Mianyang: Southwest University of Science and Technology, 2023. (in Chinese))
- [18] 周建新, 王鸿滔. 基于相似日理论和改进 PSO-LSTM 模型的风电短期出力预测[J]. 中国工程机械学报, 2024, **22**(4): 447-451. (Zhou Jianxin, Wang Hongtao. Short-term wind power prediction based on similar day theory and improved PSO-LSTM model[J]. *Chinese Journal of Construction Machinery*, 2024, **22**(4): 447-451. (in Chinese))