

机器学习在复合材料力学领域的应用研究进展

冯岳 蔡大星 何嘉俊 洪钧 方超 陈云霞 徐珍珍 胡侨乐

Research progress in the application of machine learning in the mechanics of composite materials

FENG Yue, CAI Daxing, HE Jiajun, HONG Jun, FANG Chao, CHEN Yunxia, XU Zhenzhen, HU Qiaole

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13801/j.cnki.fhclxb.20250217.008>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于深度学习的短纤维增强聚氨酯复合材料性能预测

Prediction of properties of short fiber reinforced urethane polymer composites based on deep learning

复合材料学报. 2019, 36(6): 1413–1420 <https://doi.org/10.13801/j.cnki.fhclxb.20180821.001>

4D打印复合软材料力学性能预测研究进展

Research progress on prediction of mechanical properties of 4D printing soft composite

复合材料学报. 2021, 38(6): 1651–1668 <https://doi.org/10.13801/j.cnki.fhclxb.20210106.001>

深海纤维增强树脂复合材料圆柱耐压壳力学性能的研究进展

Research progress on mechanical properties of deep-sea fiber reinforced resin composite cylindrical pressure shells

复合材料学报. 2020, 37(1): 16–26 <https://doi.org/10.13801/j.cnki.fhclxb.20190929.003>

液相夹杂复合软材料的设计、制备与力学性能研究进展

Design, fabrication and mechanical properties of soft composites with liquid inclusions

复合材料学报. 2021, 38(1): 1–15 <https://doi.org/10.13801/j.cnki.fhclxb.20200909.003>

复合材料连续损伤力学模型在螺栓接头渐进失效预测中的应用

Application of continuum damage mechanics model for composites in progressive failure prediction of bolted joints

复合材料学报. 2020, 37(8): 2065–2075 <https://doi.org/10.13801/j.cnki.fhclxb.20191030.004>

珍珠母及其仿生复合材料力学行为的研究进展

Recent progress on mechanical behaviors of nacre and its bio-inspired composites

复合材料学报. 2021, 38(3): 641–667 <https://doi.org/10.13801/j.cnki.fhclxb.20201208.002>



扫码关注微信公众号，获得更多资讯信息

机器学习在复合材料力学领域的应用研究进展



分享本文

冯岳¹, 蔡大星¹, 何嘉俊¹, 洪钧¹, 方超², 陈云霞², 徐珍珍^{*1}, 胡侨乐^{*1,2}

(1. 安徽工程大学 纺织服装学院, 芜湖 241000; 2. 奇瑞新能源汽车股份有限公司, 芜湖 241000)

摘要: 复合材料因其优异的综合性能在众多领域有广泛的应用。然而, 随着复合材料的组成、结构和性能要求变得愈加复杂, 以实验研究和计算模拟等复合材料领域传统研究方法, 面临成本高、周期长、数据需求大、模型复杂和可解释性不足等问题。机器学习 (Machine learning, ML) 方法作为一种人工智能技术, 具有自动学习能力、高维数据处理能力、分析预测和分类决策能力, 能有效解决上述传统复合材料研究方法存在的问题, 被认为是复合材料结构设计、分析与预测中的一种新兴技术, 已成为复合材料研究领域的发展趋势。本文综述并评价了 ML 方法应用于复合材料力学领域的最新研究成果, 重点关注复合材料力学性能预测、结构优化设计和损伤检测 3 个方面的研究进展, 并对其未来发展方向进行了讨论和展望。

关键词: 复合材料; 机器学习; 性能预测; 力学性能; 损伤检测

中图分类号: TB332

文献标志码: A

文章编号: 1000-3851(2025)09-4885-18

Research progress in the application of machine learning in the mechanics of composite materials

FENG Yue¹, CAI Daxing¹, HE Jiajun¹, HONG Jun¹, FANG Chao², CHEN Yunxia²,
XU Zhenzhen^{*1}, HU Qiaole^{*1,2}

(1. School of Textile and Garment, Anhui Polytechnic University, Wuhu 241000, China; 2. Chery New Energy Automobile Co., Ltd., Wuhu 241000, China)

Abstract: Composite materials have wide applications in many fields due to their excellent comprehensive properties. However, as the complexity of the components, structures, and performance requirements of composite materials has increased, the traditional research methods in the composite materials field, such as experimental studies and computational simulations, face problems such as high cost, long research cycle, high data requirements, complex modeling and poor interpretability. Machine learning (ML) methods, as an artificial intelligence technology, have the ability of automatic learning, high-dimensional data processing, analysis and prediction, and classification and decision-making, which can effectively solve the problems existing in traditional composite materials research methods and are considered a new technology in composite materials structure design, analysis, and prediction. It has become a trend in the field of composite materials research. This paper reviews and evaluates the latest research achievements of ML methods applied to the composite materials field, focusing on the research progress in composite material mechanical property prediction, structure optimization design, and damage detection, and discusses and prospects its future development direction.

Keywords: composite materials; machine learning; performance prediction; mechanical properties; damage detection

收稿日期: 2024-11-27; 修回日期: 2025-01-20; 录用日期: 2025-02-10; 网络首发时间: 2025-02-17 18:26:35

网络首发地址: <https://doi.org/10.13801/j.cnki.fhclxb.20250217.008>

基金项目: 安徽工程大学引进人才科研启动基金 (2020YQQ043); 校级科研项目 (Xjky2020049); 安徽省教育厅重点项目 (2022AH0509901)

Scientific Research Foundation for High-level Talents of Anhui Polytechnic University (2020YQQ043); University-level Research Projects of Anhui Polytechnic University (Xjky2020049); Department of Education Key Projects of Anhui Provincial (2022AH0509901)

通信作者: 徐珍珍, 博士, 教授, 硕士生导师, 研究方向为智能纺织品及高性能复合材料 E-mail: xuzhenzhen@ahpu.edu.cn;

胡侨乐, 博士, 讲师, 硕士生导师, 研究方向为复合材料结构性能设计及回收再利用 E-mail: huqiaole@ahpu.edu.cn

引用格式: 冯岳, 蔡大星, 何嘉俊, 等. 机器学习在复合材料力学领域的应用研究进展 [J]. 复合材料学报, 2025, 42(9): 4885-4902.

FENG Yue, CAI Daxing, HE Jiajun, et al. Research progress in the application of machine learning in the mechanics of composite materials[J]. Acta Materiae Compositae Sinica, 2025, 42(9): 4885-4902(in Chinese).

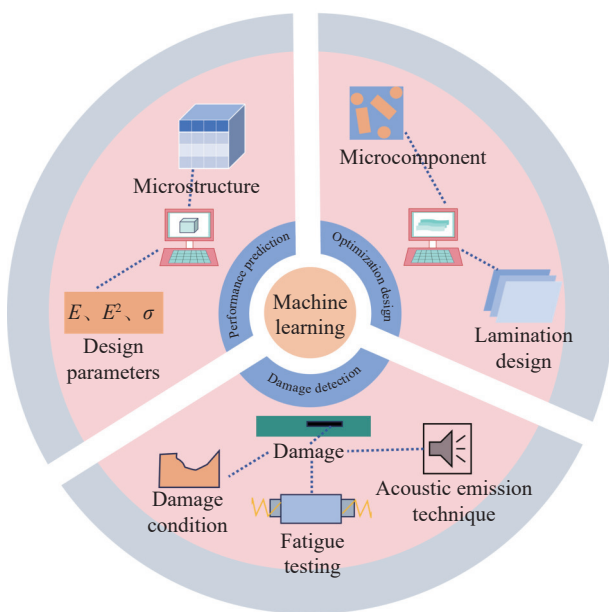
复合材料由于其高强度与密度比以及出色的耐腐蚀性,已经成为航空航天、汽车制造、建筑工程和体育器材等行业的首选材料。据统计,2022年全球复合材料市场规模为6 771亿元,近五年年均复合增长率为9.81%,2023年全球复合材料市场规模增至7 435亿元,2024年预计将增至8 164亿元^[1]。这一趋势凸显了复合材料在高性能要求领域的重要性。因此,如何通过复合材料的性能预测实现卓越的力学性能?如何通过复合材料优化设计降低制造成本?如何通过对复合材料的损伤检测提升复合材料的使用寿命?这些问题是大数据时代背景下,复合材料领域研究者们所面临的新的机遇和挑战。

传统的复合材料设计方法依赖经验和试验,但面对不断提升的性能指标和复杂的工作条件,这些方法的局限性愈发显现^[2]:(1)实验观测不足:实验设备和技术的限制导致难以全面、准确地观测复合材料的微观结构和性能;(2)理论模型缺乏:现有的理论模型难以全面描述复合材料的复杂行为,特别是在多尺度、多物理场耦合的情况下;(3)数值分析受限:数值模拟需要大量计算资源,且对模型的精度和稳定性有较高要求;(4)结果验证困难:实验结果和数值模拟结果的验证需要大量的对比实验,成本高且耗时长。机器学习(Machine learning, ML)是人工智能(AI)技术的一个子领域^[3],能够从海量数据中自动学习并做出预测或决策,具有识别隐藏数据趋势和模式的能力,随时间推移结果愈发精准,并且,它能在动态、复杂环境中处理各种数据格式,提高效率 and 降低错误率。在复合材料领域,ML技术能够通过分析大量数据,揭示复合材料性能与结构之间的内在联系,进而实现对复合材料性能的精确预测与优化,不仅加速了研发进程,解决了传统复合材料研究中的周期长的问题,ML技术结合数值模拟还可以减少试错过程,节省实验资源和时间,解决了传统复合材料研究中的成本高的问题^[4]。同时,ML还能协助研究者深入了解复合材料在复杂环境与载荷条件下的响应机制,为复合材料设计与损伤检测提供科学依据。

ML在复合材料力学领域呈现出广阔的应用前景:(1)在复合材料力学性能预测方面^[5],通过实验和模拟获得的参数或微观结构图像,结合ML方法挖掘参数-性能或微观结构-性能的关系,可以建立由参数或微观图像到性能的快速响应;(2)在

复合材料优化设计方面^[6],无需依赖经验与试错,可以自动调整复合材料的各种参数找到最优解,自动化生成设计方案;(3)在复合材料损伤检测方面^[7],可以结合多种传感技术与复合材料状态之间的关系,分析损伤数据,快速识别损伤类型,实现对复合材料状态的检测。

本文围绕着ML在复合材料力学领域的应用,介绍了复合材料力学领域主要的ML方法,综述了ML方法在复合材料力学性能预测、优化设计、损伤检测3个方面研究的应用现状,并对ML在复合材料力学领域的应用进行总结、探讨与展望。全文内容如图1所示。



E —Elastic modulus; E^2 —Feature engineering; σ —Standard deviation

图1 复合材料力学领域的机器学习

Fig. 1 Machine learning in the field of composite mechanics

1 机器学习与复合材料

1.1 机器学习

ML是一种让计算机通过数据自动学习的技术。这种技术允许计算机从数据中自动发现规律和模式,并根据这些规律和模式进行预测和决策。ML属于人工智能的一个子领域,它鼓励使用算法学习廉价计算,并引起了广泛的学术学科的关注。ML以数据驱动的模式替代传统研究中的数学力学模型,直接由高维高通量数据建立变量间的复杂关系,捕捉传统力学研究方法难以发现的规律,在复杂系统的分析、预测、优化方面拥有与生俱来的优势^[8]。

ML算法主要可以分为监督学习、非监督学习和强化学习3种类型。其中,监督学习和非监督学习是最常用的ML算法。在监督学习中,算法通过分析带有标签的训练数据来学习输入和输出之间的映射关系,从而实现对新数据的预测和决策。常见的监督学习算法包括线性回归、逻辑回归和支持向量机等。非监督学习则主要处理没有标签的训练数据,通过聚类、降维等操作来发现数据中的结构和模式,常见的非监督学习算法有K均值聚类和主成分分析等^[9]。

1.2 复合材料力学领域的机器学习步骤

复合材料力学领域的ML步骤主要分为三步^[8](图2):第一步,数据的获取与处理,一般从相关复合材料数据库、数值模拟以及实验数据中获取工程常数、力学性能数据、微观结构参数等,对

数据进行合理的预处理,有助于获得更精准的模型,一般按一定比例将数据集划分为训练集和测试集。第二步,根据问题的特点选择合适的ML模型,如线性回归、支持向量机、神经网络等。然后,使用提取的特征和对应的目标变量(如复合材料的力学性能、热性能等)对模型进行训练,并结合均方根误差(RMSE)、均方误差(MSE)、决定系数(R^2)等指标评估模型准确性,若模型性能评估结果满足条件,则执行下一步;反之,根据结果不断调优和改进(如调整超参数)或者对数据集进一步处理,重新训练模型结构,直到满足评估条件^[9]。最后一步,利用数据集中的测试集测试训练完成后的模型性能并进行对比分析,得到复合材料性能指标的预测值。这些预测值可以为复合材料的性能预测、优化设计和损伤检测提供指导。

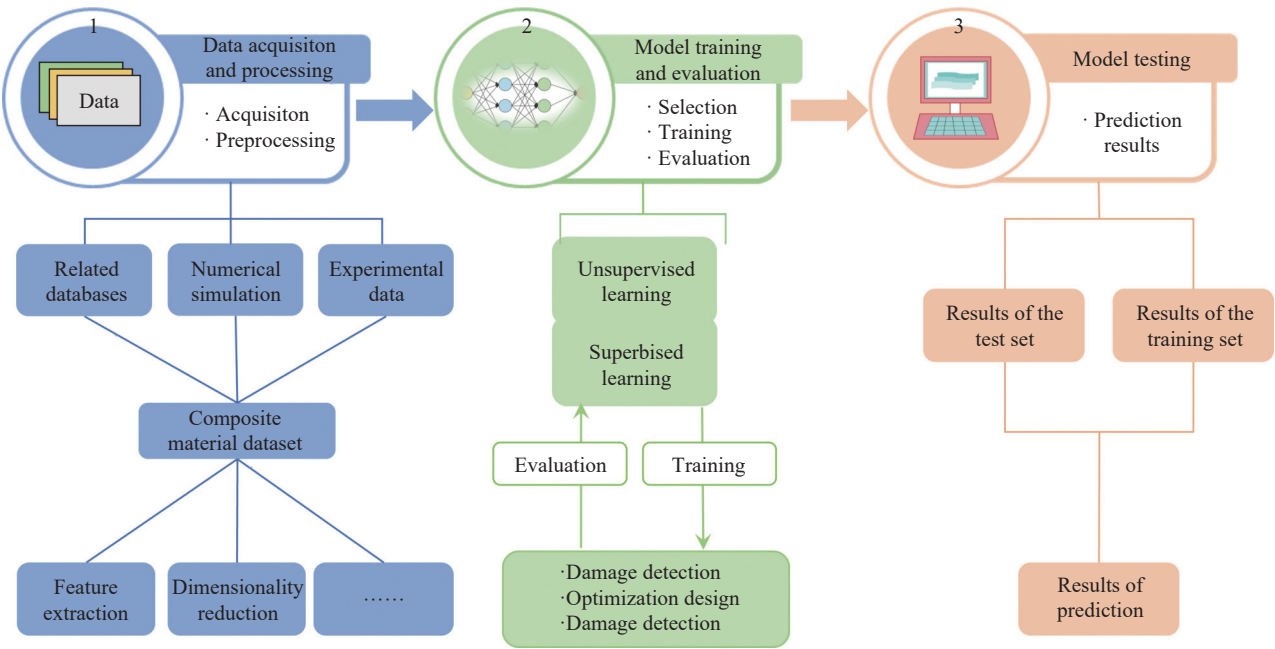


图2 复合材料力学领域机器学习步骤

Fig. 2 Machine learning steps in the field of composite mechanics

1.3 复合材料力学领域常见机器学习算法

在复合材料力学领域,机器学习算法被广泛应用于性能预测、损伤检测、材料设计优化等多个方面,其中K邻近(KNN)^[10]、决策树(DT)^[11]、支持向量机(SVM)^[12]和随机森林(RF)^[13]是较为常用且简单的算法,具有准确性高、可解释性和泛化能力强等优点,而神经网络^[14]多用于处理更为复杂的复合材料数据集。表1是一些常见的机器学习算法及其在复合材料力学领域的应用。

复合材料的力学性能和行为受到多种复杂因素的影响,包括微观结构、材料组成、加工条件等,这些因素之间的相互作用往往难以用简单的机器学习方法准确预测。神经网络算法在处理复杂数据、自动特征提取、强大的非线性建模能力以及良好的泛化能力等方面的优势,可以用于建立复杂的非线性模型,预测复合材料的力学性能和行为。神经网络可以根据其结构和功能被分类为多种类型,表2是一些常见的神经网络分类^[15-18]。

表 1 常用机器学习算法
Table 1 Common machine learning algorithms

算法名称	定义	优点	缺点	复合材料中的应用场景
K近邻(KNN) ^[10]	实例学习算法, 基于最近邻标签预测	简单直观, 无需训练	计算量大, 特征缩放敏感	损伤检测, 疲劳寿命预测
决策树(DT) ^[11]	通过决策规则推断目标值	易于理解, 处理多种数据	易过拟合, 对噪声敏感	分类、性能预测、设计优化
支持向量机(SVM) ^[12]	寻找最优分割超平面的分类器	高维表现佳, 泛化能力强	计算成本高, 参数敏感	强度和刚度预测
随机森林(RF) ^[13]	集成多个决策树的预测结果	准确性高, 抗过拟合	训练慢, 解释性差	缺陷识别, 性能预测
神经网络 ^[14]	多层节点学习非线性关系	处理复杂模式, 适用于大数据	数据和计算资源需求大	微观结构分析, 性能预测

表 2 常见的神经网络分类
Table 2 Common classification of neural networks

类型	定义	优点	缺点	复合材料中的应用场景
人工神经网络(ANN) ^[15]	模拟复杂非线性关系的多神经元网络	灵活, 适用于多种学习任务	训练难度大, 参数多	综合预测材料性能
卷积神经网络(CNN) ^[16]	处理图像等网格数据的网络	强大的图像特征提取能力	参数多, 计算量大	微观结构分析, 缺陷检测
深度神经网络(DNN) ^[17]	多层前馈网络, 学习复杂模式	强大的非线性拟合能力	需要大量数据和计算资源	力学性能预测, 结构设计
循环神经网络(RNN) ^[18]	处理序列数据的网络	处理时间序列数据能力强	难以处理长序列数据	疲劳寿命预测, 损伤模拟
长短期记忆网络(LSTM) ^[18]	处理长期依赖关系的RNN	有效处理长期依赖问题	模型复杂, 训练成本高	长期性能预测, 健康监测
生成对抗网络(GAN) ^[18]	生成器与判别器的对抗网络	能生成高质量数据样本	训练困难, 对设计要求高	新结构生成, 模拟实验数据

2 复合材料力学性能预测

复合材料的力学性能预测是该领域的一个重要研究方向。传统的方法往往需要大量的试验和模拟, 而 ML 可以通过对大量的复合材料数据进行训练和学习, 建立预测模型, 通过判断 R^2 、RMSE 或 MSE (R^2 越接近 1 或者 RMSE 和 MSE 越小, 模型准确性越高), 从而准确地预测复合材料的力学性能。这种基于 ML 的力学性能预测方法不仅可以大大节省实验成本和时间, 还可以提高预测的准确性。

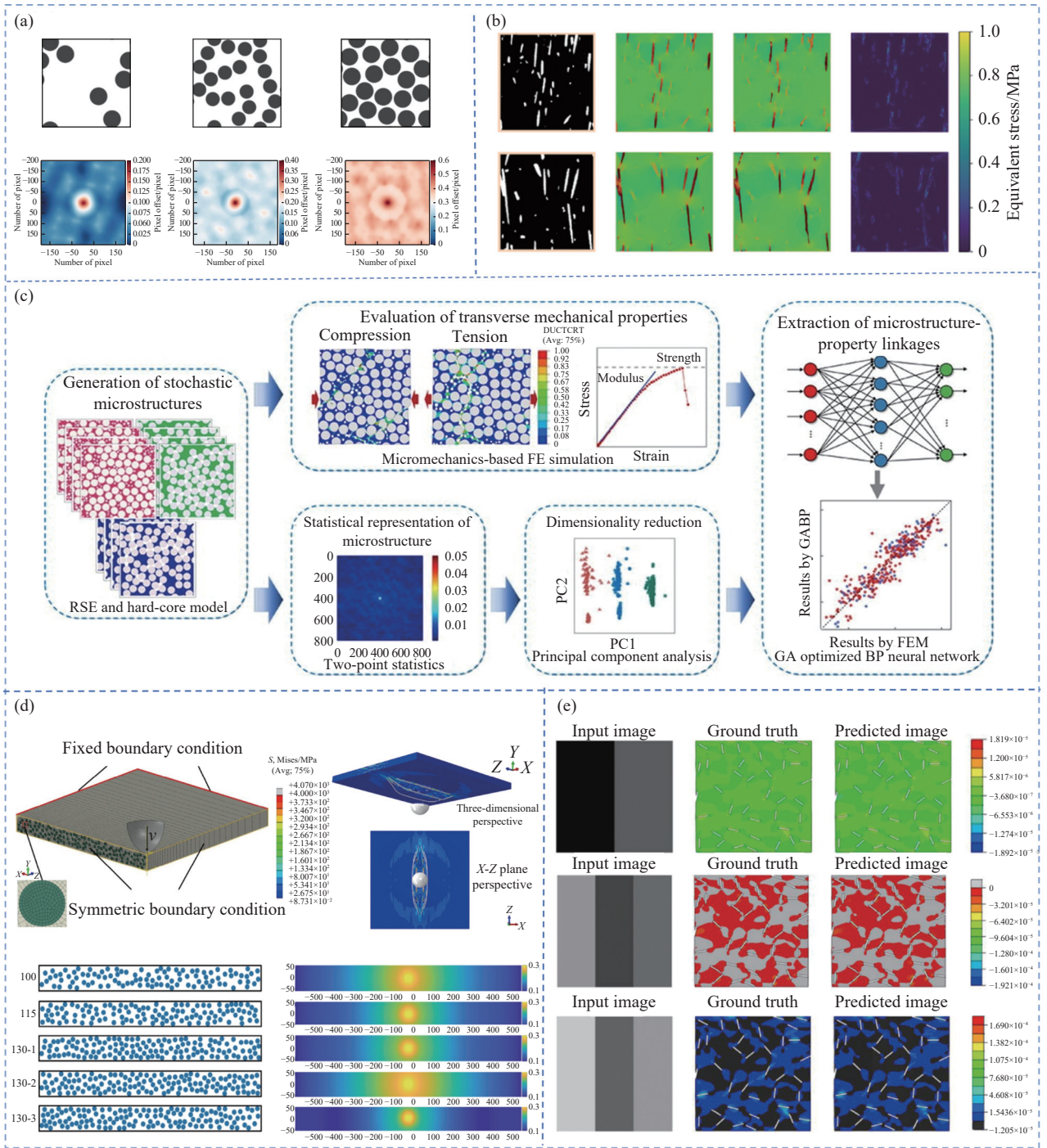
2.1 ML 与 FEM 结合预测复合材料力学性能

ML 与有限元方法 (FEM) 结合用于预测复合材料力学性能的研究已经取得了一些进展 (图 3)。Pathan 等^[19]通过主成分分析 (PCA) 和有限元分析 (FEA) 模拟, 使用梯度提升回归树模型 (GBRT) 实现了对单向排列 (UD) 纤维复合材料的宏观弹性刚度和屈服强度的预测。Khan 等^[20]通过使用 FEM 数据和微结构图像的配对数据, 训练了一个条件生成对抗网络 (CGAN) 模型, 预测风能叶片胶合复合材料应力分布, 结果表明, 即使训练数据有限, 也能获得良好的预测结果。Li 等^[21]结合 FEM 提取了微观结构与复合材料力学性能之间的关联,

使用遗传算法 (GA) 优化的反向传播 (BP) 神经网络, 实现了对横向弹性模量、横向拉伸强度和横向压缩强度的预测。Lei 等^[22]利用 GBR、RF 和 SVM 算法对单向纤维增强复合材料板 (UD-FRCP) 进行 FEM, 实现了对 UD-FRCP 弹道抗冲击性能的预测。Gupta 等^[23]通过使用基于图像的卷积神经网络 (CNN) 算法, 结合 FEM, 实现了对复合材料中不同微观结构配置下的应力场的全场预测。总的来说, ML 与 FEM 的结合为复合材料力学性能预测提供了一个高效、准确、成本效益高的方法, 有助于加速复合材料的力学性能预测速度, 并推动复合材料力学性能优化。

2.2 深度学习算法预测复合材料力学性能

深度学习是 ML 的一个子领域, 深度学习算法在基于微观结构的复合材料力学性能预测和基于设计参数的复合材料力学性能预测方面均取得了一定进展。在基于微观结构的复合材料力学性能应用领域, 钱奇伟等^[24]采用基于深度学习的语义分割算法对二维 XCT 图像进行训练, 实现对试件三维微观组分和缺陷的智能识别和分割。王吉玲等^[25]通过人工神经网络 (ANN) 算法, 构建了空间随机分布、层内随机分布和定向排列 3 种形式



RSE—Random sequential expansion; DUCTCRT—Ductile criterion; PC1, PC2—Principal component 1, 2; GABP—Genetic algorithm-optimized back-propagation; GA—Genetic algorithm; BP—Back-propagation

图3 有限元(FEM)模拟复合材料微观结构与机器学习(ML)技术结合预测复合材料宏观性能: (a) 预测纤维复合材料的宏观弹性刚度和屈服强度^[19]; (b) 预测风能叶片胶合复合材料应力分布^[20]; (c) 预测复合材料横向弹性模量、横向拉伸强度和横向压缩强度^[21]; (d) 预测复合材料抗冲击性能^[22]; (e) 预测不同不同微观结构配置下的应力场^[23]

Fig. 3 Using finite element method (FEM) to simulate the microstructure of composite materials combined with machine learning (ML) technology to predict the macroscopic properties of composite materials to predict the macroscopic elastic stiffness and yield strength of fiber composite materials^[19] (a), to prediction of stress distribution of wind energy blade laminated composite^[20] (b), to predict the transverse elastic modulus, transverse tensile strength and transverse compressive strength of composite materials^[21] (c), to predict the impact resistance of composite materials^[22] (d), and to predict different stress field under different microstructure configurations^[23] (e)

的短纤维增强复合材料力学性能预测代理模型，结果表明，每个代理模型都能够快速预测不同参数组合下复合材料的等效弹性性能，拟合优度达到 0.98 以上。Hamza 等^[26]提出的基于多深度学习的框架能够高效、自动地重建陶瓷基复合材料 (CMC) 微观结构，并生成高保真度的统计等效代表性体积单元 (SRVE)，为 CMC 的力学行为预测和设计提供了新的工具和方法。Li 等^[27]通过图像建模和深度学习的方法，研究了如何准确预测非均质材料的有效力学性能，成功建立了页岩样本的细观结构与其宏观等效模量之间的映射关系。

在基于设计参数的复合材料力学性能预测领

域，闫海等^[28]通过 CNN 算法研究了平面随机分布短纤维增强聚氨酯复合材料的有效弹性参数预测，结果表明，CNN 模型能更好地学习图像样本的内部特征，得到更加精确的预测结果。Yang 等^[29]采用主成分分析 (PCA) 和 CNN 预测了二元复合材料在整个失效路径上的应力-应变曲线，根据材料宏观表征量 (如弹性模量、强度和韧性) 衡量神经网络模型性能时，预测的平均绝对误差小于数据集数值范围的 10%，所建模型具有较高准确度。Wang 等^[30]通过 ML 框架结合 FEM 预测了多层结构织物橡胶复合密封件的密封性能和力学性能 (图 4)。

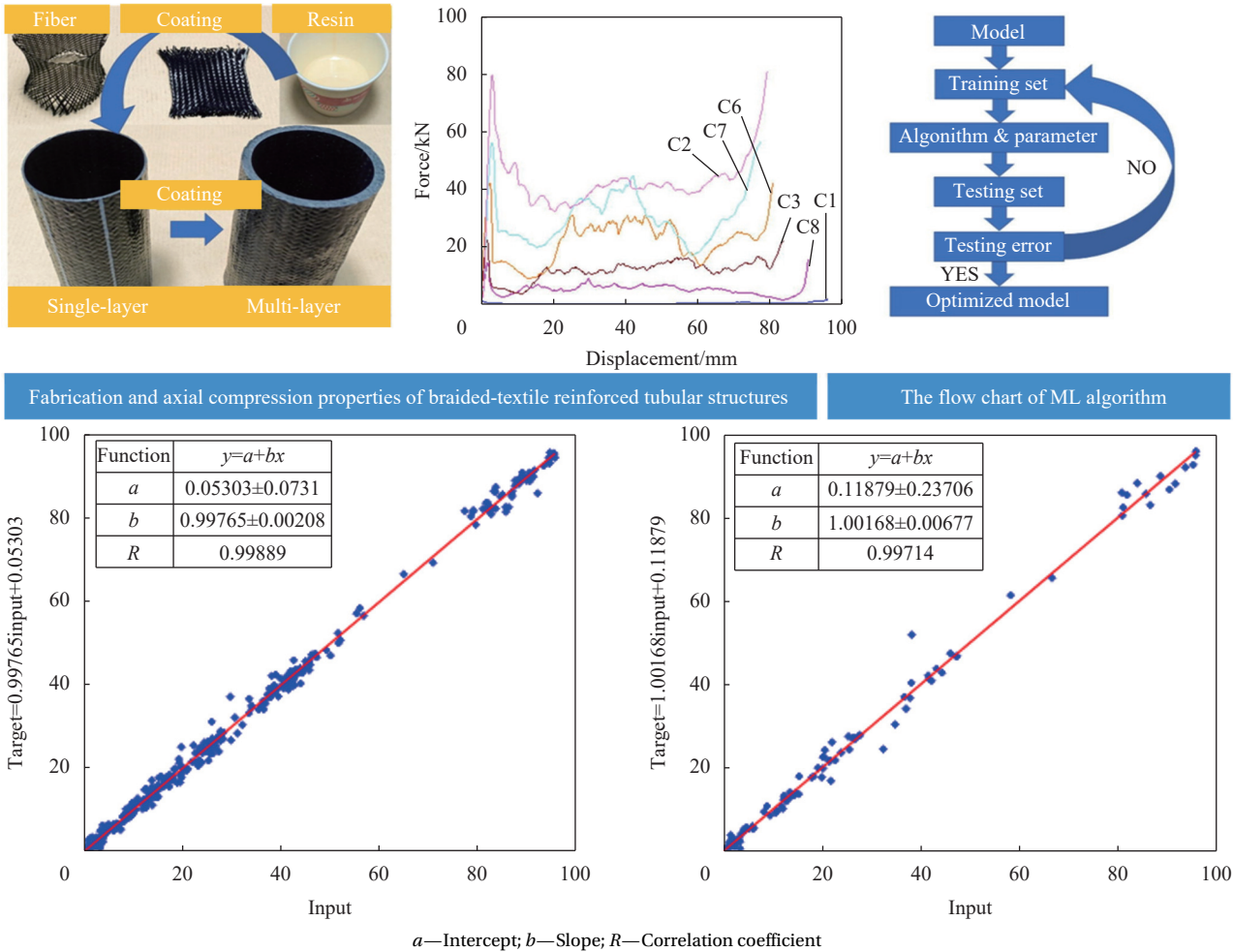


图 4 ML 预测多层结构织物橡胶复合密封件的密封性能和力学性能^[30]

Fig. 4 ML prediction of sealing properties and mechanical properties of multi-layer fabric rubber composite seals^[30]

Haddad 等^[31]利用神经网络 (NN) 方法对纤维增强聚合物 (FRP) 复合材料的 FRP-混凝土粘结强度进行了预测，结果表明，预测和实际结合强度之间存在很强的线性关系。Fan 等^[32]结合 FEM 和

CNN 算法阐明具有不同堆叠序列的复合材料的过程诱导变形 (PID) 轮廓，结果表明，尾舵结构的 PID 评估准确率为 96%，CNN 模型用 9.67 s 完成快速预测。Li 等^[33]通过训练深度神经网络 (DNN) 模

型, 实现了对带缺口层压板许用载荷的高效准确预测(图 5)。综上所述, 深度学习在复合材料力学性能预测中取得了显著进展, 实现了对复合材料微观结构和设计参数的智能识别与性能预测, 为复合材料的设计和应用提供了新的工具和方法。

2.3 多种 ML 法比较预测复合材料力学性能

众多研究利用多种 ML 算法比较预测复合材料力学性能来得到最佳预测模型。根据不同的研究 and 应用场景, 不同 ML 算法展现出的优势和效果也不同。Kim 等^[34]对编织复合材料进行了基于微观力学的多尺度分析, 获得了拉伸、压缩和剪切载荷下的应力-应变曲线数据库, 将该数据作为 DNN 的训练输入, 研究表明, DNN 预测与多尺度模拟结果重合度较高, 通过 DNN 模型进行材料性能预测所需时间成本较低。崔前红^[35]利用 KNN、DT 和 GBRT 算法, 结合 FEM 数据, 对单向板复合材料力学性能进行预测, 结果表明,

GBRT 模型测试集上对应的预测精度达 97% 以上。Karamov 等^[36]利用 ANN、RF 和 GBDT 算法对硬化断裂强度进行预测, 成功地预测了硬化复合材料的断裂强度, 并揭示了易测量力学性能与断裂强度之间的相关性。

Machello 等^[37]利用 DT、M5P 和 RF 等 ML 算法预测 FRP 拉伸强度保持率 (TSR), 结果表明, 基于 ML 的预测模型能够更准确地预测 FRP 复合材料在高温下的 TSR。Wang 等^[38]使用 FEM 结合 5 种 ML 方法, 研究了竹纤维增强棕榈油基树脂生物复合材料的拉伸性能(图 6(a)), 结果表明, GBDT 方法最适用于预测拉伸性能并分析强度重要特征。Kolev 等^[39]使用了 RF、GBDT、XGBoost、SVR、KNN 等 ML 模型预测复合材料的摩擦系数(图 6(b)), 结果表明, GBDT 模型在预测中表现最好。Champa-Bujaico 等^[40]结合实验数据和 3 种 ML 算法预测混合纳米复合材料的力学性能, 结果表明, ML 模

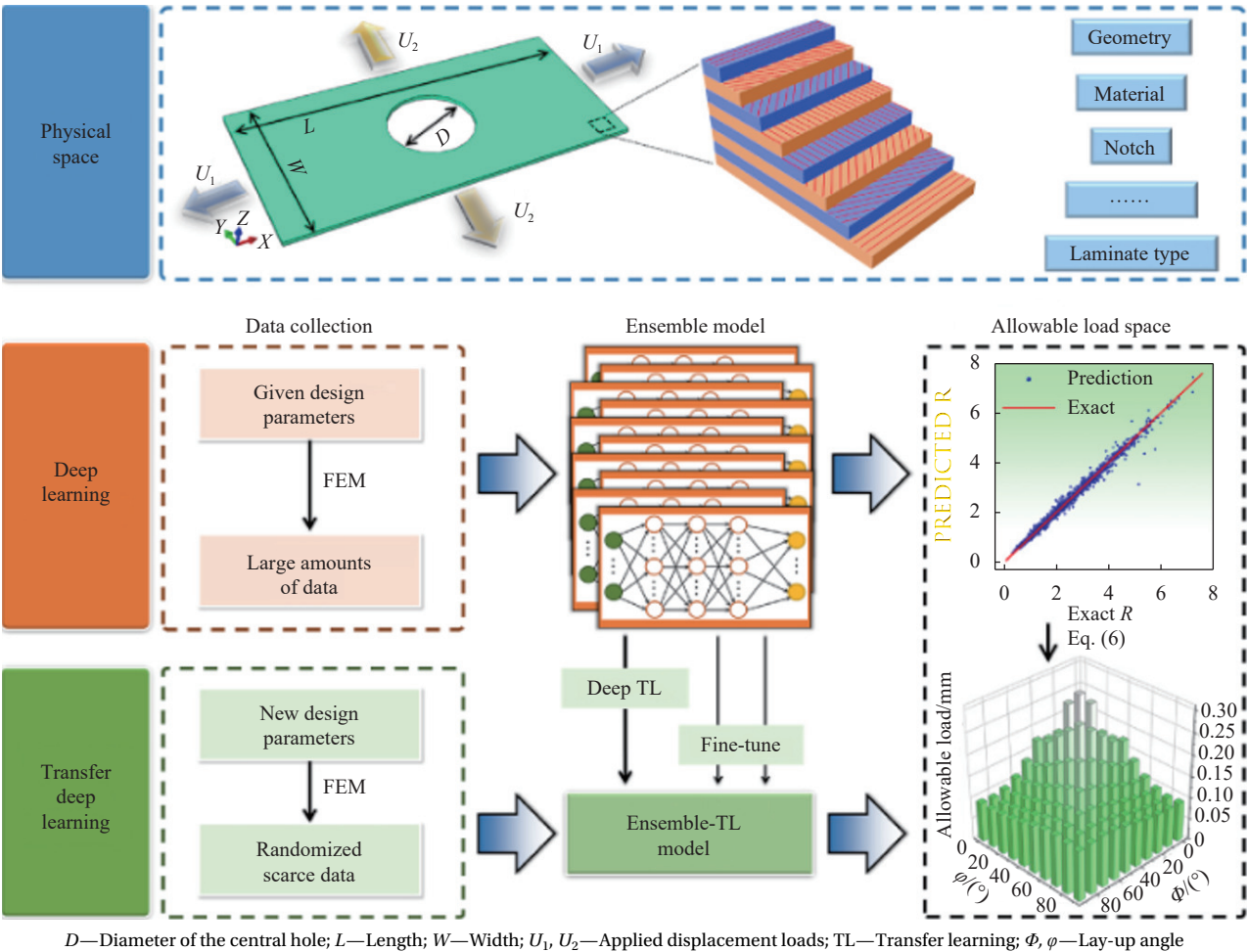
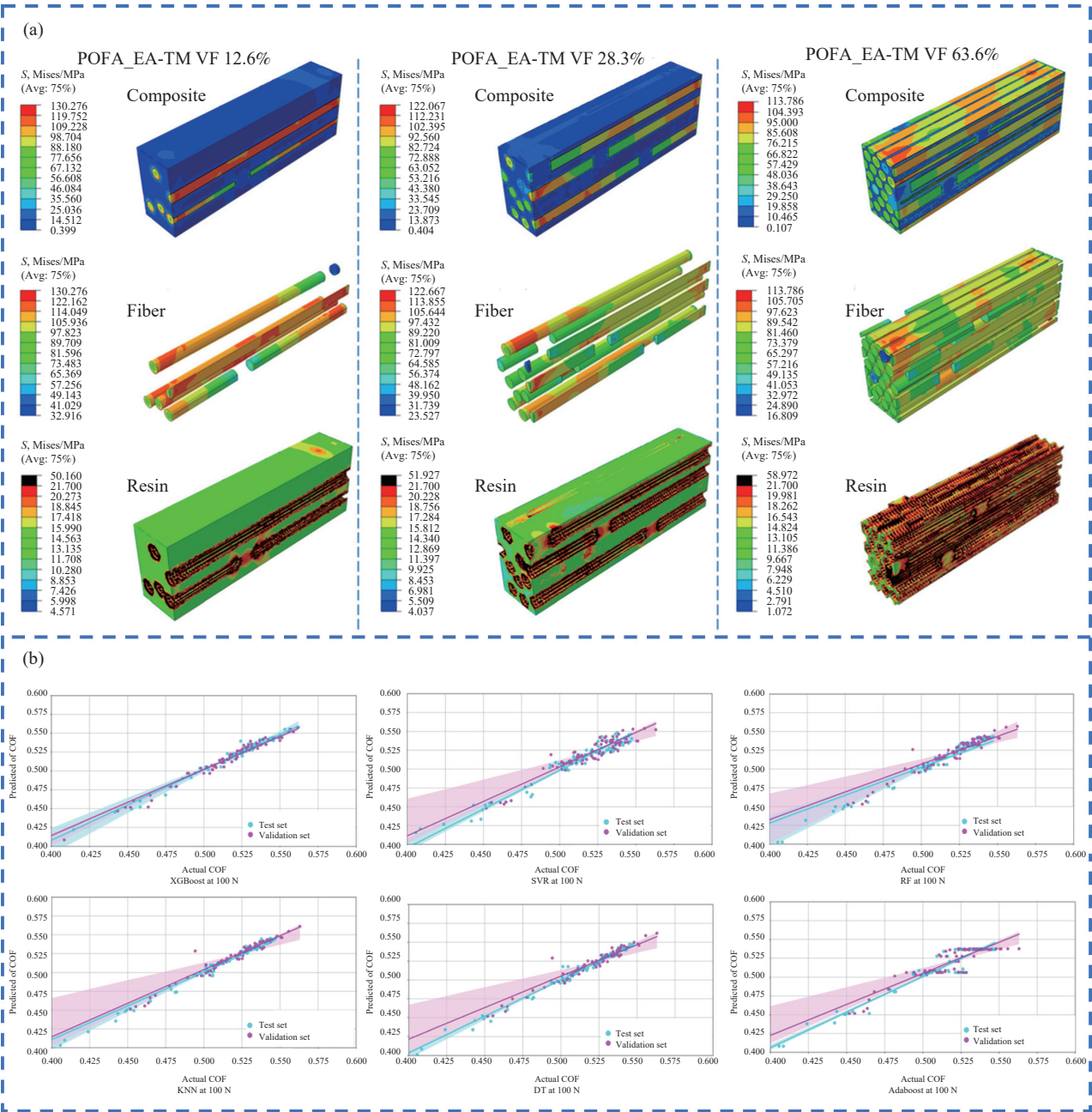


图 5 深度学习预测带缺口层压板许用载荷^[33]

Fig. 5 Prediction of allowable load on notched laminates by deep learning^[33]



POFA_EA-TM VF—Palm-oil-fatty-acid ethyl-acrylate tannic-methacrylate volume fraction; COF—Coefficient of friction
图6 多种 ML 方法比较预测复合材料性能: (a) RF、GBDT、RNN 等算法预测复合材料的拉伸性能^[38]; (b) RF、GBDT、XGBoost、DT 等算法预测复合材料的摩擦系数^[39]

Fig. 6 Comparison of various ML methods to predict the properties of composites: (a) Random forest (RF), Gradient boosting decision tree (GBDT), Recurrent neural network (RNN) algorithms to predict the tensile properties of composites^[38]; (b) Algorithms such as RF, GBDT, extreme gradient boosting (XGBoost), and decision tree (DT) predict the coefficient of friction of composite materials^[39]

型能够准确预测多尺度混合纳米复合材料的力学性能。Hiremath 等^[41]利用 4 种 ML 方法成功地预测了纤维层复合复合材料在低速冲击下的行为,并评估了不同层合结构、厚度和混合配置对冲击性能的影响。结果表明,机器学习模型可以有效地预测层合复合材料的冲击行为,并识别不同的失效模式。马佩等^[42]开发了两种多输入多输出的

ANN 模型,用于预测不同几何参数下负泊松比蜂窝结构的能量吸收特性,结果表明,两种神经网络模型均能够准确预测负泊松比蜂窝结构的力学性能。除此之外,ANN 还可以实现对玻璃纤维聚丙烯复合材料、短纤维增强聚丙烯复合材料、多层编织碳纤维环氧树脂增强复合材料等多种复合材料力学性能的精准预测^[43]。综上所述,不同的

机器学习算法在不同类型复合材料力学性能预测中各有优势,在具体应用时,要根据具体需求选择合适的算法以提高预测精度和效率。

3 复合材料设计优化

ML在复合材料的优化设计方面也具有广阔的应用前景。传统的优化方法往往需要根据经验和专家知识进行手动调整,而ML可以通过学习数据的模式和规律来自动优化复合材料的设计。通过建立适当的优化模型和算法,机器可以根据已有的设计数据和目标函数,在保证复合材料性能的前提下,自动搜索最佳设计解。这种基于ML的优化设计方法不仅可以提高设计的效率,还可以得到更优化的复合材料结构。

不同的神经网络算法常被广泛应用于复合材料的优化设计。Gu等^[44]结合FEM和CNN高效预测复合材料的力学性能,即使在训练过程中没有使用精确的性能信息,ML模型仍能够识别出具有高韧性和强度的复合材料设计方案(图7)。在复合材料的优化设计中应用最为广泛的神经网络算法是ANN(图8):Mairpady等^[45]采用响应面方法、ANN和GA算法来优化复合材料的力学性能,结果表明,可以显著提高纳米复合材料的断裂强度、屈服强度和杨氏模量。Fadlallah等^[46]利用ANN和粒子群优化(PSO)算法,为轻量级蜂窝夹层复合螺旋体行为预测和结构优化提供了仿真优化模型。Tan等^[47]利用两个ANN模型预测和优化复合材料热成型的工艺参数,结果表明,ANN模型可以在缺陷分析、造工艺优化和洞察力提取方面发挥作用。Vaddar等^[48]使用ANN等ML算法进行建模,研究了碳纳米管填充剂改善玻璃纤维-

环氧复合材料性能问题,结果表明ANN模型可以准确预测复合材料的温度和磨损行为。这些神经网络算法能够有效预测和优化复合材料的力学性能,提高其断裂强度、屈服强度和杨氏模量等关键性能指标,除此之外,这些算法不仅能够处理不完整的数据,还能在工艺优化方面提供帮助,从而显著提升复合材料设计和制造的效率与效果。

除了神经网络算法之外,Liao等^[49]建立理论指导的ML模型(TGML)模型,针对扭转或弯曲加载条件下的复合材料管的优化层压序列设计问题进行研究,结果表明,TGML在设计复合材料层压板时具有较高的效率和准确性。Han等^[50]融合3个ML模型,以优化碳基填料/聚合物纳米复合材料的层间韧性,预测材料性能并分析特征对性能的重要性来指导材料制备设计,缩短开发周期并降低成本。赵哲等^[51]利用ML中的GA算法与FEA相结合的方法对初始结构进行优化,找到最优的超材料结构参数,确保最优结构满足零刚度性能设计要求。Yan等^[52]结合ML和FEA,研究了编织织物增强管状结构的压缩性能,预测了其能量吸收特性(图9),并指导了复合材料管的设计。Liu等^[53]提出了U-Net深度学习方法,有效地重建3D编织复合材料模型,并具有较高的精度和计算效率,可用于3D编织复合材料的设计、分析和性能预测(图10)。Zhang等^[54]结合ML和FEA快速、准确地预测复合材料的屈曲行为,并揭示了微观结构和组分材料对屈曲行为的影响规律,为复合材料的设计和应用提供了理论指导。Balaji等^[55]基于神经网络的粘弹性本构模型,准确地预测热固性复合材料部件的形状畸变和内部

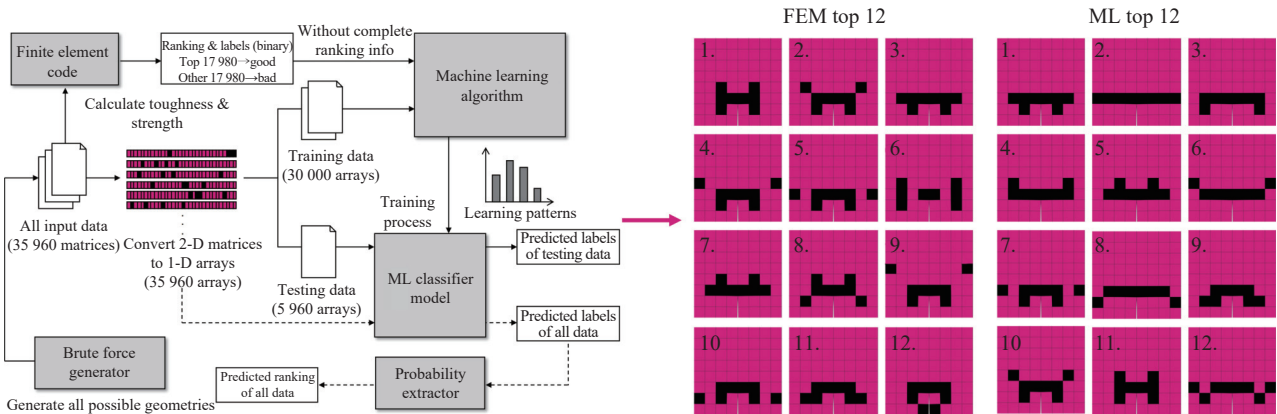
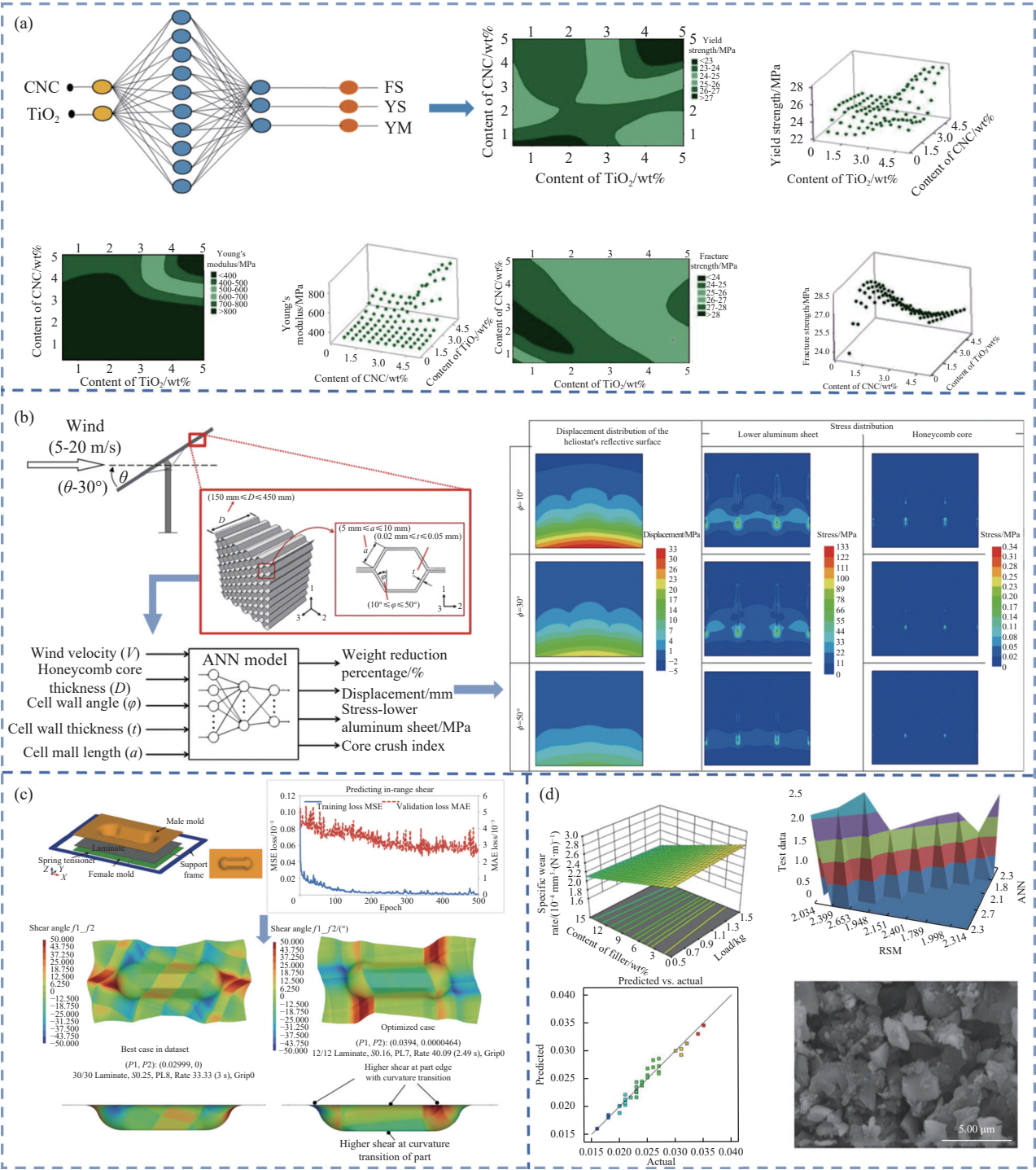


图7 CNN辅助识别具有高韧性和强度的复合材料设计^[44]

Fig. 7 Convolutional neural network (CNN) algorithm assist in the identification of composite material designs with high toughness and strength^[44]



CNC—Cellulose nanocrystals; FS—Fracture strength; YS—Yield strength; YM—Young's modulus; θ —Cell wall angle; P1—In-range nodes; P2—Excessive nodes; MAE—Mean absolute error; MSE—Mean squared error; RSM—Response surface methodology

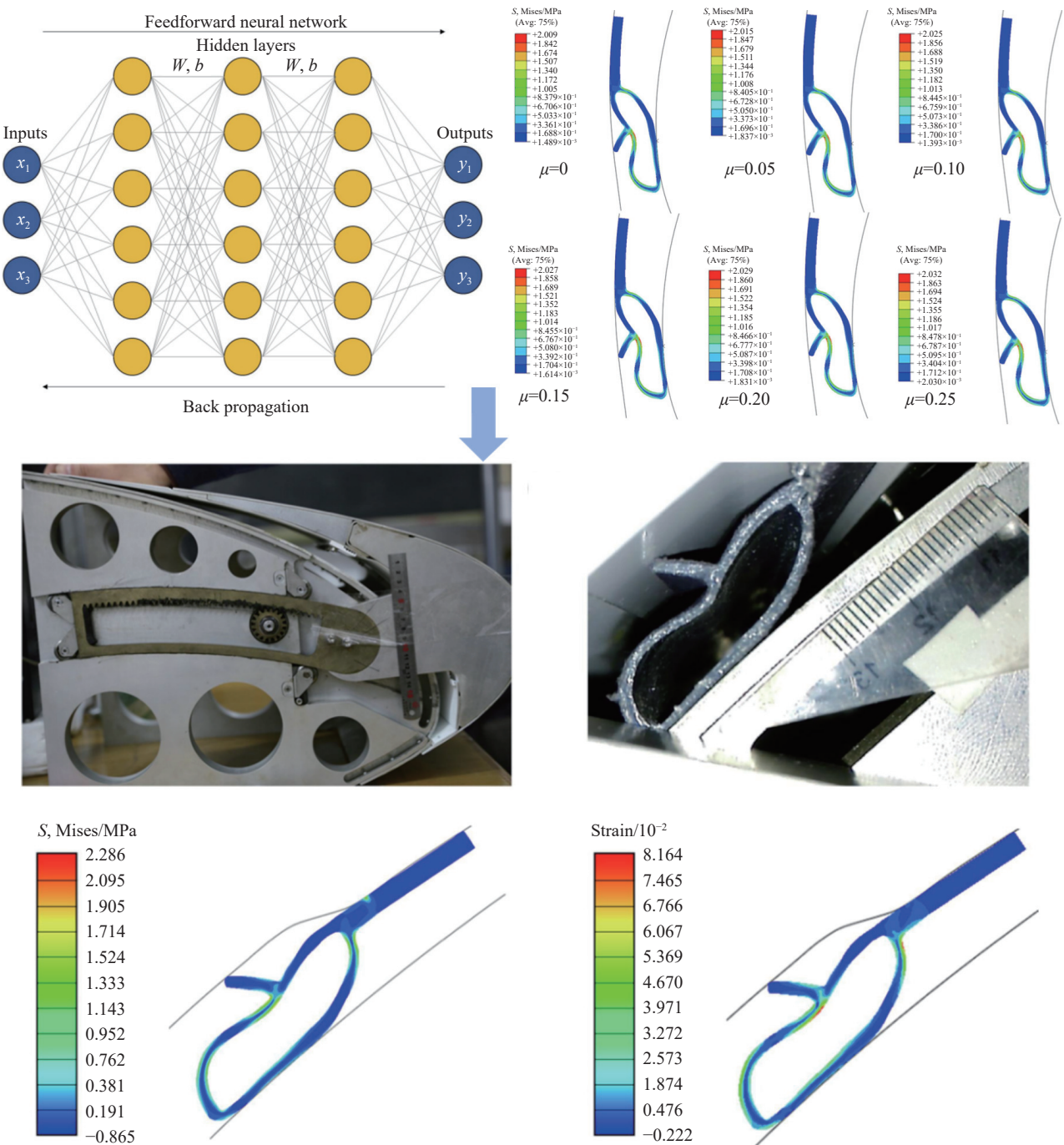
图 8 ANN 辅助复合材料优化设计: (a) 优化复合材料的力学性能^[45]; (b) 预测复合材料行为、优化复合材料结构^[46]; (c) 优化复合材料热成型的工艺参数^[47]; (d) 预测复合材料的温度和磨损行为^[48]

Fig. 8 Artificial neural network (ANN) algorithm assisted composite optimization design: (a) To optimize the mechanical properties of the composite^[45]; (b) To predict the behavior and structure of the composite^[46]; (c) To optimize the process parameters of the thermal forming of the composite^[47]; (d) To predict the temperature and wear behavior of the composite^[48]

残余应力，从而为优化制造过程和减少制造缺陷提供了一种有效的方法。

4 复合材料损伤检测

复合材料的损伤通常难以察觉和评估，而 ML



W—Weights in the neural network; b —Biases in the neural network; μ —Friction coefficient between the seal and the slat

图9 ML 和 FEM 结合模拟编织织物增强管状结构的压缩性能及其能量吸收特性预测^[52]

Fig. 9 Compression performance simulation of woven fabrics reinforcing tubular structures and prediction of their energy absorption characteristics with combined method of ML and FEM^[52]

可以通过学习大量的损伤数据来建立损伤检测模型。ML在复合材料的损伤检测方面具有广泛的应用，包括：使用ML模型分析传感器数据，识别复合材料中的损伤类型和位置；结合声发射(AE)技术，使用ML进行实时损伤监测；通过分析损伤数据，预测复合材料的剩余使用寿命，指

导维护决策。基于ML的损伤检测方法不仅可以提高复合材料的使用寿命，还可以提高安全性和可靠性。Meister等^[56]通过使用不同可解释人工智能(xAI)技术和深度学习算法，评估CNN算法在纤维放置制造中存在缺陷时的决策过程，结果表明，这些xAI方法对于评估纤维放置制造中的缺

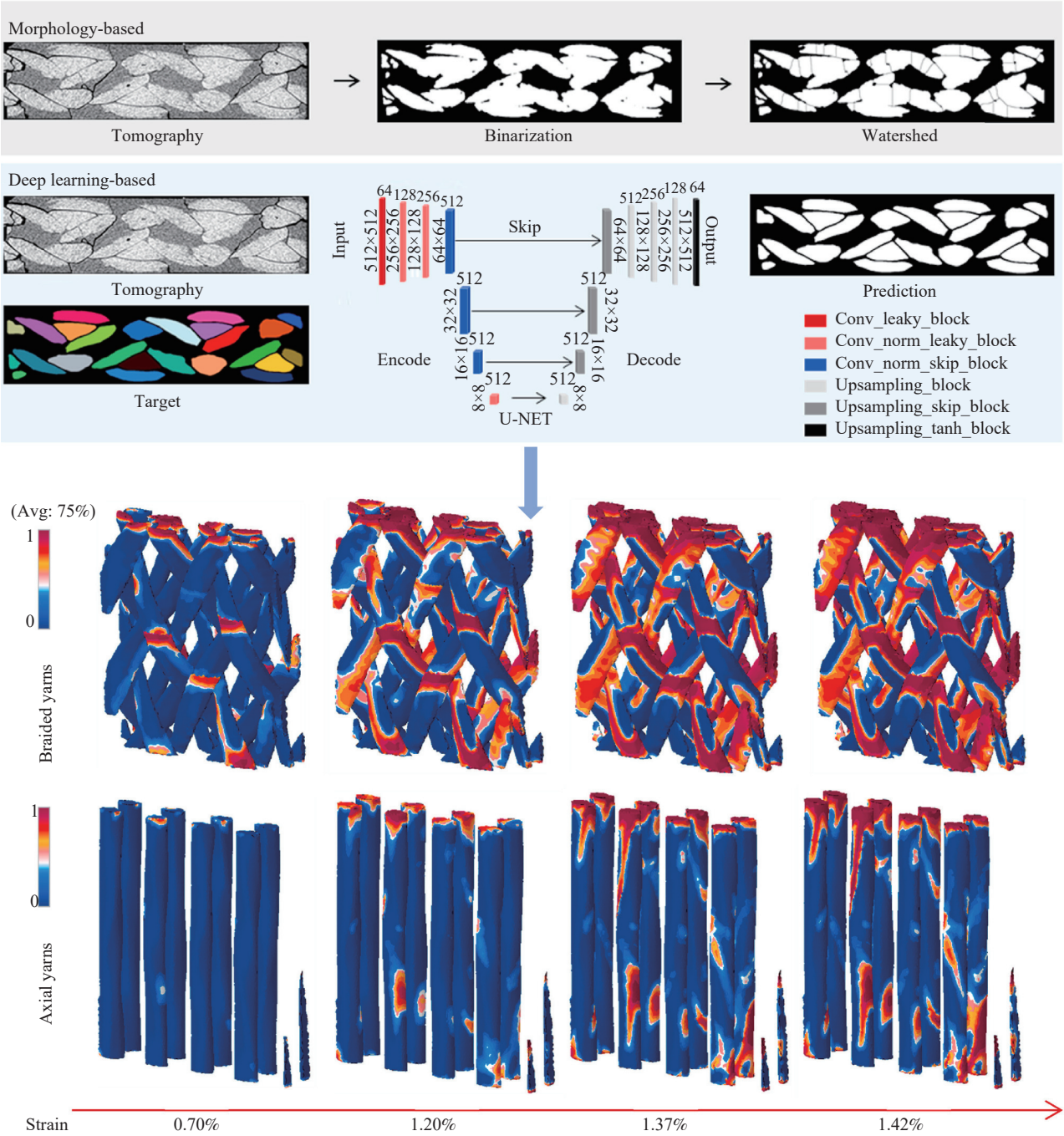


图 10 深度学习用于 3D 编织复合材料的设计、分析和性能预测^[53]

Fig. 10 Design, analysis, and performance prediction of 3D braided composites using deep learning^[53]

陷分类具有较好的效果。ML 可以用于对复合材料的无损检测^[57-59]。例如，Liu 等^[57]对湿热环境下产生损伤的复合材料单搭接接头的 AE 数据，对主成分进行分析选取关键参数后，利用改进的 K 均值聚类 (K-means) 方法确定了检测信号与损伤模式间的关系。Muir 等^[59]将 ML 框架用于从 AE 中识别单向 SiC/SiC 复合材料中的损伤机制，结果表明，该框架能够有效地识别不同的损伤机制。

Chen 等^[60]使用 ANN 框架来检测 3D 打印纤维增强复合材料中的缺陷，通过对 ICT 扫描图像进行 ML 模型训练，实现对复合材料微结构中的缺陷进行检测。

Shrifan 等^[61]利用 K-means 算法对获得的微波数据进行窗口滑动，将数据盲目聚类为缺陷或无缺陷，以检测和成像 GFRP 层下的缺陷 (图 11)。Maghami 等^[62]利用 U-Net 深度学习模型，实现了

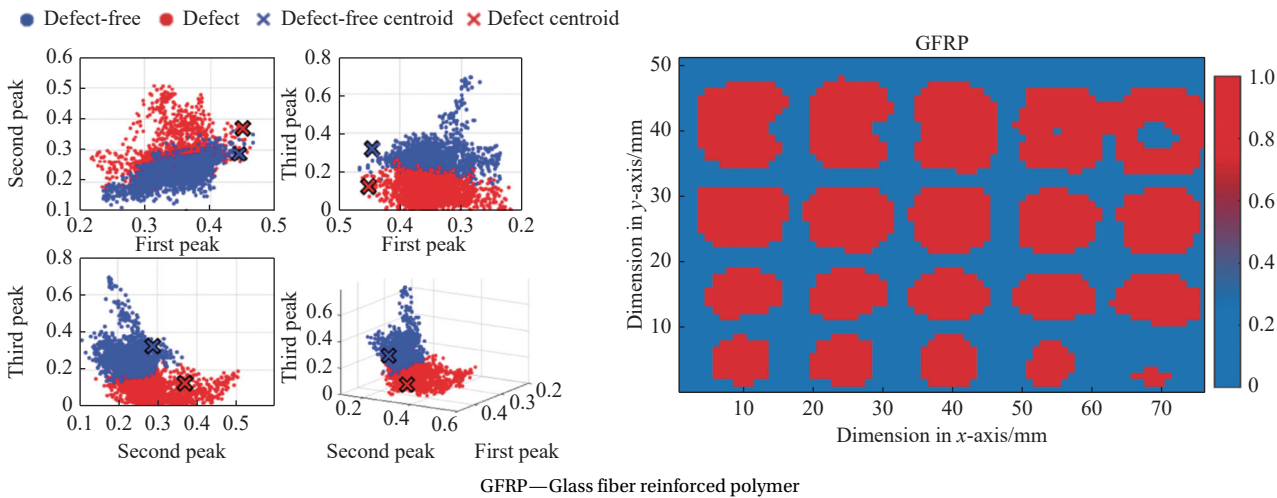


图 11 基于 K-均值聚类算法的微波无损检测系统的聚类结果^[61]

Fig. 11 Clustering results of microwave nondestructive testing system based on K-means clustering algorithm^[61]

对钻孔 CFRP 孔洞周围损伤的自动检测和分割,最大误差为 5.4%。Tang 等^[63]提出了一种结合有 FEA、广域深度神经网络和灵敏度分析的多尺度不确定性量化方法,以概率评估三维角互锁机织复合材料的拉伸响应。Hu 等^[64]利用深度学习的算法,实现了在复合材料缠绕压力容器中对损伤的高精度定位,同时具备良好的抗干扰能力和泛化能力。Alhammad 等^[65]基于 ML 分类的复合材料损伤检测技术,对碳纤维复合材料进行了分析,实现对复合材料损伤的自动检测,结果表明,该方法可以有效地检测不同程度的损伤,并且可以区分薄样本和厚样本的损伤。

Sarhadi 等^[66]采用了核岭回归 (Kernel ridge regression, KRR) 方法,能够同时预测复合材料中几何参数的缺陷,从而准确高效地获取复合材料疲劳损伤状态的信息。将 AE 技术与 ML 相结合^[67-72]实现对复合材料的损伤检测已有众多的研究成果 (图 12)。Almeida 等^[70]利用训练好的 KNN 模型对未知数据进行分类,并通过 CT 扫描定位和量化损伤模式,结果表明,采用该方法可以有效提高复合材料的健康监测能力 (图 12(c))。Ali 等^[71]采用了遗传 K-means、ANN、RF、SVM 和朴素贝叶斯算法,对纤维缠绕复合材料的信号分类和损伤机制的预测,使用 AE 技术获取的信号评估复合材料管在轴向压缩载荷下的冲击特性和损伤机制,结果表明,这些 ML 方法在区分不同的损伤机制方面具有很高的分类能力。陈鹏等^[72]利用 U-net-3D 神经网络架构,研究准各向同性铺层缎纹 C/SiC 复合材料在拉伸作用下的损伤演化过

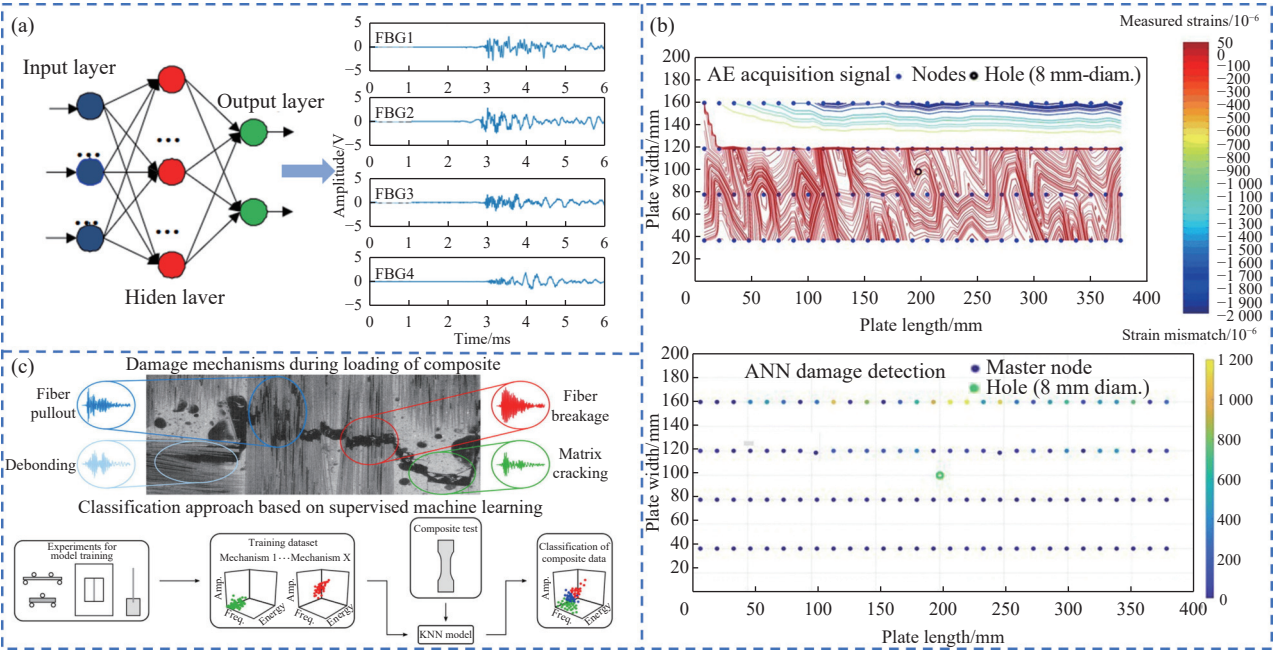
程及失效机制,结果表明,深度学习图像分割方法有效地揭示了复合材料的微观结构和损伤演化机制。

Zhao 等^[73]采用了 CNN 预测复合材料层压板的损伤,研究发现, CNN 在预测损伤分布方面具有较好的准确性和泛化能力。Moradi 等^[74]基于 Hilbert 变换的卷积神经网络 (HT-SSCNN) 构建一个健康指标 (HI) 预测模型,用于复合材料结构的健康监测与剩余使用寿命 (RUL) 评估。Deng 等^[75]利用了深度学习方法,实现了对 CFRP 中几乎不可见冲击损伤 (BVID) 的分类。Zhang 等^[76]提出了一种基于深度学习的方法,能够高效预测碳纤维增强聚合物 (CFRP) 复合材料中的裂纹扩展路径。Houwald 等^[77]提出了一种深度学习模型,用于从合成热图像中重建复合材料内部疲劳损伤的三维分布,研究表明,该模型能够准确预测损伤的位置、大小、形状和深度 (图 13),为复合材料结构的疲劳损伤评估和寿命预测提供了一种有效方法。Li 等^[78]利用 CNN 方法,加速了定制化各向异性微格结构的设计和制造,实现了从合成热表面图像中逐层重建纤维/环氧复合材料中任意形状的次表面疲劳损伤的三维分布。综上所述, ML 技术在复合材料的无损检测、损伤预测以及健康监测中发挥着越来越重要的作用,提供了高效、准确的预测工具,增强了复合材料结构的安全性和可靠性。

5 总结与展望

5.1 总结

近年来,机器学习 (ML) 技术在复合材料力学



FBG—Fiber Bragg grating; diam.—Diameter; Amp.—Amplitude; Freq.—Frequency

图 12 声发射 (AE) 技术与 ML 相结合实现对复合材料的损伤检测: (a) 对复合材料受冲击损坏检测^[67]; (b) 对复合材料损伤的被动检测^[68]; (c) 提高对复合材料的健康监测能力^[70]

Fig. 12 Combination of acoustic emission (AE) technology and ML to achieve damage detection of composite materials: (a) Impact damage detection of composite materials^[67]; (b) Passive damage detection of composite materials^[68]; (c) Improved health monitoring capability of composite materials^[70]

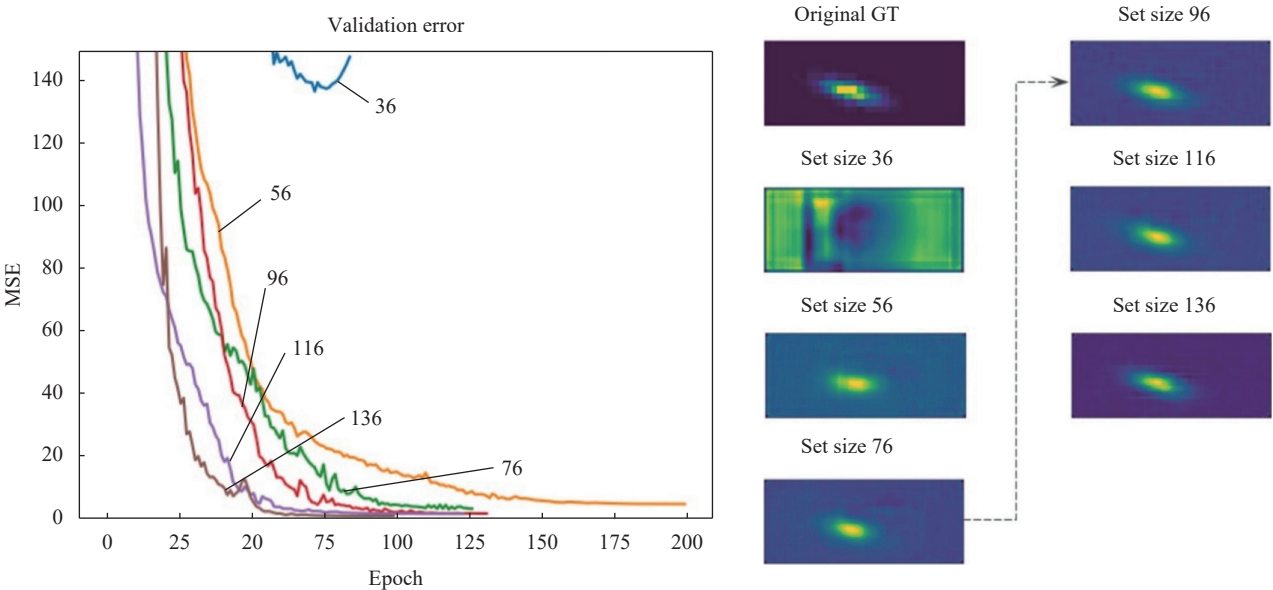


图 13 深度学习模型预测复合材料损伤的位置、大小、形状和深度^[77]

Fig. 13 Position, size, shape and depth of composite damage predicted by deep learning model^[77]

研究领域取得了显著进展,为复合材料的力学性能预测、优化设计以及损伤检测提供了强有力的模型支撑。本文综述了机器学习在复合材料力学领域的常用算法和应用场景,并从力学性能预测、结构优化设计、损伤检测 3 个方面总结了最新的研究进展与重要成果。力学性能预测为优化设计

提供了可靠的数据支持,使得设计方案能够在满足性能要求的前提下进行优化;优化设计则通过调整复合材料的结构和组成,提升其力学性能和使用寿命;损伤检测则为力学性能预测和优化设计提供了反馈信息,通过实时监测复合材料的健康状态,及时发现和修复损伤,从而延长复合材

料的使用寿命,提升其安全性和可靠性。这三者的有机结合,能够实现复合材料从设计、制造到使用全过程的智能化管理和优化。

5.2 潜在问题与解决方案

尽管 ML 在复合材料力学领域展现出巨大潜力,但目前仍面临着许多的困难和挑战:(1)复合材料的力学性能不仅受到力学载荷的影响,还受到热、电、磁等多物理场的耦合作用,未来 ML 模型需要能够处理多物理场耦合问题,准确预测复合材料在复杂环境下的力学性能,可以结合多物理场建模方法和多任务学习方法,处理多物理场耦合问题;(2)复合材料的优化设计通常涉及多个参数和约束条件,如强度、刚度、质量、成本等,单一目标优化难以满足实际需求,采用多目标优化算法,如遗传算法(GA)、粒子群优化(PSO)算法等,同时考虑多个目标,寻找最优解,实现多目标的平衡优化;(3)在实际应用中,复合材料遭受多种类型的损伤,如裂纹、分层等,每种损伤的特征不同,可以采用多任务学习方法,让模型同时学习多种损伤类型的识别,除此之外,还需要实时检测复合材料的内部状态和外部环境,这对计算速度和准确性提出了挑战,可以采用轻量级的机器学习模型或者优化算法来提高检测速度,实现智能损伤检测,以提高复合材料使用的安全性;(4)ML模型的可解释性问题,复杂的非线性关系难以理解、决策依据不明确、特征重要性评估困难、泛化能力与可解释性权衡以及领域知识融合不足等问题,导致用户难以信任和依赖模型的预测结果进行关键决策,采用可解释性工具、应用可视化技术、严格评估验证、模型集成解释以及持续优化反馈等综合策略,使模型决策过程更加透明、可信且符合实际需求。

参考文献:

[1] 中商产业研究院. 2024 年全球及中国复合材料市场规模预测分析 (图)[EB/OL]. 2023-11-22[2024-11-27]. <https://www.askci.com/news/chanye/20231122/175120270064668085353612.shtml>.
Zhongshang Industrial Research Institute. 2024 global and China composite materials industry market scale forecast and analysis (Chart)[EB/OL]. 2023-11-22[2024-11-27]. <https://www.askci.com/news/chanye/20231122/175120270064668085353612.shtml>(in Chinese).
[2] CHEN C T, GU G X. Machine learning for composite materials[J]. *MRS Communications*, 2019, 9: 556-566.

[3] WANG Y, WANG K, ZHANG C, et al. Applications of artificial intelligence/machine learning to high-performance composites[J]. *Composites Part B: Engineering*, 2024, 285: 111740.
[4] DEV B, RAHMAN A, ISLAM M, et al. Properties prediction of composites based on machine learning models: A focus on statistical index approaches[J]. *Materials Today Communications*, 2024, 38: 107659.
[5] SHERIF S, CHAHINAZ A S, MOSTAFA S, et al. A review on machine learning implementation for predicting and optimizing the mechanical behaviour of laminated fiber-reinforced polymer composites[J]. *Heliyon*, 2024, 10: e33681.
[6] CHOI W, ADIVINCHLA R C, WU F F, et al. Artificial intelligence and machine learning in the design and additive manufacturing of responsive composites[J]. *MRS Communications*, 2023, 13: 714-724.
[7] JUNIOR R F R, GOMES G F. On the use of machine learning for damage assessment in composite structures: A review[J]. *Applied Composite Materials*, 2024, 31: 1-37.
[8] 张峻铭, 杨伟东, 李岩. 人工智能在复合材料研究中的应用 [J]. *力学进展*, 2021, 51(4): 865-900.
ZHANG Junming, YANG Weidong, LI Yan. Application of artificial intelligence in composite materials[J]. *Advances in Mechanics*, 2021, 51(4): 865-900(in Chinese).
[9] 王雅哲, 马其华. 机器学习在复合材料领域中的应用进展 [J]. *工程塑料应用*, 2023, 51(9): 167-174.
WANG Yazhe, MA Qihua. Progress in the application of machine learning in the field of composite materials[J]. *Engineering Plastics Application*, 2023, 51(9): 167-174(in Chinese).
[10] 周鑫, 谢晖, 付山, 等. 基于 KNN 算法的中心带孔圆板拉深-翻孔变形方式的研究 [J]. *锻压技术*, 2021, 46(7): 53-59.
ZHOU Xin, XIE Hui, FU Shan, et al. Study on drawing-flanging deformation mode in circular plate with center-hole based on KNN algorithm[J]. *Forging & Stamping Technology*, 2021, 46(7): 53-59(in Chinese).
[11] 李益萍, 杨云辉, 黄少君. 基于决策树算法的羊绒与羊毛纤维鉴别 [J]. *纺织学报*, 2013, 34(6): 16-20.
JI Yiping, YANG Yunhui, HUANG Shaojun, et al. Identification of wool and cashmere based on decision tree algorithm[J]. *Journal of Textile Research*, 2013, 34(6): 16-20(in Chinese).
[12] HUANG M W, CHEN C W, LIN W C, et al. SVM and SVM ensembles in breast cancer prediction[J]. *PLOS One*, 2017, 12(1): e0161501.
[13] ZHOU Y, QIU G. Random forest for label ranking[J]. *Expert Systems with Applications*, 2018, 112: 99-109.
[14] DAVIS J. An introduction to neural networks[J]. *Journal of Cognitive Neuroscience*, 1996, 8(4): 383.

- [15] 张驰, 郭媛, 黎明. 人工神经网络模型发展及应用综述 [J]. *计算机工程与应用*, 2021, 57(11): 57-69.
ZHANG Chi, GUO Yuan, LI Ming. Review of development and application of artificial neural network models [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2021, 57(11): 57-69(in Chinese).
- [16] ASHANK A, CHAKRAVARTY S, GARG P, et al. Deep neural networks based predictive-generative framework for designing composite materials [J]. *Modelling and Simulation in Materials Science and Engineering*, 2022, 30(7): 075003.
- [17] ALEX K, ILYA S, GEOFFREY E, et al. Image net classification with deep convolutional neural networks [J]. *Communications of the ACM*, 2012, 60(6): 84-90.
- [18] KOZMA R, BRESSLER S, PERLOVSKY L, et al. Advances in neural networks research: An introduction [J]. *Neural Networks*, 2009, 22: 489-490.
- [19] PATHAN M V, PONNUSAMI S A, PATHAN J, et al. Predictions of the mechanical properties of unidirectional fibre composites by supervised machine learning [J]. *Scientific Reports*, 2019, 9(1): 13964.
- [20] KHAN A, BALZANI C. Generative AI and image based numerical mechanics in wind blade adhesive composites [J]. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 2023, 1293(1): 012022.
- [21] LI M, ZHANG H, LI S, et al. Machine learning and materials informatics approaches for predicting transverse mechanical properties of unidirectional CFRP composites with microvoids [J]. *Materials & Design*, 2022, 224: 111340.
- [22] LEI X D, WU X Q, ZHANG Z, et al. A machine learning model for predicting the ballistic impact resistance of unidirectional fiber-reinforced composite plate [J]. *Scientific Reports*, 2021, 11(1): 6503.
- [23] GUPTA S, MUKHOPADHYAY T, KUSHVAHA V. Microstructural image based convolutional neural networks for efficient prediction of full-field stress maps in short fiber polymer composites [J]. *Defence Technology*, 2023, 24: 58-82.
- [24] 钱奇伟, 张昕, 杨贞军, 等. 基于 CT 图像深度学习的三维编织 C/C 复合材料微观组分与缺陷智能识别 [J]. *复合材料学报*, 2024, 41(7): 3536-3543.
QIAN Qiwei, ZHANG Xin, YANG Zhenjun, et al. Intelligent identification of micro components and defects of 3D braided C/C composites based on deep learning of X-ray CT images [J]. *Acta Materiae Compositae Sinica*, 2024, 41(7): 3536-3543(in Chinese).
- [25] 王吉玲, 金浩, 郭瑞文, 等. 基于机器学习的短纤维增强复合材料弹性力学性能预测 [J]. *复合材料学报*, 2024, 41(11): 6261-6272.
WANG Jiling, JIN Hao, GUO Ruiwen, et al. Prediction of elastic properties of short fiber reinforced composites based on machine learning [J]. *Acta Materiae Compositae Sinica*, 2024, 41(11): 6261-6272.
- [26] HAMZA M, CHATTOPADHYAY A. Multi deep learning-based stochastic microstructure reconstruction and high-fidelity micromechanics simulation of time-dependent ceramic matrix composite response [J]. *Composite Structures*, 2024, 345: 118360.
- [27] LI X, LIU Z, CUI S, et al. Predicting the effective mechanical property of heterogeneous materials by image based modeling and deep learning [J]. *Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering*, 2019, 347: 735-753.
- [28] 闫海, 邓忠民. 基于深度学习的短纤维增强聚氨酯复合材料性能预测 [J]. *复合材料学报*, 2019, 36(6): 1413-1420.
YAN Hai, DENG Zhongmin. Prediction of properties of short fiber reinforced urethane ploymer [J]. *Acta Materiae Compositae Sinica*, 2019, 36(6): 1413-1420(in Chinese).
- [29] YANG C, KIM Y, RYU S, et al. Prediction of composite microstructure stress-strain curves using convolutional neural networks [J]. *Materials & Design*, 2020, 189: 108509.
- [30] WANG W H, WANG H, ZHOU J N, et al. Machine learning prediction of mechanical properties of braided-textile reinforced tubular structures [J]. *Materials & Design*, 2021, 212: 110181.
- [31] HADDAD R, HADDAD M. Predicting fiber-reinforced polymer-concrete bond strength using artificial neural networks: A comparative analysis study [J]. *Structural Concrete*, 2021, 22(1): 38-49.
- [32] FAN S J, ZHANG J M, WANG B, et al. A deep learning method for fast predicting curing process-induced deformation of aeronautical composite structures [J]. *Composites Science and Technology*, 2023, 232: 109844.
- [33] LI Y, QIN H, TAN V, et al. A deep transfer learning approach to construct the allowable load space of notched composite laminates [J]. *Composites Science and Technology*, 2024, 247: 110432.
- [34] KIM D J, KIM G W, BAEK J H, et al. Prediction of stress-strain behavior of carbon fabric woven composites by deep neural [J]. *Composite Structures*, 2023, 318: 117073.
- [35] 崔前红. 基于机器学习的复合材料单向板宏观性能预测研究 [D]. 长沙: 湖南大学, 2020.
CUI Qianhong. The research on macroscopical performance prediction of unidirectional composite materials based on machine learning [D]. Changsha: Hunan University, 2020(in Chinese).
- [36] KARAMOV R, AKHATOV I, SERGEICHEV I V. Prediction of fracture toughness of pultruded composites based on supervised machine learning [J]. *Polymers*, 2022, 14(17): 3619.
- [37] MACHELLO C, BAGHAEI K A, BAZLI M, et al. Tree-based machine learning approach to modelling tensile strength retention of fibre reinforced polymer composites exposed

- to elevated temperatures[J]. *Composites Part B: Engineering*, 2024, 270: 111132.
- [38] WANG W J, WU Y C, LIU W D, et al. Tensile performance mechanism for bamboo fiber-reinforced, palm oil-based resin bio-composites using finite element simulation and machine learning[J]. *Polymers*, 2023, 15(12): 2633.
- [39] KOLEV M, DRENCEV L, PETKOV V, et al. Open-cell AlSn6Cu-SiC composites: Fabrication, dry-sliding wear behavior, and machine learning methods for wear prediction[J]. *Materials*, 2023, 16(18): 6208.
- [40] CHAMPA-BUJAICO E, DÍEZ-PASCUAL A M, REDONDO A L, et al. Optimization of mechanical properties of multiscale hybrid polymer nanocomposites: A combination of experimental and machine learning techniques[J]. *Composites Part B: Engineering*, 2024, 269: 111099.
- [41] HIREMATH S, ZHANG Y, ZHANG L, et al. Machine learning approach to evaluating impact behavior in fabric-laminated composite materials[J]. *Results in Engineering*, 2024, 23: 102576.
- [42] 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).
- [43] MENTGES N, DASHTBOZORG B, MIRKHALAF S M. A micromechanics-based artificial neural networks model for elastic properties of short fiber composites[J]. *Composites Part B: Engineering*, 2021, 213: 108736.
- [44] GU G, CHEN C T, BUEHLER M. De novo composite design based on machine learning algorithm[J]. *Extreme Mechanics Letters*, 2018, 18: 19-28.
- [45] MAIRPADY A, MOURAD A H I, MOZUMDER M S. Statistical and machine learning-driven optimization of mechanical properties in designing durable HDPE nanobiocomposites[J]. *Polymers*, 2021, 13(18): 3100.
- [46] FADLALLAH S O, ANDERSON T N, NATES R J. Artificial neural network-particle swarm optimization (ANN-PSO) approach for behaviour prediction and structural optimization of lightweight sandwich composite heliostats[J]. *Arabian Journal for Science and Engineering*, 2021, 46: 12721-12742.
- [47] TAN L B, NHAT N D P. Prediction and optimization of process parameters for composite thermoforming using a machine learning approach[J]. *Polymers*, 2022, 14(14): 2838.
- [48] VADDAR L, THATTI B, REDDY B R, et al. Glass fiber-epoxy composites with carbon nanotube fillers for enhancing properties in structure modeling and analysis using artificial intelligence technique[J]. *ACS Omega*, 2023, 8(26): 23528-23544.
- [49] LIAO Z, QIU C, YANG J, et al. Accelerating the layout sequences design of composite laminates via theory-guided machine learning models[J]. *Polymers*, 2022, 14(15): 3229.
- [50] HAN C, ZHAO H, YANG T, et al. Optimizing interlaminar toughening of carbon-based filler/polymer nanocomposites by machine learning[J]. *Polymer Testing*, 2023, 128: 108222.
- [51] 赵哲, 杨来侠, 吴玲玲, 等. 一种基于机器学习的零刚度隔振超材料设计及性能验证 [J]. *复合材料学报*, 2024, 41(5): 2599-2608.
ZHAO Zhe, YANG Laixia, WU Lingling, et al. Design and performance validation of a zero-stiffness vibroisolating metamaterial based on machine learning[J]. *Acta Materialiae Compositae Sinica*, 2024, 41(5): 2599-2608(in Chinese).
- [52] YAN H, XU X Y, YUE X F, et al. Design of fabric rubber composite seals with multilevel structure using machine learning method[J]. *Composites Part A: Applied Science and Manufacturing*, 2024, 180: 108053.
- [53] LIU X, LIU C, GE J, et al. Deep learning and integrated approach to reconstruct meshes from tomograms of 3D braided composites[J]. *Composites Science and Technology*, 2024, 255: 110737.
- [54] ZHANG S, ZHAO B, ZHU S, et al. Buckling behaviors prediction of biological staggered composites with finite element analysis and machine learning coupled method[J]. *Composite Structures*, 2024, 345: 118357.
- [55] BALAJI A, SBARUFATTI C, DUMAS D, et al. Prediction of shape distortions in thermosetting composite parts using neural network interfaced visco-elastic constitutive model[J]. *Journal of Composite Materials*, 2024, 58(12): 1439-1459.
- [56] MEISTER S, WERMES M, STÜVE J, et al. Investigations on explainable artificial intelligence methods for the deep learning classification of fibre layout defect in the automated composite manufacturing[J]. *Composites Part B: Engineering*, 2021, 224: 109160.
- [57] LIU P, XU D, LI J, et al. Damage mode identification of composite wind turbine blade under accelerated fatigue loads using acoustic emission and machine learning[J]. *Structural Health Monitoring*, 2019, 19(4): 1092-1103.
- [58] KHATIR S, TIACHACHT S, THANH C L, et al. Damage assessment in composite laminates using ANN-PSO-IGA and Cornwell indicator[J]. *Composite Structures*, 2019, 230: 111509.
- [59] MUIR C, SWAMINATHAN B, FIELDS K, et al. A machine learning framework for damage mechanism identification from acoustic emissions in unidirectional SiC/SiC composites[J]. *npj Computational Materials*, 2021, 7(1): 146.
- [60] CHEN G L, YANAMANDRA K, GUPTA N. Artificial neural

- networks framework for detection of defects in 3D-printed fiber reinforcement composites[J]. *JOM*, 2021, 73: 2075-2084.
- [61] SHRIFAN N H M M, JAWAD G N, ISA N A M, et al. Microwave nondestructive testing for defect detection in composites based on K-means clustering algorithm[J]. *IEEE Access*, 2021, 9: 4820-4828.
- [62] MAGHAMI A, SALEHI M, KHOSH DARREGI M. Automated vision-based inspection of drilled CFRP composites using multi-light imaging and deep learning[J]. *CIRP Journal of Manufacturing Science and Technology*, 2021, 35: 441-453.
- [63] TANG Z, GUO L, ZHENG T, et al. A combined machine learning and numerical approach for evaluating the uncertainty of 3D angle-interlock woven composites[J]. *Composite Structures*, 2022, 294: 115726.
- [64] HU C J, YANG B, YANG L L, et al. Anti-interference damage localization in composite overwrapped pressure vessels using machine learning and ultrasonic guided wave[J]. *NDT & E International*, 2023, 140: 12961.
- [65] ALHAMMAD M, AVDELIDIS N P, IBARRA B-CASTABEDO C, et al. Automated impact damage detection technique for composites based on thermographic image processing and machine learning classification[J]. *Sensors*, 2022, 22(23): 9031.
- [66] SARHADI A, ALBUQUERQUE R Q, DEMLEITNER M, et al. Machine learning based thermal imaging damage detection in glass-epoxy composite materials[J]. *Composite Structures*, 2022, 295: 115786.
- [67] SAI Y, ZHAO X, WANG L, et al. Impact localization of CFRP structure based on FBG sensor network[J]. *Photonic Sensors*, 2020, 10: 88-96.
- [68] CALIFANO A, CHANDARANA N, GRASSIA L, et al. Damage detection in composites by artificial neural networks trained by using in situ distributed strains[J]. *Applied Composite Materials*, 2020, 27: 657-671.
- [69] SI L, LI Z F. Online structural state assessment for aerospace composite structures using an acousto-ultronics-based multi-damage index identification approach[J]. *Structural Health Monitoring*, 2020, 19(6): 1790-1807.
- [70] ALMEIDA R S M, MAGALHÃES M D, KARIM M N, et al. Identifying damage mechanisms of composites by acoustic emission and supervised machine learning[J]. *Materials & Design*, 2023, 227: 111745.
- [71] ALI A B M, SOTUBADI S V, ALIMIRZAEI S, et al. Quantitative damage monitoring of filament wound composites by using machine learning-based techniques[J]. *Applied Composite Materials*, 2024, 31: 223-247.
- [72] 陈鹏, 王龙, 张大旭, 等. 基于深度学习的准各向同性碳纤维 C/SiC 拉伸-剪切损伤演化机制 [J]. *复合材料学报*, 2024, 41(9): 4852-4862.
- CHEN Peng, WANG Long, ZHANG Daxu, et al. Deep learning based tensile-shear damage evolution mechanism of quasi-isotropic satinweave C/SiC composites[J]. *Acta Materiae Compositae Sinica*, 2024, 41(9): 4852-4862(in Chinese).
- [73] ZHAO G M, XU T H, FU X M, et al. Machine-learning-assisted multiscale modeling strategy for predicting mechanical properties of carbon fiber reinforced polymers[J]. *Composites Science and Technology*, 2024, 248: 110455.
- [74] MORADI M, GUL F, ZAROUCHAS D, et al. A novel machine learning model to design historical-independent health indicators for composite structures[J]. *Composites Part B: Engineering*, 2024, 275: 111328.
- [75] DENG K, LIU H, CAO J, et al. Attention mechanism enhanced spatiotemporal-based deep learning approach for classifying barely visible impact damages in CFRP materials[J]. *Composite Structures*, 2024, 337: 118030.
- [76] ZHANG P, TANG K, CHEN G, et al. Multimodal data fusion enhanced deep learning prediction of crack path segmentation in CFRP composites[J]. *Composites Science and Technology*, 2024, 257: 110812.
- [77] HOUWALD B, SARHADI A, EITZINGER C, et al. Layer-by-layer reconstruction of fatigue damages in composites from thermal images by a Residual U-Net[J]. *Composites Science and Technology*, 2024, 255: 110712.
- [78] LI X, WANG P, ZHAO M, et al. Customizable anisotropic microlattices for additive manufacturing: Machine learning accelerated design, mechanical properties and structural-property relationships[J]. *Additive Manufacturing*, 2024, 89: 104248.