

# SiC/SiBCN-Si<sub>3</sub>N<sub>4</sub>复合材料力学性能研究

王泽璇<sup>1</sup> 胡兆财<sup>2</sup> 刘彬<sup>2</sup> 谭指<sup>2</sup> 解维华<sup>1</sup>

(1 哈尔滨工业大学航天学院, 哈尔滨 150001)

(2 北京宇航系统工程研究所, 北京 100076)

**文 摘** 为了深入了解SiC/SiBCN-Si<sub>3</sub>N<sub>4</sub>材料微观形貌与高温力学行为,建立科学可靠的定量表征方法,本文使用多种表征手段对SiC/SiBCN-Si<sub>3</sub>N<sub>4</sub>材料进行定量观测,首先进行材料孔隙率及密度的测试,随后进行材料高温原位力学性能测试并对材料损伤机理进行了分析,最后基于试验数据构建了一种可解释的深度学习模型,实现了材料高温非线性本构关系预测。样件力学性能分析结果表明:平均应力预测误差为0.27%~0.59%、平均应变预测误差为1.96%~3.41%;同时通过量化分析明确了影响力学性能的因素依次为温度、偏轴角度、孔隙率及密度。本文实现了不同环境温度、偏轴角度与外载荷作用下SiC/SiBCN-Si<sub>3</sub>N<sub>4</sub>宏观力学性能的预测,可为陶瓷基复合材料高温本构模型的建立提供新思路。

**关键词** SiC/SiBCN-Si<sub>3</sub>N<sub>4</sub>复合材料,结构特征观测,力学性能,深度学习

中图分类号:TB332

DOI:10.12044/j.issn.1007-2330.2024.02.019

## Mechanical Properties of SiC/SiBCN-Si<sub>3</sub>N<sub>4</sub> Composite

WANG Zexuan<sup>1</sup> HU Zhaocai<sup>2</sup> LIU Bin<sup>2</sup> TAN Zhi<sup>2</sup> XIE Weihua<sup>1</sup>

(1 School of Astronautics, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001)

(2 Beijing Institute of Aerospace Systems Engineering, Beijing 100076)

**Abstract** In order to further understand the microstructure and high temperature mechanical behavior of SiC/SiBCN-Si<sub>3</sub>N<sub>4</sub> composite, and establish a scientific and reliable quantitative characterization methodology, this paper uses a variety of characterization methods to quantitatively observe SiC/SiBCN-Si<sub>3</sub>N<sub>4</sub> material. Firstly, the porosity and density of the material are tested. Then the in-situ mechanical properties of the material at high temperatures were tested and the damage mechanism of the material was analyzed. Finally, an interpretable deep learning model was constructed based on the test data to realize the prediction of the nonlinear constitutive relationship of the material at high temperature. The results show that the average stress prediction error ranges from 0.27% to 0.59%, and the average strain prediction error ranges from 1.96% to 3.41%. Through quantitative analysis, it is also clear that the factors successively affecting the mechanical properties are temperature, off-axis Angle, porosity and density. In this paper, the macroscopic mechanical properties of SiC/SiBCN-Si<sub>3</sub>N<sub>4</sub> under different ambient temperature, off-axis angles and external loads are predicted, which provides a new idea for the establishment of high temperature constitutive model of ceramic matrix composites.

**Key words** SiC/SiBCN-Si<sub>3</sub>N<sub>4</sub> composite, Observation of structural features, Mechanical properties, Deep learning

### 0 引言

当今新一代飞行器的发展呈现出高性能、轻量化、长寿命、高可靠、低成本的特点。SiBCN-Si<sub>3</sub>N<sub>4</sub>体系陶瓷材料具有传统复合材料的高温耐性、高比强度、高比模量、高热导率、低热胀系数的特点,兼具适应复杂环境

的致密度高、抗热震、抗烧蚀、抗疲劳和抗蠕变等优异特性,成为未来航天飞行器的优良备选材料<sup>[1-2]</sup>。

SiC/SiBCN-Si<sub>3</sub>N<sub>4</sub>体系陶瓷基复合材料性能的主要影响因素是制备工艺。常见的制备方法诸如热压烧结法(HPS)、化学气相渗透法(CVI)、反应熔体浸

收稿日期:2023-10-29

基金项目:国家自然科学基金项目(12090034、12172108);中国博后面上项目(2022M710035);黑龙江省博后面上项目(LBH-Z22112)

第一作者简介:王泽璇,2000年出生,硕士研究生,主要从事飞行器热防护技术相关研究工作。E-mail: 2696941691@qq.com

通信作者:解维华,博士,教授。E-mail: michael.hit.edu.cn

渗法、溶胶-凝胶法以及聚合物浸渍裂解法(PIP)等<sup>[3-4]</sup>。CVI法是20世纪60年代中期,由化学气相沉积(CVD)发展而来的一种方法,该方法需在低温低压条件下利用高温真空环境中的反应气体在增强体内部产生陶瓷晶粒,形成致密、均匀的陶瓷基质,并以相应的纤维增强材料嵌入其中。其优势在于可以减少对纤维的损伤并降低材料残余应力,并进行微尺度的成分设计,获得具有各种形状、自定义组分和接近净尺寸等特性的纤维增强复合材料<sup>[5]</sup>。SONG等<sup>[6]</sup>采用CVI结合PIP的方法制备SiC/SiC-SiBCN复合材料用于研究。CHEN等<sup>[7]</sup>研究了不同成分的SiBCN多相陶瓷和SiC/SiBCN复合材料在高温氧化环境下的氧化行为。

基于深度学习的复合材料性能预测方法能够通过识别提取关键特征参数,构建基于数值-数值的映射关系,因而具备对复合材料强非线性力学行为的高精度高速拟合能力。成博等<sup>[8]</sup>人研究了基于一种针刺C/C复合材料的实验数据利用深度学习算法训练的预测模型,可以对任意针刺位置分布所对应的复合材料的拉伸强度进行预测。杜永龙等<sup>[9]</sup>人利用基于深度学习的智能图像分割方法定量分析了陶瓷基复合材料损伤演化特征与失效机理。

目前,国内外对SiC/SiBCN-Si<sub>3</sub>N<sub>4</sub>性能的研究还局限于其制备工艺优化、抗氧化与吸波等功能性方面,对于影响材料力学性能的微观结构和复杂温度环境等因素,尤其是在高温下影响机理的相关探索不足。SiC/SiBCN-Si<sub>3</sub>N<sub>4</sub>复合材料具有十分复杂的微细观结构,内部有着大量的孔洞分布,这些孔洞存在于纤维束、基体之中,并且纤维束中还存在诸如断丝、裂纹等缺陷,如图1所示。

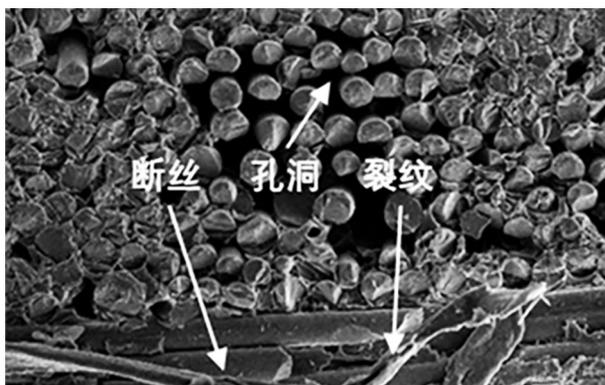


图1 SiC/SiBCN-Si<sub>3</sub>N<sub>4</sub>复合材料缺陷分布

Fig. 1 Defect distribution of SiC/SiBCN-Si<sub>3</sub>N<sub>4</sub> composite

本文针对合作单位提供的、通过化学气相渗透(CVI)法<sup>[10]</sup>所制备的二维编织SiC/SiBCN-Si<sub>3</sub>N<sub>4</sub>复合材料,开展材料微细观本征缺陷表征与高温力学性能测试与预测建模等研究,对材料的物理性能以及

微观形貌进行定量表征,获取材料高温强度极限及失效机理,同时构建一种可解释的深度神经网络模型实现材料复杂非线性高温本构关系的高精度预测。

## 1 测试与表征

(1)制备0.5 cm×0.5 cm×0.3 cm的试件,采用扫描电子显微镜<sup>[11]</sup>观察其表面形貌,需对SiC/SiBCN-Si<sub>3</sub>N<sub>4</sub>复合材料进行加工,使用酒精作溶剂,利用超声清洗设备对样品加工过程中的杂质进行清洗。采用Micro-CT<sup>[12-14]</sup>(微计算机断层扫描技术)对SiC/SiBCN-Si<sub>3</sub>N<sub>4</sub>复合材料试件沿厚度方向每10 μm进行一次扫描,并处理微观图像,观察其内部形貌<sup>[15-18]</sup>。

(2)采用阿基米德排水法对SiC/SiBCN-Si<sub>3</sub>N<sub>4</sub>试样的孔隙率和密度进行测量。采用压汞法测试材料孔径分布,孔径决定汞进入孔洞的压力,相同孔径的数量决定相应压力下的进汞量,依据不同压力下的进汞量可以获得材料的孔径分布。

(3)采用的试验方案为循环加卸载试验,采用Zwick/Roell Z100型材料双轴力学性能试验机,测试结构试件的常温拉伸性能;采用辐射加热技术的高温力学试验机,测试结构试件的高温拉伸性能;基于实验测试结果,提出并建立了深度学习模型,即SAMPLP模型,来捕捉试验样件在不同温度下从物理几何模型到宏观力学性能的非线性映射,以预测其宏观力学性能。

## 2 结果和讨论

### 2.1 物理性能

#### 2.1.1 表观形貌

图2是对试件的侧面进行扫描电子显微镜(SEM)得到的微观形貌图像,由图像可知,材料具有大小不一的孔洞,孔洞随机分布在纤维和基体交界的界面层、纤维束之间以及基体的内部。

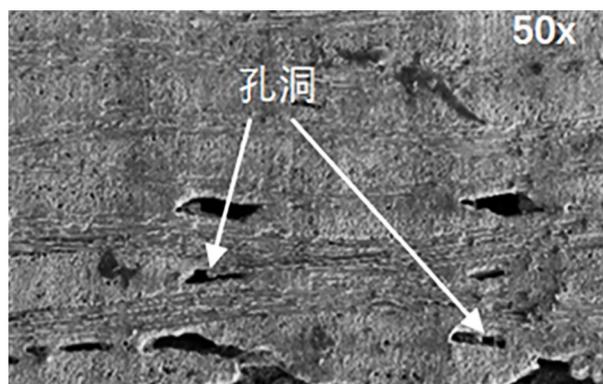


图2 SiC/SiBCN-Si<sub>3</sub>N<sub>4</sub>复合材料微观形貌

Fig. 2 Microstructure of SiC/SiBCN-Si<sub>3</sub>N<sub>4</sub> composite

在更高倍数的观测下,观测到图3所示试件的纤维单丝截面近似圆形,在纤维束内部也存在较为明显的、随机分布的孔洞。

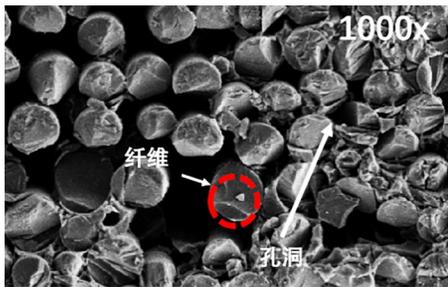


图3 纤维束微观形貌

Fig. 3 Microstructure of fiber bundle

### 2.1.2 内部形貌

对Micro-CT扫描所得图像设置灰度阈值进行灰度处理得到二极化图像,据此区分基体和孔隙;按照相邻灰度面积的大小划分孔隙,将不同面积的孔隙用不同深浅的彩色标示构建含有试样内部结构信息的三维图,得到图4。使用Micro-CT系统获得SiC/SiBCN-Si<sub>3</sub>N<sub>4</sub>试件内部的微结构特征,其内部存在大量的孔洞等初始缺陷,这与利用SEM观测试件表面的结果相吻合。

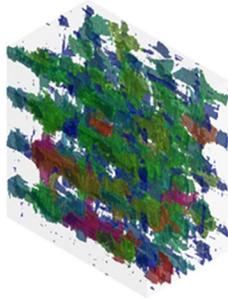


图4 孔隙分布三维重构图

Fig. 4 3D remapping of pore distribution

### 2.1.3 密度和孔隙率

通过排水法对试验的每个常温拉伸试件、高温拉伸试件的孔隙率和密度测量结果如表1、表2所示。

表1 常温拉伸试件孔隙率和密度

Tab. 1 The porosity ratio and density of tensile specimen at room temperature

编号	偏轴角度/(°)	孔隙率/%	密度/g·cm <sup>-3</sup>
0-1		8.31	2.329
0-2	0	9.61	2.391
0-3		10.56	2.405
15-1		11.72	2.313
15-2	15	7.90	2.388
15-3		14.91	2.292
30-1		10.45	2.341
30-2	30	8.06	2.391
30-3		11.10	2.341
45-1		9.34	2.420
45-2	45	10.77	2.361
45-3		10.52	2.436

表2 高温拉伸试件孔隙率和密度

Tab. 2 The porosity ratio and density of tensile specimen at high temperature

编号	偏轴角度/(°)	孔隙率/%	密度/g·cm <sup>-3</sup>
800-1		12.66	2.308
800-2	30°	12.23	2.360
800-3		11.71	2.316
1200-1		12.75	2.299

### 2.1.4 孔径分布

对SiC/SiBCN-Si<sub>3</sub>N<sub>4</sub>试件进行清洗后,进行压汞实验,测试结果如图5所示。

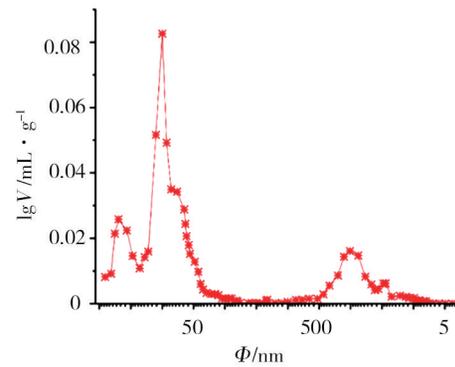


图5 压汞体积的对数与孔径的关系曲线

Fig. 5 Logarithm of mercury injection volume and pore diameter

从图5可以看出试件内部存在着随机分布形状各异的缺陷,如孔洞、分层等。这些缺陷存在于基体、纤维束以及界面层。在横向和纵向纤维关联处,纤维束之间有基体填充。材料内部10~70 μm间的孔洞最多。压汞法所测的孔隙率为10.87%,排水法测量试件的平均孔隙率为10.33%,平均密度为2.360 g/cm<sup>3</sup>。

## 2.2 力学性能

### 2.2.1 常温拉伸强度

图6~图9为SiC/SiBCN-Si<sub>3</sub>N<sub>4</sub>材料结构试件在4种偏轴角度下的室温拉伸典型应力-应变曲线。SiC/SiBCN-Si<sub>3</sub>N<sub>4</sub>材料常温下0°拉伸的平均强度为213.73 MPa,15°、30°、45°偏轴拉伸平均强度分别为159.73、141.43、174.15 MPa。SiC/SiBCN-Si<sub>3</sub>N<sub>4</sub>材料常温下0°拉伸的平均模量为126.96 GPa,15°、30°、45°偏轴拉伸平均模量分别为104.42、94.70、120.20 GPa。

使用50倍和250倍电子显微镜扫描观测SiC/SiBCN-Si<sub>3</sub>N<sub>4</sub>结构的断口,并进行观测分析,其结果如图10~图13。试件断口不平整,基体和纤维在断面有明显的拔出和开裂,断口纤维束拔出参差不齐且断裂处层次分明,说明损伤是逐层不断地累积和传递。由应力-应变曲线可知材料是脆性断裂。通过对比不同偏轴角度纤维断裂形貌可以得出,随着偏轴角

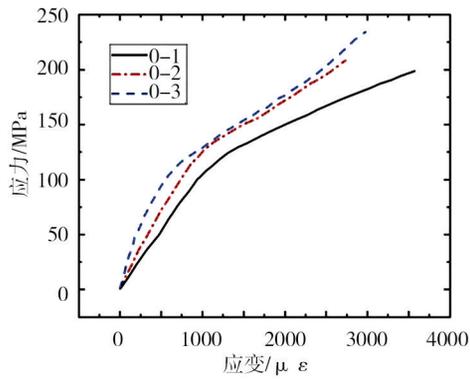


图6 0°拉伸实验应力-应变曲线

Fig. 6 Stress-strain curves of 0° tensile test

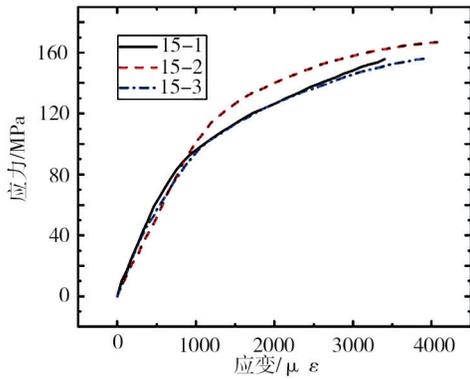


图7 15°拉伸实验应力-应变曲线

Fig. 7 Stress-strain curves of 15° tensile test

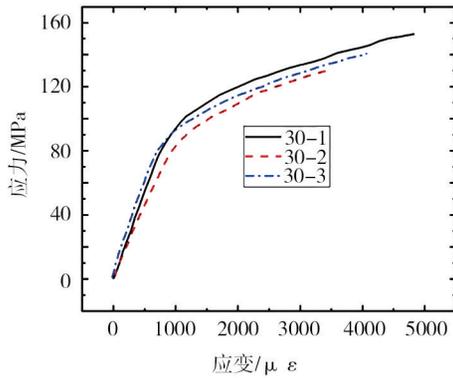


图8 30°拉伸实验应力-应变曲线

Fig. 8 Stress-strain curves of 30° tensile test

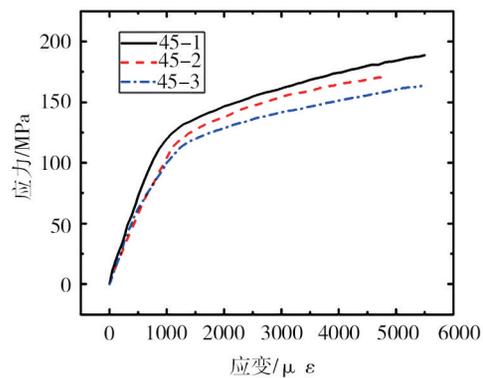


图9 45°拉伸实验应力-应变曲线

Fig. 9 Stress-strain curves of 45° tensile test

度的增大,拔出纤维上附着的基础增加。

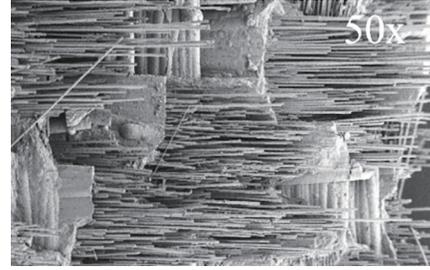


图10 0°拉伸试件端口SEM图像

Fig. 10 SEM image of 0° tensile specimen fracture

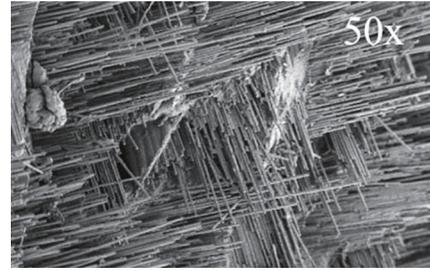


图11 15°拉伸试件断口SEM图像

Fig. 11 SEM image of 15° tensile specimen fracture

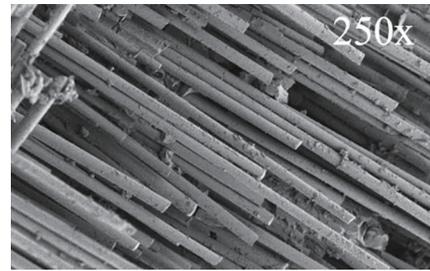


图12 30°拉伸试件断口SEM图像

Fig. 12 SEM image of 30° tensile specimen fracture

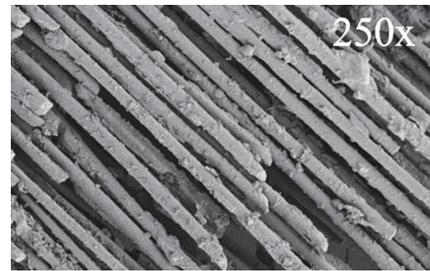


图13 45°拉伸试件断口SEM图像

Fig. 13 SEM image of 45° tensile specimen fracture

### 2.2.2 高温拉伸强度

图14和图15为SiC/SiBCN-Si<sub>3</sub>N<sub>4</sub>材料试件高温下30°偏轴原位拉伸的应力-应变曲线。SiC/SiBCN-Si<sub>3</sub>N<sub>4</sub>材料1200℃拉伸强度为74.5MPa,800℃平均拉伸强度为200.12MPa,1200℃拉伸模量为6.18GPa,800℃平均拉伸模量为13.68GPa。

如图16和图17为1200℃和800℃下拉拉伸断面的整体形貌,图中可见明显的基体破坏以及纤维破坏。

对1200℃高温试验结构件的破坏形貌进行了宇航材料工艺 <http://www.yhclgy.com> 2024年 第2期

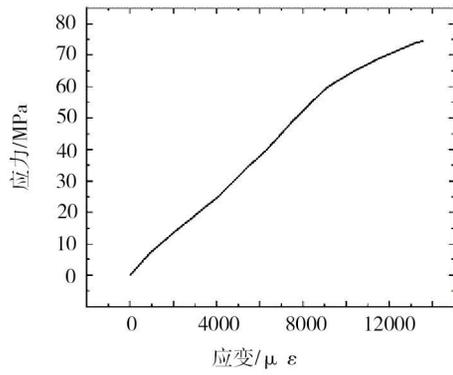


图 14 1 200 °C 高温试验应力-应变曲线汇总  
Fig. 14 Summary of stress-strain curve for 1 200 °C high temperature tests

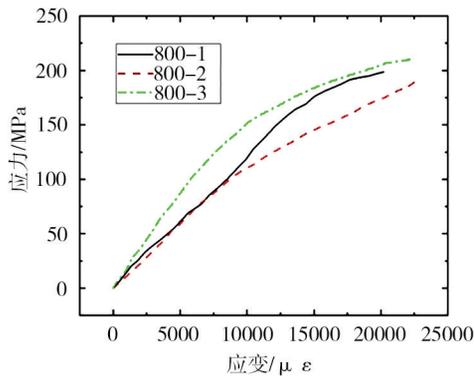


图 15 800 °C 高温试验应力-应变曲线汇总  
Fig. 15 Summary of stress-strain curves for 800 °C high temperature tests



图 16 1 200 °C 拉伸断口整体形貌  
Fig. 16 Overall morphology of 1 200 °C tensile fracture

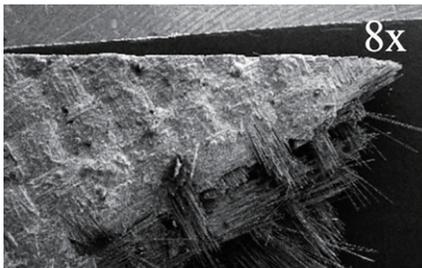


图 17 800 °C 拉伸断口整体形貌  
Fig. 17 Overall morphology of 800 °C tensile fracture

扫描观测,如图 18(a)所示经高温拉伸断裂后基体表面出现明显的开裂现象;如图 18(b)、(d)所示,纤维表面还出现了大量纤维断裂和纤维拔出现象。如图 18(c)中纤维和基体出现明显的脱黏现象还伴随

基体裂纹和纤维断裂的现象。综上对 1 200 °C 下的微观形貌分析可知, SiC/SiBCN-Si<sub>3</sub>N<sub>4</sub> 结构试样在 1 200 °C 下的破坏损伤是由涉及纤维和基体的多种失效破坏模式共同作用的结果。

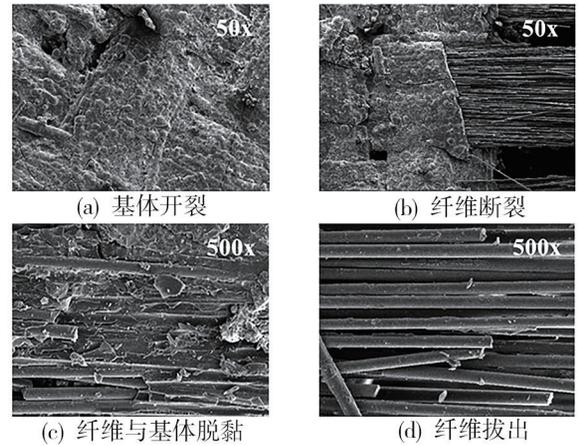


图 18 1 200 °C 高温拉伸破坏细节  
Fig. 18 Tensile damage details of 1 200 °C high temperature

图 19 为 800 °C 高温试验结构试样的破坏形貌汇总,图 19(a)是基体经过高温拉伸后断裂,基体表面出现明显的开裂现象;如图 19(b)、(d)所示,与 1 200 °C 高温试验出现类似的现象,纤维表面出现大量的纤维断裂和纤维拔出现象;如图 19(c)所示 800 °C 下纤维和基体也发生大面积脱黏。根据观测,基体表面凹凸不平且伴随明显裂纹,基体有明显的损伤,相较于 1 200 °C 高温试验件的基体与纤维脱黏形貌,800 °C 下高温试验件的形貌整齐度更高,更加平滑且破碎程度更低,说明 800 °C 温度值下受热应力更低,基体与纤维连接更加地牢固。

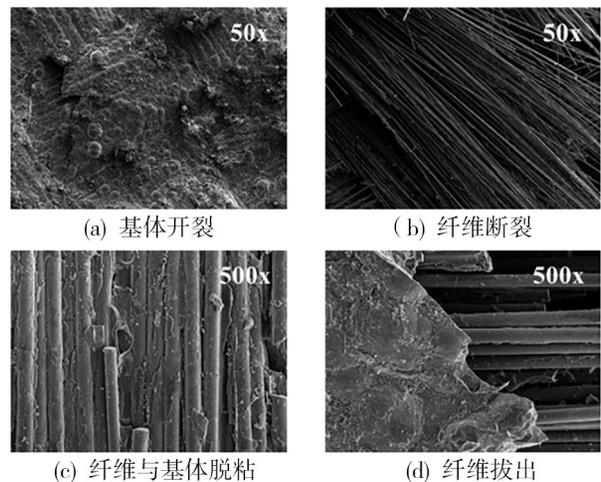


图 19 800 °C 高温拉伸破坏细节  
Fig. 19 Tensile damage details of 800 °C high temperature

## 2.3 基于深度学习模型的材料力学性能预测

### 2.3.1 SAMLP 模型

SAMLP 模型利用多层非线性变换的灵活性与反

向传播算法的自洽性的优势通过梯度下降等优化方法实现对复杂模式的建模和预测<sup>[19-22]</sup>,SAMPLP模型

结构如图20所示。

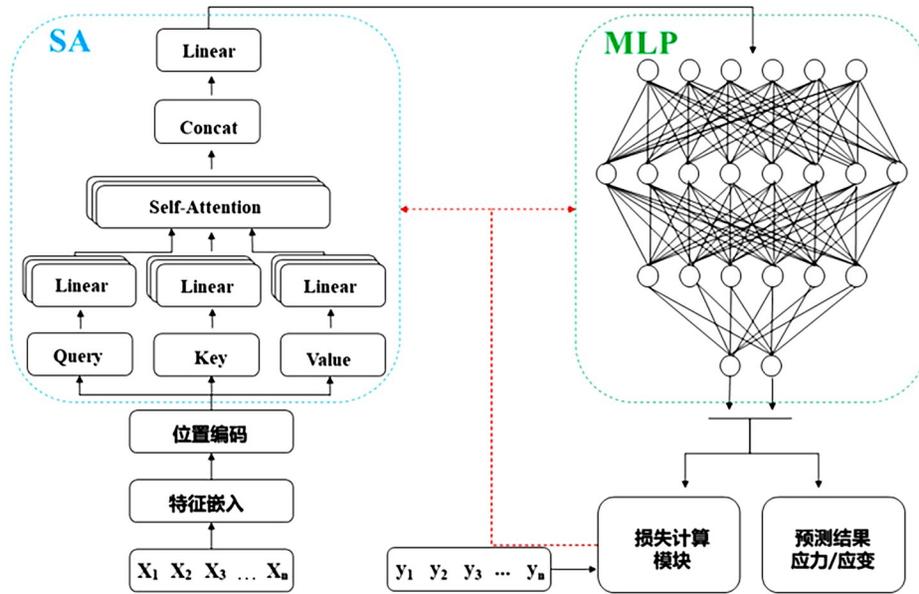


图20 SAMPLP模型框架图

Fig. 20 SAMPLP model frame diagram

由低维空间映射至高维空间的向量过程可作如下数学表示:

$$\chi_i^{\text{emb}} = \mathbf{E}\chi_i \quad (1)$$

式中,  $\chi_i$ 代表输入特征,  $\chi_i^{\text{emb}}$ 代表对应输入特征的嵌入结果,  $\mathbf{E}$ 是一个可学习的矩阵,用于实现  $\chi_i$ 到  $\chi_i^{\text{emb}}$ 的线性映射。

为了解决注意力机制对特征位置不敏感的问题,对模型输入的所有特征进行绝对位置编码。SAMPLP模型将注意力机制以多头的形式应用于捕捉所有特征间的耦合关系。

多层感知机由输入层、隐藏层和输出层组成,不同层之间采用全连接的方式建立计算关系,Dropout可以比较有效的缓解过拟合问题,在一定程度上达到正则化的效果。参照JHAMB等人<sup>[23]</sup>的理论,认为每个任务的最优权重依赖于衡量尺度并且最终依赖于任务噪声的大小。本文将同方差不确定性解释为任务相关的权重并利用同方差的不确定性来结合多个子任务的损失同时学习多个目标。

### 2.3.2 力学性能预测

#### 2.3.2.1 数据集构建

基于常温和高温试验中得到的应力应变数据构建数据集,数据集的结构如图21所示。其中,TEMP、LOAD\_METHOD、LOAD、ANGLE、POROSITY、DENSITY为特征变量(预测因子),分别代表实验的环境温度、试件加载方式、瞬时载荷、陶瓷基复合材料的偏轴角度、每个试件的孔隙率以及密度;STRESS、STRAIN作为预测的标签,分别代表当前状

态下的应力和应变。数据集样本有3.4万个,数据集随机打乱,以6:2:2的比例对训练集、验证集和测试集进行划分。

TEMP	LOAD_METHOD	LOAD	ANGLE	POROSITY	DENSITY	STRESS	STRAIN
20	拉伸	0	0	0.0830721	2.328631	0	0
20	拉伸	36.0166	0	0.0830721	2.328631	1.161826	3.917677
20	拉伸	40.01844	0	0.0830721	2.328631	1.290917	5.946936
20	拉伸	44.87782	0	0.0830721	2.328631	1.447672	7.976026
20	拉伸	48.87967	0	0.0830721	2.328631	1.576763	10.00528
20	拉伸	55.16828	0	0.0830721	2.328631	1.779622	12.03409
20	拉伸	59.17012	0	0.0830721	2.328631	1.908714	13.92802
20	拉伸	66.88797	0	0.0830721	2.328631	2.157676	15.95654
20	拉伸	74.60581	0	0.0830721	2.328631	2.406639	17.98507
20	拉伸	78.60765	0	0.0830721	2.328631	2.535731	20.01433
20	拉伸	86.3255	0	0.0830721	2.328631	2.784693	21.90752
20	拉伸	95.18672	0	0.0830721	2.328631	3.070539	23.93583
20	拉伸	99.18857	0	0.0830721	2.328631	3.199631	25.96509
20	拉伸	106.6206	0	0.0830721	2.328631	3.439373	27.99367
20	拉伸	114.3384	0	0.0830721	2.328631	3.688336	30.0222
20	拉伸	119.7695	0	0.0830721	2.328631	3.863532	31.91584
20	拉伸	127.2015	0	0.0830721	2.328631	4.103273	33.94442
20	拉伸	135.2052	0	0.0830721	2.328631	4.361457	35.9729
20	拉伸	138.9212	0	0.0830721	2.328631	4.481328	38.00221
20	拉伸	146.639	0	0.0830721	2.328631	4.73029	39.8954
20	拉伸	150.6408	0	0.0830721	2.328631	4.859382	41.92466

图21 SAMPLP模型构建使用的数据集结构示意图

Fig. 21 Diagram of data set structure used in SAMPLP model construction

对样本进行预处理,将各维度特征归一化到同一数值区间以获得最佳结果。采用Onehot方法对分类变量进行数值化表征并基于最大值归一化方法对最终数据进行标准化。

#### 2.3.2.2 评估指标与超参数

综合考虑数据相关性与偏差值,同时采用平均绝对误差、均方根误差和相关系数作为评估指标对模型性能进行多角度评估。

超参数是控制模型结构、功能、效率的控制器。对于超参数的调整能极大地发挥模型的性能,得到所需要的理想结果,因此需要在验证集上对多个超参数进行调节测试。

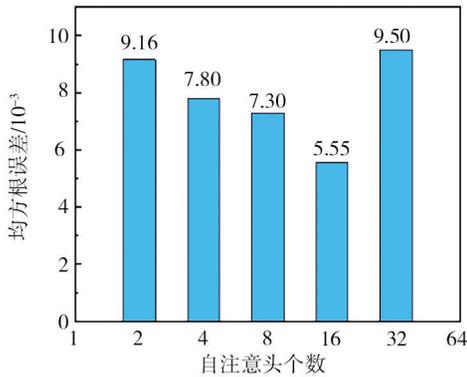


图22 自注意力头数对均方根误差变化影响  
Fig. 22 Effect of the number of self-attention on the variation of root-mean-square error

首先对模型自注意力头数进行了调整,如图22所示,此时模型的性能优质处,即均方根误差最小处,自注意力头数是16个。

同理,调整超参数隐藏层神经元个数为128个;

表4 基于不同评估指标的消融实验结果

Tab. 4 Results of ablation experiments based on different evaluation indexes

模型	平均绝对误差		均方根误差		相关系数	
	应力/MPa	应变/ $\mu\epsilon$	应力/MPa	应变/ $\mu\epsilon$	应力	应变
SAMLP	0.274 14	52.403 54	0.535 13	81.368 03	0.999 96	0.999 86
SAMLP-SA	1.207 05	518.870 81	1.822 65	831.831 83	0.999 57	0.985 56
SAMLP-AW	0.424 33	94.378 89	0.723 62	152.123 00	0.999 94	0.999 52

### 2.3.3 结果分析

#### 2.3.3.1 性能分析

SAMLP模型在经过调参、训练等流程后被用于应力应变预测,表5基于平均绝对误差、均方根误差、相关系数等指标从预测偏差和相关性的角度展示了SAMLP和经典的MLP模型在测试集上的性能表现及性能偏差。需要特别指出的是,MLP模型达到表5中的性能需要经过1 597个epoch的训练而SAMLP需

调整 Embedding 维度为512;调整超参数 Dropout 为0.05。在此基础上,对其他次要参数进行多次调整,经过调整模型训练使用的超参数值如表3所示。

表3 模型超参数值

Tab. 3 Model hyperparameter values

训练次数	早停阈值	输入层神经元个数	隐藏层神经元个数	最后一层神经元个数	Embedding 维度	自注意力头个数	Drop out
1 000	50	9	128/64	2	512	16	0.05

#### 2.3.2.3 消融实验

为了确定提出方法的有效性,自注意力模块以及损失处理模块被分别移除或替换以进行充分的消融实验,实验结果如表4所示。其中,SAMLP-SA和SAMLP-AW分别代表去除自注意力机制和采用简易求和损失计算方法的SAMLP模型。分析表4中数据可知,当采用简易求和的方式处理各任务的损失或去除自注意力模块时,SAMLP模型的性能均发生了明显退化。基于以上分析,可以得到以下结论:自注意力机制的加入不仅为模型提供了可解释性,也大幅度提升了模型的预测性能,减少了预测偏差。

要977个epoch。这意味着SAMLP模型仅需要较少的训练周期即可以达到远超MLP模型的性能,可以更高效地学习到特征间的耦合信息及数据中隐藏的复杂规律。

如表5所示的模型平均绝对误差所反映的是测试集的应力、应变预测结果的误差,即模型对于应力预测的平均绝对误差是0.27 MPa,应变的预测平均绝对误差是52.40  $\mu\epsilon$ 。

表5 基于不同评估指标的模型性能对比

Tab. 5 Comparison of model performance based on different evaluation indexes

模型	平均绝对误差		均方根误差		相关系数	
	应力/MPa	应变/ $\mu\epsilon$	应力/MPa	应变/ $\mu\epsilon$	应力	应变
SAMLP	0.274 14	52.403 54	0.535 13	81.368 03	0.999 96	0.999 86
MLP	0.783 04	382.739 00	1.184 47	630.701 53	0.999 82	0.991 70
二者偏差	0.508 9	330.335 46	0.649 34	549.333 5	0.000 14	0.008 16

使用公式(2)对展示的试件每个散点的相对误差进行计算后求平均:

$$P = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \frac{|\hat{y}_i - y_i|}{|y_i|} \times 100\% \quad (2)$$

式中,  $\hat{y}_i$  是预测值,  $y_i$  是真值。汇总如表6所示。对于所有试件的应力预测的平均相对误差均小于应变预测平均相对误差, 即模型对于应力预测的精度高于应变预测精度。模型对于高温拉伸的应力应变预测结果优于常温拉伸。

表6 试件预测平均相对误差  
Tab. 6 Specimen prediction error

拉伸温度	预测平均相对误差/%	
	应力	应变
常温	0.27	3.41
高温	0.59	1.96

将应力应变预测值与目标值绘制成曲线, 如图23和图24所示。其中图23和图24的横坐标序列的含义是将同一试件从加载到破坏按照固定的时间步

长选取相应的应力、应变值。同一个试件的相同序列下的应力、应变值对应试件同一个加载状态。

图23和图24是对测试集中所有数据按照每个试件的输入载荷从小到大排序后, 选取常温拉伸试件45-2和高温拉伸试件800-1的所有预测散点值与其对应的试验数据进行详细对比; 其中试验数据以黑色的折线图给出, 预测值以红色散点值给出。由于散点值过多, 散点分布密集处基本重合成线, 故给出其局部的放大图。本文以预测散点图和目标应力、应变以及应力-应变曲线的重合度的高低更加直观地反应模型预测性能的优劣。

图23和图24中的(a)展示了模型对于应力的预测结果, 从图中预测值和目标值重合程度可以看出, 模型对于应力的预测值基本与目标值重合, 故模型对于此次实验的应力预测结果好。

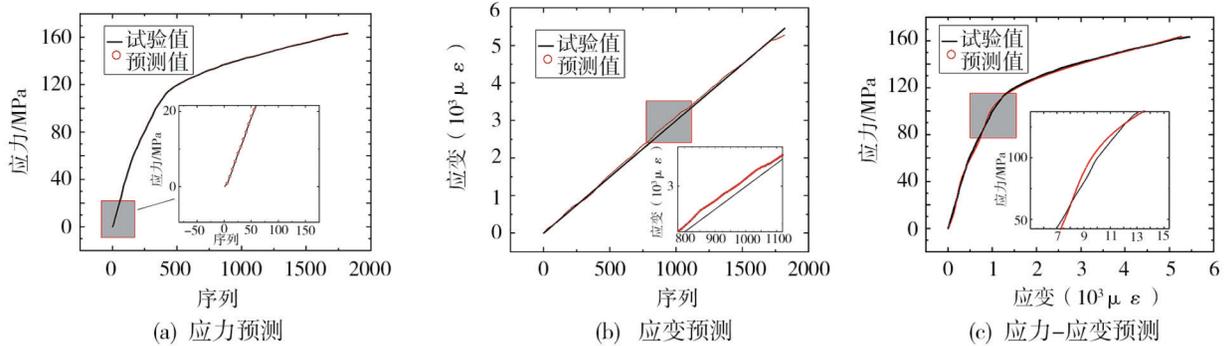


图23 常温拉伸试件45-2预测

Fig. 23 Prediction of tensile specimen 45-2 at normal temperature

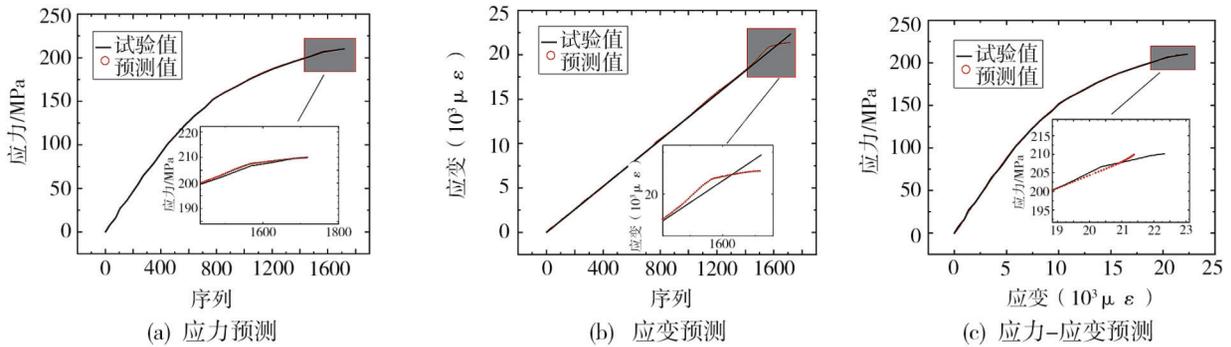


图24 高温拉伸试件800-1预测

Fig. 24 Prediction of tensile specimen 800-1 at high temperature

图23和图24中的(b)展示了模型对于应变的预测结果, 从图中预测值和目标值重合程度可以看出, 模型对于应变的预测值在变形较小时能较好地与目标值重合, 在应变较大时, 重合度降低; 即对于试件的大变形预测精度降低。

图23和图24中的(c)展示了由SAMPLP模型对应力应变的预测结果合成的应力-应变曲线。对比可知, 模型得到的高温拉伸应力-应变散点图与实验数据重合度最高, 故模型对高温拉伸试验中材料的变

形行为预测最好。

整体来说, 所提出的模型对常温拉伸实验以及高温拉伸实验应力、应变预测效果良好, 误差均在允许范围内。误差产生的可能原因是: 受限于设备、试验条件等客观因素, 进而导致了SAMPLP在不同实验状态下的性能出现小幅度偏差。通过对比图23和图24(a)、(b)、(c)中试验得到的真实数据与模型的预测数据的可视化结果分析, 认为SAMPLP模型可以准确预测陶瓷基复合材料在不同实验状态下的形变过

程及力学行为,其性能在陶瓷基复合材料力学性能预测方面已经达到较好的水平。

### 2.3.3.2 可解释性分析

表7 特征变量对预测结果的贡献率

温度	加载方式	载荷	偏轴角度	孔隙率	密度
23.8	7.6	59.9	4.6	3.0	1.1

SAMPLP模型的可解释性主要来自于自注意力模块,表7给出了SAMPLP模型赋予不同特征的注意力权重。分析表中数据可知,对预测结果影响较大的变量主要有载荷、温度和加载方式。

### 2.3.3.3 模型外推性能分析

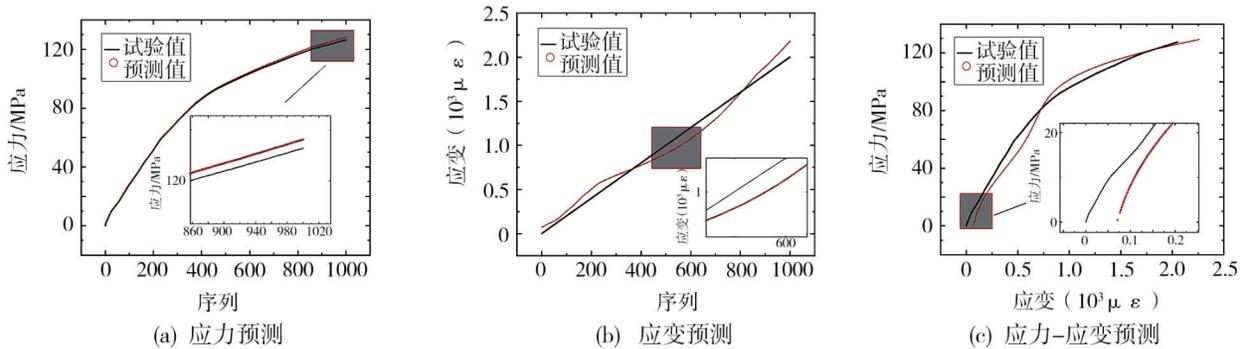


图25 15°常温拉伸预测结果

Fig. 25 Tensile prediction results at 15° normal temperature

表8给出了模型预测性能的定量分析结果,其中,模型对模量的预测结果和真实值的相对误差在10%以内,由于材料性能固有的离散性,该强度的预测值在误差允许范围内。

表8 未训练偏轴角度(15°偏轴)预测值与真实值相对误差  
Tab. 8 Untrained off-axis angle (15° off-axis) error between predicted value and true value

项目	模量/GPa	误差/%
实验试件	117.37	9.03
模型预测	106.77	0

## 3 结论

针对二维平纹编织的SiC/SiBCN-Si<sub>3</sub>N<sub>4</sub>复合材料进行研究,开展SiC/SiBCN-Si<sub>3</sub>N<sub>4</sub>复合材料结构试样常温拉伸和SiC/SiBCN-Si<sub>3</sub>N<sub>4</sub>复合材料结构试样高温拉伸性能测试,并结合微观形貌对其失效机理进行分析,最后构建一种可解释的深度学习模型——SAMPLP模型,基于此模型建立SiC/SiBCN-Si<sub>3</sub>N<sub>4</sub>微结构特征、试件参数与常温、高温力学性能之间的关系,实现不同环境温度和不同外载荷作用下陶瓷基复合材料宏观力学行为的模拟以及宏观力学性能的预测,具体结论如下。

(1)在观测SiC/SiBCN-Si<sub>3</sub>N<sub>4</sub>结构试件表观形貌

本文使用未参与训练的全新角度实验数据——“15°常温拉伸实验数据”,测试模型对不同结构材料的力学性能进行预测的潜力,测试结果如图25所示。实验观测值及模型输出相应的应力预测值和应变预测值对比如图25(a)和图25(b)所示。可知,模型对于应力的预测精度更高,而对应变的预测偏差则偏大。将预测的应力、应变数值进行整合得到模型预测的应力应变曲线,将其与通过试验得到的真实曲线进行对比,结果如图25(c)所示,由于SAMPLP模型在应变预测任务中产生了较大的偏差,导致其对应力应变曲线的预测效果不佳,但SAMPLP模型依然能对材料的变形过程及其力学行为给出较为合理的趋势相关性预测结果。

和内部形貌的基础上,通过排水法测得试件的平均孔隙率为10.33%,平均密度为2.360 g/cm<sup>3</sup>,利用压汞法并分析了结构试件的孔径分布。

(2)针对SiC/SiBCN-Si<sub>3</sub>N<sub>4</sub>材料利用原位测试手段进行了常温与高温力学性能测试。得到SiC/SiBCN-Si<sub>3</sub>N<sub>4</sub>材料常温下各个偏轴角度拉伸平均强度与平均模量。SiC/SiBCN-Si<sub>3</sub>N<sub>4</sub>材料1200℃条件下30°偏轴拉伸强度是74.5 MPa,800℃条件下30°偏轴拉伸强度是200.12 MPa,1200℃拉伸模量为6.18 GPa,800℃拉伸模量为13.68 GPa。

(3)基于深度学习自注意力机制、多层感知机等理论构建一种可解释的深度学习模型——SAMPLP模型。通过消融实验证明自注意力模块的加入极大地增强了模型的预测性能;SAMPLP模型在预测偏差和提升预测速度方面都有着出色的表现;基于SAMPLP模型的输出结果及由此绘制的应力应变曲线可以精确表征陶瓷基复合材料的形变过程和力学行为;SAMPLP模型能量化分析材料特征、环境属性与陶瓷基复合材料宏观力学性能间的关系,并根据其影响程度进行了量化排序;SAMPLP模型具有强大的外推性能,使用未参与训练的全新角度实验数据对材料模量的预测误差小于10%,

该强度的预测值在误差允许范围内。

### 参考文献

[1] 赵稼祥. 航天先进复合材料的现状与展望[J]. 热固性树脂, 2000(2):37-41.

ZHAO J X. Present status and prospect of aerospace advanced composite materials[J]. Thermosetting Resin, 2000(2):37-41.

[2] 冯志海, 李俊宁, 田跃龙等. 航天先进复合材料研究进展[J]. 复合材料学报, 2022, 39(9):4187-4195.

FENG Z H, LI J N, TIAN Y L, et al. Research progress of advanced composite materials for aerospace applications [J]. Library Theory and Practice, 2022, 39(9):4187-4195.

[3] 孙银洁, 李秀涛, 宋扬等. 碳纤维增强超高温陶瓷基复合材料的性能与微结构[J]. 宇航材料工艺, 2011, 41(6):81-84.

SUN Y J, LI X T, SONG Y, et al. Properties and microstructures of carbon fiber reinforced ultra-high temperature ceramic matrix composites [J]. Aerospace Materials & Technology, 2011, 41(6):81-84.

[4] 房金铭, 梅敏, 李军平等. 超高温陶瓷改性C/SiC复合材料的制备及其性能[J]. 宇航材料工艺, 2021, 51(4):120-125.

FANG J M, MEI M, LI J P, et al. Preparation and properties of ultra high temperature ceramic modified C/SiC composites[J]. Aerospace Materials & Technology, 2021, 51(4):120-125.

[5] SUO Tao, FAN Xueling, HU Guangli, et al. Compressive behavior of C/SiC composites over a wide range of strain rates and temperatures[J]. Carbon, 2013, 62:481-492.

[6] SONG C, LIU Y, YE F, et al. Enhanced mechanical property and tunable dielectric property of SiCf/SiC-SiBCN composites by CVI combined with PIP[J]. Journal of Advanced Ceramics, 2021, 10(4):10.

[7] CHEN M, QIU H, XIE W, et al. Influence of precursor composition on oxidation behavior of SiBCN multiphase ceramic and oxidation resistance of SiC/SiBCN composites[J]. Journal of the Australian Ceramic Society, 2022, 58(2):575-585.

[8] 成博, 弓站朋, 邓俊楷, 等. 针刺C/C复合材料拉伸强度预测的深度学习模型[J]. 固体火箭技术, 2022, 45(6):851-859.

CHENG B, GONG Z, DENG J, et al. Deep learning prediction model for tensile strength of needled-punched C/C composites [J]. Journal of Solid Rocket Technology, 2022, 45(6):851-859.

[9] 杜永龙, 张毅, 王龙, 等. 基于深度学习的平纹C<sub>s</sub>/SiC复合材料原位拉伸损伤演化与断裂分析[J]. 硅酸盐通报, 2022, 41(1):249-257.

DU Y, ZHANG Y, WANG L, et al. In-situ tensile damage evolution and fracture analysis of plain weava C<sub>s</sub>/SiC composites based on deep learning [J]. Bulletin of the Chinese Ceramic Society, 2022, 41(1):249-257.

[10] LUAN X, XU X, WANG L, et al. Self-healing enhancing tensile creep of 2D-satin weave SiC/(SiC-SiBCN) x composites in wet oxygen environment [J]. Journal of the European Ceramic Society, 2020, 40(10):3509-3519.

[11] YOSHIHIRO T, HIROYUKI O, MAKOTO O. Non-

invasive and rapid analysis for observation of internal structure of press-coated tablet using X-ray computed tomography [J]. Drug Development and Industrial Pharmacy, 2009, 35(6):678-682.

[12] TSUYOSHI Y, KAZUHIRO S, HIDEKI A, et al. Effect of microscopic internal structure on sound absorption properties of polyurethane foam by X-ray computed tomography observations [J]. Materials Transactions, 2009, 50(2):373-380.

[13] LEBRET J B, NORTON M G, BAHR D F. Examination of crystal defects with high-kV X-ray computed tomography [J]. Materials Letters, 2005, 59(10):1113-1116.

[14] DIERICK M, CNUDE V, MASSCHAELE B, et al. Micro-CT of fossils preserved in amber [J]. Nuclear Inst. and Methods in Physics Research, A, 2007, 580(1):641-643.

[15] BRASSE D, HUMBERT B, MATHELIN C, et al. Towards an inline reconstruction architecture for micro-CT systems [J]. Physics in Medicine and Biology, 2005, 50(24):5799.

[16] KAROLCZAK M, SCHALLER S, ENGELKE K, et al. Implementation of a cone-beam reconstruction algorithm for the single-circle source orbit with embedded misalignment correction using homogeneous coordinates [J]. Medical Physics, 2001, 28:2050-2069.

[17] 吴东流. 复合材料CT检测的原理和应用[J]. 宇航材料工艺, 2001, 31(1):42-48.

WU D L. The method of computer tomography for composite materials [J]. Aerospace Materials & Technology, 2001, 31(1):42-48.

[18] MASI F, STEFANOU I, VANNUCCI P, et al. Thermodynamics-based artificial neural networks for constitutive modeling [J]. Journal of the Mechanics and Physics of Solids, 2021, 147:104277.

[19] 李俊. 二维C/SiC复合材料的非线性本构关系研究[D]. 西北工业大学, 2014.

LI J. Research on the nonlinear constitutive relationship of 2D C/SiC composites [D]. Northwestern Polytechnical University. 2014.

[20] 杨强. 陶瓷基复合材料损伤行为及其结构响应的不确定性量化方法[D]. 哈尔滨工业大学, 2018.

YANG Q. Uncertainty quantification method for damage behavior and structural response of ceramic matrix composites [D]. Harbin Institute of Technology, 2018.

[21] 王鹏远. 基于不确定性的C/SiC损伤本构建模方法[D]. 哈尔滨工业大学, 2020. DOI: 10.27061/d.cnki.ghgdu.2020.001112.

WANG P Y. Damage constitutive model of C/SiC based on uncertainty modeling method [D]. Harbin Institute of Technology, 2020. DOI: 10.27061/d.cnki.ghgdu.2020.001112.

[22] MNIH V, HEES N, GRAVES A, et al. Recurrent Models of Visual Attention [J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2014(3):27.

[23] JHAMB Y, EBESU T, YI F. Attentive contextual denoising autoencoder for recommendation [C]//the 2018 ACM SIGIR International Conference. ACM, 2018.