第 49 卷第 8 期
2021 年 8 月

硅 酸 盐 学 报
JOURNAL OF THE CHINESE CERAMIC SOCIETY

Vol. 49，No. 8
August，2021

http://www.gxyb.cbpt.cnki.net

DOI：10.14062/j.issn.0454-5648.20200829

基于深度学习的 2.5D 陶瓷基复合材料损伤识别与评估

冯宇琦[1]，张 毅[2]，张大旭[1]，郭纬愉[1]，侯耀晟树[1]，李 斌[3]

(1. 上海交通大学船舶海洋与建筑工程学院，上海 200240；2. 西北工业大学超高温结构复合材料重点实验室，西安 710072；
3. 火箭军装备部驻西安地区第六军事代表室，西安 710072)

摘 要：为揭示陶瓷基复合材料的损伤演化与失效机理，开展了 2.5D-SiC_f/SiC 复合材料的 X 射线 CT 原位拉伸试验，得到了材料加载过程和失效断口的 CT 数据；采用基于深度学习的图像分割方法，利用图像处理软件建立了复合材料内部损伤的三维可视化模型；对拉伸产生的微裂纹进行了数量、体积、空间分布和空间角度分析。微裂纹分析表明：较高载荷状态下的拉伸微裂纹体积在 0~5.3×10^{-4} mm^3之间，断口微裂纹体积在 0~2.2×10^{-4} mm^3之间，空间角度为 0°和 45°左右的微裂纹占主要部分，微裂纹与孔隙分布有很强的相关性。断口损伤分析表明：2.5D-SiC_f/SiC 复合材料的拉伸损伤包括纤维断裂、纤维拔出、基体开裂和界面脱粘，其中纤维拔出长度范围为 16.02~250.32 μm，平均长度为 88.26 μm；2.5D-SiC_f/SiC 复合材料的损伤分析表明基于深度学习的图像分割方法为揭示材料损伤演化机理与评估损伤程度提供了有效手段。

关键词：碳化硅；陶瓷；复合材料；损伤识别；深度学习；图像分割；评估
中图分类号：TB33　　**文献标志码**：A　　**文章编号**：0454–5648(2021)08–1765–11
网络出版时间：2021–07–15

Deep Learning-based Damage Identification and Evaluation of 2.5D Ceramic Matrix Composites

FENG Yuqi[1], *ZHANG Yi*[2], *ZHANG Daxu*[1], *GUO Weiyu*[1], *HOU Yaoshengshu*[1], *LI Bin*[3]

(1. School of Naval Architecture, Ocean and Civil Engineering, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China; 2. Science and Technology on Thermostructural Composite Materials Laboratory, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China; 3. The Sixth Military Representative Office of the Rocket Force Equipment Department in Xi'an, Xi'an 710072, China)

Abstract: The X-ray CT in-situ tensile test of 2.5D-SiC_f/SiC composites was conducted to reveal the damage evolution and failure mechanism of the ceramic matrix composites. The CT data of the materials during the loading process and failure fracture were obtained. A deep learning-based image segmentation method was used to propose a three-dimensional visualization model of the internal damage of the composites, and the number, volume, spatial distribution and spatial angle of the microcracks generated due to the stretching were analyzed. At high loads, the tensile microcrack volumes are 0–5.3×10^{-4} mm^3, the fracture microcrack volumes are 0–2.2×10^{-4} mm^3, and the proportion of the microcracks with spatial angles of about 0° and 45° is relatively high. Meanwhile, the microcracks are closely correlated to the pore distribution. According to the results by fracture damage analysis, the tensile damage process of 2.5D-SiC_f/SiC composites includes matrix cracking, fiber fracture, fiber pull-out and interface debonding. The fiber pull-out lengths are in the range of 16.02–250.32 μm, and the average length is 88.26 μm. It is indicated that the image segmentation method based on deep learning could offer an effective way to reveal the mechanism of material damages and evaluate the degree of the damages.

Keywords: silicon carbonate; ceramics; composites; damage identification; deep learning; image segmentation; evaluation

连续纤维增韧碳化硅陶瓷基复合材料(CMC-SiC)具有优异的机械和热性能，广泛应用于航空航天等高科技领域[1–3]。其中，2.5D-SiC_f/SiC 复合材料保留了碳化硅纤维高温性能稳定、高比强度、高比模量、

收稿日期：2020–11–04。　修订日期：2021–01–06。
基金项目：国家自然科学基金项目(12072192，U1831105，51802263)；
上海市自然科学基金项目(20ZR1429500)。
第一作者：冯宇琦(1996—)，女，硕士研究生。
通信作者：张大旭(1975—)，男，博士，教授，博士研究生导师。

Received date: 2020–11–04.　**Revised date:** 2021–01–06.
First author: FENG Yuqi (1996–), female, Master candidate.
E-mail: fengyuqi@sjtu.edu.cn
Correspondent author: ZHANG Daxu (1975–), male, Ph. D., Professor.
E-mail: daxu.zhang@sjtu.edu.cn

耐腐蚀、辐照稳定性好等优点[4]，且其在厚度方向上采用机织或编织的方式将纤维束交织互锁，显示出更好的层间性能，应用前景广泛。陶瓷基复合材料的微观损伤演化机理是分析材料力学性能的基础，以往针对陶瓷基复合材料的研究多以传统力学试验为主[5–7]，并使用光学显微镜、扫描电子显微镜(SEM)等图像表征工具[8–9]。虽然观察到了材料的表面形貌及微细观结构，但是只能获得材料静态的、单个层面的微观信息，限制了对 CMC-SiC 损伤的研究。

近些年，国内外开始利用 X 射线 CT 原位试验及三维图像处理技术研究陶瓷基复合材料的微观结构和损伤演化[10]。在试验研究方面，Scott 等[11]、Li 等[12]采用同步辐射光源 CT 对碳纤维编织复合材料的拉伸损伤演化过程进行了原位观测，揭示了纤维断裂、分层等不同类型损伤的演化过程；Bale 等[13–14]利用 X 射线 CT 原位试验观测到常温和高温拉伸载荷下单向 SiC_f/SiC 纤维束复合材料的基体开裂和纤维断裂过程；刘海龙等[15]通过 X 射线 CT 原位试验在二维切片层面上研究了平纹 SiC_f/SiC 复合材料的拉伸损伤演化机理；Ge 等[16]利用有限元法和原位剪切试验分析了孔隙缺陷对平纹玻璃纤维增强陶瓷基复合材料力学性能的影响；Wang 等[17–18]利用 X 射线 CT 在二维切片层面研究了 C/SiC 复合材料的孔隙分布与拉伸裂纹的关系，进一步验证了 X 射线断层扫描的有效性。由于 X 射线 CT 检测价格昂贵、设备资源有限且对试验样品要求较高，目前利用该方法进行的陶瓷基复合材料的研究仍然较少，针对 2.5D-SiC_f/SiC 复合材料损伤演化机理的研究则更少。

在原位试验图像处理方面，由于陶瓷基复合材料微细观结构复杂且含有大量的初始孔隙，利用传统的阈值分割法、边缘检测法、主动轮廓等图像分割方法难以区分孔隙和裂纹，并且庞大的 CT 图像数据也增加了损伤识别的难度。随着人工智能技术的发展，基于深度学习的图像分割方法开始应用于复合材料的裂纹等损伤的识别和评估研究。Khan 等[19]提出了用于识别智能复合材料层合板分层缺陷的深度学习框架，并展现出较好的缺陷检测能力；Sinchuk 等[20]采用深度学习的图像分割方法提取出平纹编织碳/环氧复合材料的经、纬向纤维束，充分论证了深度学习图像分割方法的有效性与适用性；Evsevleev 等[21]利用深度学习算法对多相金属基复合材料的各组分进行了分割与三维表征，为材料微观力学模型的建立提供了输入参数；Lorenzoni 等[22]借助微纳 CT 技术与深度学习方法，实现了水泥基复合材料聚合物纤维和孔隙的精确分割；Badran 等[23]针对单向纤维增韧陶瓷基复合材料，采用深度学习方法成功分割出 SiC 纤维、SiC 基体、孔隙和涂层等材料组分，充分显示了深度学习方法在大批量微观图像处理中的优越性。虽然上述研究应用深度学习的图像分割方法取得了一定成果，但目前应用该方法进行编织陶瓷基复合材料损伤识别与评估的研究较少，若能充分利用其智能、准确、高效的优点，将有助于推动陶瓷基复合材料损伤演化研究。

针对以上现状，开展了 2.5D-SiC_f/SiC 复合材料高分辨率 X 射线 CT 原位拉伸试验，获得了材料加载过程及失效断口的高分辨率 CT 图像；利用图像处理软件(ORS Dragonfly)，率先将基于深度学习的图像分割方法应用于 2.5D-SiC_f/SiC 复合材料各类损伤的识别、提取和三维可视化；对拉伸产生的微裂纹进行了数量、体积、空间分布和空间角度分析。有效克服了以往损伤二维形貌观测的局限性，为揭示材料损伤演化机理与评估损伤程度提供了有效手段。

1 实验

采用化学气相渗透(CVI)工艺制备 2.5D-SiC_f/SiC 复合材料。纤维预制体为多层织物，由数层空间走向为曲线的经向纤维束和数层空间路径为直线的纬向纤维束在三维空间相互交织而成，其几何模型如图 1 所示。狗骨形拉伸试样厚 3.10 mm，长 25.50 mm，两端宽 15.00 mm，标距段的长度为 6.50 mm，宽度为 5.20 mm。为保证夹持部分受力均匀，在试样的两端均粘贴加强铝片。X 射线 CT 设备采用 ZEISS Xradia 520 Versa X 射线 CT 显微镜，加速电压 30~160 kV，最高空间分辨率达 0.7 μm，CCD 像素为 2 048×2 048。轴向原位拉伸采用 Deben CT5000-H250 拉伸/压缩原位加载仪，管直径为 60 mm，最大加载力为 5 kN。在 X 射线 CT 原位加载试验过程中，采用位移控制加载速率，加载速率为 0.2 mm/min。将原位加载仪固定在 X 射线显微镜样品台，进行拉伸加载、保持荷载与 X 射线 CT 扫描。

图 2 为通过上述试验方法获得的 2.5D-SiC_f/SiC 复合材料轴向拉伸载荷–位移曲线。由图 2 可以看出，该曲线具有明显的非线性，表明材料在加载过程有损伤发生。为了解材料内部损伤的三维形貌及空间特征，应用 X 射线 CT 原位扫描获得了初始状态(*A* 点)、80%破坏载荷状态(*B* 点)、断裂失效

状态(*C* 点)的试样标距段的全视野 CT 切片图像，扫描电压为 80 kV，分辨率为 5.052 1 μm。原位试验后进行了试样断口扫描，扫描电压为 60 kV，分辨率为 1.001 3 μm。

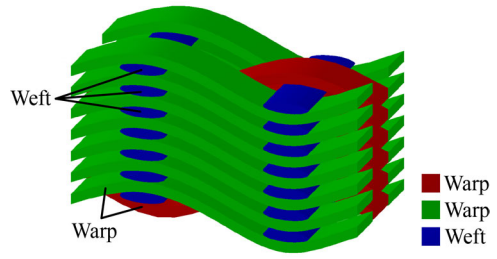


图 1　2.5D SiC 纤维预制体几何模型示意图

Fig. 1　2.5D SiC fiber preform geometric model diagram

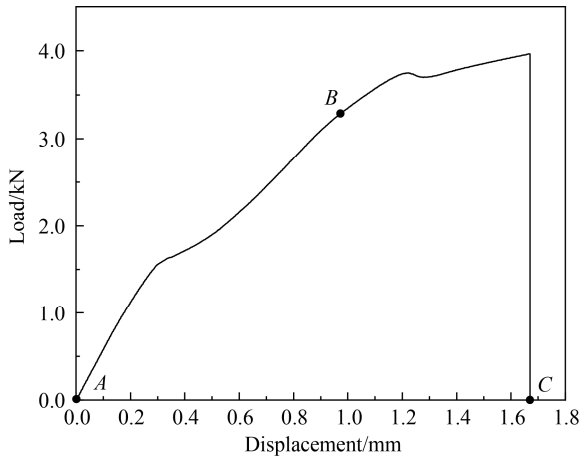


图 2　2.5D-SiC_f/SiC 复合材料原位拉伸载荷–位移曲线

Fig. 2　Load-displacement curve of 2.5D-SiC_f/SiC composite

2　基于深度学习的损伤识别

2.1　图像分割步骤

针对图 2 中 *B* 点以及材料断口扫描 CT 切片图像(均包含 990 张)，采用基于深度学习的图像分割方法进行损伤识别。图像分割就是将图像中具有特殊含义的不同区域区分开来，这些区域是互不相交的，每个区域都满足特定区域的一致性[24–25]，其流程如图 3 所示。首先在图像预处理步骤中，根据 CT 图像质量选取合适的滤波器以获得清晰的图像；随后深度学习模型的训练是关键，ORS Dragonfly 中的操作步骤为：

1) 设定模型训练集。图 4 为拉伸微裂纹深度学习模型训练集的设定过程，图 4 中编号①、②与图 3 相对应。训练集包括输入集与输出集，首先从完整的原始切片图像中等间距选取一定量切片，并在相同位置上截取预设尺寸区域，由此生成的数据集为输入集。针对输入集图像，以不同的感兴趣区域(ROI)表示不同的特征区域，由于复合材料实体与空气(包含孔隙与微裂纹)的灰度值差别较大，首先利用阈值法分割纤维束(ROI 1)与空气；由于微裂纹与孔隙的灰度值相近，因此需要在空气阈值分割结果图像上手动标记出目标特征——微裂纹，由此得到孔隙区域(ROI 2)与微裂纹区域(ROI 3)；由上述 3 个感兴趣区域生成 1 个多重感兴趣区域(Multi-ROIs)，得到模型的输出集。所设定训练集均包含 10 张 CT 切片图像；

2) 选择翻转、旋转、尺度变换等数据增强选项以增加训练集样本数量。

3) 将训练集的 20%作为验证集以防止模型过拟合。

4) 选择 U-Net 神经网络架构[26]。

5) 设置适当的训练参数。

6) 训练神经网络得到深度学习模型。

最后调用训练好的深度学习模型于完整的原始图像，完成目标特征的人工智能分割及量化信息的获取，根据结果还可进行筛选、滤波等后处理操作。

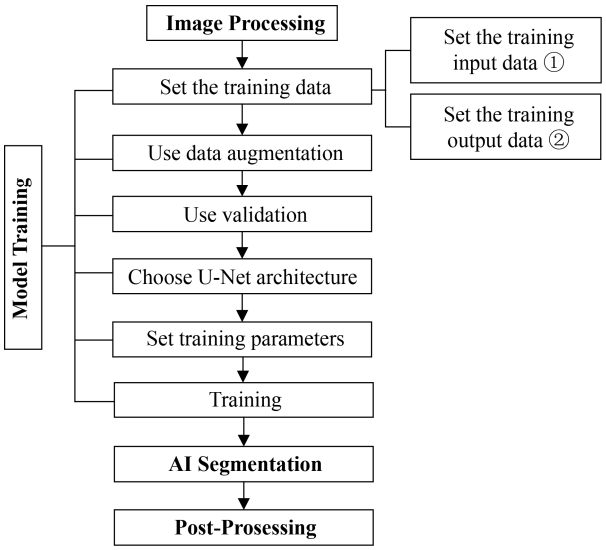


图 3　基于深度学习的图像分割流程

Fig. 3　Image segmentation method and process based on deep learning

2.2　损伤识别效果

如图 5 所示，通过对比 2.5D-SiC_f/SiC 复合材料的局部原始切片图像与损伤识别结果可知，所有基体裂纹(图 5a)和纤维拔出孔(图 5b)均被识别，表明深度学习模型可有效识别陶瓷基复合材料的微观损伤。深度学习的图像分割方法可以完成灰度值相近

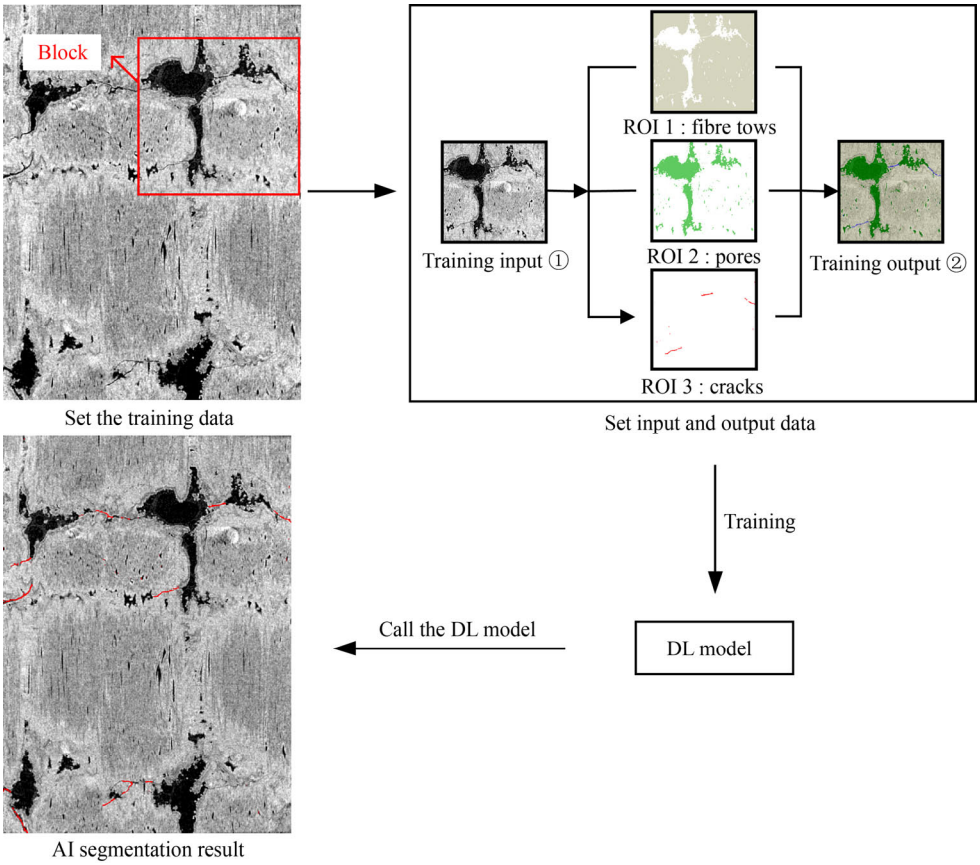
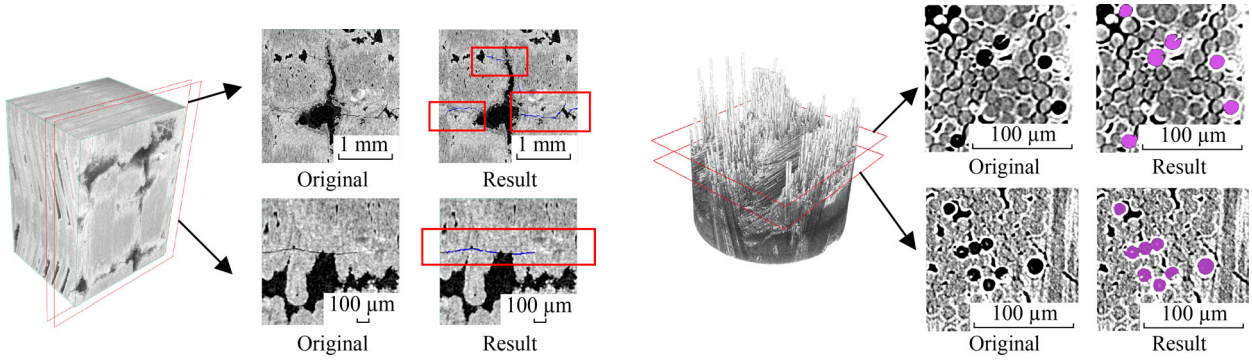


图 4 训练集设定示例

Fig. 4 Example of training data setting



(a) Microcracks identification results

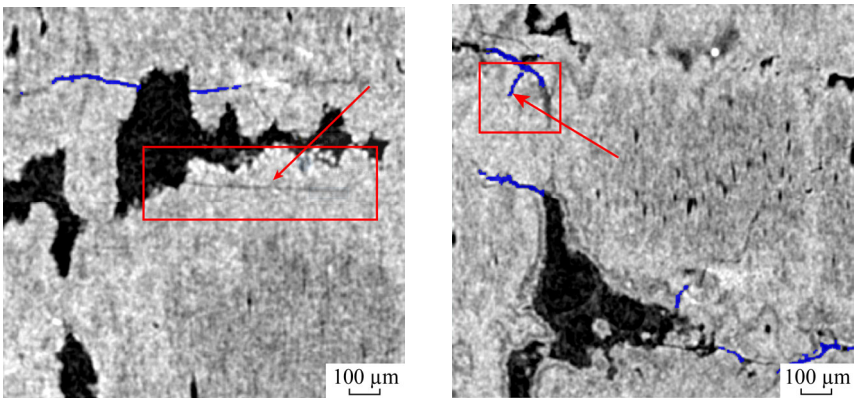
(b) Fiber pull-out identification results

图 5 局部原始切片图像与损伤识别结果

Fig. 5 Comparison of partial original slices and damage identification results

且形状明显不同的特征分割，这是阈值分割法、边缘分割、主动轮廓模型等传统图像分割方法所无法完成的；用少量的训练数据解决了复杂的分割任务，分割过程高效且智能，实现了手动操作难以完成的工作量，有效地解决了从 CT 图像中定量提取完整损伤信息的难题。

如图 6 所示，极少数图像识别结果中存在微裂纹未被识别(图 6a)和微小孔隙被识别为微裂纹(图 6b)的误识别现象。微裂纹未被识别是由于其宽度非常小(<2 μm)，导致该裂纹仅肉眼隐约可见但无法手动标记，可通过提高扫描分辨率来解决；对于被错误识别的微小孔隙，可利用体素筛选等后处理操作进行消除。综上所述，影响深度学习识别结果最主要的因素是原始 CT 图像的质量，需要保证扫描图像的分辨率和衬度满足目标特征识别的要求，因此对 X 射线显微镜的性能以及试样尺寸有较高要求。此外，针对结果图像的后处理操作也是关键因素之一。



(a) Unidentified　　(b) Misidentified

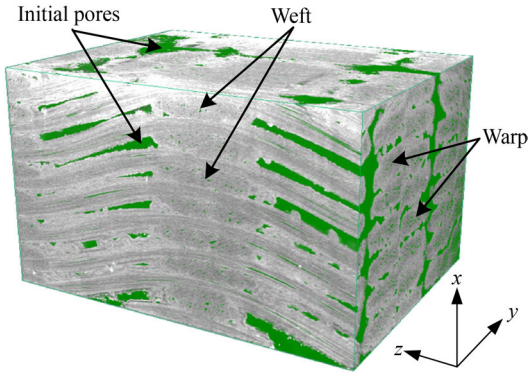
图 6　深度学习识别结果中的未识别和误识别示例

Fig. 6　Examples of incorrect identification results based on Deep Learning

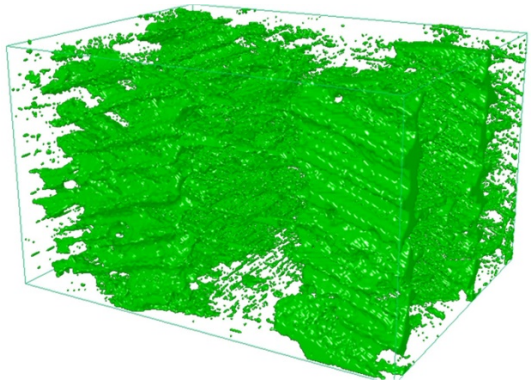
3　结果与讨论

3.1　材料细观结构

图 7 为 2.5D-SiC$_f$/SiC 复合材料细观结构的三维重构图，经向纤维束的空间走向为曲线，纬向纤维束的空间走向为平行于 y 轴的直线。初始孔隙分布由阈值法分割得到，在三维渲染图中以绿色显示，可见材料的初始孔隙缺陷主要分布在经向纤维束之间，呈条状分布，材料的初始孔隙率为 9.69%。



(a) 2.5D-SiC$_f$/SiC composites with initial pores



(b) 3-D rendering of Initial pores

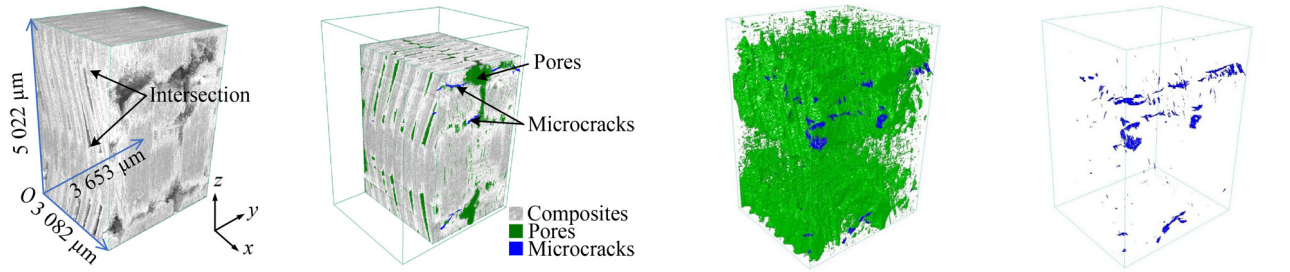
图 7　2.5D-SiC$_f$/SiC 复合材料细观结构三维重构图

Fig. 7　3-D reconstruction of meso-structure of 2.5D-SiC$_f$/SiC composites

3.2　拉伸微裂纹

图 8 显示了图 2 中 B 点原位状态的重构图像和基于深度学习的拉伸微裂纹识别结果。由重构图像(图 8a)可知，此时材料主要的损伤形式为基体开裂。裁剪后的重构图像、孔隙与微裂纹的区分结果以及微裂纹的三维形貌如图 8b~图 8d 所示，其中孔隙以绿色显示，微裂纹以蓝色显示。观察微裂纹与材料结构的位置关系，发现基体开裂产生的不规则微裂纹几乎都发生在两经纬向纤维束交叉点之间的经向纤维束内部，而纬向纤维束的损伤程度较小，表明材料轴向受拉前期主要由经向纤维束承受载荷。

经统计，此状态下材料的孔隙率为 11.83%，微裂纹总体积占重构图像总体积的 0.02%。图 9 为微裂纹的体积分布情况，可以看出微裂纹体积分布集中在 0~5.3×10^{-4} mm^3 范围内，绝大多数裂纹体积小于 1×10^{-5} mm^3，随着体积的增大微裂纹数量分布较为均匀但并不连续。沿 3 个坐标轴方向的微裂纹面积占比和孔隙率分布曲线如图 10 所示，空间坐标原点 O 示于图 8a，材料在 x、y、z 轴方向上的长度分别为 3 082、3 653、5 022 μm。由图 10a 可知，材料沿 x 轴(厚度)方向孔隙率分布较均匀，微裂纹主要集中于 2 500~3 082 μm 坐标范围内。由图 10b、图 10c 可知，材料沿 y、z 轴(纬向、经向)的孔隙率有明显变化，在孔隙率较高的区域，微裂纹比例也较高，二者有很强的相关性。再次观察孔隙和微裂纹的空间分布(图 8c、图 8d)可知，在 y、z 轴方向孔隙率较高的切片上，孔隙集中分布在空间坐标 x 轴



(a) Reconstruction image (b) Reconstruction image (cropped) (c) 3-D rendering of pores and microcracks (d) 3-D rendering of microcracks

图 8 基于深度学习的材料 80%破坏载荷状态拉伸微裂纹识别结果

Fig. 8 Identification result of tensile microcracks under 80% failure loading state based on deep learning

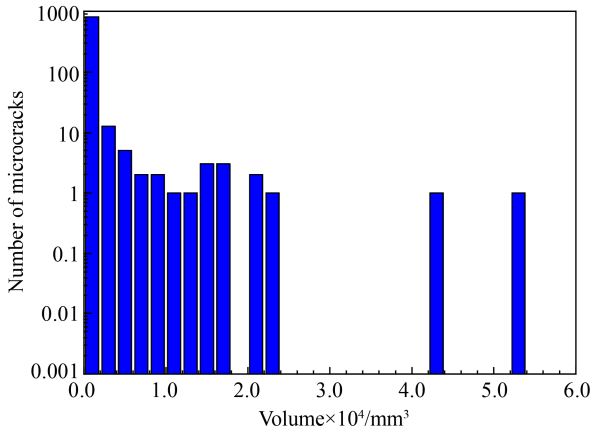
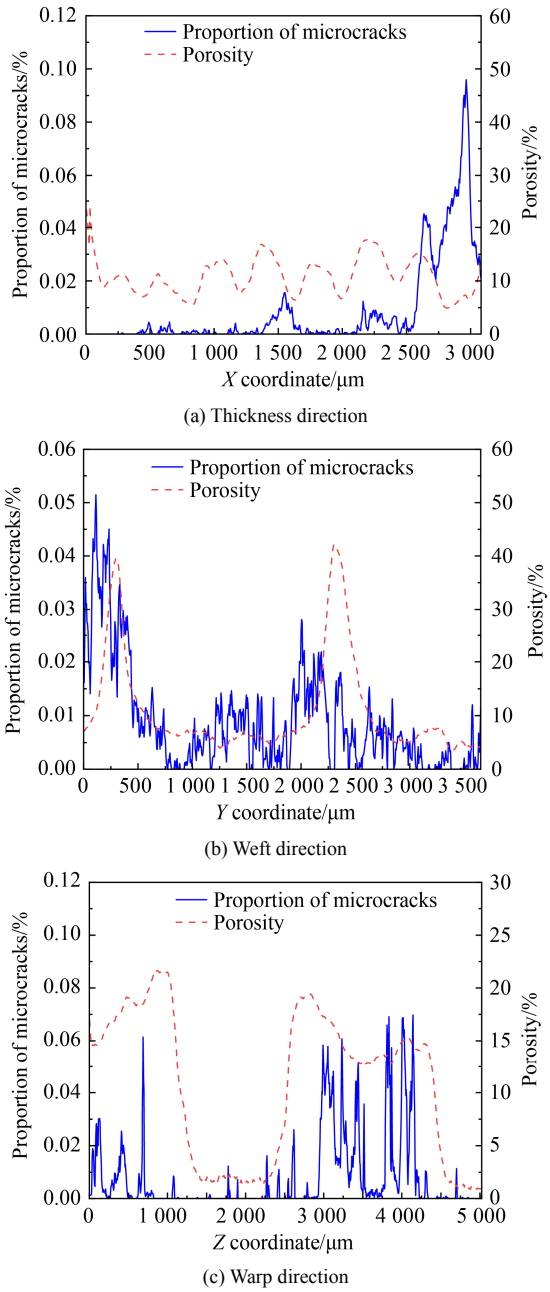


图 9 微裂纹体积分布

Fig. 9 Volume distribution of microcracks at point B

上 2 500~3 082 μm 范围内，表明 2.5D-SiC$_f$/SiC 复合材料的孔隙缺陷对损伤的影响较大，孔隙率较大的位置易发生基体开裂。

为进一步表征拉伸微裂纹的空间特性，定义如图 11 所示的空间角度 φ 为微裂纹的换算长轴与其在 xy 面的投影之间的夹角(下同)，换算长轴为微裂纹转动惯量取最大值时所对应的轴。空间角度 φ 的取值范围为 0°~90°，即垂直于拉伸方向为 0°、平行于拉伸方向为 90°。图 12a、图 12b 分别为此状态下拉伸微裂纹的角度频率分布图和三维渲染图，部分角度微裂纹的切片图像如图 13 所示。由图 12a 可知，69.28%的微裂纹 φ 值小于 45°，其中 0°~1°微裂纹占比为 30.85%，18°~19°微裂纹占比为 8.39%；45°左右微裂纹占比也较大，约为 8.66%。考虑到材料轴向受拉，故垂直于拉伸方向的横向微裂纹较多；由于经向纤维束的空间走向为曲线，故 18°~19°范围内的微裂纹较多(图 13a)；45°左右微裂纹部分由横向微裂纹扩展而来(图 13b)，部分萌生和扩展于孔隙附近(图 13c)；基体的纵向开裂多表现为大于 45°的微裂纹(图 13d)。由微裂纹的空间角度分析可得，



(a) Thickness direction

(b) Weft direction

(c) Warp direction

图 10 沿 3 个坐标轴的微裂纹面积占比和孔隙率分布曲线

Fig. 10 Proportion of microcracks and porosity distribution curves along three axes

2.5D-SiC$_f$/SiC 复合材料在载荷较大时的基体微裂纹包括横向开裂、纵向开裂以及横向裂纹的纵向扩展，其中横向裂纹占主要部分。

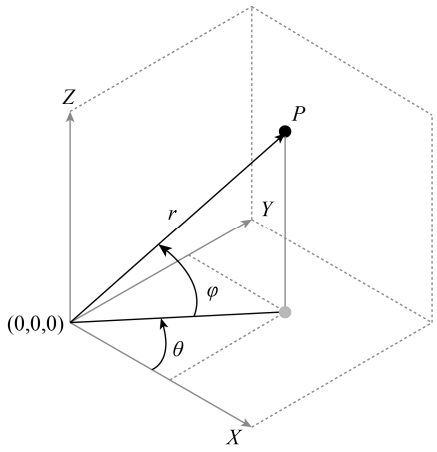
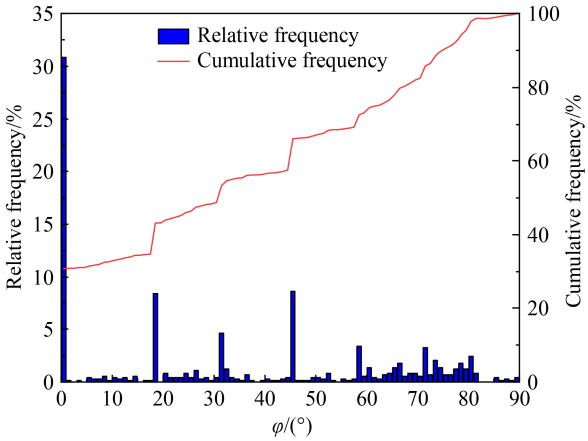
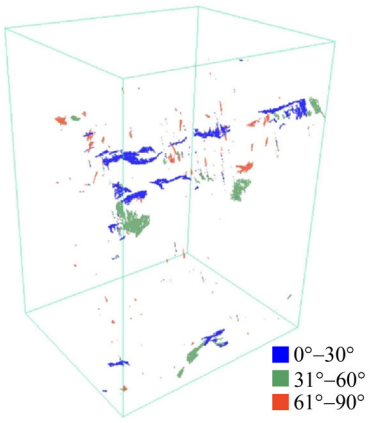


图 11　空间朝向角度 φ 说明图

Fig. 11　Definition of spatial orientation angle φ



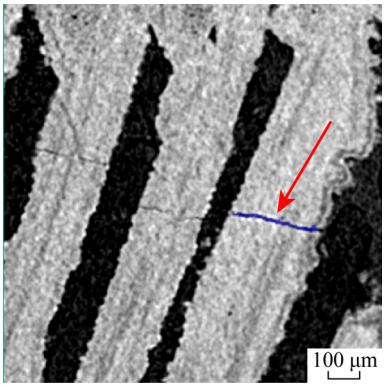
(a) Frequency distribution of the angle of microcrack



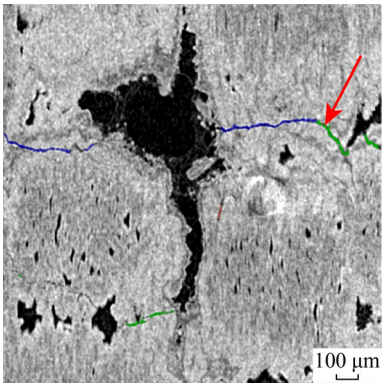
(b) 3-D spatial angle rendering of microcrack

图 12　B 点拉伸微裂纹空间角度分布

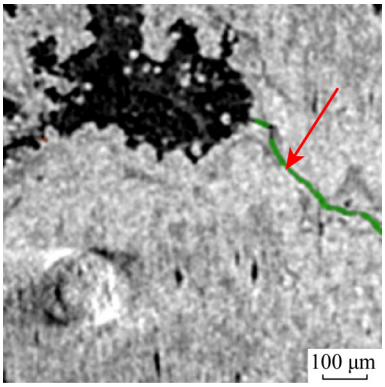
Fig. 12　Distribution of the spatial angle of microcracks at point B



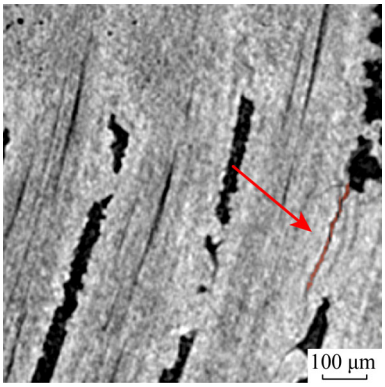
(a) Microcrack at 18°–19°



(b) Longitudinal propagation of transverse microcracks



(c) Microcrack at around 45°



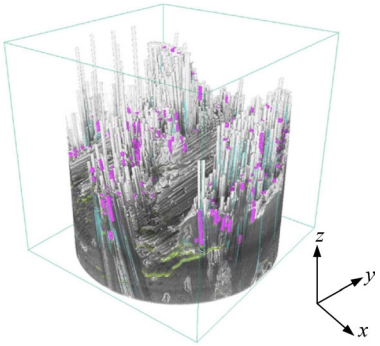
(d) Longitudinal microcrack

图 13　不同角度微裂纹切片图像

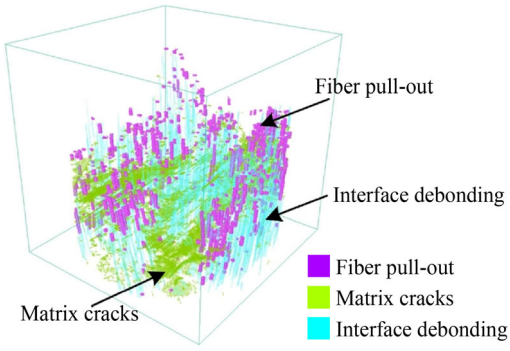
Fig. 13　Section view of microcracks at different angles

3.3 断口分析

基于深度学习的断口损伤识别结果如图 14 所示，3 种损伤模式(纤维拔出、界面脱粘、基体开裂)识别前后 CT 切片图像的对比如图 15~图 17 所示。由图 14 可知，断口的主要失效形式为纤维断裂，断口处于经纬向纤维束交叉处，纤维束在不同的高度发生断裂，表现出典型的韧性断裂特征。纤维断裂通常伴随纤维的拔出，在三维空间中表现为长短不一的圆柱孔，如图 14 中紫色圆柱孔所示；在原始 CT 图像上表现为与孔隙灰度值一致的黑色圆孔(图 15a)。经统计，纤维拔出孔的体积占复合材料断口重构图像总体积的 0.26%，纤维拔出长度最大为 250.32 μm，最小为 16.02 μm，平均长度为 88.26 μm。



(a) 3-D rendering of fracture with damages

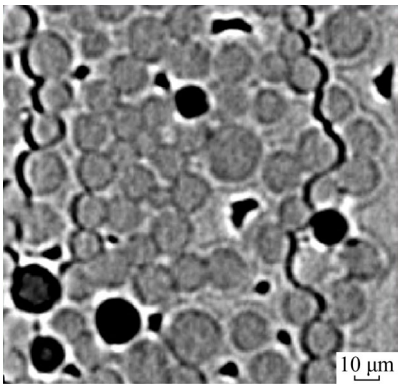


(b) 3-D rendering of damages

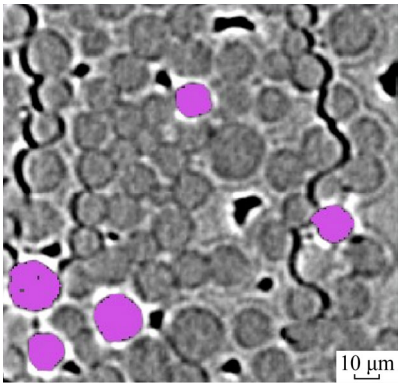
图 14 基于深度学习的断口损伤识别结果

Fig. 14 Damage identification results of fracture based on Deep Learning

图 14 中绿色裂纹表示断口基体裂纹，在原始 CT 图像上表现为与孔隙灰度值一致的黑色细小裂纹(图 16a、图 16c)，表明随着载荷的增大，基体裂纹不断萌生、扩展并与孔隙相通。如图 18 所示，断口基体裂纹的体积在 0~2.2×10^{-4} mm^3 范围内，97%的微裂纹体积小于 1×10^{-5} mm^3。与较高载荷状态下拉伸微裂纹的体积统计结果(图 9)相比，断口基体裂纹数量更多、体积相对较小。图 19a、19b 分别为断口基体裂纹的角度频率分布图和三维渲染图。由图 19a 可知，79.56%的基体裂纹角度小于 45°；0°~1°的裂纹比例较大，为 38.49%；45°~46°的裂纹比例也较大，为 7.64%。由图 16c、16d 可知，纤维束内部新增了大量 45°左右的裂纹，表明基体裂纹并不单纯沿直线扩展，充分发展的基体裂纹可连通界面与孔隙等非连续区域。结合图 19b 与图 14a 可知，31°~60°角度范围内的裂纹多分布于经纬向纤维束相交的位置。



(a) Original

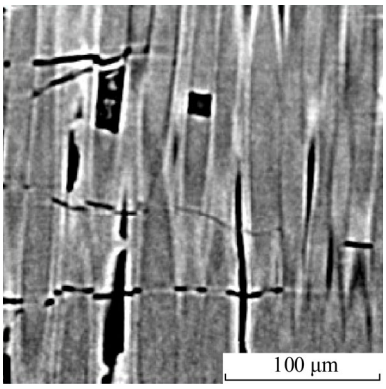


(b) Result

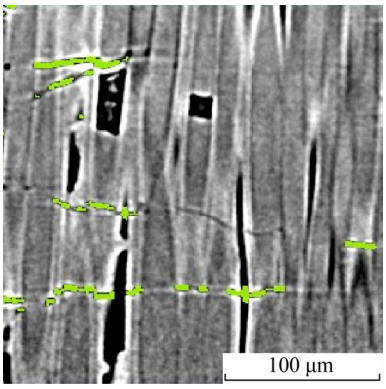
图 15 纤维拔出孔识别前后二维切片对比

Fig. 15 Comparison of 2D slices before and after fiber pull-out identification

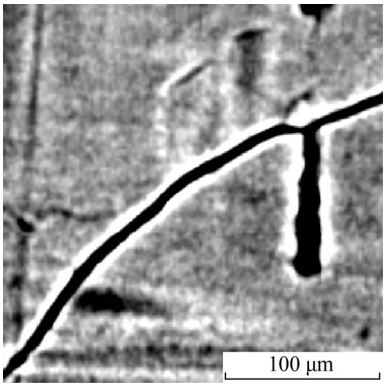
图 14 中蓝色裂纹表示因界面脱粘产生的平行于纤维束的纵向和横向裂纹，在原始 CT 图像上表现为处于纤维与基体界面处的黑色裂缝(图 17a)。由图 17b 可知，经、纬向纤维与基体界面发生脱粘，存在基体裂纹与界面脱粘相连通的现象。经统计，界面脱粘裂纹体积占重构图像总体积的 0.43%。



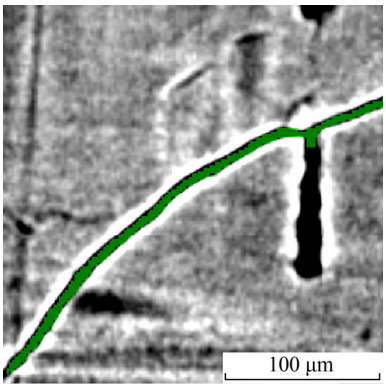
(a) Original 1



(b) Result 1



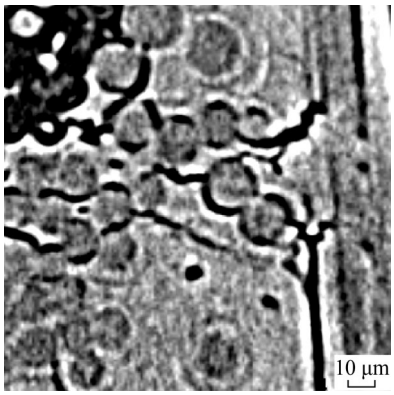
(c) Original 2



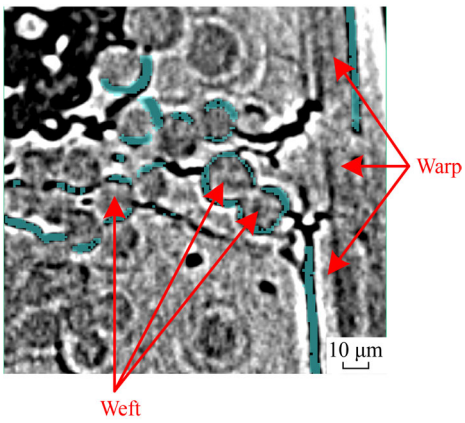
(d) Result 2

图 16　基体裂纹识别前后二维切片对比

Fig. 16　Comparison of 2D slices before and after matrix cracks identification



(a) Original



(b) Result

图 17　界面脱粘识别前后二维切片对比

Fig. 17　Comparison of 2D slices before and after interface debonding identification

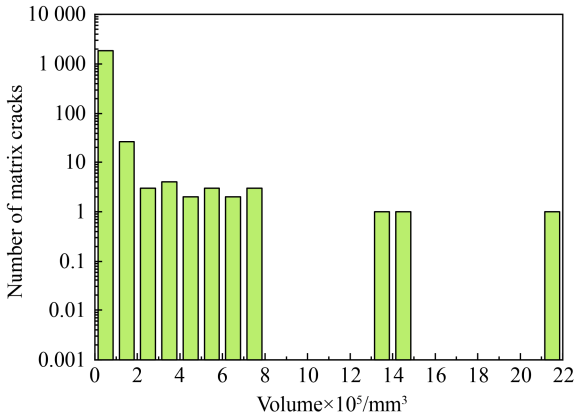
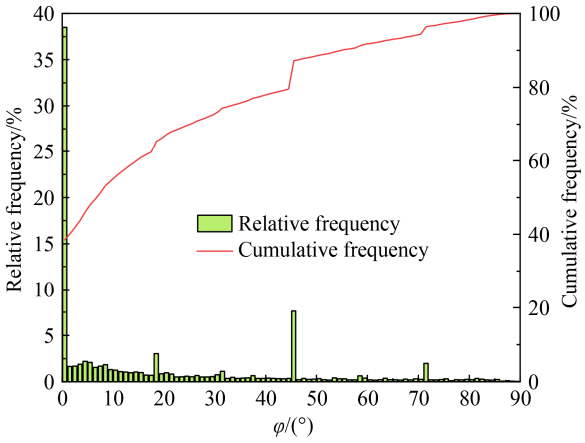


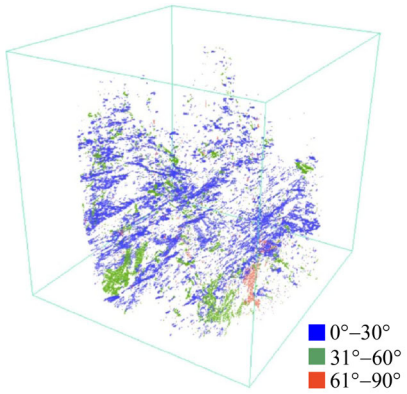
图 18　断口基体裂纹体积分布

Fig. 18　Volume distribution of fracture matrix cracking

由断口损伤的识别与量化分析可知，材料受拉后期至失效阶段，纤维束基体开裂形式更为复杂，具体表现为基体裂纹的不断新增与损伤区域的扩展，直至纤维断裂失效。2.5D-SiC_f/SiC 复合材料最终的失效模式包括纤维断裂、纤维拔出、基体开裂与界面脱粘。



(a) Frequency distribution of the angle of fracture matrix cracks



(b) 3-D spatial angle rendering of the matrix cracks

图 19 断口基体裂纹空间角度分布

Fig. 19 Distribution of the spatial angle of fracture matrix cracks

4 结论

通过对 2.5D-SiC$_f$/SiC 复合材料进行 X 射线 CT 轴向原位拉伸试验和基于深度学习图像分割方法的损伤识别与分析，可以得出以下结论：

1) X 射线 CT 原位试验能够获取陶瓷基复合材料原位加载条件下内部微观结构、缺陷及损伤的变化特征，有效反映损伤与载荷的关系，2.5D-SiC$_f$/SiC 复合材料轴向原位拉伸的载荷-位移曲线表现为明显的非线性。

2) 2.5D-SiC$_f$/SiC 复合材料最先发生基体开裂，较高载荷下的拉伸微裂纹体积为 0~5.3×10^{-4} mm^3，垂直于拉伸方向的横向裂纹占主要部分，微裂纹分布与孔隙分布存在很强的相关性，损伤极易发生在孔隙率较大的位置。

3) 2.5D-SiC$_f$/SiC 复合材料的断口损伤模式包括纤维断裂、纤维拔出、界面脱粘和基体开裂。材料主要表现为断裂失效，纤维拔出长度在 16.02~250.32 μm 之间，平均长度为 88.26 μm；与较高载荷状态下的微裂纹相比，断口基体裂纹的体积更小、数量更多，体积为 0~2.2×10^{-4} mm^3，横向裂纹和 45°的斜裂纹占主要部分；不同损伤模式有相互连通的现象。

4) 基于深度学习的图像分割方法可实现陶瓷基复合材料基体裂纹、纤维拔出、界面脱粘这 3 种损伤模式的人工智能分割、提取与三维可视化，突破了以往损伤二维形貌观测的局限性，为揭示材料损伤演化机理与评估损伤程度提供了有效手段，并为改进材料制备工艺和力学精细化建模提供了可靠数据。

参考文献:

[1] CHAWLA K K. Processing of Ceramic Matrix Composites[M]. New York: Springer US, 2003: 107–138.

[2] 张立同, 成来飞, 徐永东. 新型碳化硅陶瓷基复合材料的研究进展[J]. 航空制造技术, 2003(1): 24–32.
ZHANG Litong, CHENG Laifei, XU Yongdong. Aeron Manuf Technol (in Chinese), 2003(1): 24–32.

[3] 徐永东, 成来飞, 张立同, 等. 连续纤维增韧碳化硅陶瓷基复合材料研究[J]. 硅酸盐学报, 2002, 30(2): 184–188.
XU Yongdong, CHENG Laifei, ZHANG Litong, et al. J Chin Ceram Soc, 2002, 30(2): 184–188.

[4] 邹豪, 王宇, 刘刚, 等. 碳化硅纤维增韧碳化硅陶瓷基复合材料的发展现状及其在航空发动机上的应用[J]. 航空制造技术, 2017(15): 76–84.
ZOU Hao, WANG Yu, LIU Gang, et al. Aeron Manuf Technol (in Chinese), 2017(15): 76–84.

[5] 常岩军, 矫桂琼, 陶永强, 等. 2.5D-C/SiC 复合材料的拉伸损伤研究[J]. 无机材料学报, 2008(3): 509–514.
CHANG Yanjun, JIAO Guiqiong, TAO Yongqiang, et al. J Inorg Mater (in Chinese), 2008(3): 509–514.

[6] 孔春元, 孙志刚, 高希光, 等. 2.5 维 C/SiC 复合材料经向拉伸性能[J]. 复合材料学报, 2012, 29(2): 192–198.
KONG Chunyuan, SUN Zhigang, GAO Xiguang, et al. Acta Mater Compos Sin (in Chinese), 2012, 29(2): 192–198.

[7] 何顶顶, 吴邵庆. 2.5D C/C 编织复合材料损伤演化试验研究[J]. 东南大学学报(自然科学版), 2020, 50(4): 645–650.
HE Dingding, WU Shaoqing. J Southeast Univ: Nat Sci Ed (in Chinese), 2020, 50(4): 645–650.

[8] YU X M, ZHOU W C, ZHENG W J, et al. Mechanical property of 2.5 dimensional silicon carbide fiber reinforced silicon carbide composites [J](Eng). J Chin Ceram Soc, 2008(11): 1559–1563.

[9] 陈明明, 陈秀华, 张大旭, 等. 平纹叠层 SiC/SiC 复合材料室温和高温拉伸行为与破坏机理[J]. 上海交通大学学报, 2019, 53(1): 11–18.
CHEN Mingming, CHEN Xiuhua, ZHANG Daxu, et al. J Shanghai Jiaotong Univ (in Chinese), 2019, 53(1): 11–18.

[10] 王龙, 冯国林, 李志强, 等. X 射线断层扫描在材料力学行为研究中的应用[J]. 强度与环境, 2017, 44(6): 43–56.
WANG Long, FENG Guolin, LI Zhiqiang, et al. Struct Eng Env (in Chinese), 2017, 44(6): 43–56.

[11] SCOTT A E, MAVROGORDATO M, WRIGHT P, et al. *In situ* fibre

fracture measurement in carbon–epoxy laminates using high resolution computed tomography[J]. Compos Sci Technol, 2011, 71(12): 1471–1477.

[12] LI Z X, GUO L C, ZHANG L, et al. *In situ* experimental investigation on the out-plane damage evolution of 3D woven carbon-fiber reinforced composites[J]. Compos Sci Technol, 2018, 162: 101–109.

[13] BALE H A, HABOUB A, MACDOWELL A A, et al. Real-time quantitative imaging of failure events in materials under load at temperatures above 1 600 ℃[J]. Nat Mater, 2013, 12(1): 40–46.

[14] HABOUB A, BALE H A, NASIATKA J R, et al. Tensile testing of materials at high temperatures above 1 700 ℃ with in situ synchrotron X-ray micro-tomography[J]. Rev Sci Instrum, 2014, 85(8): 529–622.

[15] 刘海龙, 张大旭, 祁荷音, 等. 基于 X 射线 CT 原位试验的平纹 SiC/SiC 复合材料拉伸损伤演化[J]. 上海交通大学学报, 2020, 54(10): 1074–1083.
LIU Hailong, ZHANG Daxu, QI Heyin, et al. J Shanghai Jiaotong Univ (in Chinese), 2020, 54(10): 1074–1083.

[16] ZENG Q L, SUN L J, GE J R, et al. Damage characterization and numerical simulation of shear experiment of plain woven glass-fiber reinforced composites based on 3D geometric reconstruction[J]. Compos Struct, 2020, 233: 111746.

[17] WANG L, YUAN K, LUAN X G, et al. 3D characterizations of pores and damages in C/SiC composites by using X-ray computed tomography[J]. Appl Compos Mater, 2019, 26(2): 493–505.

[18] WANG L, ZHANG W, LI H, et al. 3D *in-situ* characterizations of damage evolution in C/SiC composite under monotonic tensile loading by using X-ray computed tomography[J]. Appl Compos Mater, 2020, 27(1): 1–12.

[19] KHAN A, SHIN J K, LIM W C, et al. A deep learning framework for vibration-based assessment of delamination in smart composite laminates[J]. Sensors, 2020, 20(8): 2335.

[20] SINCHUK Y, KIBLEUR P, AELTERMAN J, et al. Variational and deep learning segmentation of very-low-contrast X-ray computed tomography images of carbon/epoxy woven composites[J]. Materials, 2020, 13(4): 936.

[21] EVSEVLEEV S, PACIORNIK S, BRUNO G. Advanced deep learning-based 3D microstructural characterization of multiphase metal matrix composites[J]. Adv Eng Mater, 2020, 22(4): 1901197.

[22] LORENZONI R, CUROSU I, PACIORNIK S, et al. Semantic segmentation of the micro-structure of strain-hardening cement-based composites (SHCC) by applying deep learning on micro-computed tomography scans[J]. Cem Concr Compos, 2020, 108: 103551.

[23] BADRAN A, MARSHALL D, LEGAULT Z, et al. Automated segmentation of computed tomography images of fiber-reinforced composites by deep learning[J]. J Mater Sci, 2020, 55(34): 1–17.

[24] PAL N R, PAL S K. A review on image segmentation techniques[J]. Pattern Recogn, 1993, 26(9): 1277–1294.

[25] 罗希平, 田捷, 诸葛婴, 等. 图像分割方法综述[J]. 模式识别与人工智能, 1999, 12(3): 3–5.
LUO Xiping, TIAN Jie, ZHUGE Ying, et al. Patt Recog Artif Intell (in Chinese), 1999, 12(3): 3–5.

[26] KAMNITSAS K, LEDIG C, NEWCOMBE V F J, et al. Efficient multi-scale 3D CNN with fully connected CRF for accurate brain lesion segmentation[J]. Med Image Anal, 2016, 36: 61–78.