

基于分布式光纤的蜂窝夹层结构脱粘损伤监测

徐浩¹,王中枢²,马寅魏²,李建乐¹,李腾腾¹,张松¹,武湛君¹

(1.大连理工大学工业装备结构分析国家重点实验室,辽宁大连116024;

2.北京空天技术研究所,北京100074)

摘要:航空航天蜂窝夹层结构服役环境恶劣,需要发展相应的结构健康监测技术以保证结构的安全运行。脱粘损伤因发生在内部胶层而难以监测,该文采用埋入胶层的分布式光纤传感器对蜂窝夹层结构脱粘损伤进行监测。在预埋损伤监测试验中采用高强光纤和边界浅槽的方式提高传感器存活效率,得到脱粘损伤应变特征。采用参数化建模方式对不同损伤位置进行大量有限元模拟,加入白噪声后得到含有脱粘损伤特征的13 500组数据。将模拟数据代入卷积神经网络进行训练,训练后的网络对试验损伤数据的识别准确率达到98.84%。该方法能够识别20 mm²脱粘损伤,同时定位平均误差小于4 mm。

关键词:蜂窝夹层板;结构健康监测;脱粘损伤;分布式光纤;卷积神经网络

中图分类号:TN25;TN384;TN929.11 **文献标识码:**A

Debonding Damage Monitoring of Honeycomb Sandwich Structure Based on Distributed Optical Fiber

XU Hao¹, WANG Zhongshu², MA Yinwei², LI Jianle¹, LI Tengting¹, ZHANG Song¹, WU Zhanjun¹

(1. State key Lab. of Structural Analysis for Industrial Equipment, Dalian University of Technology, Dalian 116024, China;

2. Beijing Aerospace Technology Research Institute, Beijing 100074, China)

Abstract: The aerospace honeycomb sandwich structure has a harsh service environment, and it is necessary to develop the corresponding structural health monitoring technology to ensure the safe operation of the structure. Debonding damage is difficult to monitor because it occurs in the internal adhesive layer. In this study, a distributed optical fiber sensor embedded in the adhesive layer is used to monitor the debonding damage of the honeycomb sandwich structure. In the embedded damage-monitoring test, the use of high-strength optical fibers and shallow boundary grooves improves the survival efficiency of the sensor and obtains the characteristics of the debonding damage strain. Using parametric modeling, a large number of finite element simulations were conducted at different damage locations. After adding white noise, 13 500 sets of data containing debonding damage characteristics were acquired. Substituting the simulated data into a convolutional neural network for training, the trained network achieved an accuracy of 98.84% in identifying the experimental damage data. In the current study, this method can identify 20 mm² debonding damage, with an average positioning error of less than 4 mm.

Key words: honeycomb sandwich panel; structural health monitoring; debonding damage; distributed optical fiber; convolutional neural network

0 引言

蜂窝夹层结构可以充分发挥面板强度高、芯材密度低的特点。与普通单层板结构相比,蜂窝夹层结构拥有质量小、抗冲击能力高及隔振降噪性能好等优点,被广泛应用于航空航天领域^[1]。但是航空

航天结构服役环境恶劣,蜂窝夹层结构易产生表面裂纹、脱粘损伤和窝芯屈曲等损伤^[2]。这些损伤将大幅降低结构的使用寿命,严重时将威胁飞行器的飞行安全。传统的无损检测技术只能在离线状态下进行小范围检测,在检测范围、快速性和实时性

收稿日期:2022-06-25

基金项目:某国防基础科研项目

作者简介:徐浩(1983-),男,辽宁省大连市人,副教授,博士。

方面均难满足航空航天结构的发展需求,因此迫切需要发展针对蜂窝夹层的结构健康监测技术。

脱粘损伤一般发生在结构内部胶层,隐蔽性强且难以进行实时监测。光纤传感器将温度、应变等信息转化为光的波长偏移信息进行解调,与传统传感器相比,其具有体积小、抗电磁干扰和耐腐蚀等优势^[3]。利用光频域反射技术的分布式光纤具有高密度连续测量的特点^[4],在结构健康监测领域备受关注。Sekine K 等将光纤光栅传感器(FBG)嵌入蜂窝夹层结构中^[5],对面板凹陷损伤进行监测。Sivola J 基于瑞利散射的分布式光纤传感器,大幅提高了面板凹陷监测的空间分辨率^[6]。单一男等将分布式光纤埋入泡沫层合结构胶层,对复合材料层合结构进行脱粘损伤监测^[7]。Gao D 将分布式光纤与随机森林算法相结合,识别到热防护层合结构的脱粘损伤特征^[8]。这些方法都是利用 FBG 传感器或是对其他夹层结构进行脱粘损伤监测。目前关于分布式光纤传感器监测蜂窝夹层结构的脱粘损伤还有待进一步研究。

本文利用埋入的分布式光纤传感器对铝蜂窝夹层结构进行健康监测,改进了蜂窝结构传感器埋入工艺,提高了传感器存活率。同时对监测到的脱粘损伤层间应变特征进行提取,采用试验数据修正有限元模型数据,产生大量可靠的损伤特征,最终采用训练后的卷积神经网络对损伤特征进行识别,完成对脱粘损伤的自动识别与定位,为蜂窝夹层健康监测方法提供了新思路。

1 含损试件制作

1.1 光纤埋入可行性讨论

传感器的埋入必定会在结构内部形成新的界面,可能对结构力学性能产生影响。光纤传感器的直径一般约为 $\varnothing 160 \mu\text{m}$,国内外学者进行了多种光纤传感器埋入的监测研究^[5-9],研究结果均忽略了这种微小结构的引入对结构性能产生的影响,侧面论证了光纤埋入的可行性。为了进一步验证光纤对铝面板蜂窝夹层结构力学性能的影响,根据国标 GB/T 1452、1455、1456 设计了光纤埋入件的标准拉伸、剪切、弯曲试验,如图 1 所示,并进行有、无光纤的对照试验。多组对照结果综合表明,光纤埋入对蜂窝夹层结构的力学性能影响远小于试件制作

时的分散性,光纤传感器的引入对胶层性能几乎无影响,预埋光纤对结构进行监测具备可行性。

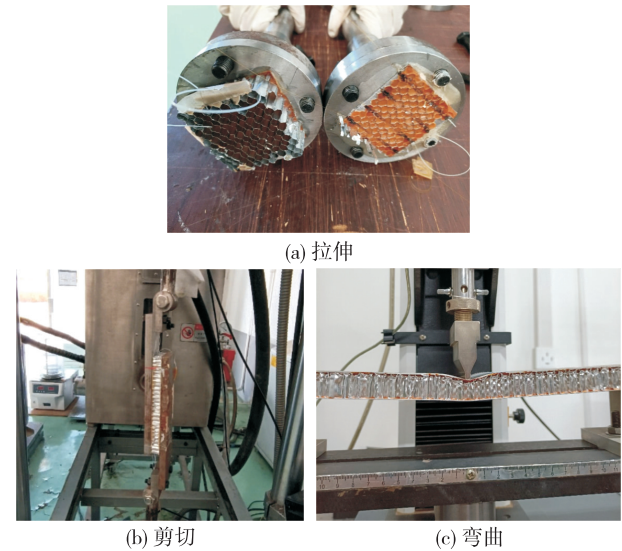


图 1 结构性能影响研究

1.2 传感器布设与损伤设计

损伤监测试验设计结构在三点弯载荷下进行脱粘损伤监测,所用蜂窝夹层板厚度为 20 mm。在铝板与蜂窝夹层之间布设光纤传感器进行监测,试件尺寸为 600 mm \times 200 mm,窝芯蜂窝边长为 3 mm,厚度为 0.06 mm,胶层粘贴脱模布以模拟预制脱粘损伤。夹层结构分布:面板(铝)与蜂窝夹心之间采用 J-116 高温胶膜进行粘接,上面板与胶膜之间布设分布式光纤传感器,脱粘损伤设置在传感器与上面板之间,脱模布模拟胶层与上面板的脱粘,夹层设置情况如图 2 所示。

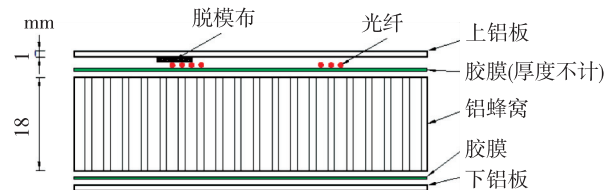


图 2 夹层设置示意图

由于三点弯曲加载中部和两侧受到压头集中力的作用,应变变化复杂,所以将脱粘损伤设置在距中部压头 100 mm 处;脱粘损伤的方形区域大小为 20 mm \times 20 mm;光纤采用环形布设方式,相邻两条光纤路径之间的距离为 5 mm,损伤边界处有一条路径经过,便于研究损伤监测的最小范围;传感器在试件长度方向的监测范围为 500 mm。路径布设如图 3 所示。

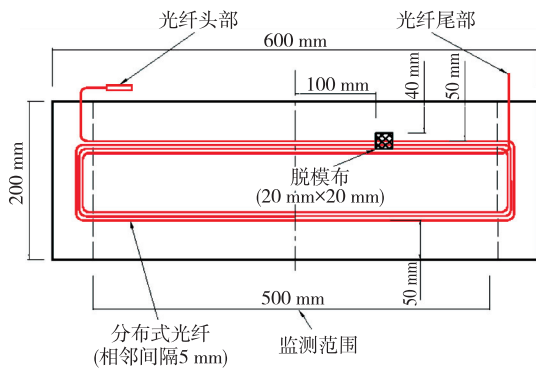


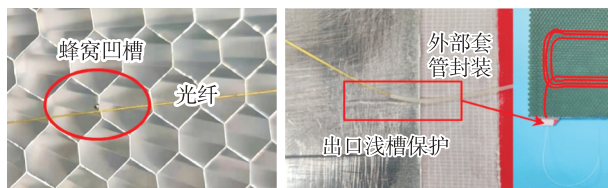
图3 光纤路径布设示意图

1.3 含损蜂窝夹层结构成型与传感器保护

整个制作流程大致分为5个步骤:

- 1) 在单侧铝板粘贴脱模布及布设光纤。
- 2) 胶膜粘贴。
- 3) 蜂窝芯覆盖。
- 4) 对称方式粘贴胶膜和铝板。
- 5) 在热压机上采用压力 0.3 MPa, 130 °C 加热 3 h 使胶膜固化。

光纤传感器的体积小,可埋入结构,但同时具有脆弱易断的缺点,需要一定的工艺手段对其进行保护。经测试,包裹聚酰亚胺涂覆层的高强度光纤可在蜂窝棱边压出浅槽,而自身不会被锋利的蜂窝芯棱边切断,保证了光纤存活率,如图4(a)所示。光纤出口位置易受到外部拉扯作用而损坏,采用在铝板上刻出浅槽的同时封装聚四氟乙烯套管对其进行保护,如图4(b)所示。试件制作完成后进行测试。经测试,传感器存活状态良好。



(a) 光纤在蜂窝棱边压出凹槽 (b) 边界出口刻槽保护
图4 光纤保护方案

2 预埋损伤的蜂窝夹层结构监测试验

2.1 试验流程

试验采用三点弯加载方式,试验数据采集装置使用 LUNA 公司的 ODiSI-A 分布式光纤采集系统。试验加载装置如图5所示,设置传感器标距为 5 mm,测量间距为 1 mm(即相邻两个测点间距 1 mm)。将设备全部连接调试后,采集 Baseline 作为结构的初始状态,为了消除试件加工制作过程中

的内应力以及夹具安装过程中可能存在的装配间隙对试验的影响,共进行了3组加载试验,每组试验包含3个载荷步。由于载荷的大小不便控制,试验采用千斤顶位移控制,加载等级分别为 F1:5 mm, F2:7 mm, F3:9 mm,每组试验进行前都要重新进行基准采集。

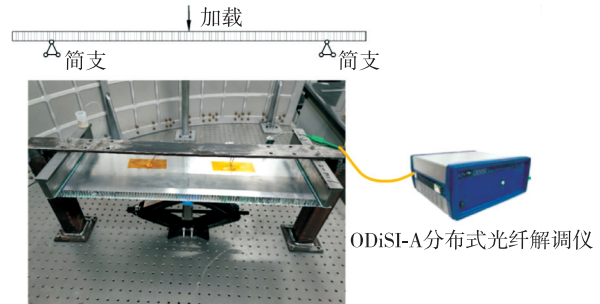


图5 试验加载采集装置

2.2 试验结果与损伤特征分析

若胶层无脱粘损伤,则监测应变应呈现连续、线性变化趋势;若胶层出现脱粘损伤,则在损伤区域会出现应力重分布,对应的应变也会有突变等特征变化,由此可以判断损伤存在。3组加载试验中,第3组数据稳定性最好,该组所有加载等级的光纤监测应变如图6所示。

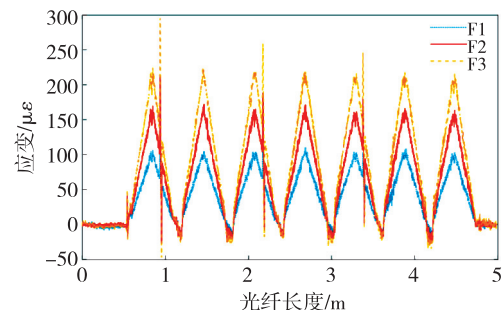


图6 试验光纤应变曲线

不同加载等级的应变曲线均有较好的梯度变化,结构处于弹性变形阶段。图7为 F3 载荷下结构对应位置的应变曲线。

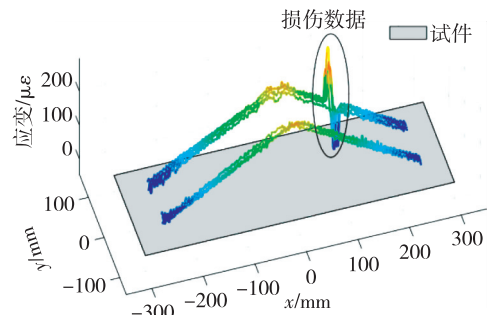


图7 结构应变展示

由图7可见,应变数据的异常区域具有一致性,

分布式光纤能准确监测出脱粘损伤的应变特征。根据光纤布设路径与损伤位置的关系,在脱粘边界处光纤仍能捕捉损伤特征,但距损伤 5 mm 的相邻路径并无特征变化。因此,若光纤存在损伤特征,则光纤路径必经过损伤区域(含边界)。

对试验数据进行分析,对于脱粘损伤而言,因脱粘区域无法传递切应力,整个区域附近应力重分配,在区域两侧形成小范围的应力集中,最终形成两个极值点的中心对称变化图形(见图 8),这种变化趋势可作为判断脱粘损伤的特征。试验中 20 mm 的脱粘区域引起 x 方向上 40 mm 范围内的应变波动,该范围内共有 40 个应变测点。这个损伤影响范围为后续进行损伤自动识别提供了指导。

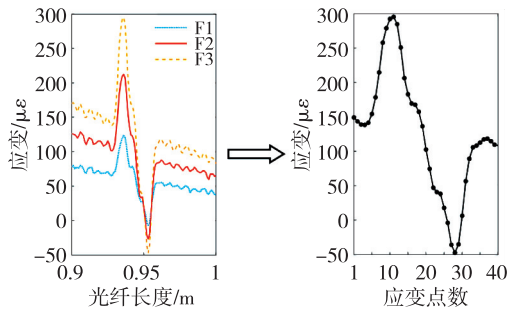


图 8 脱粘损伤特征

3 卷积神经网络损伤识别

对于损伤特征的判定通常是依据专业人士进行分析,难以给出具体的判定准则。分布式光纤高密度和实时性的特点使得数据量巨大,人为对损伤进行分析成本巨大,因此需要一种智能化的方法进行损伤数据分析。卷积神经网络(CNN)以其独特的特征识别能力在图像分类方面取得巨大成功^[10],相比之下,将应变数据视为高度为 1 的图片,即可利用 CNN 对损伤特征进行识别。

3.1 含损结构有限元模拟

CNN 是一种数据驱动的特征分类方法,损伤分类的准确性依靠大量历史数据对网络结构进行训练。通过实验的方法获取大量的数据是一项成本高且耗时、繁琐的工作。为了获取训练网络所需的大量数据,本文拟采用数值模拟的方式获取数据。

在 ABAQUS 平台进行有限元模拟,蜂窝夹层板的尺寸与试验试件相同。胶层采用内聚力单元进行建模,脱粘损伤处的材料刚度缩小至胶层的 10^{-9} 用于模拟损伤,各部件之间采用共节点的方式结合,结构分层形式如图 9 所示。对于蜂窝芯结构,

建模时采用三明治夹芯板的芯层简化模型^[11],最终计算的等效蜂窝材料属性为 $E_1 = E_2 = 1.293\ 3\ \text{MPa}$, $E_3 = 1\ 616.6\ \text{MPa}$, $\mu_{12} = 0.998\ 6$, $\mu_{13} = \mu_{23} = 0$, $G_{12} = 0.485\ \text{MPa}$, $G_{13} = G_{23} = 305.995\ 6\ \text{MPa}$ (其中 E 为不同方向的弹性模量, μ 为泊松比, G 为剪切模量)。

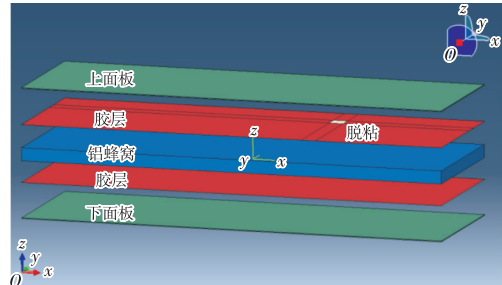


图 9 有限元模型分层形式

为了尽可能扩大神经网络训练数据集,通过 Python 参数化建模的方式生成大量损伤位于不同位置的有限元模型。以夹层板中心为原点,长度方向为 x 轴,损伤中心的 x 坐标分别为 60 mm, 120 mm, 180 mm, y 坐标分别为 0, 30 mm, 60 mm, 加载采用位移控制压头位移为 0.25 mm, 0.5 mm, 0.75 mm, 1 mm, 由此可产生 36 种组合。图 10 为某情况下的窝芯 x 向应变云图。每个模型仿照试验的光纤路径设置在损伤区域,提取 5 条应变曲线,根据模型对称性可扩展出 720 组应变数据。叠加白噪声后可得到与试验数据特征相同的模拟数据。模拟数据中存在与真实脱粘损伤相同的应变特征(见图 11),可代替试验数据对网路进行训练。

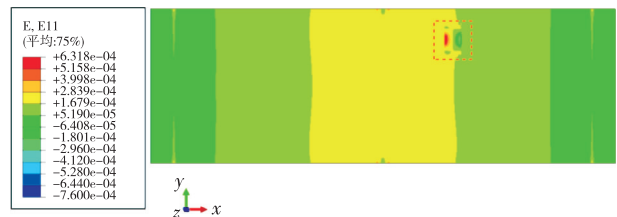


图 10 x 向应变云图

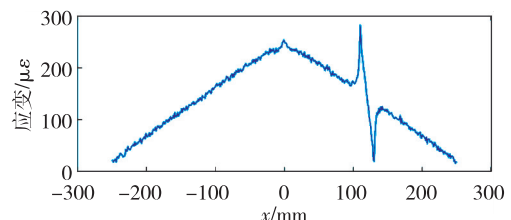


图 11 模拟应变曲线

3.2 一维卷积神经网络设计

卷积神经网络主要包括卷积层(Conv)、池化层(Pooling)和全连接层(FC)。其中卷积层对输入数

据进行卷积运算以提取特征映射,池化层向下采样特征映射,实现数据降维和提取,然后根据全连接层对特征进行分类^[12]。

根据第 2.2 节的结果和脱粘损伤影响范围,选择输入数据大小为 40×1 。网络结构设计:2 层卷积层、2 层最大池化层、3 层全连接层和 1 层分类层(SoftMax 层)。为使网络更稳定,加入了归一化层(BN)、激活层(ReLU)、丢失层(Dropout)等网络结构。网络具体参数如表 1 所示。

表 1 网络结构的详细配置

层名	输入大小	滤波器尺寸/步长	丢失率	滤波器数	输出大小
Input	$40 \times 1 \times 1$	—	—	—	$40 \times 1 \times 1$
Conv_1	$40 \times 1 \times 1$	$5 \times 1(1)$	—	64	$40 \times 1 \times 64$
BN_1	$40 \times 1 \times 64$	—	—	—	$40 \times 1 \times 64$
ReLU_1	$40 \times 1 \times 64$	—	—	—	$40 \times 1 \times 64$
Dropout_1	$40 \times 1 \times 64$	—	0.3	—	$40 \times 1 \times 64$
MaxPool_1	$40 \times 1 \times 64$	$2 \times 1(1)$	—	64	$40 \times 1 \times 64$
Conv_2	$40 \times 1 \times 64$	$5 \times 1(1)$	—	128	$40 \times 1 \times 128$
BN_2	$40 \times 1 \times 128$	—	—	—	$40 \times 1 \times 128$
ReLU_2	$40 \times 1 \times 128$	—	—	—	$40 \times 1 \times 128$
Dropout_2	$40 \times 1 \times 128$	—	0.3	—	$40 \times 1 \times 128$
MaxPool_2	$40 \times 1 \times 128$	$2 \times 1(1)$	—	128	$40 \times 1 \times 128$
FC_1	$40 \times 1 \times 128$	$1 \times 1(1)$	—	5 120	$1 \times 1 \times 5 120$
FC_2	$1 \times 1 \times 5120$	—	—	1 024	$1 \times 1 \times 1 024$
FC_3	$1 \times 1 \times 1024$	—	—	2	$1 \times 1 \times 2$
SoftMax	$1 \times 1 \times 2$	—	—	—	$1 \times 1 \times 2$
ClassOutput	$1 \times 1 \times 2$	—	—	—	$1 \times 1 \times 2$

3.3 脱粘损伤识别与定位

在网络训练与识别前,首先对试验与有限元的数据进行分割处理,将数据处理成网络分类所需的 40×1 数据结构。数据的分割采取滑窗处理,经多次尝试,最终选取滑窗步长为 30 个测点。为了避免损伤数据集与健康数据集之间的差距过大而影响识别精度,故将损伤数据集的滑窗步长设置为 1,在损伤中心前后 10 个应变测量点范围内进行滑窗。将有限元数据进行滑窗处理得到 13 500 组训练数据,其中健康数据 7 560 组,损伤数据 5 940 组。试验数据用于测试验证,全部采用 10 的滑窗步长,包含损伤中心位置的数据定义为损伤数据,其余数据为健康数据。试验数据处理后得到 987 组测试数

据,其中健康数据 978 组,损伤数据 9 组。

使用 MATLAB 工作平台建立所需卷积神经网络,训练过程中批处理大小为 50,共进行 540 次训练。每轮训练开始时将数据集打乱,初始学习率为 0.001。训练过程准确率曲线如图 12 所示,训练数据的批量准确率最终达到 100%。将试验测试数据代入训练完成的模型,测试准确率达到 98.84%。

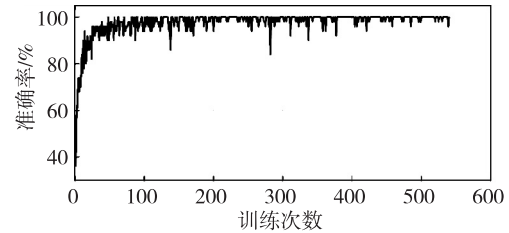


图 12 训练准确率曲线

分布式光纤的应变数据与空间位置存在映射关系,将分段分类的应变数据标签映射到结构中,即可得到损伤数据的空间位置,实现了对脱粘损伤的识别与定位损伤识别情况(见图 13)。本文采用的损伤识别方法能准确识别每条测量路径的损伤情况,即便是离损伤边界非常接近的 4 号路径也未出现误判现象,y 向损伤边界清晰。

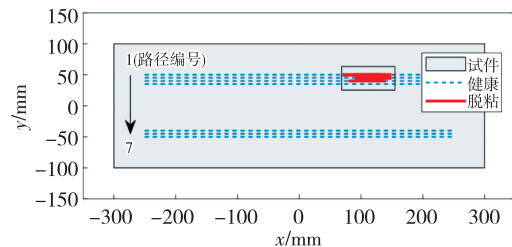


图 13 损伤识别与定位

将脱粘损伤中心作为损伤位置,对比不同路径的真实损伤与识别位置,得到 x 向识别定位误差如表 2 所示。由表可见,所用方法对脱粘损伤的位置判定平均误差为 3.5 mm。

表 2 损伤位置对比

路径编号	识别位置 x_1 /mm	损伤位置 x_2 /mm	误差/mm
1	109.5	110	0.5
2	119.5	110	9.5
3	109.5	110	0.5

4 结论

1) 本文利用埋入分布式光纤对蜂窝层合板脱粘损伤进行监测,得到了脱粘损伤的应变特征。脱粘特征是两侧拥有 2 个峰值的中心对称变化曲线,

并以此作为后续智能判定损伤的依据。试验过程中采用一定工艺提高传感器的存活性。

2) 采用 Python 批处理的方式建立了包含不同损伤位置与载荷大小的有限元模型。通过模型对称性对模拟数据进行扩展,并加入白噪声提高模拟数据与试验的一致性,为后续网络训练提供了大量数据。

3) 构建了用于脱粘损伤识别的 CNN 网络,通过滑窗的形式对脱粘试验进行损伤识别。该方法能准确识别所有路径的脱粘损伤。以损伤数据中心作为损伤位置,在光纤路径方向(即试件 x 方向)的识别定位平均误差为 3.5 mm。

该分布式光纤监测方法弥补了传统检测方法在实时性方面的不足,为蜂窝夹层结构的脱粘损伤监测提供了新方案。但方案中最佳的滑窗尺寸与步长需要根据损伤大小不同进行调整,后续将研究采用目标检测的方法进行自适应滑窗,以便对不同的损伤尺寸与类型进行监测。

参考文献:

- [1] 高飞, 姬鼎丞, 王军伟, 等. 航天器蜂窝夹层结构脱粘损伤的导波检测与成像方法[J]. 航天器工程, 2021, 30(1):7.
- GAO Fei, JI Dingcheng, WANG Junwei, et al. Dis-bond detection and imaging using lamb waves for spacecraft honeycomb sandwich panel[J]. Spacecraft Engineering, 2021, 30(1):7.
- [2] DAVALOS J F, QIAO P Z, RAMAYANAM V. Torsion of honeycomb FRP sandwich beams with a sinusoidal core configuration[J]. Composite Structures, 2009, 88(1):97-111.
- [3] GLISIC B, INAUDI D. Development of method for in-service crack detection based on distributed fiber optic sensors[J]. Structural Health Monitoring, 2011, 11(2): 161-171.
- [4] PARK Y, AHN T J, KIEFFER J C, et al. Optical frequency domain reflectometry based on real-time Fourier transformation[J]. Optics express, 2007, 15(8): 4597-4616.
- [5] SEKINE K, TAKEYA H, SEKO H, et al. Study on damage detection for a satellite solar array panel using optical fiber sensors[C]//[S. l.]: European Conference on Spacecraft Structures, 12th European Conference on Spacecraft Structures, Materials and Environmental Testing, 2012.
- [6] SIIVOLA J, MINAKUCHI S, TAKEDA N. Dimpling monitoring and assessment of satellite honeycomb sandwich structures by distributed fiber optic sensors[J]. Procedia Engineering, 2017, 188:186-193.
- [7] 单一男, 武湛君, 徐新生, 等. 基于分布式光纤传感的隔热层脱粘识别研究[J]. 压电与声光, 2020, 42(1): 25-28.
- SHAN Yinan, WU Zhanjun, XU Xinsheng, et al. Research on de-bonding identification of thermal-protective coating based on distributed optical fiber sensing technology[J]. Piezoelectrics & Acousto-optics, 2020, 42(1): 25-28.
- [8] GAO D, WU Z, GUO J, et al. Thermal protection system damage diagnosis method using machine learning algorithm[J]. Journal of Spacecraft and Rockets, 2021: 1-11.
- [9] HAO S, WANG W, ZHOU Y, et al. Mechanical properties of composites with embedded FBG sensors in different layer[C]//[S. l.]: IEEE International Conference on Cybernetics & Intelligent Systems, IEEE, 2011.
- [10] LECUN Y, BOTTOU L. Gradient-based learning applied to document recognition[J]. Proceedings of the IEEE, 1998, 86(11):2278-2324.
- [11] 李贤冰, 温激鸿, 郁殿龙, 等. 蜂窝夹层板力学等效方法对比研究[J]. 玻璃钢/复合材料, 2012(S1): 11-15.
- LI Xianbing, WEN Jihong, YU Dianlong, et al. The comparative study of equivalent mechanical methods on honeycomb sandwich plate[J]. Fiber Reinforced Plastics/Composites, 2012(S1): 11-15.
- [12] LIU T, XU H, RAGULSKIS M, et al. A data-driven damage identification framework based on transmissibility function datasets and one-dimensional convolutional neural networks: Verification on a structural health monitoring benchmark structure[J]. Sensors, 2020, 20(4): 1059-1084.