

引文格式:黄鑫, 屈文忠, 蒋琪, 等. 基于域自适应迁移学习的隔热瓦导波脱粘检测方法研究[J]. 航空制造技术, 2025, 68(21): 76-87.
HUANG Xin, QU Wenzhong, JIANG Qi, et al. Domain-adaptive transfer learning-based guided wave method for debonding detection in thermal protection system[J]. Aeronautical Manufacturing Technology, 2025, 68(21): 76-87.

基于域自适应迁移学习的隔热瓦导波脱粘检测方法研究*

黄鑫¹, 屈文忠¹, 蒋琪¹, 肖黎¹, 吴振强², 侯传涛²

(1. 武汉大学, 武汉 430072;

2. 北京强度环境研究所可靠性与环境工程技术重点实验室, 北京 100076)

[摘要] 针对可重复使用飞行器热防护结构在复杂多场耦合环境下易产生层间脱粘损伤的关键问题, 提出基于超声导波与域自适应迁移学习的无损检测方法。通过设计 4 类典型粘接缺陷的隔热瓦试件, 结合双向正交扫描策略与超声激励-接收机制, 实现粘接区域的高效覆盖检测。针对试件个体差异引起的信号漂移问题, 采用基于峰值比例阈值的相位对齐方法, 通过优化窗口长度同步保留损伤敏感特征并抑制噪声干扰。进一步构建域自适应迁移学习网络 (Domain-adaptive transfer learning, DATL), 实现跨试件损伤特征的分布对齐。试验表明, 在跨试件测试场景下, DATL 模型准确率仅下降 3.9%, 域间分布差异指数从 0.31 降至 0.10; 在目标域数据量不足 40% 时, 其准确率仍达 85%, 较卷积神经网络 (Convolutional neural network, CNN) 提升 19.4%。该方法缓解了对损伤类型和试件一致性的依赖, 可降低在役热防护结构脱粘检测的误报率与漏检率, 为可重复使用飞行器的快速无损检测与健康评估提供了一种可行的解决参考方案。

关键词: 热防护结构; 脱粘损伤; 超声导波; 双向正交扫描策略; 域自适应迁移学习

中图分类号: V25 文献标志码: A DOI: 10.16080/j.issn1671-833x.2025.21.076



黄鑫
博士研究生, 研究方向为结构健康监测。

* 基金项目: 国家自然科学基金 (52378309)。

可重复使用空天运载器作为未来航天任务的重要平台, 兼具近地轨道载荷运输和空天作战武器平台的双重功能, 能够完成精准打击、高点侦察、持久高空监视、实时远程侦查等多样化任务, 已成为世界航天强国研究的热点^[1-2]。随着航天技术的快速发展, 热防护系统成为可重复使用飞行器发展的核心技术之一。飞行器在大气层再入和返回过程中会承受剧烈的温度载荷, 其表面热防护性能直接影响结构安全与使用寿命。作为热防护系统中的关键组件, 隔热瓦采用高性能耐高温材料, 能够有效减少热量传递, 保护飞行器机身免受高温损害^[3-4]。在可重复使用

环境条件下, 隔热瓦的设计和性能成为影响飞行器安全性与可靠性的重要因素, 因此已成为相关研究的重点方向。

热防护系统 (Thermal protection system, TPS) 的脱粘损伤主要由多种因素引起, 其中最为关键的是热膨胀差异、气动载荷以及长时间高温和高频振动的共同作用^[5]。在飞行器的高速飞行过程中, 飞行器表面会经历剧烈的温度变化和气动冲击^[6-7], 导致隔热瓦和承载结构之间的相对变形。由于不同材料之间的热膨胀系数差异, 隔热瓦和承载结构可能会在温度变化过程中产生不均匀的应力分布, 进而导致粘接层的局部脱

落。此外,飞行器表面在飞行过程中会遭遇空气中的微小杂质或空间碎片撞击,也可能破坏隔热瓦与机体结构之间的粘接层,导致脱粘现象的发生^[8]。由于隔热瓦脱粘通常发生在材料内部,且损伤位置较为隐蔽,传统的检测方法难以有效发现这些潜在问题。因此,开发一种高效无损的检测技术来及时发现隔热瓦的脱粘损伤,成为保障飞行器安全性和延长使用寿命的关键。

在热防护系统脱粘损伤检测问题诞生之初,诸多学者使用各种方法检测层间脱粘损伤。红外热成像技术发展较早,Davis等^[9]于1996年使用该方法检测石墨环氧蜂窝隔热结构中的分层损伤;Taylor等^[10]的研究成果也表明红外热成像技术能检测金属蜂窝夹层热防护系统的内部缺陷。但该方法依赖表面温度场异常识别损伤^[11],多层隔热结构或表面涂层的存在会阻碍热波传递^[12],导致深层脱粘缺陷漏检。研究学者们发现太赫兹脉冲成像技术在热防护结构损伤检测中也具有巨大潜力,Zhang^[13]将太赫兹与层析成像结合,成功检测出隔热瓦内部缺陷。随着技术发展,研究人员发展出太赫兹扫描系统和损伤指标,在隔热瓦的脱粘损伤检测取得了进一步研究成果。但太赫兹波易被导电材料(如金属)吸收,导致信号衰减,且穿透能力较弱,对于多层复合材料,信号解析难度较高。柳敏静^[14]、徐浩^[15]等国内学者利用光纤传感技术,通过预埋光纤阵列实现分层结构的脱粘损伤监测,但其工程应用面临两大瓶颈:(1)传感器需在制造阶段嵌入热防护系统,导致现有装备改造成本增加且难以兼容在役检测需求;(2)极端热-力耦合环境(如气动加热、高频振动)易引发光纤断裂,影响长期监测可靠性^[16]。

相较而言,超声导波技术则展现出独特的综合优势。基于多模态波

传播特性^[17],可移动的多次激励即可实现大范围快速检测,显著提升效率。其界面耦合效应对粘接刚度变化高度敏感^[18],可精准识别脱粘损伤。同时,导波在复杂几何结构中的自适应传播能力及抗表面粗糙干扰特性^[19],使其能够穿透多层隔热结构并稳定表征深层缺陷^[20]。此外,无需预埋传感器、可拆卸式检测方案也大幅降低了工程应用成本。针对超声导波技术在隔热瓦脱粘损伤检测中的独特优势,其工程化应用仍面临复杂工况下信号特征提取与损伤量化等关键挑战。具体而言,热防护系统的实际服役环境会引入多重干扰因素^[21]:首先,气动噪声、机械振动及温度循环易导致导波信号基线漂移,传统阈值判别方法难以有效区分真实损伤与噪声扰动;其次,隔热瓦制造公差及材料老化引起的波速变化,会显著降低损伤敏感模式的识别鲁棒性。此外,脱粘损伤的几何尺寸、空间分布与界面退化程度之间呈现强非线性映射关系,使得基于物理模型的损伤量化准则难以适应多场景需求^[22]。

近年来,迁移学习技术为解决跨场景、跨试件的结构健康监测问题提供了新思路。Li等^[23]使用迁移学习技术实现了在不平衡数据条件下对滚动轴承的故障诊断。Zhang等^[24]基于分布自适应深度迁移学习的跨结构超声导波结构健康监测方法,利用一个结构的单传感器监测数据实现另一个结构的多传感器损伤监测。Rai等^[25]提出一种基于1D-CNN自动编码器和分类器的迁移学习框架,实现了2 mm碳纤维板的Lamb波信号人工缺陷损伤识别。Sawant等^[26]使用一种无监督的迁移学习方法,不使用损伤对应的导波信号实现更准确的损伤检测。然而,现有研究多基于理想化实验室环境构建模型,其单一模态信号特征提取机制难以适应飞行器实际工况中多物理场耦合引

起的导波信号频散特性突变,且传统迁移学习框架往往忽略材料批次差异和服役老化导致的特征分布偏移,导致在跨试件应用时易产生脱粘损伤误判。

为解决上述问题,本文通过双向正交扫描策略构建高密度导波检测网络,覆盖隔热瓦粘接区域的波传播敏感路径。针对信号时域特征漂移问题,开发基于峰值阈值触发的自适应相位同步方法,消除非损伤性操作干扰因素。研究信号截断窗口长度的选择优化策略,实现保留损伤特征和去除冗余数据的双重约束。进一步,通过多层卷积结构提取跨域信号中的脱粘损伤敏感特征,并构建域自适应迁移学习模型以解决跨试件特征分布偏移问题。该方法通过多内核最大均值差异指标实施特征空间动态对齐策略增强模型对材料参数差异的适应性,为复杂服役环境下热防护系统的状态评估提供了一种新的技术路径。

1 域自适应迁移学习

尽管超声导波技术在隔热瓦结构脱粘检测中展现出高灵敏度,但由于隔热瓦与机体结构间的材料参数、几何特征及边界条件差异,以及脱粘样本的相对稀缺,传统基于阈值或单一深度模型的方法在跨试件场景下往往面临泛化性能下降的问题。为了缓解因试验中隔热瓦脱粘试件较少、脱粘区域导波数据量较少导致的数据驱动模型性能退化问题,本文提出了一种域自适应迁移学习模型,模型的详细架构和训练过程如图1所示,主要由损伤特征提取模块、域适应模块、域分类模块和损伤识别模块组成。

1.1 损伤特征提取模块

G_f 使用预处理好的导波时域信号作为输入,输出 G_y 和 G_d 所需要的输入特征。损伤特征提取主要由连续堆叠的卷积层组成,具体过程为

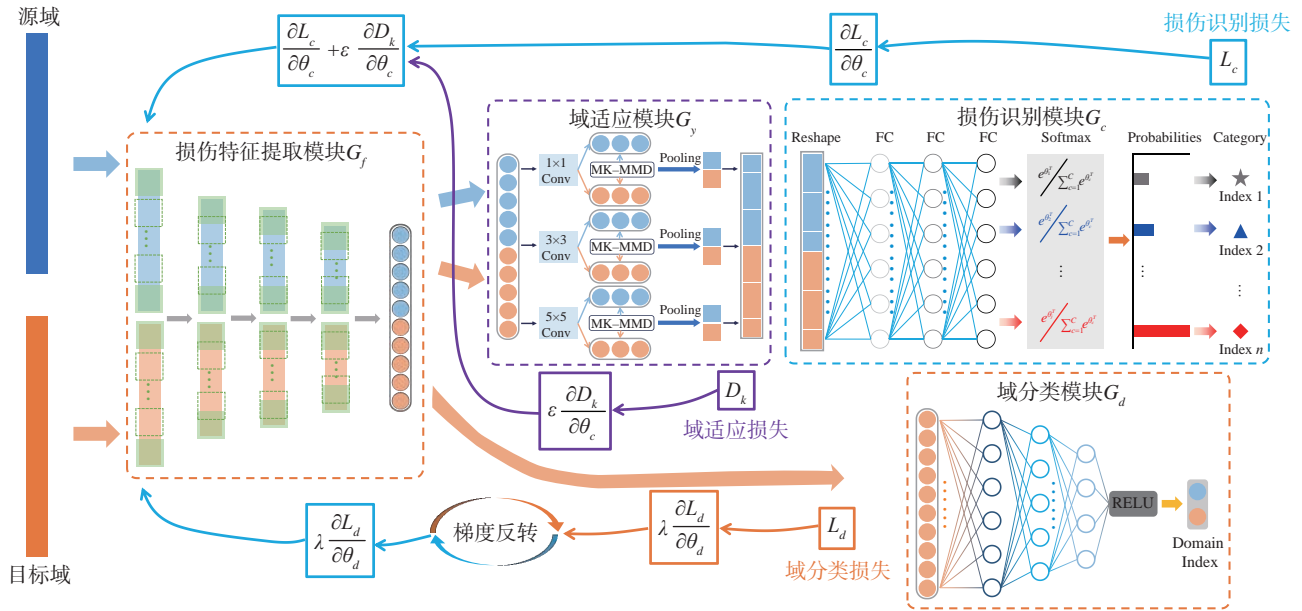


图1 域自适应迁移学习模型具体流程

Fig.1 Process of domain adaptive transfer learning model

$$R_{i,k} = \text{Activation} \left(\sum_{j=1}^{m_i} K_{i,j} \cdot x_{k-1+j} + b_i \right)$$

$$i \in [1, n_1], j \in [1, m_1], k \in [1, l]$$

(1)

式中, x_{k-1+j} 为输入序列在滑动窗口中的第 j 个样本(当输出位置为 k 时); m_1 为卷积核大小; n_1 为卷积核数量; $R_{i,k}$ 为第 i 个卷积核得到的第 k 个卷积层; $K_{i,j}$ 是第 i 层的第 j 个卷积核的参数; b_i 是第 i 个卷积核的偏置项。

1.2 域适应模块

同一脱粘类型的不同 TPS 试件在同一区域(粘接区域或脱粘区域)采集到的导波信号可以近似地认为是多条接近一种固定形式的导波信号,其差异在物理意义上可解释为不同 TPS 试件个体差异性;在信号处理上可解释为同一种类型信号受到不同程度的噪声干扰;在统计层面上可理解为空间特征分布图中同一特征范围的不同分布。为了最小化这些分布带来的差异,本文采用了在高阶空间中对齐超声导波信号特征在多个特征空间下的分布。

如图2所示,域适应模块采用了多尺度卷积操作,其中 1×1 卷积主

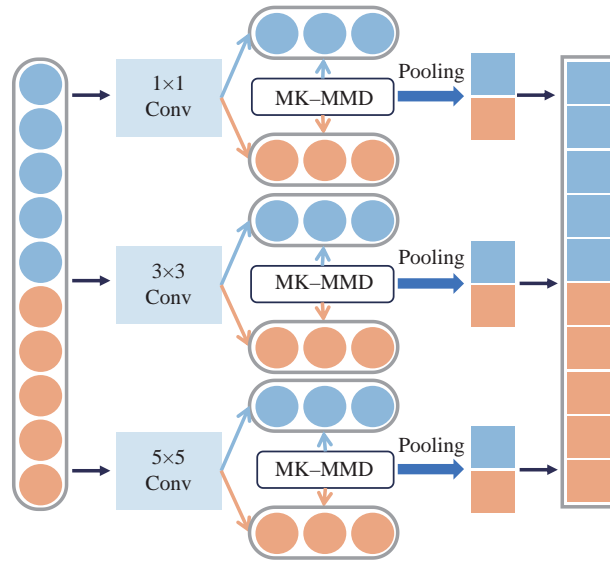


图2 域适应模块结构图

Fig.2 Structure of domain adaptation module

要用于减少通道数的降维操作,减少计算量的同时提取信号的通道信息; 3×3 卷积用于提取局部特征和捕捉信号的细节;使用相对较大的 5×5 卷积核用于捕捉更大的局部信息或者长时间依赖。为了使 G_t 和 G_s 的概率分布更接近,在域适应模块使用多内核最大平均差异(Multi-kernel maximum mean discrepancy, MK-MMD)的域分布差异度量^[27],可表

示为式(2)。

$$d = \left\| \frac{1}{n_s} \sum_{x_i^{(c)} \in D_s^{(c)}} G_f(x_i^s) - \frac{1}{n_t} \sum_{x_j^{(c)} \in D_t^{(c)}} G_f(x_j^t) \right\|_{\mathcal{H}_k}^2 \quad (2)$$

式中, $x_i^{(c)}$ 为源域第 i 个属于类别 c 的原始样本; n_t 和 n_s 分别为目标域数据集 D_t 和源域数据集 D_s 中的样本数; $\|\cdot\|_{\mathcal{H}_k}$ 为通过核 k 映射的 RKHS。

为了提高对非线性分布的适应性, MK-MMD 通过加权多个核函数组合来计算不同 RKHS 下的 MMD。由多个核函数定义的核 k 表示为

$$\mathcal{K} \triangleq \left\{ k = \sum_{u=1}^m \beta_u k_u : \beta_u \geq 0, \forall u \right\} \quad (3)$$

式中, \mathcal{K} 为可用核的凸组合集合; β_u 为 k_u 对应的权重; u 为核索引。

根据上述加权核函数, MK-MMD 的具体计算方式为

$$D = \sum_{j=1}^N d(R_j^s D(x_s), R_j^t D(x_t)) \quad (4)$$

式中, D 为多核 MMD 的总体差异/损失; N 为高阶空间的个数; d 为在单个集核上 MMD² 距离; $R_j^s D(x_s)$ 和 $R_j^t D(x_t)$ 分别为源域和目标域在第 j 个核函数下的非线性映射, 该步骤计算源域和目标域之间在高阶空间的距离。

为了更精确地对齐源域和目标域的分布差异, MK-MMD 通过计算不同类别的类别总数 c 下的 MMD 来优化特征对齐。具体计算如下

$$D_k = \frac{1}{C} \sum_{c=1}^C \left\{ \frac{1}{(n_s^c)^2} \sum_{i=1}^{n_s} \sum_{j=1}^{n_s} k(G_f(x_i^s), G_f(x_j^s)) + \frac{1}{(n_t^c)^2} \sum_{i=1}^{n_t} \sum_{j=1}^{n_t} k(G_f(x_i^t), G_f(x_j^t)) - \frac{2}{n_s^c n_t^c} \sum_{i=1}^{n_s} \sum_{j=1}^{n_t} k(G_f(x_i^s), G_f(x_j^t)) \right\} \quad (5)$$

式中, C 为类别数; n_s 和 n_t 为源域和目标域中类别 c 的样本数; $G_f(x)$ 是损伤特征提取模块提取到的特征; $k(\cdot, \cdot)$ 为通过式(7)加权得到的核函数。

1.3 损伤识别模块

经过域适应模块后的损伤特征可以通过全连接层进行线性表示, 如图3所示。全连接层特征的线性可表示为

$$y_{FC} = \text{Activation}(W_{FC} f + b_{FC}) \quad (6)$$

式中, W_{FC} 为权重矩阵; f 为输入全连接层的特征; b_{FC} 为偏置常数。

通过3个全连接层, 模型可以预

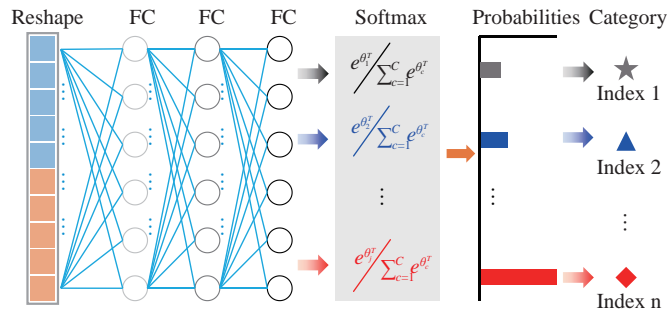


图3 损伤识别模块

Fig.3 Structure of damage identification module

测数据样本的状态标签, 然后采用 Softmax 回归进行分类预测, 最后, 损伤条件分类模块的损失函数采用交叉熵损失计算得出, 用于衡量预测标签与真实标签之间的差异。交叉熵损失的计算公式为

$$l_c = \text{Crossentropy}(y^{\text{predict}}, y) \quad (7)$$

式中, Crossentropy 为交叉熵损失函数; y^{predict} 和 y 分别为预测标签和真实标签。

1.4 域分类模块

在域适应任务中, 源域和目标域的特征通常具有一定的分布差异。为了消除这些差异, G_d 被设计为通过对抗学习, 增强源域和目标域之间的域不变性。如图4所示, 目标域的样本被用作对抗样本, G_d 通过全连接层对源域和目标域的特征进行区分, 并使用二分类器输出域标签。目标通过最大化源域和目标域之间的分类误差, 帮助 G_f 提取到更加通用的特征, 从而提高域自适应能力。

该模块的损失函数通过对源域和目标域之间的分类误差进行优化, 其具体形式为

$$L_d = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n L_d^i \quad (8)$$

$$L_d^i = d_i \log \frac{1}{\text{sigm}(W_d G_f(x_i) + b_d)} + (1 - d_i) \log \frac{1}{\text{sigm}(W_d G_f(x_i) + b_d)} \quad (9)$$

式中, d_i 为第 i 个样本的域标签, 表示该样本来自源域 ($d_i=0$) 还是目标域 ($d_i=1$); n 为一批数据样本的个数。

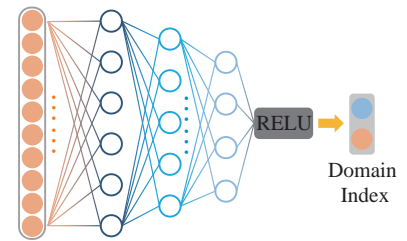


图4 域分类模块

Fig.4 Structure of domain classification module

$\text{sigm}(\cdot)$ 为 sigmoid 激活函数; W 和 b 分别为 G_d 的权重和偏置。

2 试验材料与方法

2.1 试件及试验装置

隔热瓦试件主要包括4种典型粘接状态:(1)所有界面均保持完整粘接, 无脱粘缺陷, 为健康状态基准试件;(2)隔热瓦角部 1/4 区域与应变隔离垫发生脱粘;(3)隔热瓦沿一侧 1/2 面积范围与应变隔离垫脱粘;(4)隔热瓦中央 1/4 区域与应变隔离垫脱粘, 4 种试件如图 5(a)~(d)所示。试件具体尺寸如图 5(e)所示, 机体材料由底层为 280 mm × 280 mm × 2 mm 的高强度铝合金板组成, 174 mm × 174 mm × 2 mm 的柔性隔离垫层粘接于机体材料中央, 高性能隔热瓦几何尺寸为 174 mm × 174 mm × 30 mm, 其表面涂覆黑色耐高温隔热涂层。不同脱粘状态的试件均采用标准粘接工艺制备。采用 1 对 Nano-30 微型传感器(PAC 公司)作为导波 pitch-catch 模式的激励和接收物理元件, 使用硅脂耦合。

该型号传感器 8 mm × 8 mm 的几何尺寸使其在热防护结构脱粘检测中有更好的步进路径分辨率。激励信号由 PXIe-6124 多功能 I/O 模块 (National instruments) 产生, 由 1 个中心频率为 220 kHz 的五周 Hanning 窗正弦波组成, 由 Falco WMA-300 功率放大器 (Falco 公司) 放大后再施加于传感器; 响应信号由 PXIe-6124 多功能 I/O 模块以 8 MHz 的采样率记录, 单次记录时窗 125 μs (1000 采样点), 采用 50 次信号平均与 10~500 kHz 带通滤波进行噪声抑制。PXIe-6124 多功能 I/O 模块激励与接收的协同操作均集成于由基于 LabVIEW 编程设计的热防护结构脱粘导波检测系统, 系统架构如图 6 所示。

2.2 双向正交扫描策略

在隔热瓦试件进行导波信号数据采集时, 采用优化的步进式导波检测方法替代传统传感器网络布置, 检测方案如图 7 所示。在隔热瓦的机体结构表面实施双向正交扫描策略: 沿长度方向设置初始激励-接收对, 发射端固定于试件边缘起始位置, 接收端位于对侧边缘并保持 230 mm 恒定间距, 该设计通过控制波传播路径长度减小时域信号弥散效应, 控制信号的相对稳定性。检测过程中, 激励-接收对以 10 mm 步长同步向宽度方向步进移动, 每个测点连续采集 10 组时域信号, 单次扫描覆盖 174 mm 宽度范围共获得 18 个有效测点 (17 步进位移 +1 起始点)。完成单方向扫描后, 传感器激励-接收对复位至初始激励-接收点进行 5 个周期的重复测量以模拟在若干激励-接收对的重复测量, 提升数据真实性与可靠性, 随后将扫描方向旋转 90° 实施正交方向检测。该扫描策略通过双向正交位移覆盖隔热瓦粘接区域, 最终形成间距 10 mm × 10 mm 的网格化检测数据, 相较于传统固定传感器网络有效减少传感器使用

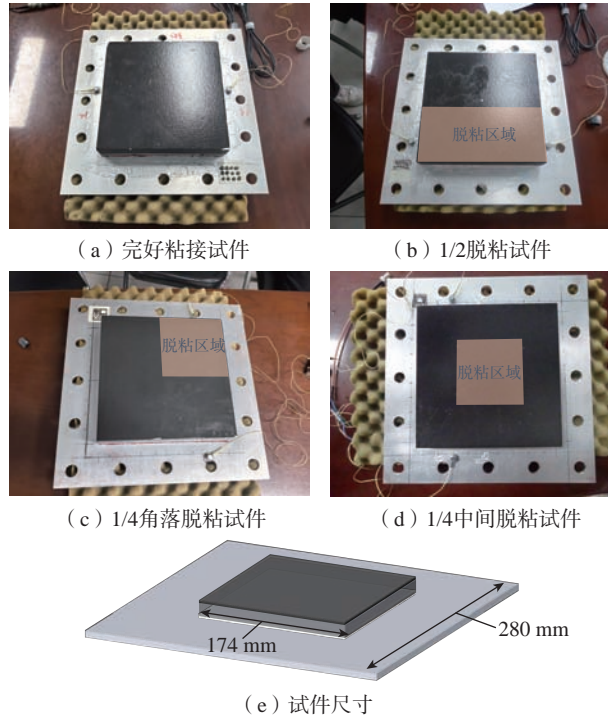


图 5 TPS 结构试件

Fig.5 TPS structure specimen

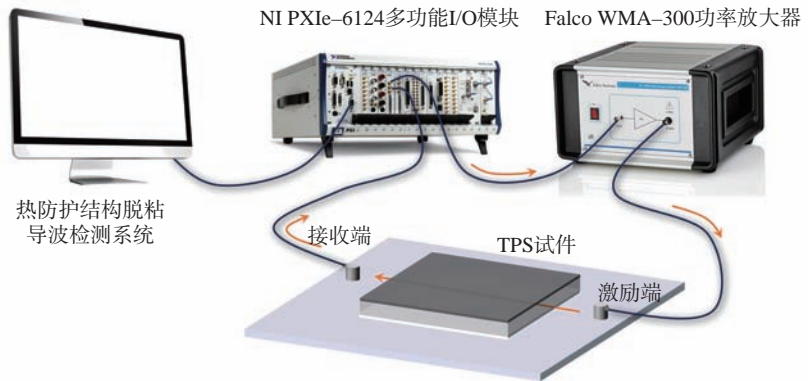


图 6 热防护结构脱粘导波检测系统流程

Fig.6 Flow of guided wave debonding detection system of thermal protection structure

数量。

2.3 UGW 数据集

试验共测量 4 个健康试件 (无脱粘)、2 个半区域脱粘试件 (1/2 面积脱粘)、2 个角部局部脱粘试件 (1/4 面积) 及 2 个中心局部脱粘试件 (1/4 面积), 具体信号数量统计见表 1。为实现跨试件迁移学习, 数据划分采用差异化策略: 源域数据集由健康试件和半区域脱粘试件的 UGW 信号组成, 占总数据量的 60%; 目标域数据集包含角部与中心局部

脱粘试件的 UGW 信号, 占比 40%。源域涵盖完整粘接与典型大面积脱粘状态, 确保模型学习基础明显脱粘损伤特征; 目标域聚焦小尺寸脱粘类型, 模拟实际检测中未知损伤分布场景。

3 频散特征与信号截取

3.1 Lamb 波色散曲线分析

在 Disperse 中以 2024 铝合金的材料参数和厚度为输入, 计算 0~500 kHz 范围内各低阶 Lamb 波模式的频散曲

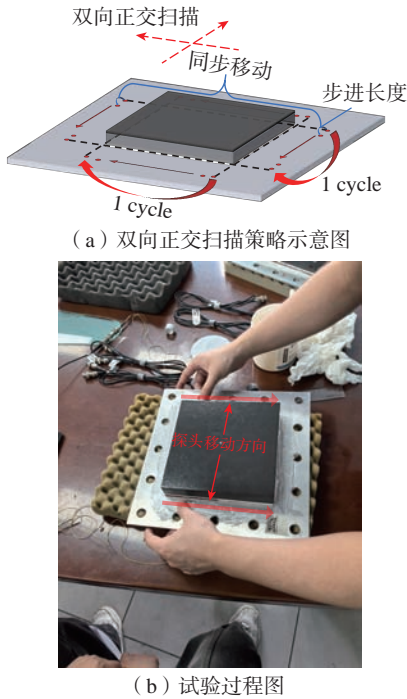


图7 导波检测探头步进式扫描图

Fig.7 Step-by-step scanning of guided wave detection probe

 表1 TPS 试件采集得到的 UGW 信号数量
 Table 1 Number of UGW signals collected from TPS specimens

试件类型	信号类型	UGW 数量
完好粘接	完好粘接	7200
1/2 脱粘	完好粘接	1800
	脱粘	1800
1/4 角落脱粘	完好粘接	1800
	脱粘	1800
1/4 中心脱粘	完好粘接	1800
	脱粘	1800

线,如图8所示,用实线表示对称模式,虚线表示反对称模式。其中, S_0 模式 220 kHz 处约 5.30 km/s,趋近于铝合金的纵波声速,其振型为板厚方向上下表面同相位运动,主要产生法向应变,对界面竖向开裂极为敏感; A_0 模式在同频率处群速度约 2.80 km/s,远低于纵波声速,对应板面振型上下表面反相位,呈现明显弯曲-剪切特征,对层间脱粘的剪切失效尤为敏感。 S_1, A_1, \dots ,在更高频率处出现,但其群

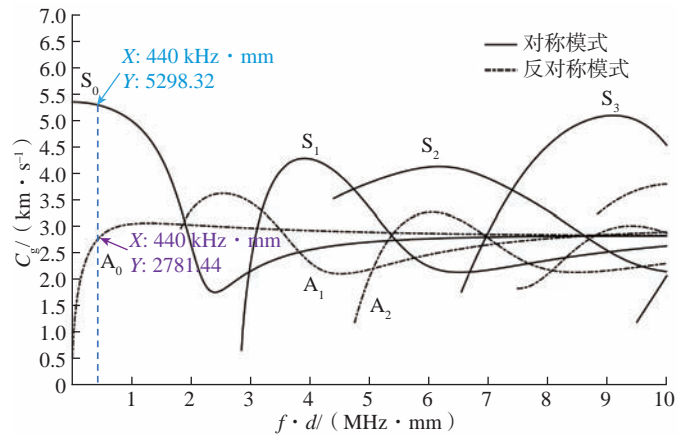

 图8 $D=2$ mm 铝板 Lamb 波频散曲线

 Fig.8 Dispersion curve of aluminum plate with $D=2$ mm

速度快速变化,能量耦合到界面较弱,且在 0~500 kHz 范围内能量不集中,故信号特征分析中主要关注 S_0/A_0 。在 200~240 kHz 范围, S_0/A_0 曲线间存在充分的时延差,两波包在时域上易于分离,避免了高阶模态或多次反射的混叠。在 150、180、220、260、300 kHz 5 个频率下对比了完好/脱粘样本的响应信号,结果表明 220 kHz 时的响应信号信噪比较好,能量集中、波形清晰。同时,频率过低 (<150 kHz) 虽穿透好,但界面敏感性下降; 过高 (>300 kHz) 则易受衰减及高阶模态干扰。220 kHz 在穿透深度与界面分辨率之间取得最佳平衡,因而被选为本文的激励频率。

3.2 不同脱粘类型下的时-频能量对比

在相同试验条件(声程 230 mm、激励频率 220 kHz)下,对每个试件类别的导波波形做 CWT 分析,得到时-频能量分布图,如图9所示。在界面完好粘接下,两个主波包窗口(70~90 μ s、90~108 μ s)内能量集中且平滑,意味着界面连续,阻抗匹配良好,反射波能量低,能量几乎完全由基态 A_0/S_0 波包占据。当内部有部分脱粘时,在 A_0 窗口(90~100 μ s)能量相比完好样本略有提升,在同一频带出现一定强度的 120~140 μ s 能量集中区域,且波形反射存在较多高阶频

带。局部脱粘界面阻抗突变产生额外反射,反射能量与主波包叠加,但能量集中区仍以 A_0/S_0 为主。当界面存在大区域脱粘时, A_0 窗口内能量显著增强,长尾能量带在 100~150 μ s 时段清晰可见; S_0 窗口同样出现能量偏移。大区域脱粘产生自由边界反射,反射能量大幅增加,并在后续时段持续散射,形成较宽的频带和较高的能量集中区域。

3.3 基于群速度与声程的窗长选取

根据 3.1 节中得到的群速度,以及声程 $L=230$ mm,可估算 A_0/S_0 两模态在 220 kHz 激励下的到达时延约为 43 μ s 与 82 μ s。考虑 5 周汉宁窗激励 (≈ 23 μ s) 和系统响应后,试验波包分别集中在 70~90 μ s 和 90~108 μ s。由周期 $T=1/220$ kHz ≈ 4.55 μ s 估算 A_0 捕获三周期需约 13.6 μ s,即以 82 μ s 为中心截取 75~89 μ s; S_0 捕获 1~2 周期可在 70~80 μ s 截取。为验证这一物理设计,考察了不同窗长对分类准确率、训练时间及模型参数数量的影响,如图10所示。当窗长由短向 100~160 μ s 增加时,准确率单调提升并在约 93% \pm 3% 区间趋于平稳; 超过 160 μ s 后,准确率显著下降,训练时间和参数量显著增长。这是因为过宽的窗长会引入 170~250 μ s 之后的多次界面/边界反射及高阶模态干扰,增加特征噪声和非一致振动模式,从而削弱分类性

能,而大量冗余数据亦成比例增加计算负担。因此,本研究最终将窗口截取长度优化为100~160 μs,实现了单模态信号的纯净截取并兼顾检测精度与算法效率。

此外,在针对 TPS 试件的导波脱粘检测中,由于试验样品个体差异及操作非一致性因素,采集的 UGW 信号存在相位偏移和有效波形起始点不一致问题。为实现数据对齐并提升模型泛化性,如图 11 所示,本文提出基于峰值比例阈值触发的相位对齐方法,式(10)为具体流程。

$$D_i = \arg \min \{t \mid \forall k \in \{0,1,2\}, A_i(t+k) \geq r \cdot P_i\} \quad (10)$$

式中, D_i 为第 i 条信号的对齐时刻索引值; $\arg \min(\cdot)$ 表示为满足条件的最小时间索引; A_i 为第 i 条统一相位和维度的原始 UGW 信号; P_i 为峰值; r 为黄金分割比^[28],用于平衡噪声鲁棒性与对齐灵敏度。

通过全局对齐偏移量统一信号起点,相位差计算定义为

$$PD_i = D_i - \min(D) \quad (11)$$

式中, D 为由 D_i 组成的集合,即 $D = \{D_1, D_2, \dots, D_n\}$; PD_i 为两个相邻接收通道或同一通道的不同测量周期之间测得的信号起始时间之差。使用式(3)所示的方法截取具有一致相位、相同长度的 UGW 信号。

$$x_i^p = A_i(PD_i, PD_i + N) \quad (12)$$

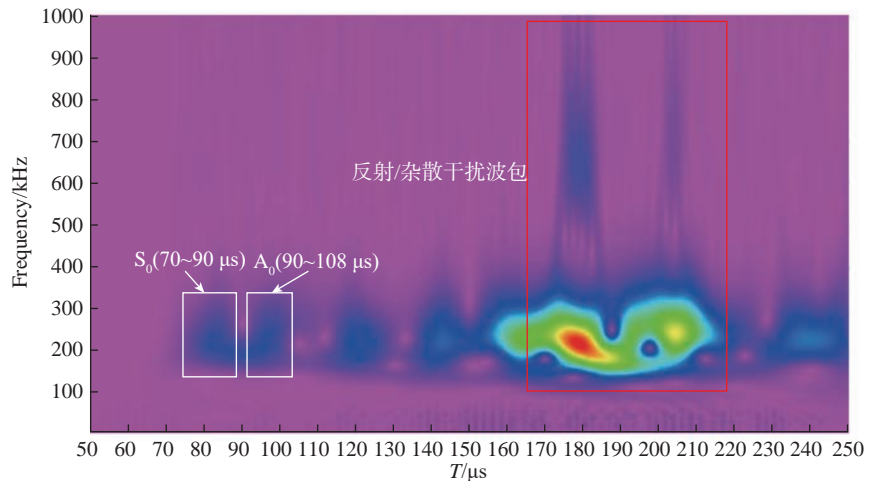
式中, x_i^p 和 A_i 为第 i 条统一相位和维度的 UGW 信号; N 为选取合适的窗口长度。

为了统一 UGW 信号数量级尺度,避免影响模型训练收敛模型,采用式(4)进行归一化。

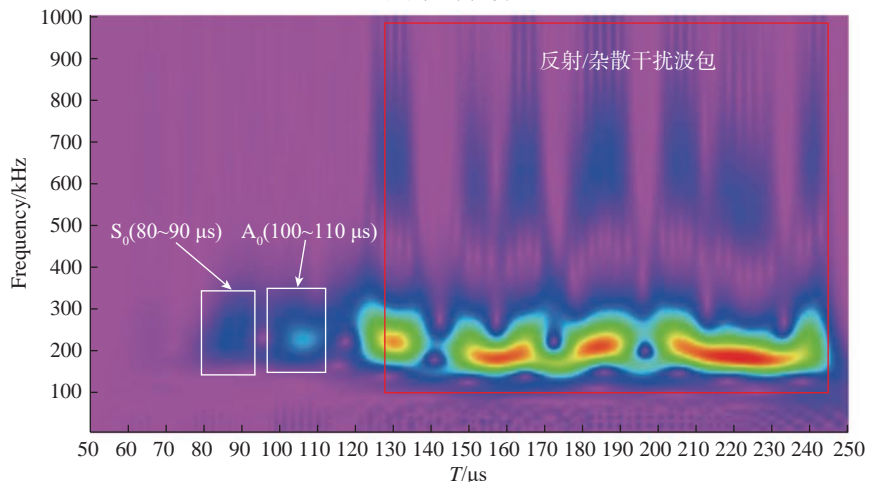
$$x^N = 2 \cdot \frac{x^p - \min(x^p)}{\max(x^p) - \min(x^p)} - 1 \quad (13)$$

式中, x^N 为归一化后的 UGW 信号; x^p 为式(12)截取后的 UGW 信号。

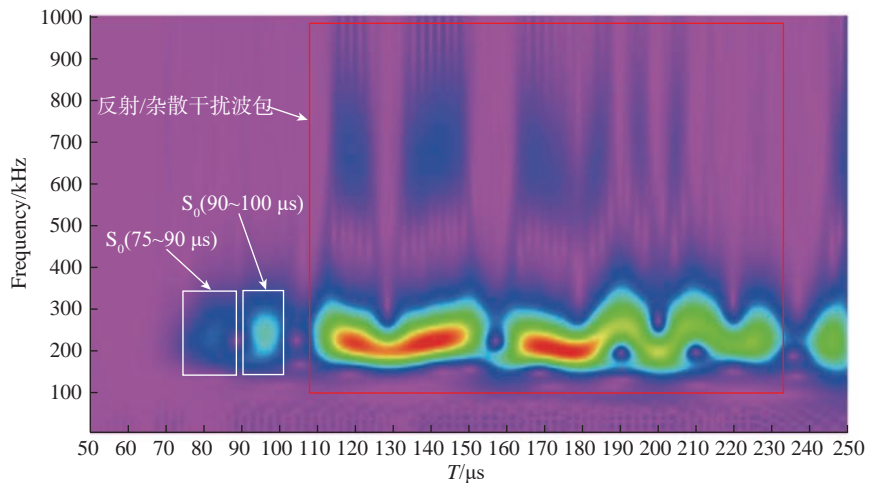
图 12 为 UGW 数据集中相位差 (Phase difference index, PDi) 参数的统计分析结果。试验表明,同一粘



(a) 完好粘接



(b) 1/4区域脱粘



(c) 1/2区域脱粘

图 9 不同脱粘类型的导波时-频能量分布图

Fig.9 Time-frequency energy distribution maps of guided waves with different debonding types

接类型在不同测量区域因环境扰动导致的信号起始点偏移呈现显著差异性,由于多条传播路径对应不同的路径长度、界面接触刚度分布和波模

转换情况,环境扰动(如探头耦合不均、界面微小温度梯度、基板应力波动)会导致各路径的激波起始点出现随机偏移。同周期内多路径测量

数据的起始点分布呈现高度离散性(极差达 $6\ \mu\text{s}$),这主要源自两个因素:(1)环境温度或局部应力变化使纵/剪波速发生微小波动,累积到不同路径上产生数 μs 级时延差;(2)当导波在遇到层间脱粘、材料缺陷或几何突变时,不同模态间的能量转换会改变主波包的主频与相位特征,进一步加剧多路径起始点的不一致。在完全相同的探头位置与环境条件下,波传播路径及接触状态更为稳定,仅受系统时钟抖动和小范围耦合变化影响,因此,同一路径跨多个激励周期的 PDi 极差仅在 $1\sim 2.56\ \mu\text{s}$ 区间内集中。

图 13 为数据经过预处理和未经过预处理的模型训练动态特性曲线图。预处理操作包括信号起始点对齐、窗口长度选取以及归一化操作,通过筛减冗余信号和噪声片段,从而提升模型训练效率。在相同硬件配

置下,域自适应迁移学习模型收敛所需迭代次数从 180 Epoch 减少至 100 Epoch (降幅 44.4%)。如图 13 所示,预处理后的损失曲线收敛更快且更稳定,且收敛速度较为稳定,表明模型能够聚焦于损伤敏感特征的提取,并不会因后续叠加波形的存在以及信号数据本身质量问题陷入局部最优,导致损失收敛波动。这一优化在大规模工业数据场景下尤为重要,可显著降低计算资源消耗。

4 脱粘检测性能对比

4.1 脱粘检测性能对比

为评估所提出的域自适应迁移学习模型在隔热瓦脱粘损伤检测中的有效性,本文将性能与静态阈值法、基于 A_0 波包中心相位变化的相位差法以及卷积神经网络(Convolutional neural network, CNN)方法进行了对比。试验在跨试件和同试件两个场

景下进行,其中跨试件场景旨在验证模型在不同试件间个体差异影响下的泛化能力,而同试件场景则主要考察同一试件内部不同区域或重复采集数据的一致性。其中,静态幅值阈值方法分别统计完好粘接与脱粘区域的有效波包峰值幅值分布,如图 14(a)所示为黑色和红色两条核密度曲线及下方的散点分布。通过遍历可能的幅值阈值,采用 Youden 指数确定

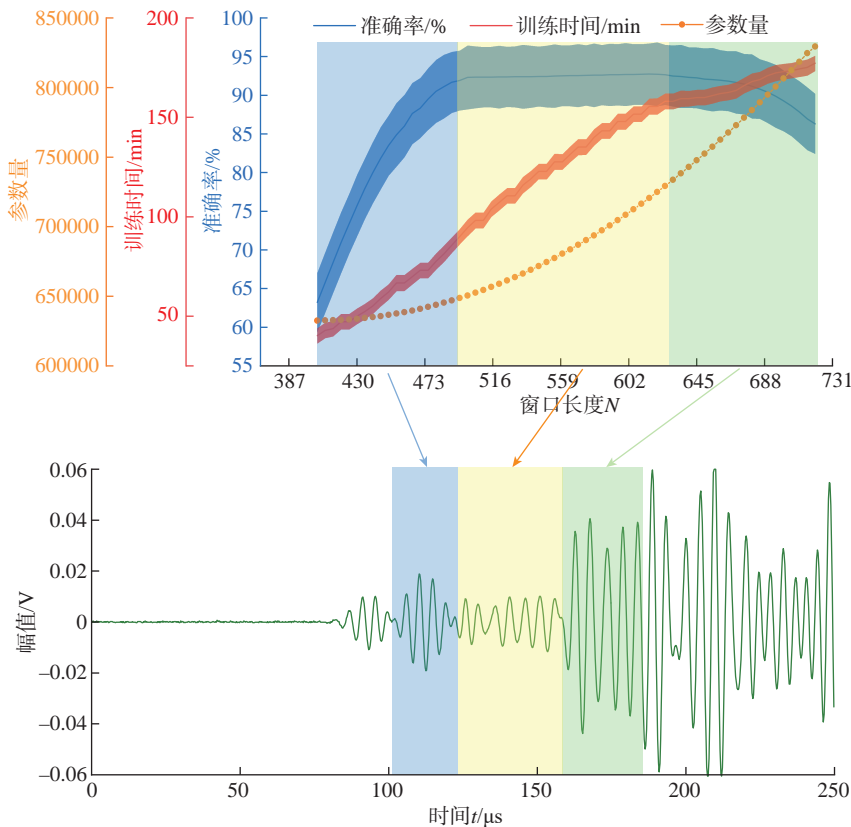


图 10 不同窗口长度对应的准确率和训练时间及对应的 UGW 时域波形图

Fig.10 Different window lengths correspond to the accuracy and training time as well as corresponding UGW

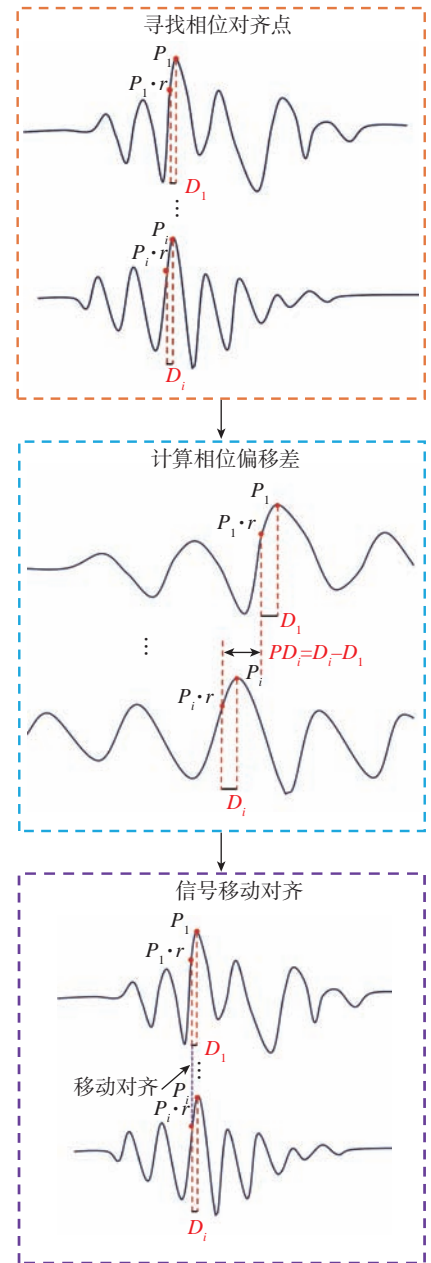


图 11 峰值比例阈值触发的相位对齐方法

Fig.11 Phase alignment method triggered by peak proportion threshold

最优临界值为 0.01835 (如图 14 (a) 蓝线)。相位差法则提取每条波形在 A_0 窗口中心时刻的相位, 同样为分别统计完好粘接与脱粘区域的中心时刻的相位分布核密度曲线, 得到相位临界值为 15° , 即将相位差大于 15° 的样本判为脱粘。CNN 方法将采用本文提出的域自适应迁移学习模型去除迁移学习部分模块。

在同试件场景中, 静态幅值阈值方法将训练集确定的临界阈值直接迁移至测试集时, 如图 14 (b) 所示, 出现了 11.2% 的幅值混叠现象, 即完好 / 脱粘区幅值分布重叠度达 11.2%, 表明静态阈值策略对测量变异敏感, 易造成脱粘损伤的误判。而静态幅值阈值方法和相位差法在跨试件场景下准确率急剧下降, 分别易受材料参数和耦合状态变化的影响, 且幅值阈值法与相位差法均为静态决策

规则, 无法动态调整对不同试件间分布漂移的响应。相较而言, CNN 与 DATL 模型均表现出稳定的检测性能, 平均准确率达 92.3%, 验证了深度学习方法对非损伤性操作干扰的抑制作用。值得注意的是, 两类模型在同试件场景下的性能差异未达统计学显著性, 说明域适应模块在单一试件内部特征对齐中的增益有限。

在跨试件场景中, 当引入几何位置差异化的脱粘损伤数据时, CNN 模型准确率从 92.3% 下降到 76.3% (图 15 (a)), 其根本原因在于目标域损伤特征空间分布与源域存在偏移。如图 16 (a) 所示, CNN 模型提取的损伤特征在潜在空间中呈现明显的域间分布差异 (MMD 差异为 0.31), 而 DATL 模型通过域适应模块的动态特征对齐 (图 16 (b)), 将

域间差异降低至 0.10, 源域和目标域分布上实现对齐。尽管目标域测试准确率 (87.3%) 仍低于源域 (91.2%) (图 15 (b)), 但其性能衰减幅度较 CNN 模型较少, 表明迁移学习组件有效缓解了域偏移效应。以上结果表明, 源域中的任务可以利用使用现有标签的监督学习来获得更好的识别准确性, 使源域中的测试准确率始终高于目标域; 目标域中的模型性能要低于源域, 但域自适应可缩小这种性能差距。

4.2 迁移学习性能分析

为验证域自适应迁移学习模型在目标域数据稀缺场景下的泛化性能, 本研究分析了目标域训练样本占比梯度 (10%~70%) 对检测效能的影响机制。如图 17 所示, 通过与 CNN 模型的对比分析, 当目标域数据占比低于临界阈值 (<40%) 时, CNN 模型的检测准确率仅为 65% 左右, 尤其在 15%~20% 区间内随数据比例提升并不明显。本文提出的模型尽管在低数据比例条件下检测准确率仅为 75% 左右, 但在 15%~20% 区间随数据比例准确率提升较快, 并率先在 40% 数据比例时准确率突破 85%, 摆脱模型性能缺失区域, 而此时的 CNN 准确率仅为 40%。这得益于多核最大均值差异度量的动态分布对齐策略, 结合对抗性梯度反转层构建的域不变特征空间。当目标域数据占比突破 40% 后, 两类模型的性能均随数据量增加呈单调提升趋势, 但本模型展现出更优的渐进特性, 收敛速度较快, 稳态性能较高。

4.3 误差来源分析

尽管域自适应迁移学习方法在跨试件和同试件两种场景下均显著优于静态阈值方法和 CNN 方法, 但试验结果仍存在误判与不稳定的个例。误差一部分源于探头耦合不一致。由于手动加压和耦合介质厚度的微小差异, 不同采集回合中传感器与试件间的耦合状态略有不同, 导致

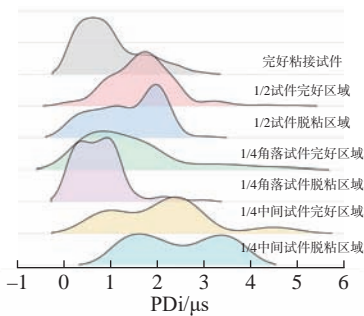


图 12 不同脱粘类型导波数据集 PDI 统计

Fig.12 PDI of guided wave datasets with different debonding types

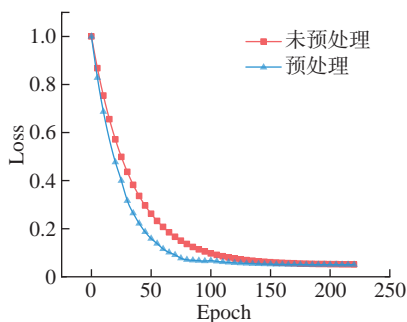
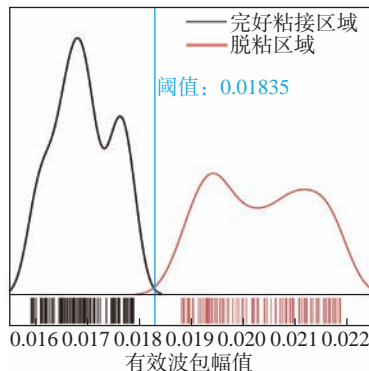
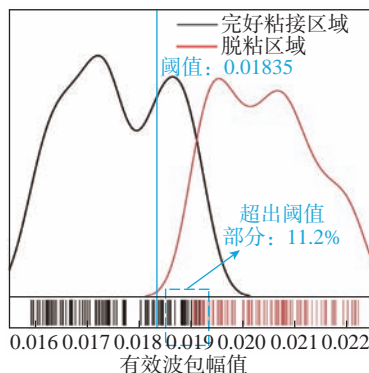


图 13 数据集经过预处理和未经过预处理的损失曲线

Fig.13 Loss of preprocessed and unprocessed data sets



(a) 训练集阈值确定准则



(b) 测试集脱粘判别识别效果

图 14 静态阈值策略确定准则与脱粘判别识别效果

Fig.14 Determination method of static threshold strategy and identification effect of debonding

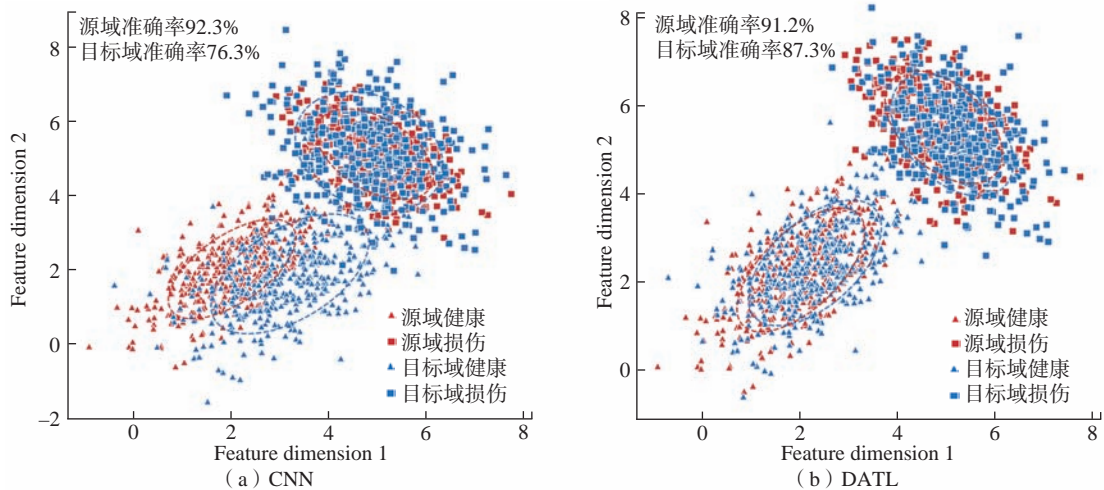


图 15 源域和目标域特征 t-SNE 可视化

Fig.15 t-SNE visualization of source and target domain features

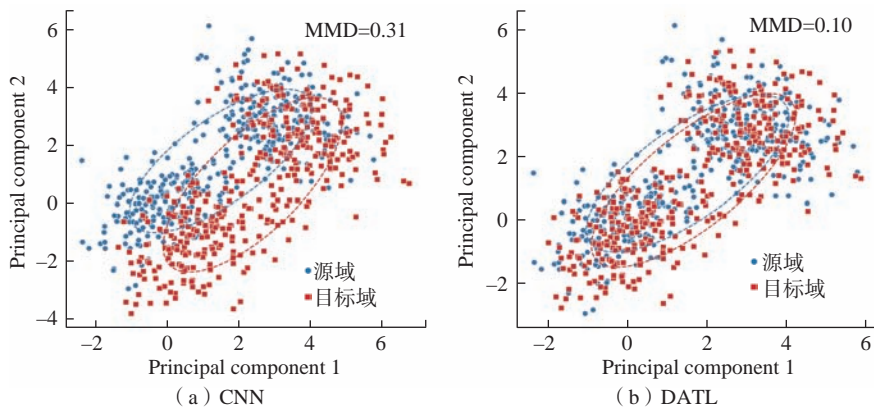


图 16 源域和目标域的域间分布差异对比图

Fig.16 Comparison of distribution difference between source domain and target domain

导波信号的幅值和相位发生微小偏移。其次,材料非均匀性及界面微观结构差异也会引入误差。隔热瓦与结构胶的厚度、黏结面粗糙度以及母材局部弹性模量的微小波动,都会改变局部的导波传播速度和反射系数。并且电磁场干扰,以及测量电路的噪声,都可能在导波信号的后尾段或低振幅波包中叠加额外噪声,影响波包包络的稳定性。

5 结论

(1) 针对可重复使用飞行器热防护结构隔热瓦脱粘损伤检测需求,本文使用一对小尺寸的超声换能器作为激励-接收,采用双向正交扫描策略通过网格化步进检测和重复测

量,实现了对隔热瓦粘接区域的密集覆盖,相较于传统固定传感器网络,有效减少传感器使用数量,同时提高了检测效率。该策略结合可拆卸式导波传感器方案,为热防护粘接结构在役检测提供了一种低成本的工程化应用路径。

(2) 针对热防护系统隔热瓦脱粘损伤检测中存在的试件个体差异大、数据稀缺及复杂工况干扰等问题,提出了域自适应迁移学习模型,采用卷积结构提取超声导波信号的损伤特征,通过多内核最大均值差异描述源域和目标域之间的特征分布差异。在跨试件场景下,该模型将域间距离从 0.31 降至 0.10,目标域脱粘检测准确率达 87.3%,较传统

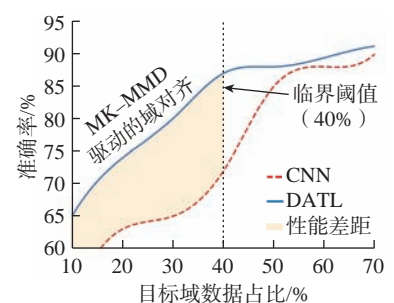


图 17 不同目标域数据集比例对准确率的影响

Fig.17 Effect of the different proportion of target domain data sets on the accuracy

CNN 模型提升 11.0%,有效缓解了因试件几何、材料参数差异导致的模型泛化性能退化问题。

(3) 提出了一种基于峰值比例阈值的信号预处理方法,通过相位对

齐和窗口截取优化,使预处理后的模型训练迭代次数减少 44.4%,且识别准确率稳定在 92%;同时当目标域训练数据占比低于 40% 时,该模型在数据稀缺场景下仍能保持 75% 以上的检测准确率,当目标域数据占比突破 40% 后,表明该方法能够有效抑制非损伤性噪声干扰并降低计算复杂度,有着较高的稳态性能。

参考文献

- [1] 李俊宁,胡子君,孙陈诚,等.高超声速飞行器隔热材料技术研究进展[J].宇航材料工艺,2011,41(6):10-13,31.
- [2] 周志勇,马彬,张萃,等.X-37B 轨道试验飞行器可重复使用热防护系统综述[J].航天器工程,2016,25(4):95-101.
- [3] UYANNA O, NAJAFI H. Thermal protection systems for space vehicles: A review on technology development, current challenges and future prospects[J]. Acta Astronautica, 2020, 176: 341-356.
- [4] PAN B, YU L P, WU D F. Thermo-mechanical response of superalloy honeycomb sandwich panels subjected to non-steady thermal loading[J]. Materials & Design, 2015, 88: 528-536.
- [5] 庞科技,张运海,杨旭堃.空天飞行器热防护结构健康监测及维护技术综述[J].空间科学与试验学报,2024,24(4):82-93.
- [6] SNAPP C, RODRIGUEZ A. Orbiter thermal protection system lessons learned[C]// AIAA SPACE 2011 Conference & Exposition. Long Beach: AIAA, 2011: 7308.
- [7] SINGH M. In-Space Repair of reinforced carbon-carbon (RCC) thermal protection system structures[M]. 2005.
- [8] 宋俊柏,吴振强,侯传涛,等.刚性隔热瓦热防护结构无损检测方法概述[J].强度与环境,2022,49(4):48-57.
- [9] DAVIS C K. Shearographic and thermographic nondestructive evaluation of the space shuttle structure and thermal protection systems (TPS)[C]// Nondestructive Evaluation of Aging Aircraft, Airports, and Aerospace Hardware. Bellingham: SPIE, 1996.
- [10] TAYLOR J O, DUPONT H M. Inspection of metallic thermal protection systems for the X-33 launch vehicle using pulsed infrared thermography[C]// Conference on Thermosense. Orlando: SPIE, 1998: 301-310.
- [11] 梅晨.热障涂层结构缺陷脉冲红外热波无损检测技术研究[D].哈尔滨:黑龙江科技大学,2016.
- [12] ZHOU G Y, ZHANG Z J, YIN W L, et al. Characterization and depth detection of internal delamination defects in CFRP based on line laser scanning infrared thermography[J]. Structural Health Monitoring, 2024, 23(5): 3195-3210.
- [13] ZHANG X C. Three-dimensional terahertz wave imaging[J]. Philosophical Transactions Series A, Mathematical, Physical, and Engineering Sciences, 2004, 362(1815): 283-298.
- [14] 柳敏静,夏梓旭,李建乐,等.基于分布式光纤传感的防热结构损伤识别研究[J].压电与声光,2020,42(6):765-768.
- [15] 徐浩,王中枢,马寅魏,等.基于分布式光纤的蜂窝夹层结构脱粘损伤监测[J].压电与声光,2024,46(3):414-419.
- [16] XU Y, LEUNG C K Y, TONG P, et al. Interfacial debonding detection in bonded repair with a fiber optical interferometric sensor[J]. Composites Science and Technology, 2005, 65(9): 1428-1435.
- [17] AN Y H, PANG C Z, CUI R T, et al. Debonding damage detection in CFRP-reinforced steel structures using scanning probabilistic imaging method improved by ultrasonic guided-wave transfer function[J]. Ultrasonics, 2025, 149: 107592.
- [18] LI J R, LU Y, LEE Y F. Debonding detection in CFRP-reinforced steel structures using anti-symmetrical guided waves[J]. Composite Structures, 2020, 253: 112813.
- [19] NIU X, DUAN W, CHEN H P, et al. Excitation and propagation of torsional T(0, 1) mode for guided wave testing of pipeline integrity[J]. Measurement, 2019, 131: 341-348.
- [20] ZHANG K S, LI S C, ZHOU Z G. Detection of disbands in multi-layer bonded structures using the laser ultrasonic pulse-echo mode[J]. Ultrasonics, 2019, 94: 411-418.
- [21] 谢志强,陈志彦,姜勇刚,等.三明治结构防隔热一体化材料研究进展[J].南京工业大学学报(自然科学版),2024,46(6):593-601.
- [22] WANG C Y, ZHU G Y, LIU T Y, et al. A sub-domain adaptive transfer learning base on residual network for bearing fault diagnosis[J]. Journal of Vibration and Control, 2023, 29(1-2): 105-117.
- [23] LI J, LIU Y B, LI Q J. Generative adversarial network and transfer-learning-based fault detection for rotating machinery with imbalanced data condition[J]. Measurement Science and Technology, 2022, 33(4): 045103.
- [24] ZHANG B, HONG X B, LIU Y. Distribution adaptation deep transfer learning method for cross-structure health monitoring using guided waves[J]. Structural Health Monitoring, 2022, 21(3): 853-871.
- [25] RAI A, MITRA M. A transfer

learning approach for damage diagnosis in composite laminated plate using Lamb waves[J]. *Smart Materials and Structures*, 2022, 31(6): 065002.

[26] SAWANT S, SETHI A, BANERJEE S, et al. Unsupervised learning framework for temperature compensated damage identification and localization in ultrasonic guided wave SHM with transfer learning[J]. *Ultrasonics*, 2023, 130: 106931.

[27] LIU C, XU X B, WU J, et al. Deep transfer learning-based damage detection of composite structures by fusing monitoring data with physical mechanism[J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2023, 123: 106245.

[28] YANG D M, ZHANG B, CAI R M, et al. Multiple domain dynamic feature adaption transfer learning method for stranded wires health monitoring under variable vibration

working conditions using laser-generated ultrasonic guided wave[J]. *Engineering Structures*, 2023, 297: 117013.

通信作者: 屈文忠, 教授, 博士生导师, 研究方向为结构健康监测。

Domain-Adaptive Transfer Learning-Based Guided Wave Method for Debonding Detection in Thermal Protection System

HUANG Xin¹, QU Wenzhong¹, JIANG Qi¹, XIAO Li¹, WU Zhenqiang², HOU Chuantao²

(1. Wuhan University, Wuhan 430072, China;

2. China Science and Technology on Reliability and Environmental Engineering Laboratory, Beijing Institute of Structure and Environment Engineering, Beijing 100076, China)

[ABSTRACT] Aiming at the critical issue of interlayer debonding damage susceptibility in reusable launch vehicle thermal protection structures under complex multi-physics coupling environments, a non-destructive testing method integrating ultrasonic guided waves with domain-adaptive transfer learning was proposed. Four typical bonding types were designed in thermal protection tile specimens, enabling efficient full-coverage inspection of bonded areas through a bidirectional orthogonal scanning strategy coupled with an ultrasonic excitation-reception mechanism. To solve the problem of signal drift caused by individual differences of specimens, an adaptive phase alignment method based on peak proportion threshold is proposed, and an appropriate window length is selected to realize the retention of key features of debonding damage while suppressing the interference of redundant data. A Domain-Adaptive Transfer Learning (DATL) was further proposed to align cross-specimen damage feature distributions. Experimental results demonstrate that in cross-specimen testing scenarios, the DATL model exhibits only a 3.9% accuracy decline, with inter-domain distribution discrepancy reduced from 0.31 to 0.10. With target domain data below 40%, DATL achieves 85% accuracy, outperforming CNN by 19.4%. The methodology mitigates reliance on damage patterns and specimen consistency, effectively reducing false alarms and missed detections in debonding testing for in-service thermal protection systems, which provides a practical solution for rapid non-destructive evaluation and structural health monitoring of reusable launch vehicle.

Keywords: Thermal protection system; Debonding damage; Ultrasonic guided wave; Bidirectional orthogonal scanning strategy; Domain-adaptive transfer learning

(责编 晓月)