

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2311991

# 空调冷凝器管道激光超声导波跨能量 层级映射迁移检测方法\*

洪晓斌, 黄刘伟

(华南理工大学机械与汽车工程学院 广州 510641)

**摘要:**空调冷凝器是空调设备的关键部件,其弯管连接部位由于损伤类型多和几何形状复杂等原因造成传统接触式损伤检测手段难以应用,本文提出一种基于能量映射迁移网络的非接触式激光超声导波无损检测方法。首先,通过小波分解提取烧蚀信号和热弹信号的概貌波形,设计自编码能量映射函数将热弹信号特征空间映射到烧蚀信号特征空间,获得更接近烧蚀信号特征的映射热弹信号。其次,通过能量映射迁移网络对齐映射热弹信号和烧蚀信号特征空间,将网络模型中的域转换误差和样本标签误差之和用作特征空间对齐误差值。最后,对空调冷凝器泄漏、分层和裂纹等损伤进行检测实验验证所提新方法性能,结果表明其损伤识别精度为93.09%,比传统激光热弹激励检测方法提高了7.23%。

**关键词:** 空调冷凝器;管道损伤;激光超声导波;深度迁移学习;能量映射

**中图分类号:** TH878 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460

## Laser ultrasonic guided waves cross energy level mapping transfer detection method in air-conditioning condenser pipelines

Hong Xiaobin, Huang Liuwei

(School of Mechanical and Automotive Engineering, South China University of Technology, Guangzhou 510641, China)

**Abstract:** The air-conditioning condenser is a key component of air-conditioning equipment. Its elbow connection makes it difficult to apply traditional contact damage detection methods due to various types of damage and complex geometric shapes. This article proposes a non-contact laser ultrasonic guided waves non-destructive testing method based on an energy mapping transfer network. Firstly, the approximate waveforms of the ablation signal and the thermoelastic signal are extracted through wavelet decomposition. An autoencoding energy mapping function is designed to map the thermoelastic signal feature space to the ablation signal feature space. The mapped thermoelastic signal close to the ablation signal is obtained. Then, the feature space of thermoelastic and ablation signals are aligned through the energy mapping transfer network. The network model uses the sum of domain conversion error and sample label error as the feature space alignment error value. Finally, the performance of the proposed method is evaluated through detection experiments on the air-conditioning condenser damage such as leakage, delamination, and cracks. The results show that the damage accuracy of the proposed method is 93.09%, which is 7.23% higher than the traditional laser thermoelastic excitation detection method.

**Keywords:** air-conditioning condenser; pipeline damage; laser ultrasonic guided wave; deep transfer learning; energy mapping

## 0 引 言

空调冷凝器(air-conditioning condenser, ACC)能够通过进行其管道内外气体热交换实现热量传递,是空调设备的关键热传输结构<sup>[1]</sup>。然而,ACC的管道连接部位

由于加工工艺和服役载荷原因常出现泄漏、分层和裂纹等损伤,严重降低空调设备的稳定性和可靠性。因此,研究一种有效的ACC管道损伤检测方法对保障空调设备使用寿命至关重要。

文献[2-4]中包含一些管类结构质量评估方法,Lim等<sup>[2]</sup>开发了一种柔性探针和一种半自动扫描仪,使

收稿日期:2023-10-16 Received Date: 2023-10-16

\* 基金项目:国家自然科学基金(51975220,52375537)项目资助

用相控阵超声检测小直径管道、相邻管道和倾斜形状等复杂曲率的焊缝区域。Gong等<sup>[3]</sup>提出了一种基于声发射和神经网络的镀锌钢管泄漏检测方法,并从工程应用的角度出发,对该方法的效率、准确性和适用条件进行了深入的实验研究。Suyama等<sup>[4]</sup>提出一种非接触射线检测方法,从双壁双像曝光X光片中获取输油管道图片,并应用深度神经网络模型识别焊接接头信息。然而ACC管道由于直径小和焊接接头多的几何特性,以及产线自动化快速非接触式检测需求,使其检测手段受到诸多限制<sup>[5-7]</sup>。目前ACC检测通常是通过氦质谱仪检测管道是否出现泄漏<sup>[8]</sup>。该方法检测首先向ACC管注入氦气,由于空气中的氦气含量较小,可以通过检测管外的氦气含量来确定是否存在泄漏<sup>[9]</sup>。该方法可实现ACC管道气体泄漏高精度检测。然而氦质谱仪泄漏检测无法检测未泄漏早期损伤。激光超声导波检测技术因其非接触、高灵敏度和激发和接收位置可以自由选择,使其适用于复杂结构<sup>[10-12]</sup>,在ACC管道损伤检测中具有极大潜力。根据能量强度,激光激发可分为热弹机制和烧蚀机制<sup>[13]</sup>。激光热弹激励不会损伤材料,但其信号的信噪比较低。烧蚀机制激发的激光能量强度高于热弹激励,但烧蚀激励会损伤被测材料<sup>[14]</sup>。尽管烧蚀激励会损伤材料,但烧蚀激励产生的高能辐射压力能够检测内部损伤<sup>[15]</sup>。因此,激光烧蚀激励对检测结构的影响引起了研究人员的关注<sup>[16]</sup>。Torrise等<sup>[17]</sup>研究了脉冲激光烧蚀对不同材料的影响。Lee等<sup>[18]</sup>通过将激光信号分解为表面热膨胀和辐射压力,研究了热弹与烧蚀机制间的关系,实验结果表明热膨胀和辐射压力的影响同时存在,对响应信号的贡献取决于激光能量强度。

为建立有效损伤检测模型,通常从超声导波信号中提取一些预定义的物理特征用于损伤表征,如波速<sup>[19]</sup>、模态转换<sup>[20]</sup>和各种频率波数滤波<sup>[21-22]</sup>。然而,这些方法十分依赖专家经验,对复杂结构分析较为困难。深度学习可以直接获得超声导波信号与结构状态之间的映射关系,无需分析导波信号的频散和多模特性,近年来引起了许多研究人员的关注<sup>[23-24]</sup>。同时,由于激光热弹激励检测信号较为微弱,而烧蚀激励检测会损坏管道这一矛盾,建立热弹信号和烧蚀信号特征之间的映射关系进而提升激光热弹激励检测精度具有极高价值。为实现检测模型在类似特征空间中的泛化,出现了深度迁移学习方法<sup>[25-27]</sup>。深度迁移学习中的源域可以用于解决不同但相关的目标域问题,实现不同激光激励条件下检测信号的知识转移。深度迁移网络因其设计简单、功能强大受到越来越多的关注<sup>[28]</sup>。

基于此,本文设计了一种能量映射迁移网络并应用于ACC损伤检测。首先介绍了本文所提激光能量映射

迁移检测方法,并进行ACC损伤检测实验以验证方法有效性,最后对结果进行了分析与讨论。

## 1 基于能量映射迁移的跨能量信号检测方法

### 1.1 激光能量映射迁移检测相关概念定义

由于热弹激励对内部损伤的检测能力较差,检测结构在烧蚀激励下会发生损伤,因此有必要开发一种实现热弹激励损伤检测的方法。本文提出一种用于ACC损伤检测的新方法,能量映射迁移网络(energy mapping transfer network, EMTN)。所提方法旨在找到激光热弹激励检测信号(laser thermoelastic excitation detection signal, LTEDS)和激光烧蚀激励检测信号(laser ablation excitation detection signal, LAEDS)之间的映射关系,并通过将LAEDS特征传递给LTEDS来提高LTEDS的检测精度。不同激光激励机制下的时域检测信号如图1所示。在所提方法中,首先通过小波分解提取所有信号的概貌波形。LTEDS被输入到激光能量映射网络中,以获得映射热弹信号(mapping thermoelastic signal, MTS)。然后,将LAEDS和MTS分别设置为源域和目标域,并输入到EMTN网络中进行训练。在网络模型训练完成后,可实现LTEDS高精度地检测。

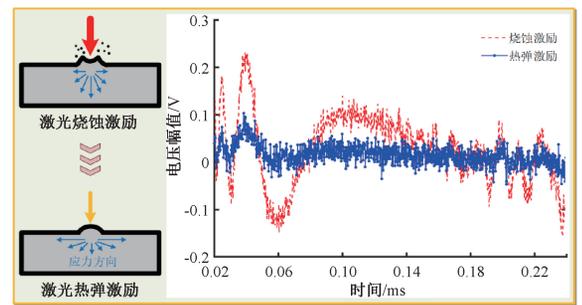


图1 不同激光激励机制下的时域检测信号

Fig. 1 Time detection signals under different laser excitation mechanisms

接下来,对本文迁移学习相关符号和定义进行说明。域 $D = \{X, P(X)\}$ 由两个元素定义:特征空间 $X$ 和边际概率分布 $P(X)$ ,其中 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 是包含 $n$ 个训练样本的数据集。对于给定的 $D$ ,任务 $T = \{Y, f(\cdot)\}$ 可以由两个元素定义:标签空间 $Y$ 和目标函数 $f(\cdot)$ ,其中 $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_n\}$ 是样本的标签。目标函数表示为 $f(\cdot) = P(Y|X)$ ,可以从特征标签对 $(x_i, y_i)$ ,  $i = 1, 2, \dots, n$ 中学习。对于域中测试样本, $f(\cdot)$ 可以预测其标签 $f(x_i) = y_i$ 。假设 $D^s = \{X^s, P(X^s)\}$ 和 $T^s = \{Y^s, f^s(\cdot)\}$ 分别表示源域和相应的源任务, $D^t = \{X^t, Q(X^t)\}$ 和 $T^t = \{Y^t, f^t(\cdot)\}$ 分别表示目标域和相应目标任务。目标函数

$f^T(\cdot) = Q(Y^T | X^T)$  可以通过  $D^S$  和  $T^S$  中的知识进行学习。在本研究中, LAEDS 和 LTEDS 分别被设置为源域  $D^S$  和目标域  $T^S$ 。基于上述定义, 本文中的迁移学习场景可以表述为  $P(X^S) \neq Q(X^T)$  和  $T^S = T^T$ , 称为域自适应。  $D^S$  和  $D^T$  的边际概率分布不同但相关, 因为不同强度激光能量激发产生的信号相似。  $D^S$  中的信号标签被标记, 而  $D^T$  中的信号标签未被标记。

## 1.2 激光能量映射迁移检测策略

传统特征迁移手段通常通过深度学习挖掘信号特征并对齐特征空间, 针对不同激光能量激励检测信号差异明显, 本文增加激光能量映射函数, 拉近热弹信号与烧蚀信号特征空间, 其示意图如图 2 所示。

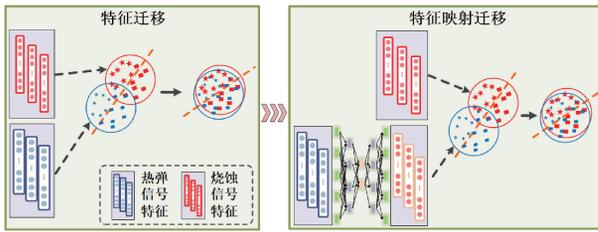


图 2 激光能量映射迁移特性

Fig. 2 Transfer characteristics of laser energy mapping

能量映射迁移网络由 3 个模块组成: 信号处理模块、特征提取模块和损失函数模块。包括 3 个步骤, 如图 3 所示。

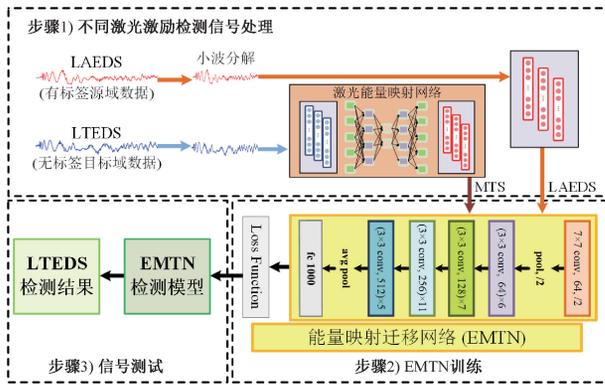


图 3 能量映射迁移检测方法流程图

Fig. 3 Flow chart of the energy mapping transfer detection method

信号处理模块用于提取检测信号的概貌波形, 并通过激光能量映射网络将 LTEDS 映射到 MTS。特征学习模块用于提取信号的高维特征。损失函数模块用于评估模型检测效果, 并通过迭代获得最佳模型参数。

1) 不同激光能量激励检测信号预处理。将不同激光能量激励检测原始振动数据分为源域 LAEDS 和目标域 LTEDS。通过小波分解获得了 LAEDS 和 LTEDS 的概貌

波形。通过激光能量映射网络将 LTEDS 特征空间映射到 LAEDS 特征空间, 获得 MTS。

2) 能量映射迁移网络训练。能量映射迁移网络模型通过以下步骤进行训练。首先, 基于 ResNet 获得 MTS 和烧蚀激励检测信号 ( $h^T$  和  $h^S$ ) 的特征。其次, 收集 LAEDS 的预测向量  $y_{Pred}^S$ 。第三, 基于  $h^T$ 、 $h^S$  和  $y_{Pred}^S$ , 计算总损失  $L_{EMTN}$ 。最后, 利用优化器更新能量映射迁移网络权重矩阵。

3) LTEDS 测试。获得能量映射迁移网络模型后, 即可检测 LTEDS。同时, 其它检测数据也可直接输入到能量映射迁移网络模型中进行测试。

## 1.3 激光超声导波信号时频预处理

由于激光检测信号的振幅弱, 信噪比低, 所以本文使用小波变换来提取概貌波形。同时, 通过小波的分解和重构, 压缩了数据的尺度, 从而加快了训练和检测的速度。原始振动信号通过 Meyer 小波基分解为 3 层, 并保留概貌信号 (即低频和趋势信号)。接下来通过自编码能量映射网络将 LTEDS 特征空间映射到 LAEDS 特征空间。网络分为编码和解码两部分, 分别用于压缩和恢复数据。所提出的激光能量映射网络的结构如表 1 所示。

表 1 激光能量映射网络的结构

Table 1 Structure of laser energy mapping network

编码层		解码层	
层名	参数值	层名	参数值
Conv1d	Kernel size = 3	UpSampling1D	Size = 2
MaxPool1d	Pool size = 2	Conv1d	Kernel size = 3
Conv1d	Kernel size = 3	UpSampling1D	Size = 2
MaxPool1d	Pool size = 2	Conv1d	Kernel size = 3
Conv1d	Kernel size = 3	UpSampling1D	Size = 2
MaxPool1d	Kernels = 2	Conv1d	Kernel size = 3
Conv1d	Kernel size = 3	UpSampling1D	Size = 2
MaxPool1d	Kernels = 2	Conv1d	Kernel size = 3

激光能量映射网络分为两个步骤: 模型训练和信号映射。首先, LTEDS 作为输入信号, LAEDS 用作输出信号。卷积核大小和网络深度影响网络计算的准确性和效率。本文的激光能量映射网络包括 8 个卷积层和 4 个最大池化层。卷积核有  $3 \times 1$  和  $2 \times 1$  两种大小, 每个卷积层的步长为 1。为保持振动信号的特征, 使用一维卷积神经网络 (1D CNN) 构建自动编码器映射网络。1D CNN 包括两个前馈层、卷积层和池化层, 其中数学公式可以表示如下:

$$z = \text{Convolution}(x) = \sigma(\text{Ker} \otimes s + b) \quad (1)$$

$$x = \text{Pooling}(z) \quad (2)$$

其中,  $s$  是卷积层的输入变量;  $Ker$  和  $b$  分别表示卷积核权重和偏差项;  $\otimes$  指  $Ker$  和  $s$  之间的卷积计算;  $\sigma(\cdot)$  是在输入和输出之间生成非线性映射的激活函数;  $z$  和  $x$  分别是卷积和池化层的输出特征。

训练后, 获得用于激光信号特征映射的激光能量映射网络。此后, 通过将 LTEDS 输入到训练的激光能量映射网络中来获得更接近 LAEDS 的 MTS。与 LTEDS 相比, MTS 具有更高的信噪比和更多的辐射压力特性。

### 1.4 跨激光能量层级信号特征提取

在获得 MTS 之后, 它和 LAEDS 被输入到特征提取模块以进行信号特征提取。引入 ResNet 作为特征学习模型<sup>[29]</sup>。ResNet 中使用了一种称为快捷连接的连接方法。对于由多个卷积层组成的堆叠层结构,  $x$  表示输入数据,  $H(x)$  为学习特征, 残差为  $F(x) = H(x) - x$ 。原始学习特征为  $F(x) + x$ 。当残差为 0 时, 累积层的输出特征等于输入特征。事实上, 输入特征学习累积层中的新特征, 因为残差不会为 0。此外, 对该过程进行了数学分析。首先, 残差单位可以表示为:

$$y_l = h(x_l) + F(x_l, W_l) \quad (3)$$

$$x_{l+1} = f(y_l) \quad (4)$$

其中,  $x_l$  和  $x_{l+1}$  分别表示第  $l^{\text{th}}$  个残差单元的输入和输出 (每个残差单元通常具有多层结构);  $W$  是权重矩阵;  $F$  是残差函数, 表示学习残差;  $h(x_l) = x_l$  表示身份映射;  $f$  是 ReLU 激活函数。基于上述公式, 从浅  $l$  到深  $L$  的学习特征如下:

$$x_L = x_l + \sum_{i=1}^{L-1} F(x_i, W_i) \quad (5)$$

使用式 (5) 可同时计算先前和当前处理的信息。ResNet 有 5 种不同深度的结构: 18、34、50、101 和 152。通过减少网络深度可以减少计算时间, 选择 ResNet18 是因为其检测到的信号较小。

### 1.5 能量映射迁移网络优化目标

在获得 MTS 和 LAEDS 的特征之后, 构建了能量映射迁移网络的损失函数。能量映射迁移网络的损失函数由两个优化部分组成。第一个优化部分是边际损失  $L_{Margin}$ , 其目的是基于标记的源数据以有监督的方式最小化分类误差。边际损失用于减少类内距离和增加类间距离。  $L_{Margin}$  定义为:

$$L_{Margin} = \sum_{c=1}^C [T_{True|c}^S \max(0, m^+ - y_{Pred|c}^S)^2 + \lambda (1 - T_{True|c}^S) \max(0, y_{Pred|c}^S - m^-)^2] \quad (6)$$

其中, 当样本属于第  $c^{\text{th}}$  类时  $T_{True|c}^S = 1$ , 即, 否则  $T_{True|c}^S = 0$ ;  $\lambda$  是缺失类损失的加权惩罚因子;  $m^+ = 0.9$  和  $m^- = 0.1$  分别表示预测向量的下边缘和上边缘。另一个优化部分是 MMD 损失函数  $L_{MMD}$ , 其目的是最小化源域

和目标域之间的分布差异。  $L_{MMD}$  使用式 (7) 获得。

$$L_{MMD} = \left\| \frac{1}{N_s} \sum_{i=1}^{N_s} f(h_i^S) - \frac{1}{N_T} \sum_{j=1}^{N_T} f(h_j^T) \right\|_{\frac{1}{2}} \quad (7)$$

其中,  $h^S$  和  $h^T$  分别是源域样本和目标域样本的输出特征。在计算式 (6) 和 (7) 中的损失函数后, 获得能量映射迁移网络联合损失函数。

$$L_{EMTN} = \alpha L_{Margin} + \beta L_{MMD} \quad (8)$$

其中,  $\alpha$  和  $\beta$  分别是  $L_{Margin}$  和  $L_{MMD}$  的权重系数。模型训练后, 检测到 LTEDS。在本研究中, 激光检测方法为单点检测。所提能量映射迁移网络的框架如图 4 所示。

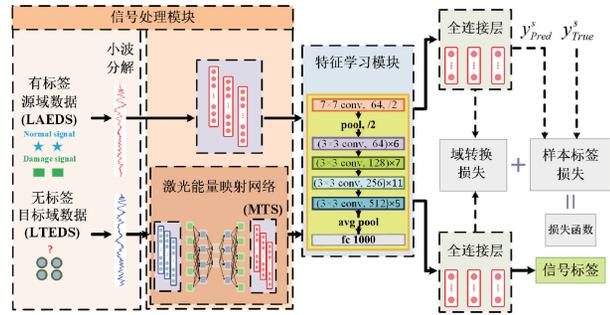


图 4 能量映射迁移检测方法框架图

Fig. 4 Diagram of the energy mapping transfer detection method

## 2 跨能量层级参数映射迁移检测实验

### 2.1 跨能量层级结构状态检测实验平台设置

本节以空调冷凝器损伤检测为目标, 其实际检测需求为指引, 建立专用检测硬件平台, 如图 5 所示。

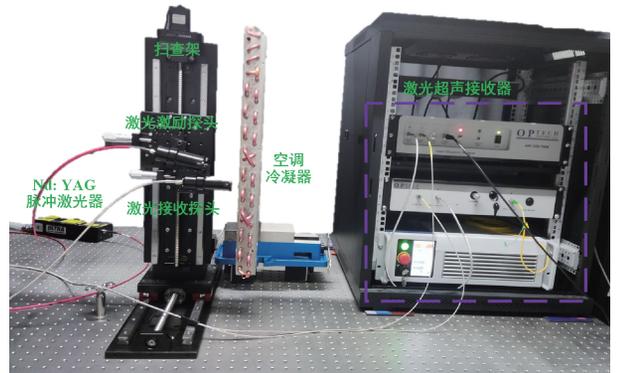


图 5 冷凝器缺陷检测实验装置

Fig. 5 Experimental device for condenser damage detection

实验采用目前国内主流的 ACC (型号:  $\Phi 7d$  金色亲水波纹片) 作为激光超声导波检测对象。该型号冷凝器整体尺寸为  $620 \text{ mm} \times 525 \text{ mm} \times 45 \text{ mm}$ 。冷凝器的加工方式为首先将 U 形管穿过翅片中加工好的孔洞, 接下来通过两侧金属固定板对翅片和 U 形管进行固定, 最后将弯

管和U形管喇叭口进行胀管连接,并在喇叭口焊上焊锡进行密封。因此ACC损伤主要集中在弯头和U形管的连接位置,包括喇叭口开裂、分层、缺焊、管道碰伤和焊接界面泄漏等。为提高冷传导效率,ACC中制冷剂气体不是规则的单向流动。因此,U形管和弯头的连接方式并不完全一致。该型号冷凝器共有23个直径相同的弯头,如图6所示。管的内径为6 mm,外径约为7 mm,包括4种类型的连接弯头,即E型三通分流器,Y型三通分流器,大弯头和小弯头。其中小弯头的安装方式有3种:水平安装,正向倾斜安装和反向倾斜安装。

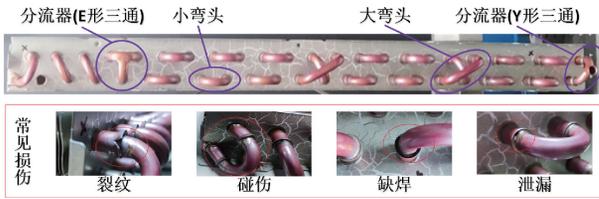


图6 冷凝器弯头布置方式

Fig. 6 Arrangement of air-conditioning condenser elbows

## 2.2 激光能量参数设置

在激光能量映射迁移实验之前,需要设置适当的激光激发能量。在本节中,计算激光能量的烧蚀阈值,并根据烧蚀阈值设置实验中的激光激发能量。当单脉冲激光烧蚀直径为 $0\ \mu\text{m}$ 时,激光能量密度为烧蚀阈值。接下来测量烧蚀面积。式(9)是关于 $D^2 - \ln(P)$ 的直线方程。

$$D^2 = 2\omega_0^2 \left( \ln(P) + \ln\left(\frac{2}{f \cdot \pi \omega_0^2 \varphi_{th}}\right) \right) \quad (9)$$

其中, $\omega_0$  ( $\mu\text{m}$ )是光束半径; $f$ 是脉冲重复频率(Hz); $P$ 是平均功率(mW); $\varphi_{th}$ 是在直径为 $D$ 的区域中烧蚀期间外部轮廓的能量密度,即可以被激光烧蚀的阈值。当脉冲激光烧蚀直径为 $0$ 时,激光能量密度值为烧蚀阈值。因此,通过实验获得冷凝器管道表面烧蚀直径和激光能量的数据,将不同激光能量激励下产生的烧蚀面积数值代入到式(9)中,求得 $D^2$  ( $\mu\text{m}^2$ )  $\times 10^5$ 和 $\ln(P$ (mW))的数值,并使用最小二乘线拟合获得拟合线。最后,在拟合线上将烧蚀点直径设置为 $0$ ,即可获得烧蚀阈值。计算后得到的烧蚀阈值为 $27\ \text{mJ}$ 。获得烧蚀阈值后,设置激光热弹和烧蚀激励的能量强度。为了说明使用所提出的能量映射迁移网络方法提高热弹信号检测精度,设置了3种不同的热弹激光激发能量。激光热弹激发能量分别为 $8$ 、 $15$ 和 $22\ \text{mJ}$ 。这里,烧蚀激发能量设置为 $32\ \text{mJ}$ 。为了说明所选激光烧蚀激发能量的优势,使用 $29$ 和 $37\ \text{mJ}$ 进行比较,激励点和检测点分别位于连接弯管的两侧。在2.3节中,进行了实验,并验证了所提方法在提高LTEDS检测精度方面的有效性。

## 2.3 激光检测实验结果与分析

本节通过激光检测实验验证所提出的能量映射迁移学习方法性能。同时为说明所提方法的有效性,将该方法的检测结果与其他迁移方法进行比较并对结果进行讨论。实验期间收集的样本如表2所示。

表2 激光损伤检测实验样本集

Table 2 Sample set of laser damage detection experiment

激励机制(激光能量强度)	健康状况(标签值)	样本数量
烧蚀激励(29/32/37 mJ)	正常(0)	385
	损伤(1)	75
热弹激励(8/15/22 mJ)	正常(0)	195
	损伤(1)	35

实验中收集并标记了6种不同激光激励能量强度信号。3种激光热弹激励能量( $8$ 、 $15$ 和 $22\ \text{mJ}$ )分别标记为A1、A2和A3,3种激光烧蚀激励能量( $29$ 、 $32$ 和 $37\ \text{mJ}$ )分别标记为B1、B2和B3。将6个冷凝器随机取出4个用于收集训练集,另外2个作为测试集,每个连接弯头收集5个响应信号,信号采样率为 $1\ \text{MHz}$ ,数据长度为 $1000$ 。因此,在每个激光能量等级下的训练集获得460个样本,测试集230个样本。其中,LAEDS仅用于训练,只有LTEDS用于测试。获得实验数据后,提取信号的概貌波形,并将LTEDS映射到MTS。此外,LTEDS和MTS分别设置为源域和目标域,并将数据输入能量映射迁移网络进行训练和测试。接下来,选择A2和B2激光激发能量为例,显示不同所提方法在不同步骤的时域信号。从图7可以看出,LTEDS的振幅比LAEDS弱,并且信噪比更低。经过小波分解的预处理,保留了LTEDS和LAEDS的主要特征。映射LTEDS后,获得的MTS更接近LAEDS。

为说明该方法的优点,将其与其他方法进行了比较。比较分为两部分:1)不同方法的迁移效果比较。为说明MTS对检测结果的改善效果,使用原始LTEDS的能量映射迁移网络进行比较。此外,将所提出的方法与其他迁移方法进行比较。2)比较了通过ResNet和能量映射迁移网络的LTEDS检测精度,以说明所提出的方法对提高LTEDS的检测精度的效果。ResNet的训练和测试集使用相同的激光激发能量生成。

首先,比较了不同迁移方法的检测精度。迁移分量分析(transfer component analysis, TCA)是迁移学习领域的经典方法。这是一种基于特征的迁移学习方法。它通过将两个域样本特征映射到高维希尔伯特空间来减少源域和目标域之间的距离。然而,TCA无法调整特征条件分布。在这种情况下,提出了联合分布

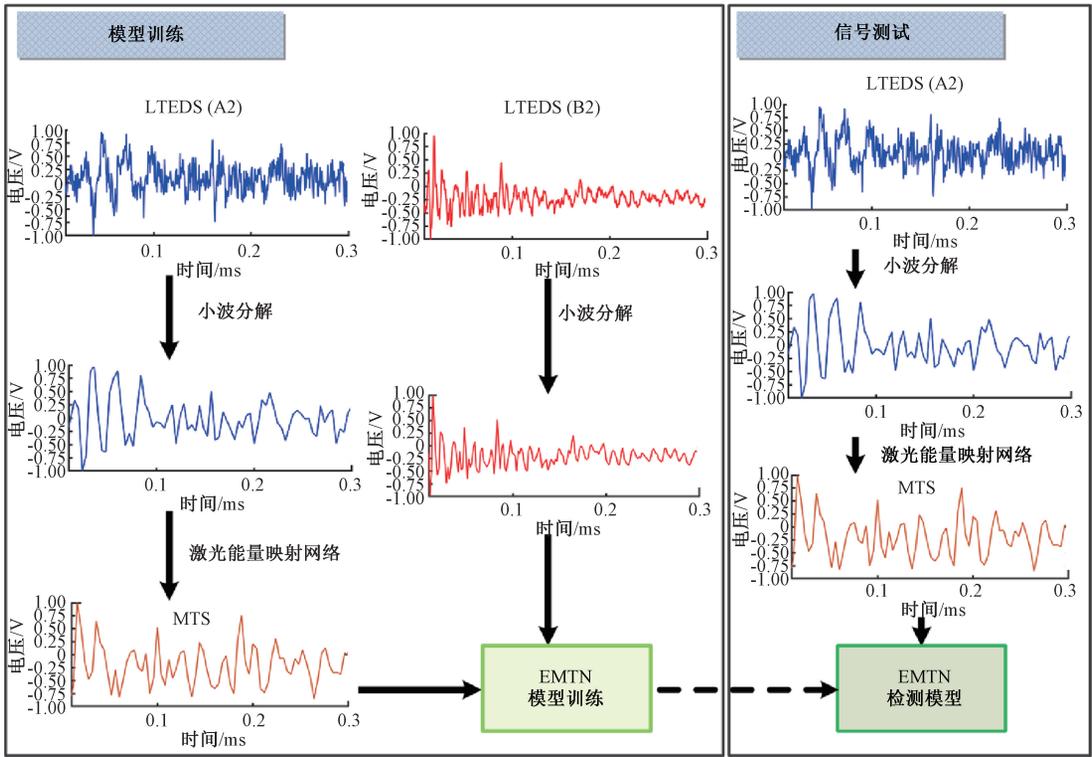


图 7 所提方法不同步骤的时域信号

Fig. 7 Time domain signals of different steps in the proposed method

自适应(joint distribution adaptation, JDA)来解决这个问题。JDA 根据概率分布将目标域信号调整为源域信号。为进一步表明所提能量映射步骤的作用,采用 DAN 直推式迁移的方法也被用于比较。接下来,比较表中样本不同方法和迁移任务下的检测精度,并将精度值列于表 3 中。同时,为了比较不同源域的检测精度,对相同源域迁移任务的信号检测精度进行平均。

以迁移任务 B1→A1 为例说明命名规则。由 B1 能量激发的检测信号用作源域,以检测由 A1 激光能量激发的目标域检测信号。对于所提出的方法,通过激光能量映射网络将 A1 激光能量激励下的 LTEDS 映射到 B1 激光能量激励的 LAEDS 以获得 MTS,然后将 B1 激光能量激励下的 LAEDS 迁移到 MTS。4 种方法的比较结果如图 8 所示。

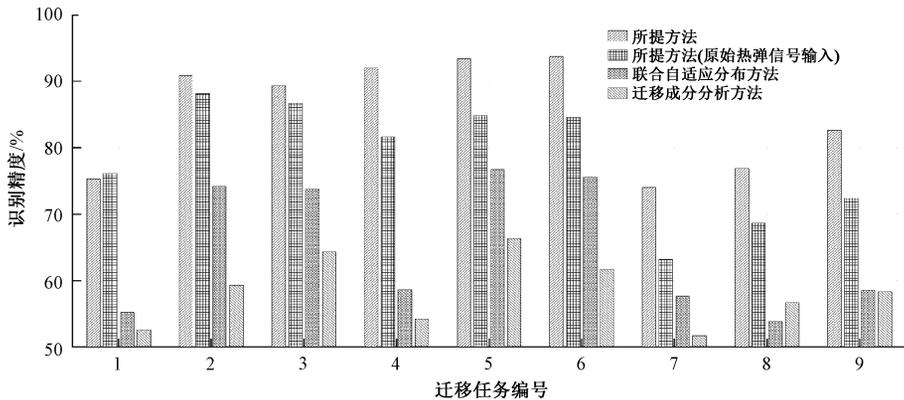


图 8 不同方法和迁移任务的检测精度

Fig. 8 Detection accuracy for different methods and transfer tasks

如图 8 和表 3 所示,能量映射迁移网络的检测精度高于其他 3 种方法。与使用原始信号的能量映射迁移网

络相比,随着源域能量的增加,所提出的能量映射迁移网络的检测精度比使用原始信号能量映射迁移网络提高了

表3 不同方法和迁移任务测试样本检测精度

Table 3 Sample detection accuracy for different methods and transfer tasks

迁移任务	B1→A1	B1→A2	B1→A3	均值	B2→A1	B2→A2	B2→A3	均值	B3→A1	B3→A2	B3→A3	均值
迁移任务编号	1	2	3		4	5	6		7	8	9	
所提方法	75.34	90.89	89.35	85.19	92.00	93.46	93.80	93.09	74.01	76.93	82.62	77.86
所提方法(原始热弹信号)	76.12	88.20	86.74	83.74	81.66	84.87	84.65	83.73	63.22	68.69	72.43	68.11
联合自适应分布方法	55.22	74.21	73.75	67.73	58.63	76.74	75.56	70.31	57.68	53.88	58.55	56.70
迁移成分分析方法	52.63	59.32	64.32	58.76	54.23	66.34	61.72	60.76	51.68	56.66	58.31	55.55

更多。这意味着随着源域和目标域之间的信号差的增加,激光能量映射网络对检测精度的影响将增加。比较不同的源域激光能量检测精度,B2源域激光能获得最高的检测精度,这意味着所选择的源域激光能量是合适的。这是因为所选择的烧蚀能量接近热弹信号,并且没有强烈的爆炸波波波形。

其次,为了说明所提出的方法在提高LTEDS检测精度方面的效果,通过ResNet和能量映射迁移网络对LTEDS的检测精度进行了比较。使用Resnet网络对A1,A2,A3激光能量激励的检测信号的识别精度分

别为86.35%,86.23%,88.36%。使用能量映射迁移网络(以B2激光能量为源域)和ResNet网络的LTEDS检测结果如图9所示。从图10可以看出,能量映射迁移网络的样本检测精度高于ResNet网络。使用ResNet网络的LTEDS检测的平均精度为86.98%。能量映射迁移网络(以B2激光能量为源域)检测精度为93.09%,提高了6.11%。其中,A2激光能量的检测精度提高了7.23%,提升最明显。结果表明,使用所提出的能量映射迁移网络可以提高LTEDS检测精度。

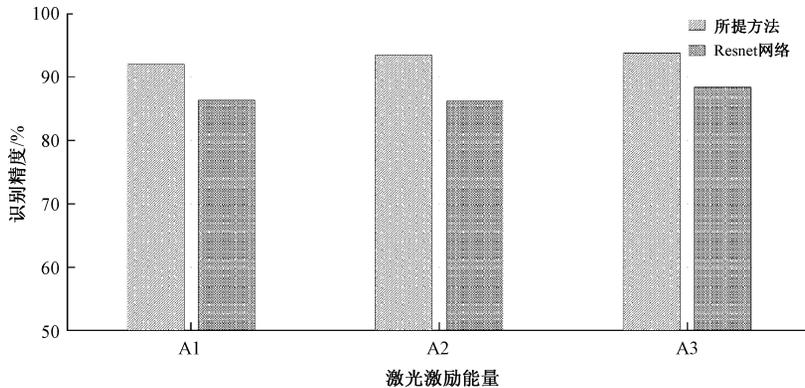


图9 激光热弹激励接收信号检测精度

Fig. 9 Detection accuracy of laser thermoelastic excitation received signal

### 3 结论

本文提出了一种基于激光能量映射迁移网络的空调冷凝器损伤检测方法,为激光无损检测提供了一种新的手段,并通过ACC的激光超声导波损伤检测实验验证所提出的方法。检测实验结果显示,LTEDS的平均精度可以从85.98%提高到93.09%,其中B2→A2迁移任务的检测精度提高了7.23%,提升最明显。同时,与其他迁移学习方法相比,所提方法取得了最高的检测精度。结果表明,该方法可以通过LTEDS实现ACC损伤的高精度检测。

### 参考文献

- [1] YU B F, HU Z B, LIU M, et al. Review of research on air-conditioning systems and indoor air quality control for human health[J]. International Journal of Refrigeration, 2009, 32(1): 3-20.
- [2] LIM S, KIM Y, CHO S, et al. Ultrasonic inspection for welds with irregular curvature geometry using flexible phased array probes and semi-auto scanners: A feasibility study[J]. Applied Sciences-Basel, 2022, 12(2): 748.
- [3] GONG C, LI S, SONG Y. Experimental validation of gas leak detection in screw thread connections of galvanized pipe based on acoustic emission and neural network[J]. Structural Control & Health Monitoring, 2020, 27(1):

- e2460.
- [ 4 ] SUYAMA F M, DELGADO M R, DA SILVA R D, et al. Deep neural networks based approach for welded joint detection of oil pipelines in radiographic images with double wall double image exposure [ J ]. *NDT & E International*, 2019, 105: 46-55.
- [ 5 ] DI J Y, HE C F, LEE Y C, et al. Evaluation of the stress gradient of the superficial layer in ferromagnetic components based on sub-band energy of magnetic Barkhausen noise [ J ]. *Nondestructive Testing and Evaluation*, 2022, 37(1): 41-55.
- [ 6 ] 周澄,邓菲,刘尧,等. 基于神经网络和支持向量机的导波弯管腐蚀损伤程度辨识研究[J]. *机械工程学报*, 2021, 57(12): 136-144.
- ZHOU CH, DENG F, LIU Y, et al. Identification of corrosion damage degree of guided wave bend pipe based on neural network and support vector machine [ J ]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2021, 57 ( 12 ): 136-144.
- [ 7 ] LIM S J, KIM Y L, CHO S, et al. Ultrasonic inspection for welds with irregular curvature geometry using flexible phased array probes and semi-Auto scanners: A feasibility study [ J ]. *Applied Sciences-Basel*, 2022, 12(2): 748.
- [ 8 ] GONG C Y, LI S Z, SONG Y J. Experimental validation of gas leak detection in screw thread connections of galvanized pipe based on acoustic emission and neural network [ J ]. *Structural Control and Health Monitoring*, 2019, 27(1): e2460.
- [ 9 ] MAGIELKO H. Measurement of gas flow rate from helium standard leaks [ J ]. *Measurement*, 2012, 45: 2445-2448.
- [ 10 ] SHIN H J, LEE J R. Development of a long-range multi-area scanning ultrasonic propagation imaging system built into a hangar and its application on an actual aircraft [ J ]. *Structural Health Monitoring-An International Journal*, 2017, 16(1): 97-111.
- [ 11 ] 罗朝莉,朱冰,王波,等. 铝板表面裂纹的激光超声检测与信号处理研究 [ J ]. *电子测量与仪器学报*, 2023, 37(10): 41-52.
- LUO ZH L, ZHU B, WANG B, et al. Research on laser ultrasonic testing and signal processing of surface cracks in aluminum plate [ J ]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2023, 37 ( 10 ): 41-52.
- [ 12 ] XIA M, SHAN H D, HUANG Z, et al. Intelligent process monitoring of laser-induced graphene production with deep transfer learning [ J ]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2022, 71: 3516409.
- [ 13 ] VON DER LINDE D, SCHULER H. Breakdown threshold and plasma formation in femtosecond laser-solid interaction [ J ]. *Journal of the Optical Society of America B*, 1996, 13(1): 216-222.
- [ 14 ] GENIEYS T, SENTIS M, UTEZA O. Measurement of ultrashort laser ablation of four metals (Al, Cu, Ni, W) in the single-pulse regime [ J ]. *Advanced Optical Technologies*, 2020, 9(3): 131-143.
- [ 15 ] HOSOYA N, UMINO R, KANDA A, et al. Lamb wave generation using nanosecond laser ablation to detect damage [ J ]. *Journal of Vibration and Control*, 2018, 24(24): 5842-5853.
- [ 16 ] WANG X S, HUANG Y K, LI C Y, et al. Numerical simulation and experimental study on picosecond laser ablation of stainless steel [ J ]. *Optics and Laser Technology*, 2020, 127: 106150.
- [ 17 ] TORRISI L, BORRIELLI A, MARGARONE D. Study on the ablation threshold induced by pulsed lasers at different wavelengths [ J ]. *Nuclear Instruments & Methods in Physics Research Section b-Beam Interactions with Materials and Atoms*, 2007, 255(2): 373-379.
- [ 18 ] LEE S E, LIU P P, KO Y W, et al. Study on effect of laser-induced ablation for Lamb waves in a thin plate [ J ]. *Ultrasonics*, 2019, 91: 121-128.
- [ 19 ] TAO C C, JI H L, QIU J H, et al. Characterization of fatigue damages in composite laminates using Lamb wave velocity and prediction of residual life [ J ]. *Composite Structures*, 2017, 166: 219-228.
- [ 20 ] ZHANG C, ZHANG Z Y, JI H L, et al. Mode conversion behavior of guided wave in glass fiber reinforced polymer with fatigue damage accumulation [ J ]. *Composites Science and Technology*, 2020, 192: 108073.
- [ 21 ] ZENG W, WANG H T, TIAN G Y, et al. Application of laser ultrasound imaging technology in the frequency domain based on Wigner-Ville algorithm for detecting defect [ J ]. *Optics & Laser Technology*, 2015, 74: 72-78.
- [ 22 ] GIROLAMO D, CHANG H Y, YUAN F G. Impact damage visualization in a honeycomb composite panel through laser inspection using zero-lag cross-correlation imaging condition [ J ]. *Ultrasonics*, 2018, 87: 152-165.
- [ 23 ] SONG H M, YANG Y C. Noncontact super-resolution guided wave array imaging of subwavelength defects using a multiscale deep learning approach [ J ]. *Structural Health Monitoring-An International Journal*, 2021, 20(4): 1904-1923.

- [24] 张超,魏宇,王宏远,等. 基于深度学习的导波特征提取及其激光超声检测[J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(11): 242-251.  
ZHANG CH, WEI Y, WANG H Y, et al. Guided wave feature extraction based on deep learning with its laser ultrasonic detection [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(11): 242-251.
- [25] KUANG J C, XU G H, TAO T F, et al. Class-imbalance adversarial transfer learning network for cross-domain fault diagnosis with imbalanced data [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2022, 71: 3501111.
- [26] 苏静雷,王红军,王政博,等. 多通道卷积神经网络和迁移学习的燃气轮机转子故障诊断方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2023, 37(3):132-140.  
SU J L, WANG H J, WANG ZH B, et al. Fault diagnosis method of gas turbine rotor with multi-channel convolutional neural network and transfer learning [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 37(3): 132-140.
- [27] 沈飞,陈超,徐佳文,等. 基于时间迁移模型的旋转机械实时故障诊断[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(10): 84-94.  
SHEN F, CHEN CH, XU J W, et al. Time transfer model based rotating machine real-time fault diagnosis[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(10): 84-94.
- [28] KORD S, TAGHIKHANY T, AKBARI M. A novel spatiotemporal 3D CNN framework with multi-task learning for efficient structural damage detection [J]. Structural Health Monitoring-An International Journal, 2023. DOI10.1177/14759217231206178.

- [29] JIAO J Y, ZHAO M, LIN J, et al. Residual joint adaptation adversarial network for intelligent transfer fault diagnosis [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2020, 145: 106962.

### 作者简介



**洪晓斌**(通信作者),2002年于武汉理工大学获得学士学位,2007年于华南理工大学获得博士学位,现为华南理工大学教授,主要研究方向为结构健康监测、无损检测技术与装备。

E-mail: mexbhong@scut.edu.cn

**Hong Xiaobin** (Corresponding author) received his B.Sc. degree from Wuhan University of Technology in 2002, and received his Ph.D. degree from South China University of Technology in 2007. He is currently a professor at South China University of Technology. His main research interests include structural health monitoring and nondestructive testing technology and equipment.



**黄刘伟**,2016年于九江学院获得学士学位,2019年于华东交通大学获得硕士学位,现为华南理工大学博士研究生,主要研究方向为结构健康监测和超声导波无损检测技术。

E-mail: 18270697178@163.com

**Huang Liuwei** received his B.Sc. degree from Jiujiang University in 2016, and received his M.Sc. degree from East China Jiaotong University in 2019. He is currently a Ph.D. candidate at South China University of Technology. His main research interests include structural health monitoring and ultrasonic guided wave nondestructive testing technology.