

DOI:10.13382/j.jemi.B2508373

振动条件下基于导波-高斯过程的损伤扩展预测方法*

张子强 庄严 王强 鲍娇

(南京邮电大学自动化学院、人工智能学院 南京 210046)

摘要:在大型设备广泛应用的背景下,设备结构健康状态的在线监测至关重要。基于主动导波的结构健康监测(health structure monitoring, SHM)方法因其对损伤较为敏感、能够长距离传播等特性和优点被应用在损伤诊断领域。然而,大型设备在工作时产生的随机、无规则的振动会影响导波信号的传播特性变化,剧烈的振动甚至会淹没结构中的导波信号,影响导波信号的提取,降低了SHM的准确率。为此,本研究提出导波-高斯过程(guided wave-gaussian process, GW-GP)损伤预测模型,该模型基于主动导波SHM技术,结合高斯过程机器学习算法,利用均方根偏差和归一化互相关矩损伤因子构建损伤因子与裂纹长度的非线性映射关系,并通过共轭梯度法优化超参数。铝板裂纹扩展实验结果表明,模型预测裂纹长度与真实值的最大绝对误差为1.52 mm,均方根误差为0.72 mm,有效实现了振动条件下结构损伤的定量诊断与预测,为大型设备结构健康监测提供了新的技术路径。

关键词: 金属裂纹;结构健康监测;导波;高斯过程;共轭梯度法

中图分类号: TB559;TH878;TN06

文献标识码: A

国家标准学科分类代码: 510.99

Damage propagation prediction method based on guided wave-gaussian process under vibration conditions

Zhang Ziqiang Zhuang Yan Wang Qiang Bao Qiao

(College of Automation and Artificial Intelligence, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210046, China)

Abstract: Against the backdrop of widespread application of large-scale equipment, online monitoring of equipment structural health status has become of paramount importance. Structural health monitoring (SHM) methods based on active guided waves have found applications in the field of damage diagnosis due to their characteristics and advantages such as high sensitivity to damage and the ability to propagate over long distances. However, the random and irregular vibrations generated by large-scale equipment during operation can affect the propagation characteristics of guided wave signals. Severe vibrations may even obscure the guided wave signals in the structure, hinder the extraction of these signals, and reduce the accuracy of SHM. To address this issue, this study proposes a guided wave-Gaussian process (GW-GP) damage prediction model. The model integrates active guided wave-based SHM technology with Gaussian process machine learning algorithms. It constructs a nonlinear mapping relationship between damage indices and crack length using damage indices such as root mean square deviation and normalized cross-correlation moment, and optimizes hyperparameters via the conjugate gradient method. Results from aluminum plate crack propagation experiments show that the maximum absolute error between the model-predicted crack length and the true value is 1.52 mm, and the root mean square error is 0.72 mm. This effectively enables quantitative diagnosis and prediction of structural damage under vibration conditions, providing a new technical pathway for structural health monitoring of large-scale equipment.

Keywords: metal cracks; structural health monitoring; guided waves; gaussian process; conjugate gradient method

0 引言

在现代工业体系不断发展与完善的进程中,大型设备广泛应用于航空航天、能源开采、交通运输等生产关键领域^[1],它们的稳定运行直接关系到生产活动的正常开展、经济效益的实现以及人员的生命安全。因此,大型设备的健康状态和损伤程度的监测意义重大。结构健康监测^[2](health structure monitoring, SHM)依托先进的传感器网络^[3]、信号处理技术^[4]和数据分析算法^[5],能够实时获取设备结构的状态信息,准确判断结构是否存在损伤以及损伤的程度、位置和发展趋势。这一技术具有诸多显著优点,传统人工检测不仅成本高昂,而且在检测过程中容易对设备造成二次损伤,更难以实现实时监测,它可以大幅降低设备的维护成本,通过及时发现潜在问题,避免设备故障引发的大规模维修和更换,减少停机时间,提高生产效率。同时,它还能延长设备的使用寿命,保障设备的可靠性和安全性,预防因结构失效导致的严重事故。

在众多 SHM 技术中,目前应用比较广泛的是基于导波的 SHM 方法^[6-7]。导波是一种在结构中传播的弹性波,具有高灵敏度、长距离传播、覆盖范围广等特点。当导波在结构中传播时,若遇到损伤裂纹、腐蚀、脱粘等损伤,其能量会发生衰减,传播特性也会改变,包括相位、幅值、传播速度等方面的变化^[8-9]。基于这些特性,通过在结构表面合理布置传感器,激发和接收导波信号,并对信号进行分析处理,就能够实现对结构损伤的有效监测。例如在航空领域,飞机在飞行过程中,机翼、机身等关键部件承受着巨大的应力和复杂的环境载荷,微小的损伤都可能引发严重的安全事故。基于导波的 SHM 技术可以实时监测这些部件的状态,及时发现早期损伤,为飞机的维护和检修提供重要依据,保障飞行安全^[10-11]。在能源领域,海上石油平台长期处于恶劣的海洋环境中,受到海浪冲击、海风侵蚀以及自身振动等因素影响,其金属结构容易出现损伤。运用导波监测技术,能够对平台的关键结构进行长期、实时监测,及时发现潜在的安全隐患,确保石油开采作业的顺利进行^[12]。

尽管基于导波的 SHM 技术具有诸多优势,但在实际应用中,由于大型设备运行时处于不同的工作环境中以及自身载荷等^[13-15]时变因素,会对基于导波的 SHM 产生干扰。对于这些外部时变因素的影响,目前已有学者提出了许多方法,其中有监测数据规范化法^[16],该方法通过对监测数据进行标准化处理,降低数据的离散性,提高监测的准确性;环境因素补偿法^[17],旨在对环境因素的影响进行定量分析和补偿,消除环境因素对监测结果的干扰。现阶段研究中,应用广泛的机器学习也被许多学者应用在减小外部时变因素对基于导波的 SHM 方法的

影响,包括人工神经网络 (artificial neural network, ANN)、卷积神经网络 (convolutional neural network, CNN) 等方法^[18-19]。这些方法研究的重点在于判断时变因素影响下,结构是否健康或损伤,没有实现裂纹扩展的连续监测。为了实现损伤演化的监测,克服时变导致信号特征非高斯多模态特性,研究人员提出了各种概率统计方法^[20-22],例如基于高斯混合模型的概率诊断及改进算法,Yuan 等^[23]提出了一种基于导波监测和高斯过程结合的高斯混合模型在线更新裂纹评估方法。

在许多外部时变因素影响中,由于外部工作环境和大型设备运转产生的振动成为了基于导波的 SHM 方法中一个非常棘手的问题。大型设备运行时,无论是来自外界环境的激励,还是自身运转引起的振动,都会干扰导波信号在结构中的传播特性。这种不确定性的干扰会导致导波信号的幅值、相位等特征发生改变,增加了信号采集和损伤诊断的难度,严重影响监测效果,降低了 SHM 系统的准确度。目前,国内外学者在振动因素对基于导波的 SHM 方法的影响方面也有许多研究。例如, Lu 等^[24]比较了在静止状态下和在 10 Hz 振动条件下的导波信号,他们得出结论认为,在振动下结构中接收到的时域波信号会出现偏差,这是由于外部振动时结构除了由压电元件驱动的导波之外,还产生了挠曲波。此外,由于飞行时间 (time of flight, TOF) 是大多数基于导波的 SHM 研究中的关键参数,他们还研究了外部振动对 TOF 的影响,研究结果表明 TOF 都只是随着振动波动不大,因此 TOF 不受研究频率下外部振动的影响。

Zhang 等^[25]研究了风流对基于 Lamb 波技术的实时 SHM 的影响。研究表明,风流引起的风致振动会产生低频环境信号,该信号会叠加在 Lamb 波包上,影响损伤检测的准确性。研究提出了引入分流电阻作为信号处理的滤波器,来抑制风致振动产生的低频噪声,同时进行单压电传感器实验验证该方法在实时 SHM 中的可行性和准确率。Salmanpour 等^[26]研究了随机振动对导波信号传播的影响。研究表明,随机低频噪声的振幅可能高于诊断信号的振幅。如果记录电压量程接近所记录信号的振幅,则会导致信号削波甚至饱和。为了解决这个问题,他们设计了一个硬件高通滤波器,滤除掉随机低频噪声带来的影响。Ochôa 等^[27]研究了高振幅低频振动 (high amplitude and low frequency vibration, HA-LFV) 对 SHM 系统中导波传播的影响。研究表明,HA-LFV 会在超声导波信号中产生相干噪声,导致背景波组 (background wave group, BWG) 的出现。Zhu 等^[28]发现振动对基于导波的 SHM 方法的影响主要表现为裂纹的呼吸行为对导波传播特性的干扰,文章中提出了一种基于差异指数 (difference index, DI) 的方法,来检测裂纹的存在及其呼吸行为。

虽然已有研究尝试结合导波与高斯过程提升抗干扰能力,但目前的方法采用了较为通用的损伤因子,使用单通道的损伤因子进行模型建立。大型设备在工作过程中产生的振动是随机的、不规则的,而损伤的扩展对损伤因子的影响是固定的,当损伤不断扩展时损伤因子会呈现缓慢上升的趋势,为了抑制这种随机过程对基于导波的 SHM 过程的影响^[29],本文引入了在振动条件下对损伤更加敏感而对振动环境不敏感的均方根偏差和归一化互相关矩损伤因子,使用多通道损伤因子(damage index, DI)进行多源信号融合,增强损伤诊断模型输入-输出之间的非线性映射关系来进行导波-高斯过程(guided wave-Gaussian process, GW-GP)模型的建立,进一步抑制随机振动对 SHM 过程的影响,从而实现振动条件下的损伤定量化预测。

1 GW-GP 损伤诊断基本原理

1.1 主动导波 SHM 技术

基于主动导波的 SHM 技术是通过安装在结构表面的传感器件激发和接收导波信号,当导波经过结构中的损伤时,会产生能量衰减和散射,导波的相位、幅值等传播特性会产生改变。通过对比量化结构出现损伤前后的导波信号的变化,可以实现对结构损伤的监测和诊断。

目前最通用的 SHM 技术是基于损伤因子的方法。该方法将传感器件采集到的健康信号 $D(t)$ 与损伤信号 $H(t)$ 进行对比,利用公式进行计算,得到一个 $H(t)$ 与 $D(t)$ 之间的量化值。

$$DI = \varphi(D(t), H(t)) \quad (1)$$

其中, $D(t)$ 为在线监测信号, $H(t)$ 为健康信号(基准信号), $\varphi(\cdot, \cdot)$ 是衡量这两个信号整体差异程度的公式,避免了对复杂原始时间信号进行解释的需要。精确的损伤因子应该能够有效量化监测信号和健康信号之间的差异程度,并且对外部干扰具有一定的鲁棒性。从损伤因子概念提出到目前为止,有许多种不同的损伤因子被应用在 SHM 领域,适合不同的应用场景。本方法主要基于均方根偏差损伤因子^[30]以及归一化互相关矩损伤因子^[31],表达式如下:

$$DI_1 = \frac{\sqrt{\int_{t_1}^{t_2} [D(t) - H(t)]^2 dt}}{\sqrt{\int_{t_1}^{t_2} [H(t)]^2 dt}} \quad (2)$$

$$DI_2 = \frac{\int_{t_1}^{t_2} t^z |r_{H(t)H(t)}(t)| dt - \int_{t_1}^{t_2} t^z |r_{H(t)D(t)}(t)| dt}{\int_{t_1}^{t_2} t^z |r_{H(t)H(t)}(t)| dt} \quad (3)$$

其中, t_1 和 t_2 为用于计算损伤因子截取波段的起止时间。 $r_{H(t)D(t)}$ 是健康信号与在线监测信号的互相关, $r_{H(t)H(t)}$ 是健康信号的自相关, z 为统计矩的阶数。这两种损伤因子在许多的损伤量化过程中都有很好的表现。

1.2 基于 GW-GP 的损伤诊断与预测

高斯过程是基于贝叶斯框架的非参数模型,通过核函数构建输入-输出的非线性映射,能够量化预测结果的不确定性,适用于包含随机噪声的损伤监测场景。这两个比较明显的特征非常适合在包含外部不确定干扰因素影响的条件下来构建输入-输出关系。在本研究中由于外部振动干扰的不确定性因素,会造成导波在板中的传播发生变化,以及会对导波信号的采集过程产生影响,影响损伤诊断过程的准确率。所以高斯过程模型非常适合用来减小本研究中的振动影响因素,使用损伤因子来构建损伤诊断模型,提高输出的准确率。通过对高斯过程模型的输入-输出关系特征和损伤因子方法的研究, GW-GP 损伤诊断模型的输入-输出关系应该如图 1 所示,损伤诊断模型以多通道损伤因子 \mathbf{d} 为输入,通过高斯过程拟合损伤因子与裂纹长度的非线性映射关系,输出预测裂纹长度 l 及其置信区间。



图 1 损伤因子量化模型

Fig. 1 Damage index quantification model

损伤因子的特征参数与预测裂纹长度之间的非线性映射输入-输出关系需要通过数据学习得到。通过多次试验获取“损伤因子-裂纹长度”数据,记为 $\mathbf{R} = \{(\mathbf{d}_i, l_i) \mid i=1,2,\dots,m\}$, 其中 \mathbf{d}_i 是多维输入向量,可以是多个通道或多种不同损伤因子组成的向量 $\mathbf{d}_i = [DI_1, DI_2, \dots, DI_n]_i$ 输入条件, l_i 为输出标量,即第 i 个裂纹长度。数据集中 n 个损伤因子向量组成 $m \times n$ 维的矩阵 \mathbf{d} ; 数据集中 m 个裂纹长度组成 $m \times 1$ 维的向量 \mathbf{l} 。因此数据集 $\mathbf{R} = \{(\mathbf{d}_i, l_i) \mid i=1,2,\dots,m\}$ 也可简单记为 $\mathbf{R} = (\mathbf{d}, \mathbf{l})$, 其中:

$$\mathbf{d} = \begin{bmatrix} \mathbf{d}_1 \\ \mathbf{d}_2 \\ \vdots \\ \mathbf{d}_m \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} [DI_1 & DI_2 & \dots & DI_n]_1 \\ [DI_1 & DI_2 & \dots & DI_n]_2 \\ \vdots \\ [DI_1 & DI_2 & \dots & DI_n]_m \end{bmatrix} \quad (4)$$

$$\mathbf{l} = [l_1 \quad l_2 \quad \dots \quad l_n]^T \quad (5)$$

假设裂纹长度 l_i 与损伤因子向量 \mathbf{d}_i 的映射关系服从高斯过程,即:

$$l = f(\mathbf{d}) + \epsilon, \epsilon \sim N(0, \sigma_m^2) \quad (6)$$

其中, ϵ 为高斯噪声, σ_m 为超参数, $f(\cdot)$ 服从高斯过

程先验:

$$f(\cdot) \sim \mathcal{GP}(m(\mathbf{d}), k(\mathbf{d}, \mathbf{d}')) \quad (7)$$

均值函数 $m(\mathbf{d})$ 为零均值函数, 协方差函数采用改进的平方指数核:

$$m(\mathbf{d}) = 0 \quad (8)$$

$$k_{\theta}(\mathbf{d}, \mathbf{d}') = \sigma_f^2 \exp\left(-\frac{1}{2} \sum_{i=1}^m \frac{(\mathbf{d}_i - \mathbf{d}'_i)^2}{l_i^2}\right) + \sigma_m^2 \delta(\mathbf{d}, \mathbf{d}') \quad (9)$$

其中, $\delta(\mathbf{d}, \mathbf{d}')$ 是 Kronecke δ 函数, 只在输入完全同时添加噪声项, 避免函数过拟合。超参数 $\theta = \{\sigma_f, l_1, \dots, l_m, \sigma_m\}$ 分别控制函数幅值、特征维度的长度尺度及噪声水平。

针对目标结构进行监测时, 在 t_c 时刻, 获取损伤因子向量 \mathbf{d}_c 。需要根据该损伤因子向量得到对应的损伤裂纹尺寸, 这里用 l_c 表示的。假设损伤因子与裂纹长度服从高斯分布, 通过条件概率计算可得裂纹长度的后验分布均值和方差, 均值和方差用 \bar{l}_c 和 $cov(l_c)$ 分别表示:

$$\bar{l}_c = m(\mathbf{d}_c) + k(\mathbf{d}_c, \mathbf{d}) k(\mathbf{d}, \mathbf{d})^{-1} (\mathbf{l} - m(\mathbf{d})) \quad (10)$$

$$cov(l_c) = k(l_c, l_c) - k(l_c, \mathbf{d}) k(\mathbf{d}, \mathbf{d})^{-1} k(\mathbf{d}, \mathbf{d}_c) \quad (11)$$

通过上述分析, 可以得到关于“损伤因子-裂纹长度”之间的输入-输出非线性映射关系。

上述 t_c 时刻获取的损伤因子向量 \mathbf{d}_c 对应的裂纹长度 l_c 基于一个前提, 即 $\mathbf{l} = f(\mathbf{d})$ 的函数模型已知。实际在上述过程中隐含涉及的超参数 $\theta = \{\sigma_f, l_1, \dots, l_m, \sigma_m\}$, 如何从数据集 $\mathbf{R} = (\mathbf{d}, \mathbf{l})$ 中学习模型的参数是一个关键问题。本文通过最大化边际似然函数优化超参数 θ , 采用负对数边际似然函数作为目标函数简化计算, 目标函数定义为:

$$\mathcal{L}(\theta) = -\log_p(\mathbf{l} | \mathbf{d}, \theta) = \frac{1}{2} \mathbf{l}^T \mathbf{K}_{\theta}^{-1} \mathbf{l} + \frac{1}{2} \log |\mathbf{K}_{\theta}| + \frac{m}{2} \log 2\pi \quad (12)$$

其中, $\mathbf{K}_{\theta} = k_{\theta}(\mathbf{d}, \mathbf{d}') + \sigma_m^2 \mathbf{I}$ 为协方差矩阵, $k_{\theta}(\mathbf{d}, \mathbf{d}')$ 为协方差函数。 \mathbf{l} 为裂纹长度向量, \mathbf{d} 为损伤因子矩阵。

利用训练数据优化模型的超参数, 精确的超参数能够提高模型预测的准确率。本研究选用共轭梯度法作为寻优算法来确定模型的超参数, 参数的寻优过程如图 2 所示。

采用共轭梯度法迭代优化超参数, 通过计算负对数边际似然函数的梯度确定搜索方向, 当目标函数变化量小于阈值 ε 时终止迭代。此时得到的超参数 θ 即为优化后的超参数, 用于构建更为准确的损伤量化模型。然而, 共轭梯度法存在一个局限性, 即其结果可能会受到初始值设定的影响。若初始值选择不当, 算法可能会陷入局

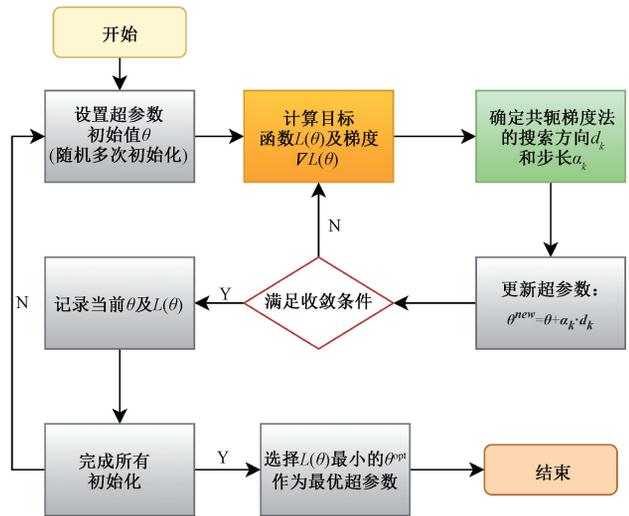


图 2 共轭梯度法寻优过程

Fig. 2 Optimization process of the conjugate gradient method

部极小点, 导致无法找到全局最优解。本文采用多次随机初始值进行训练, 在所有训练次数中选取负对数边际似然值最小且稳定时对应的超参数值 θ^{opt} 作为最终结果, 以此提高模型的性能和可靠性。

2 GW-GP 方法损伤诊断过程

基于 GW-GP 的损伤诊断与预测流程可以大致分为 6 个阶段, 如图 3 所示。

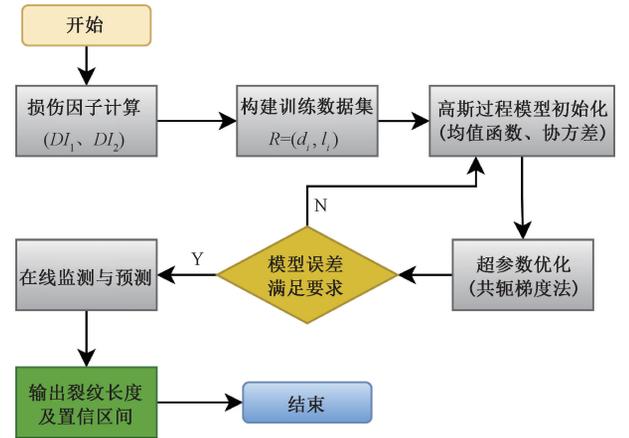


图 3 GW-GP 的损伤诊断与预测过程

Fig. 3 Damage diagnosis and prediction process of GW-GP

首先是信号的采集与预处理, 通过压电传感器网络激发导波信号, 采集结构在健康状态和损伤状态下的导波时域信号。对原始信号进行降噪、滤波和基线校准, 提取有效导波波段(本研究使用导波信号的直达波段进行后续处理)。

第 2 步是进行损伤因子计算,采用式(2)和(3)分别计算均方根偏差损伤因子(DI_1)和归一化互相关矩损伤因子(DI_2)。将两个通道的损伤因子组合为多维输入向量 $\mathbf{d}_i = [DI_1, DI_2]^T$, 构建训练数据集 $\mathbf{R} = \{(\mathbf{d}_i, l_i) \mid i=1,2,\dots,m\}$, 其中 l_i 为对应裂纹长度。

第 3 步是模型初始化设定, GW-GP 模型的先验参数:均值函数 $m(\mathbf{d}) = 0$, 简化计算复杂度。协方差函数采用 k_{CW} , 为导波损伤因子核函数。

接着是对模型的超参数优化,通过共轭梯度法优化超参数 $\theta = \{\sigma_f, l_1, \dots, l_m, \sigma_m\}$, 计算负对数似然函数 $L(\theta)$ 及其梯度 $\nabla L(\theta)$ 。采用多次随机初始值迭代,避免陷入局部极小值,选取最优超参数 θ^{opt} 。

然后进行模型验证与迭代,将训练数据输入 GW-GP 模型,验证预测裂纹长度与真实值的吻合度。若模型误差超出阈值,则返回第 3 步重新设计协方差函数或调整超参数优化策略。

最后进行在线监测与预测,部署训练完成的 GW-GP 模型至实时监测系统。在设备运行时,动态采集导波信号并计算损伤因子向量 \mathbf{d}_i , 通过式(10)和式(11)预测当前裂纹长度 lc 及其 95% 置信区间,实现损伤扩展的动态评估。

3 铝板裂纹实验设置及结果

为了验证 GP-GW 方法的有效性和准确性,本研究选取了铝板作为试验试件进行了裂纹损伤扩展诊断实验。

3.1 实验设置

本实验所使用的试件尺寸示意图以及传感器的布置如图 4 所示,本实验采用了两块规格和材料相同的 30×30 cm 大小、厚度为 0.3 cm 的铝板作为试件。试件 I 用来采集数据进行模型的建立,如图 4(a) 所示,试件 II 用来对损伤诊断模型的效果进行验证,如图 4(b) 所示。为了提高效率、缩短试验时间、控制裂纹长度及扩展方向,本实验采用如图 4(a) 红圈中所示的人工预制裂纹的方式模拟结构在工作中出现的裂纹损伤情况。本实验使用 4 个压电传感器 (piezoelectric transducer, PZT) 呈方形阵列分布在试件的对角线上,相邻传感器距离为 15 cm,本次实验 4 个传感器共组成 6 个通道。

本次整体的试验平台如图 5(a) 所示。实验平台的主要部分包括数据采集卡、信号采集系统、信号采集控制软件以及振动试验台。其中数据采集卡能够产生试验所需要的激励信号,激励信号通过信号采集系统后被放大并且经过调理电路之后施加在压电片上。接收端的压电片采集到的导波信号经过采集系统后被数据采集卡捕捉并保存在上位机中。

为了使 Lamb 波能够对裂纹的扩展有更高的灵敏度

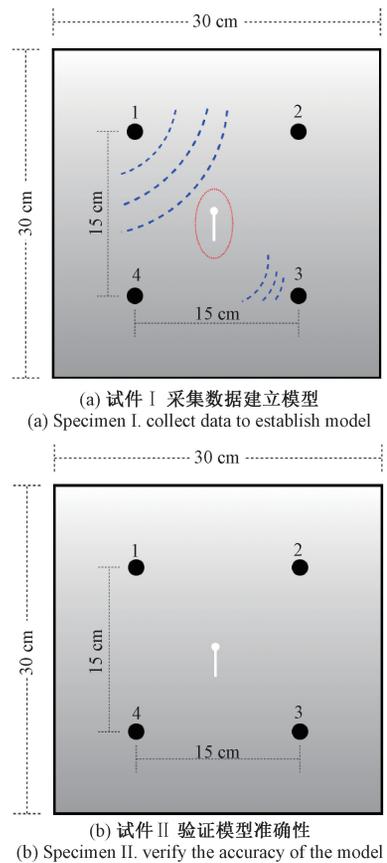


图 4 复合板尺寸及传感器布置图

Fig. 4 Composite plate dimensions and sensor layout diagram

并且减少波的频散后不同模态信号的影响,根据 Lamb 波频散曲线分析^[32],当 Lamb 波的频厚积低于 $2 \text{ MHz} \cdot \text{mm}$ 时, Lamb 波仅存在对称模态 S_0 和反对称模态 A_0 , 所以本试验激励信号采用经过汉宁窗调制后的五周期正弦信号,信号的中心频率为 50 kHz,激励信号的峰值经过导波采集系统内的功率放大器后为 50 V。将试件通过 4 颗螺母固定在振动台上,通过改变振动台的振动频率以及振幅来模拟不同的工作环境。

首先将无裂纹试件固定在振动台上方进行试验,将提取到的无裂纹试件中的导波信号作为基准,即式(1)中的 $H(t)$ 信号。然后在试件上人工预制裂纹,将试件固定在振动实验台上,改变振动频率和幅值模拟大型设备不同的工况,采集有裂纹试件中的导波信号,即式(1)中的 $D(t)$ 信号。

3.2 试验结果

本次试验共采集了 110 组导波信号,包括在不同振动频率和振幅下的无损伤的导波信号以及裂纹长度从 2 mm 扩展到 20 mm 时的不同振动频率和振幅导波信号。经过多次对试验现象的观察以及对试验采集的导波信号的对比分析,发现当振动频率在 55 Hz 左右时振动对导

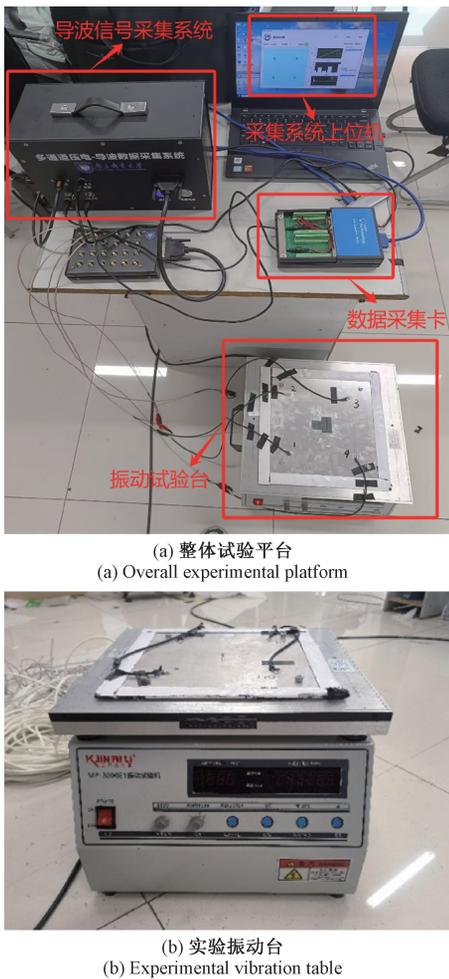


图 5 实验装置图

Fig. 5 Diagram of the experimental setup

波信号的影响较大,图 6(a)中是 55 Hz 左右振动频率下的无损导波信号和不同长度裂纹损伤导波信号对比。将图 6(a)中的直达导波信号放大观察,如图 6(b)所示,可以看出随着裂纹长度的扩展,导波信号的幅值和相位均发生变化。

由于通道 1-3(通道 1)和通道 2-4(通道 2)经过铝板中心裂纹,导波信号在经过裂纹处会产生散射和能量衰减,能够更明显的反应损伤状况,故本实验基于这两个通道进行损伤的诊断与预测。分别计算两个通道直达波段对应式(2)和式(3)的两种损伤因子。将两种损伤因子归一化处理进行观察,如图 7 所示,能够清晰地看出随着裂纹长度的扩展损伤因子的变化。

从两种损伤因子的变化能够看出,随着裂纹长度的扩展,两种损伤因子整体上呈现缓慢上升的趋势。但是由于随机振动的影响,不同裂纹长度的损伤因子并不存在线性的变化,无法从简单的数值改变来判断裂纹长度的大小。在不同频率的振动下,损伤因子的数值也不相

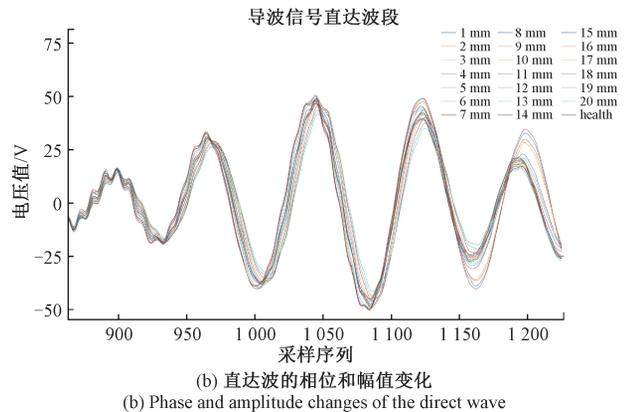
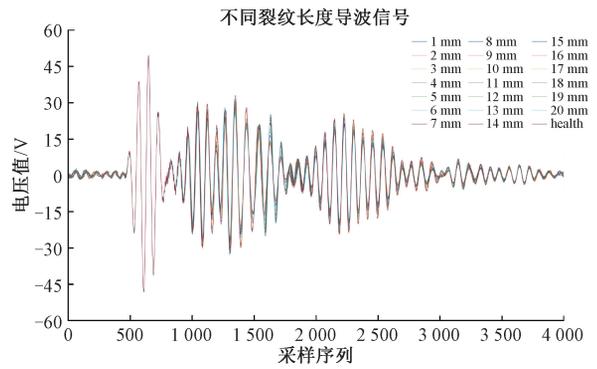


图 6 传感器采集的导波信号

Fig. 6 Guided wave signal collected by the sensor

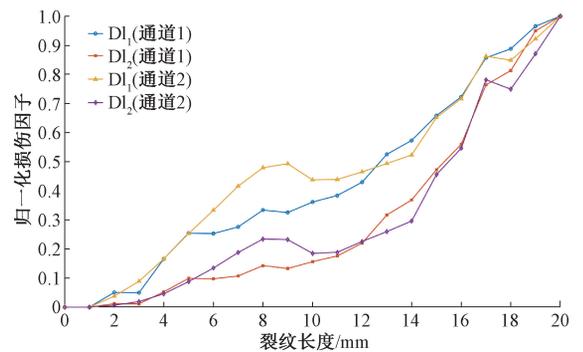
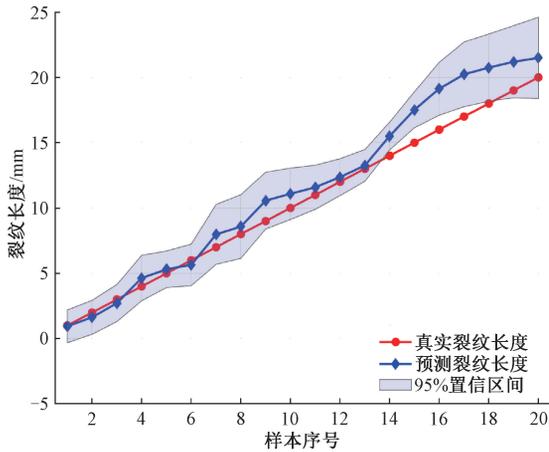


Fig. 7 Two damage index of the direct wave band

同,所以需要使用非线性关系来映射损伤因子与裂纹。

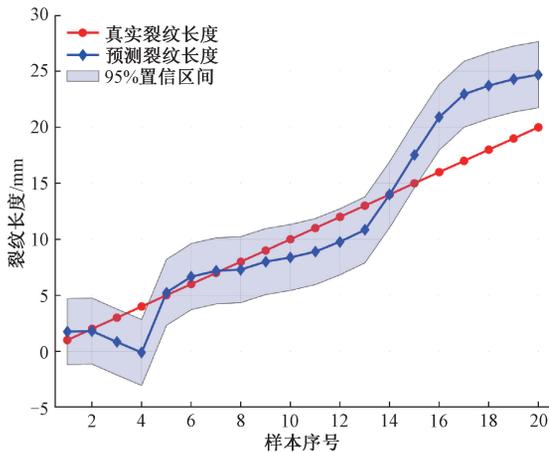
3.3 预估结果验证

为了验证 GW-GP 损伤预测模型的效果,在试件 II 上进行损伤预测模型的裂纹预测实验。本研究对比了传统 GW 监测方法(多项式回归方法)和 ANN 方法。多项式回归方法通过三次多项式回归建立模型,ANN 方法采用前馈神经网络模型,比较适用于回归预测。两种方法的裂纹预测结果及 95%的置信区间如图 8 所示。



(a) 多项式拟合模型裂纹预测结果

(a) Crack prediction results of the polynomial fitting model



(b) ANN方法裂纹预测结果

(b) Crack prediction results of ANN method

图 8 对比试验预测结果

Fig. 8 Prediction results of comparative tests

从图 8(a)中可以看出,当裂纹长度逐渐增加时,预测结果的误差也随之变大,这是因为损伤因子的增长趋势出现变化,多项式拟合会高估长裂纹的扩展速率,而 GW-GP 模型可以通过核函数自适应捕捉该非线性特征,能够更准确地预测结果。从图 8(b)中可以看出 ANN 方法的预测结果波动较大,虽然 ANN 方法适合回归预测,但是需要大量的数据进行训练,在使用小样本数据集时容易出现过拟合问题,而 GW-GP 模型基于数据点之间的相似性和概率分布进行建模,更适用于小样本回归预测。

基于 3.2 节的两种损伤因子,使用多维度的输入条件 $d = [DI_1, DI_2]^T$,将多通道多融合损伤因子组成输入特征向量,建立 GW-GP 损伤模型。使用优化后的模型在试件 II 上进行验证,通过随机裂纹扩展的输出来验证预测模型的准确率,图 9 是 GW-GP 损伤模型的预测结果及其 95%置信区间。

通过图 9 中可以看出 GW-GP 方法的裂纹长度预测

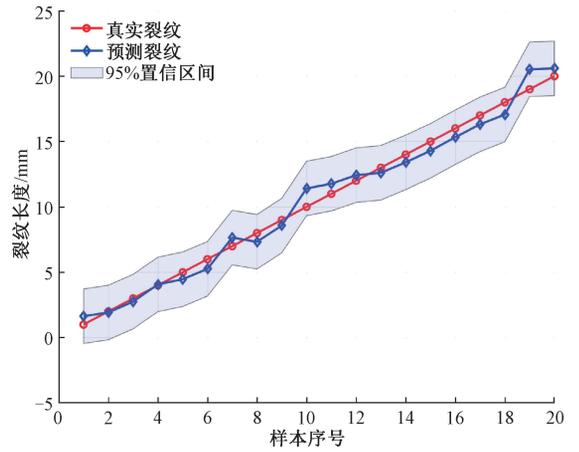


图 9 GW-GP 损伤模型裂纹预测结果

Fig. 9 Crack prediction results of the GW-GP damage model

结果和真实裂纹长度更接近,整体偏差更小,预测结果的平滑程度也更高。因为 GW-GP 模型通过多维度融合损伤因子作为输入,将导波信号转化为可量化的输入参数,并且对小样本数据的回归预测更加准确。

3.4 结果误差分析

对多项式回归方法、ANN 方法和 GW-GP 方法的结果进行误差量化分析。通过计算得出,多项式回归方法的最大绝对误差达到 3.30 mm,均方根误差 (root mean square error, RMSE) 达到了 1.66 mm。ANN 方法的最大绝对误差为 5.69 mm,均方根误差为 1.83 mm。GW-GP 损伤预测模型结果的最大绝对误差为 1.52 mm,均方根误差为 0.72 mm。通过误差量化分析和预测结果对比可以看出 GW-GP 方法更适用于在振动条件下的损伤预测。

GW-GP 损伤诊断模型的绝对误差统计如图 10 所示,虽然损伤预测模型的总体误差较为平稳,但仍有预测异常点存在,这是由于在特定的频率和振幅下,振动会引起设备的结构共振,导波信号有较大的波动,损伤诊断模型出现异常点。

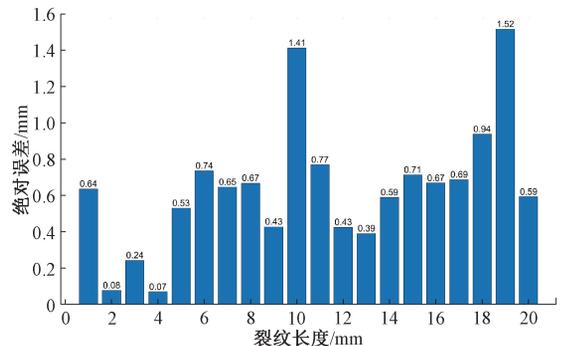


图 10 损伤预测模型的绝对误差

Fig. 10 Error analysis for model validation

4 结 论

本研究针对大型设备运行时振动影响导波信号传播、干扰损伤监测的问题,提出了GW-GP损伤概率预测模型。通过理论分析和铝板裂纹实验,验证了该模型在损伤诊断与预测方面的有效性和准确性。实验结果表明,随着裂纹长度扩展,导波信号的幅值和相位会发生变化,基于均方根偏差损伤因子和归一化互相关矩计算的损伤因子整体呈上升趋势,但受振动影响不存在线性变化。在模型验证中,使用多融合损伤因子作为输入建立的GW-GP损伤模型,预估裂纹长度与真实裂纹长度误差较小,最大绝对误差为1.52 mm,均方根误差为0.72 mm,证明了该方法的误差较小,该模型为大型设备在振动环境下的结构损伤监测提供了一种可行的解决方案。

参考文献

- [1] 刘轩,吕炎,边策,等.管道电磁超声传感器阵列检测技术研究[J].电子测量与仪器学报,2023,37(11):24-32.
LIU X, LYU Y, BIAN C, et al. Research on pipeline electromagnetic acoustic sensor array detection technology[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 37(11):24-32.
- [2] SAEED M N. Recent advances in structural health monitoring:Techniques, applications and future directions[J]. International Journal of Reliability and Safety, 2024, 18(1):55-85.
- [3] OGUNLEYE O R, RUSNÁKOVÁ S, JAVOŘÍK J, et al. Advanced sensors and sensing systems for structural health monitoring in aerospace composites[J]. Advanced Engineering Materials, 2024, 26(22):2401745.
- [4] WANG C, TAN X, REN X, et al. Fast and robust strain signal processing for aircraft structural health monitoring[J]. Journal of Automation and Intelligence, 2024, 3(3):160-168.
- [5] YANG X, WANG Z, ZHENG X, et al. Structural health monitoring of long-span continuous girder bridge: System implementation and data analysis [J]. International Journal of Structural Stability and Dynamics, 2024, 25(1):14-16.
- [6] 许溢航,王平,杨元,等.脉冲压缩在超声导波钢轨断裂检测的应用研究[J].电子测量技术,2025,48(3):112-117.
XU Y H, WANG P, YANG Y, et al. Research on the application of pulse compression in ultrasonic guided wave detection of railway rail fractures [J]. Electronic Measurement Technology, 2025, 48(3):112-117.
- [7] YU S, LUO K, FAN C, et al. Advancing spacecraft safety and longevity: A review of guided waves-based structural health monitoring [J]. Reliability Engineering and System Safety, 2025, 254 (PA):110586.
- [8] CAI Y, WANG Y H, LIU Q J, et al. Structural health dynamic monitoring for gear transmission based on guided waves [J]. Smart Materials and Structures, 2023, 32(3):035025.
- [9] ROCH E, ZIMA B, WOLOSZYK K, et al. Guided waves in ship structural health monitoring-a feasibility study [J]. Polish Maritime Research, 2023, 30 (2): 76-84.
- [10] 刘远,彭炜亮,卢超,等.航空复合材料板非接触空气耦合超声导波多损伤快速成像方法[J].仪器仪表学报,2025,46(2):103-115.
LIU Y, PENG W L, LU CH, et al. Fast multi-damage imaging method for aeronautical composite plates using non-contact air-coupled ultrasonic guided waves [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2025, 46(2):103-115.
- [11] 丁睿,邱雷.小型化便携式压电导波结构健康监测系统设计 [J]. 国外电子测量技术, 2021, 40(6):64-70.
DING R, QIU L. Design of a miniaturized and portable piezoelectric guided wave structural health monitoring system [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2021, 40(6):64-70.
- [12] BULL T, LIU M, NIELSEN L, et al. Enhancing offshore wind turbine integrity management: A bibliometric analysis of structural health monitoring, digital twins, and risk-based inspection [J]. Energies, 2025, 18(3):681-681.
- [13] ROY S, LADPLI P, CHANG F. Load monitoring and compensation strategies for guided-waves based structural health monitoring using piezoelectric transducers [J]. Journal of Sound and Vibration, 2015, 351:206-220.
- [14] 谢志峥,王衍学,王一.变温环境下充水管道导波监测的复合误差补偿方法 [J]. 电子测量与仪器学报, 2023, 37(8):173-181.
XIE ZH ZH, WANG Y X, WANG Y. A composite error compensation method for guided-wave monitoring of water-filled pipelines in a variable-temperature environment [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 37(8):173-181.

- [15] 胡晓谔, 林霆威, 张维焯, 等. 水载压力对管道超声导波信号的影响研究[J]. 仪器仪表学报, 2024, 45(3): 206-213.
- HU X D, LIN T W, ZHANG W X, et al. Research on the influence of hydrostatic pressure on ultrasonic guided-wave signals in pipelines [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(3):206-213.
- [16] LIZÉ E, RÉBILLAT M, MECHBAL N, et al. Optimal dual-PZT sizing and network design for baseline-free SHM of complex anisotropic composite structures [J]. Smart Materials and Structures, 2018, 27(11):115018.
- [17] SAWANT S, PATIL S, THALASIMIL J, et al. Temperature variation compensated damage classification and localisation in ultrasonic guided wave SHM using self-learned features and Gaussian mixture models [J]. Smart Materials and Structures, 2022, 31(5):055008.
- [18] 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. Feature extraction of guided waves based on deep learning and its laser ultrasonic detection [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(11):242-251.
- [19] INDHU R, SUNDAR G R, PARVEEN H S. A Review of Machine Learning Algorithms for vibration-based SHM and vision-based SHM [C]. 2022 Second International Conference on Artificial Intelligence and Smart Energy (ICAIS), 2022:418-422.
- [20] QIU L, FANG F, YUAN S F. Improved density peak clustering-based adaptive Gaussian mixture model for damage monitoring in aircraft structures under time varying conditions [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2019, 126(3):281-304.
- [21] 王卉, 袁慎芳, 孟义兴, 等. 时变异方差不确定影响下的疲劳裂纹在线评估 [J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(11):181-189.
- WANG H, YUAN SH F, MENG Y X, et al. Online assessment of fatigue cracks under the influence of time-varying uncertain variance [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(11):181-189.
- [22] GARDNER P, BULL L A, DERVILIS N, et al. Domain-adapted Gaussian mixture models for population-based structural health monitoring [J]. Journal of Civil Structural Health Monitoring, 2022, 12(6):1343-1353.
- [23] YUAN S F, WANG H, CHEN J. A PZT based on-line updated guided wave-gaussian process method for crack evaluation [J]. IEEE Sensors Journal, 2020, 20(15): 8204-8212.
- [24] LU X, SOH C K, AVVARI P V. Lamb wave propagation in vibrating structures for effective health monitoring [C]. Health Monitoring of Structural and Biological Systems 2015. SPIE, 2015, 9438:445-454.
- [25] ZHANG G, JIN H, LIN Y J. An Investigation on the effects of wind flow on real-time structural health monitoring with lamb wave-based technique [J]. IEEE Access, 2021, 9(3):147155-147163.
- [26] SALMANPOUR M S, KHODAEI Z S, ALIABADI M H. Damage detection with ultrasonic guided wave under operational conditions [C]. Proceedings of the 9th European Workshop on Structural Health Monitoring, EWSHM, 2018.
- [27] OCHÔA P A, GROVES R M, BENEDICTUS R. Effects of high-amplitude low-frequency structural vibrations and machinery sound waves on ultrasonic guided wave propagation for health monitoring of composite aircraft primary structures [J]. Journal of Sound and Vibration, 2020, 475(2):115289.
- [28] ZHU Y, LI F, BAO W. Fatigue crack detection under the vibration condition based on ultrasonic guided waves [J]. Structural Health Monitoring, 2021, 20(3):931-941.
- [29] 康永乐, 邱雷. 导波结构健康监测中损伤因子的研究和应用 [J]. 国外电子测量技术, 2021, 40(6): 113-119.
- KANG Y L, QIU L. Research and application of damage factors in guided-wave structural health monitoring [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2021, 40(6):113-119.
- [30] PARK S, YUN C B, ROH Y, et al. PZT-based active damage detection techniques for steel bridge components [J]. Smart Materials and Structures, 2006, 15(4):957.
- [31] TORKAMANI S, ROY S, BARKEY M E, et al. A novel damage index for damage identification using guided waves with application in laminated composites [J]. Smart Materials and Structures, 2014, 23(9):95-105.
- [32] LIU Z H, WANG N, HE C F, et al. Experimental research on excitation of single mode of lamb waves and defect detection by using piezoelectric ceramic wafers [J]. Journal of Beijing University of Technology, 2011, 37(10): 1453-1458.

作者简介



鲍峭(通信作者),2012 年于南京航空航天大学获得学士学位,2018 年于南京航空航天大学获得博士学位,现为南京邮电大学讲师,主要研究方向为结构健康监测及虚拟仪器技术。

E-mail:baqiao@njupt.edu.cn

Bao Qiao (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Nanjing University of Aeronautics and Astronautics in 2012, and Ph. D. degree from Nanjing University of Aeronautics and Astronautics in 2018, respectively. He is now a Lecturer in Nanjing University of Posts and Telecommunications. His main

research interests include structural health monitoring and virtual instrument technology.



张子强,2023 年于南京邮电大学通达学院获得学士学位,现为南京邮电大学硕士研究生,主要研究方向为结构健康监测。

E-mail:zzqzz233@163.com

Zhang Ziqiang received his B. Sc. degree from Tongda College of Nanjing University of Posts and Telecommunications in 2023. Now he is a M. Sc. candidate at Nanjing University of Posts and Telecommunications. His main research interests include structural health monitoring.