

复杂多层长桁连接结构的裂纹导波概率诊断*

杨 宇¹, 王 莉¹, 刘国强¹, 陈 健², 徐钰森², 袁慎芳²

(1. 中国飞机强度研究所强度与结构完整性全国重点实验室 西安, 710065)

(2. 南京航空航天大学航空航天结构力学及控制全国重点实验室 南京, 210016)

摘要 针对民机多层多钉连接结构中因组件不可拆卸、区域不可达导致的健康状态评估难题,以及现有研究对多层多钉边界下导波传播特性和损伤诊断关注不足的问题,笔者基于导波结构健康监测技术,提出了面向复杂多层连接结构的导波-高斯过程概率诊断方法,实现多层复杂连接结构裂纹的可靠诊断。首先,提出了基于导波最强反射区间特征的导波结构健康监测方法,建立了导波-高斯过程裂纹概率诊断模型;其次,以复杂多层长桁连接结构为研究对象,通过实验全面分析了复杂多层长桁连接结构中导波的传播特性,并据此提出了传感器布置准则;最后,开展了批量长桁连接结构的真实裂纹监测实验,进行了裂纹识别和裂纹长度量化诊断验证。结果表明,本研究方法能够实现民机机身典型长桁连接区域的裂纹检测与量化评估,裂纹损伤量化诊断最大均方根误差不超过 1.9 mm。

关键词 复杂连接结构;压电导波;概率诊断;损伤识别

中图分类号 TH114;TG115.28;V267

引 言

结构健康监测 (structural health monitoring, 简称 SHM)^[1]通过集成在结构内部或表面的传感器获取与结构健康状态相关的信息,在线反映当前结构实际损伤状态,相较于传统无损检测方法具有重要优势^[2]。对于民机结构,其机身和机翼等部件通常采用多种结构元件,通过铆接的方式层叠装配而成^[3]。由于存在钉孔等应力集中部位,故结构元件的复杂多层连接部位在交变载荷的作用下易出现疲劳裂纹损伤^[4],且不可拆卸,难以通过传统无损检测方法进行状态评估。实现准确可靠的多层结构连接部位损伤在线定量监测,对于指导民机结构地面实验和保障结构在役安全具有重要意义。

在 SHM 领域,已发展了多种 SHM 方法^[5-7]。其中,基于压电导波的 SHM 方法通过压电元件在结构中激发导波,根据导波的传播特性变化识别损伤,具有区域监测、不可达部位监测等优势^[8],非常适用于多层连接结构等损伤部位多、传感器布置空间少或困难的结构部件。虽然压电导波 SHM 方法已有较多的发展,但面向金属多层连接结构的相关研究

较少,已有针对连接结构的研究主要是带孔铝板^[9]或者两块铝板搭接的简化结构形式。

Ihn 等^[10]采用压电传感器激励导波,研究了 2 块铝板搭接结构的裂纹扩展,通过损伤因子描述裂纹变化。Chen 等^[11]采用卷积神经网络处理导波信号,实现了铝板搭接结构裂纹诊断。Yang 等^[12]使用导波振幅和相位变化来表示 2 块板组成的铆接搭接结构中铆钉孔的裂纹扩展。Asadi 等^[13]研究了无基准的导波监测方法,用于加筋铝板的铆钉孔裂纹萌生监测。Liao 等^[14]提出了一种结合压电阻抗和导波的损伤指标,用于螺栓连接区域的裂纹评估。以上研究证明了压电导波 SHM 对于连接结构的应用潜力,但是面向更加真实的复杂多层连接结构的裂纹长度评估研究较少。

对于真实的复杂多层连接结构,其多层连接特征使得导波传播边界条件复杂,接触、铆钉和边界等条件耦合,导致导波响应信号波包混叠变形,直达波无法辨识。由于加工制造的不确定性以及不同结构的层间接触边界条件并不一致,使得批量结构的导波信号存在较大差异,故用于标定诊断模型的导波信号特征存在较强不确定性。

* 国家自然科学基金面上资助项目(52275153);国家自然科学基金青年基金资助项目(52205160);民机科研资助项目(MJ23-2N21-4);航空科学基金资助项目(2023Z071023001);企业创新青年人才托举计划资助项目(20230422);江苏省自然科学基金青年基金资助项目(BK20220874);中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(NI2023001);南京航空航天大学前瞻布局科研专项资金资助项目

收稿日期:2023-10-23;修回日期:2024-02-08

针对上述问题,笔者提出了面向复杂多层连接结构的导波-高斯过程(guided wave-Gaussian process,简称GW-GP)概率诊断方法。通过导波最强反射区间特征提取以及高斯过程概率挖掘建模,实现多层复杂连接结构裂纹的可靠诊断,并以复杂多层长桁连接结构为对象,对该方法进行了验证。

1 基于GW-GP的多层复杂连接结构裂纹概率诊断方法

1.1 导波最强反射区间特征提取方法

基于压电导波的SHM方法的基本思想是通过与结构集成的压电传感器向结构主动激发导波并在结构中传播,当结构出现损伤时,信号的幅值和相位相比于健康信号会发生一定的变化,从而识别损伤。通常采用损伤因子以量化损伤前后导波的变化,包括描述导波时域、频域和时频域信号特征的各种损伤因子。在金属结构裂纹监测中,较为常用的是描述信号能量变化的损伤因子^[15],其表达式为

$$x = \frac{\int_{t_0}^{t_1} (H(t) - D(t))^2 dt}{\int_{t_0}^{t_1} H(t)^2 dt} \quad (1)$$

其中: x 为时间窗 $[t_0, t_1]$ 对应的导波信号计算得到的损伤因子; t 为时间; t_0 和 t_1 分别为损伤因子提取的时间窗起止点; $H(t)$ 为在结构健康状态下采集的基准信号; $D(t)$ 为结构服役过程中采集的监测信号。

传统方法中,时间窗起止点通常选取导波信号中模式清晰的直达波包,然而由于金属连接结构的复杂性,结构上存在大量螺栓铆钉,使得导波在复杂连接结构中传播的边界条件异常复杂,且导波信号波包变形,导致无法识别完整且清晰的直达波包。此外,实际结构中除了铆钉、螺栓带来的边界反射和散射外,各部件自身的几何边界同样参与导波的传播,这些复杂的反射和散射信号都包含了损伤信息,不能简单舍弃。

笔者提出的导波最强反射区间特征提取方法,将导波可能的边界反射信号段也纳入损伤因子计算。该方法首先根据多层连接结构的结构特征以及激励-采集传感器的位置,分析导波信号传播时结构中可能存在的边界反射;其次,由于导波S0模式群速度比A0模式更快,故采用S0模式的群速度来计算导波传播最短路径所对应的时间,作为导波最强反射区间的时间窗起点;最后,为了将S0模式和A0

模式的最强边界反射均纳入最强反射区间内,采用群速度更慢的A0模式波速来计算最长传播路径所对应的时间,作为导波最强反射区间的时间窗终点。

损伤因子提取的时间窗起止点的计算公式分别为

$$t_0 = L_{\min}/v_{S0} \quad (2)$$

$$t_1 = L_{\max}/v_{A0} \quad (3)$$

其中: $L_{\min}$ 和 $L_{\max}$ 分别为导波传播路径的最短距离和最长距离; v_{S0} 和 v_{A0} 为导波S0和A0模式在结构中的传播速度。

1.2 GW-GP裂纹概率诊断模型

在获得结构导波损伤因子后,常规方法通过与导波损伤因子阈值进行对比,实现结构裂纹损伤状态识别。面对复杂连接结构在不确定性下的结构损伤可靠性诊断,笔者提出基于GW-GP的多层复杂连接结构裂纹导波概率诊断模型。该模型的输入为损伤因子,输出为裂纹长度,根据概率模型的输出实现裂纹萌生识别和裂纹长度诊断。

高斯过程(Gaussian process,简称GP)模型训练数据可以通过若干个相同材料和相同结构形式的批量试件实验获取,记为 $\mathcal{D}_{\text{train}} = \{(x_i, a_i) | i = 1, 2, \dots, n\}$,其中: x 为损伤因子; a_i 为第 i 个数据点的裂纹长度,下标 i 为数据点编号; n 为批量试件的所有训练数据总数。数据集中 n 个损伤因子 x 组成 $n \times 1$ 维的矩阵 X , n 个裂纹长度 a 组成 $n \times 1$ 维的向量 A ,记为 $\mathcal{D}_{\text{train}} = (X, A)$ 。 X 为矩阵的原因是采用多种不同类型的损伤因子组成数据集作为训练数据的输入,由于笔者采用1种损伤因子,所以矩阵的第2个维度为1。

假设损伤因子 x 与裂纹长度 a 的潜在函数关系服从均值函数为 $m(x)$ 、协方差函数为 $k(x_i, x_j)$ 的GP模型,即

$$a = f(x) \sim \text{GP}(m(x), k(x_i, x_j)) \quad (4)$$

其中: $i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, n$,均为数据点编号。

对于数据集,其满足联合高斯分布,即

$$f(\mathbf{X}) = \begin{bmatrix} f(x_1) \\ f(x_2) \\ \vdots \\ f(x_n) \end{bmatrix} \sim N(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma}) \quad (5)$$

其中: $f(\cdot)$ 表示潜在的映射函数; $\boldsymbol{\mu}$ 为 n 维均值向量,由均值函数确定,在没有均值函数的先验信息时,工程应用中通常设定均值函数为0^[16]; $\boldsymbol{\Sigma}$ 为维度

是 $n \times n$ 的协方差矩阵,其元素由协方差函数 $k(x_i, x_j)$ 确定,表示输入数据之间的相似度。

不同类型的协方差函数代表了不同的数据特征,描述了不同的数据关系。通过样本集 $\mathcal{D}_{\text{train}} = (X, A)$ 训练 GP 模型,实质上就是优化 GP 模型中超参数的过程。通常采用共轭梯度法优化这些超参数,使得训练数据集的负对数边际似然值最小^[16]。

GP 模型训练完成后,针对目标结构进行监测,在 t_k 时刻获取损伤因子 x_k 。根据该损伤因子得到对应的裂纹长度 a_k ,其中,下标 k 表示当前时刻。此时,裂纹长度 a_k 服从如下分布

$$\begin{bmatrix} A \\ a_k \end{bmatrix} \sim N \left(0, \begin{bmatrix} K(X, X) + \sigma_n^2 & K(x_k, X) \\ K(X, x_k) & K(x_k, x_k) \end{bmatrix} \right) \quad (6)$$

其中: $K(x_k, X), K(X, x_k), K(x_k, x_k), K(X, X)$ 均为协方差矩阵; σ_{noise}^2 为噪声协方差函数引入的噪声项。

负对数边际似然可表示为

$$L = -\log(p(A|X)) = \frac{1}{2} A^T [K(X, X) + \sigma_{\text{noise}}^2 I]^{-1} A + \frac{1}{2} \log |K(X, X) + \sigma_{\text{noise}}^2 I| + \frac{n}{2} \log 2\pi \quad (7)$$

其中: I 为单位矩阵。

根据高斯分布性质,得到裂纹长度 a_k 的条件概率分布为

$$a_k | X, A, a_k \sim N(\bar{a}^*, \text{cov}(a^*)) \quad (8)$$

其中

$$\bar{a}^* = K(X, y^*) [K(X, X) + \sigma_{\text{noise}}^2 I]^{-1} A \quad (9)$$

$$\text{cov}(a^*) = K(x_k, x_k) - K(x_k, X) [K(X, X) + \sigma_{\text{noise}}^2 I]^{-1} K(X, x_k) \quad (10)$$

根据 GW-GP 概率模型的输出实现裂纹萌生识别和裂纹长度诊断的步骤如下:

- 1) 开展批量件损伤试验,提取导波最强反射区间特征损伤因子,构建训练数据集;
- 2) 基于训练数据确定高斯过程均值函数及协方差函数,采用共轭梯度法训练模型超参数,使得负对数边际似然 L 最小,得到 GW-GP 概率诊断模型;
- 3) 将批量结构件健康状态下的导波信号健康状态特征输入高斯过程概率模型,确定损伤识别裂纹长度阈值 a_{th} ;
- 4) 在新的目标结构服役过程中,采集并提取导波信号损伤因子,输入 GW-GP 概率诊断模型,得到裂纹长度 a_k ,并将其与裂纹长度阈值 a_{th} 进行对比,若 $a_k \geq a_{\text{th}}$,则识别出裂纹;
- 5) 在裂纹长度诊断阶段,当判断裂纹萌生识别

后,将损伤因子输入 GW-GP 概率诊断模型,即可得到裂纹长度及其不确定性方差。

基于 GW-GP 的裂纹概率诊断方法流程如图 1 所示。

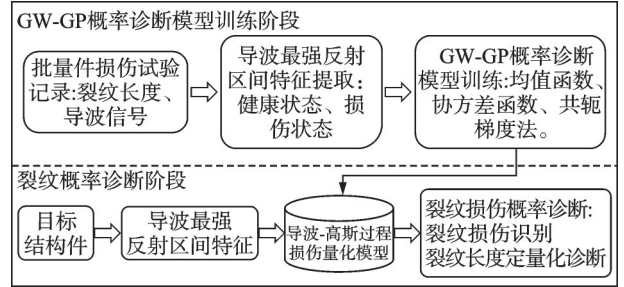


图 1 基于 GW-GP 的裂纹概率诊断方法流程

Fig.1 GW-GP based crack probability diagnosis method

2 长桁连接结构裂纹诊断实验

2.1 复杂多层金属长桁连接结构

笔者设计的复杂多层长桁连接结构如图 2 所示,由蒙皮、蒙皮带板、长桁、长桁接头和角片组成。该结构依据真实的民机机身框段连接结构截取关键部位 1:1 设计,并根据实验需要及成本进行了相应的简化。采用厚度为 1.5 mm 的航空 2024 铝板加工,用沉头铆钉铆接而成,角片用于连接机身隔框与带板,以体现民机结构典型特征。

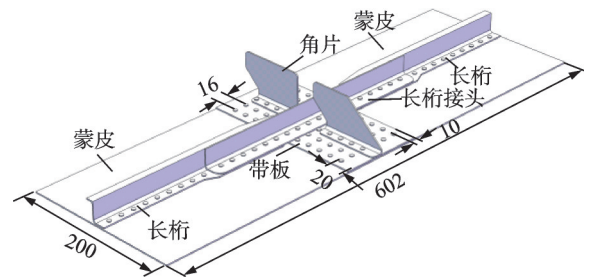


图 2 复杂多层长桁连接结构 (单位: mm)

Fig.2 Complex multi-layer stringer connection structure (unit: mm)

2.2 长桁连接结构的导波传播特性

在复杂多层长桁连接结构中,蒙皮以及长桁上的铆钉孔都有可能萌生疲劳裂纹。由于铆钉的存在和复杂的结构几何形状,使得需要监测的关键区域布置压电传感器的空间有限,因此需要研究导波传播特性以讨论传感器的布置方式。

由于长桁通常承受循环拉伸载荷,故承载时疲劳裂纹更有可能在长桁接头的铆钉孔边应力集中区域萌生。笔者根据经验选择蒙皮和长桁腹板作为压

电传感器布置的区域。为了尽可能使导波 S0 和 A0 模式清晰可见,根据其在厚度为 1.5 mm 铝板中的理论传播速度,确定主要通道的压电传感器间距不小于 120 mm。同时,考虑到结构边界反射,故传感器距上下边界的距离应避免边界反射与直达波混叠。确定传感器 P₁、P₂、P₃和 P₄的位置,以监测蒙皮中的损伤。此外,考虑在长桁腹板上长距离的传感器通道,为了避免长桁过强的边界反射混叠使导波信号幅值过大,确定 P₅、P₆、P₇和 P₈用于监测长桁中的损伤。在长桁和蒙皮的铆钉孔边粘贴密封胶作为模拟操作损伤,编号为 E₁和 E₂,用于模拟结构损伤造成的局部刚度退化。传感器布置及模拟损伤设置如图 3 所示。

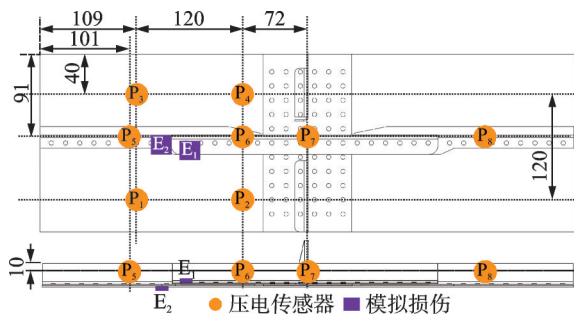


图 3 传感器布置及模拟损伤设置(单位: mm)

Fig.3 Sensor arrangement and simulated damage setting (unit: mm)

导波激励信号的中心频率越高,波包在时域的宽度则越窄。同时,在低频时 A0 模式明显,高频时 S0 模式明显。笔者在研究长桁连接结构导波传播特性之前,用与长桁连接结构相同厚度的铝板进行实验,对比了激励中心频率为 50 kHz~250 kHz、间隔为 10 kHz 时不同频率下的导波信号。为了避免激励信号波包在时域宽度过宽,造成导波信号直达波与串扰波包及边界反射波包混叠,尽可能保证结构激发 S0 模式以得到清晰的波包,最终选择中心频率为 230 kHz 的激励信号进行研究。

导波传播特性实验系统如图 4 所示,采用南京航空航天大学袁慎芳教授团队研制的集成主控结构



图 4 导波传播特性实验系统

Fig.4 Experimental system of guided wave propagation characteristics

健康监测系统进行压电弹性波信号激励和采集。信号激励波形为三波峰汉宁调制信号,信号中心激励频率为 230 kHz,激励幅值为 70 V,采样率为 30 MHz。

信号激励采集通道采用传感器编号命名,例如通道 P₁-P₄,表示传感器 P₁激励,传感器 P₄接收。3 种典型通道的导波信号如图 5 所示。对于激励和传感同在左侧蒙皮上的通道 P₁-P₄,230 kHz 下的 S0 模式相对清晰,波包分明。对于激励在左侧长桁、传感在长桁接头上的通道 P₅-P₆,由于导波信号在传播过程中经过长桁和长桁接头的几何不连续处,因此信号模式发生了转换。对于激励压电传感器在蒙皮上、接收压电传感器在长桁接头上的通道 P₃-P₆,该通道受制于长桁底板有限的空间位置,传感压电传感器布置在垂直面内的腹板上,传播经过了蒙皮、长桁和长桁接头 3 层波导,信号幅值衰减较大,波包不明显。

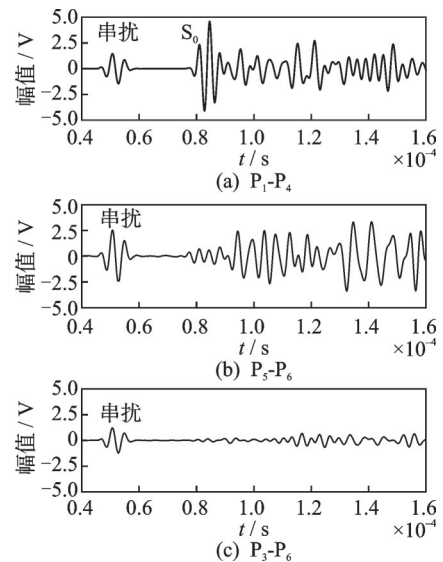


图 5 典型通道的导波信号

Fig.5 Guided wave signal of typical channel

为了对比不同通道对于损伤的监测能力,在典型通道的路径上用设置胶条模拟损伤,如图 4 所示。此处胶条为黏性物质,用于模拟损伤造成的结构局部刚度变化。健康状态和模拟损伤状态下的导波信号如图 6 所示。模拟损伤对导波幅值的影响如表 1 所示。可以看到:①对于通道 P₁-P₄,模拟损伤 E₂位于其蒙皮上的信号直达波路径上,损伤造成导波信号幅值明显减小;②对于通道 P₅-P₆,模拟损伤 E₁并不位于其信号直达波路径上,而是位于长桁接头底板上的铆钉孔位置,损伤散射信号叠加到原本信号上,使得信号幅值增大;③对于通道 P₃-P₆,受限于是信号本身波包不清晰、幅值较小,该通道对模拟损伤不敏感。因此,在布置压电传感器时,可通过在蒙皮上布置传感器通道来监测蒙皮上的裂纹;对于长桁接

头底板上的裂纹,可以通过在长桁以及长桁接头腹板上布置传感器通道来监测。

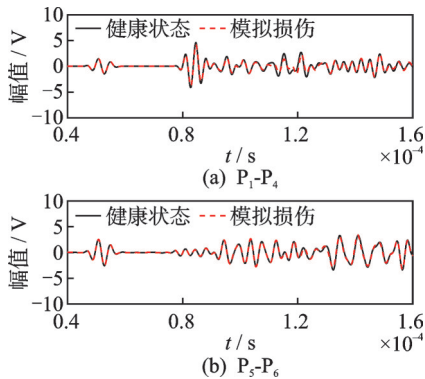


图6 健康状态和模拟损伤状态下的导波信号
Fig.6 Guided wave signals in a healthy state and simulated damage state

表 1 模拟损伤对导波幅值的影响			
Tab.1 The influence of simulated damage on the amplitude of the guided wave			
通道	模拟损伤编号	健康状态幅值	损伤状态幅值
P ₁ -P ₄	E ₁	4.60	4.67
	E ₂	4.60	4.18
P ₅ -P ₆	E ₁	2.48	2.68
	E ₂	2.48	2.54
P ₃ -P ₆	E ₁	0.68	0.67
	E ₂	0.68	0.68

考虑不同试件、相同通道的信号对比,共加工 5 个试件,其中 3 个试件的 P₅-P₆通道不同结构件导波信号差异如图 7 所示。可以看到,不同试件的信号

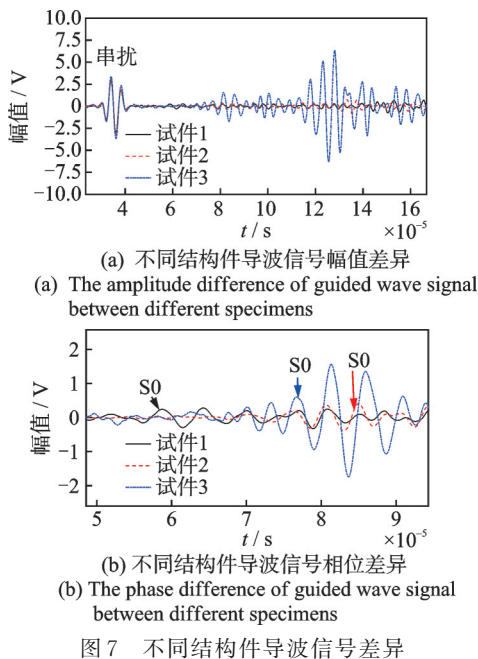


图7 不同结构件导波信号差异
Fig.7 Guided wave signals difference of different specimens

存在较大差异,原因是:①长桁及长桁接头等部件在加工时,构件折弯角度存在误差,使其接触条件不一致;②受铆钉和材料属性等影响,批量结构的导波信号尤其是直达波信号存在较大差异,难以通过传统的直达波进行损伤特征提取。

2.3 长桁连接结构裂纹概率诊断验证

基于传感器布置策略和裂纹诊断方法,选取长桁接头和蒙皮中的典型裂纹损伤,对复杂多层长桁连接结构的裂纹概率诊断方法进行验证。

2.3.1 裂纹监测设置

针对复杂多层长桁连接结构,使用相同的导波结构健康监测开展批量件的裂纹监测实验。图 8 为裂纹损伤及监测通道示意图。

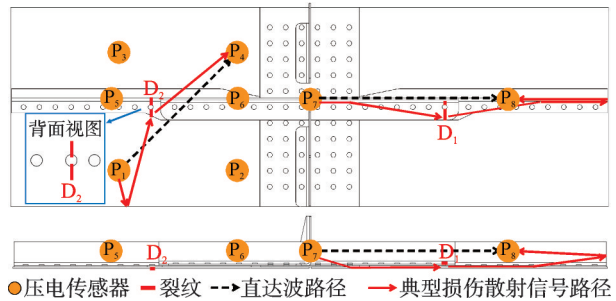


图8 裂纹损伤及监测通道示意图
Fig.8 Schematic diagram of crack damage and monitoring channel

实验采用硬质合金钻头机加工产生的裂纹,为了与模拟损伤进行区分,真实裂纹编号为 D₁和 D₂。裂纹 D₁位于长桁接头上的铆钉两侧,裂纹 D₂位于背面蒙皮上的铆钉两侧,每次切割 1 mm,裂纹长度共 10 mm,裂纹宽度为 0.7 mm,裂纹损伤显微图如图 9 所示。

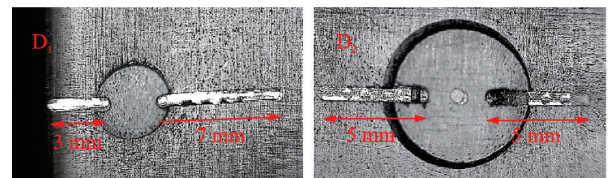


图9 裂纹损伤显微图
Fig.9 Crack damage photos

2.3.2 右侧长桁损伤 D₁ 损伤识别与量化诊断

传播路径确定后,根据结构几何参数确定导波传播距离。根据厚度为 1.5 mm 铝板中的导波扫频信号,提取导波激励和传感信号包络。根据包络曲线峰值点,计算得到 230 kHz 下 S₀ 模式及 A₀ 模式的群速度,得到 S₀ 模式的群速度为 5 443 m/s, A₀

模式的群速度为 2 650 m/s。将其代入式(2)和(3), 计算得到导波最强反射信号段的时间窗起止点, 确定导波最强反射信号段的时间窗为 $[0.7 \times 10^{-4}, 2.4 \times 10^{-4}]$ s。

图 10 为长桁连接结构试件 1 通道 P_7 - P_8 提取波段示意图。

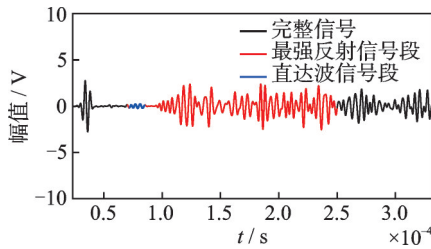
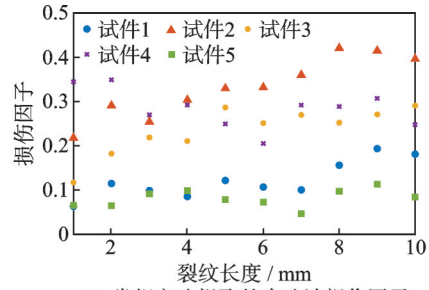


图 10 试件 1 通道 P_7 - P_8 提取波段示意图

Fig.10 Diagram of extraction band of specimen 4 channel P_7 - P_8

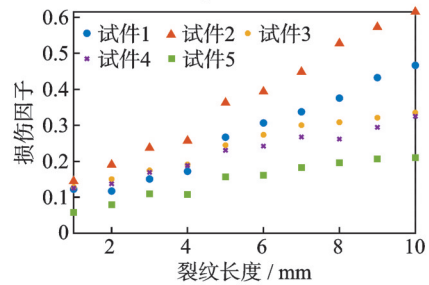
基于常规方法和本研究方法提取的信号段以及完整信号分别代入式(1), 得到各试件不同裂纹长度下的损伤因子。右侧长桁损伤 D_1 通道 P_7 - P_8 的不同裂纹长度下损伤因子如图 11 所示。可以看到, 由于直达波波导信号衰减严重、常规方法幅值较小且不同试件间存在差异, 得到的直达波损伤因子有较大的分散性, 且随着裂纹长度的变化波动较大, 相关性不明显。笔者提出的方法包括了导波在几处边界位置的反射信号波包, 提取的损伤因子分散性较小, 且与裂纹长度近似线性相关。损伤因子与裂纹长度之间更好的相关性能够使建立的概率挖掘模型具有良好的单调性, 降低误诊概率。由于完整信号将导波最全反射区间囊括在内, 基于完整信号提取的损伤因子对裂纹长度具有较强的敏感性, 线性度较好, 与本研究方法提取的损伤因子并没有明显差异。本研究方法亮点在于提出一种用于特征提取的导波最强反射区间波段截取准则, 该准则通过对结构分析, 计算得到信号截取的时间窗, 这使得在面向不同结构、采用不同采集参数得到导波信号, 都能够基于本研究方法选择合适的波段开展研究。

基于上述导波信号特征, 采用“留一法”对损伤 D_1 进行识别, 即将试件 1~5 中的 4 个试件的损伤因子-裂纹长度数据作为训练数据, 剩下 1 件试件作为验证。将每个试件分别作为验证试件, 以验证方法的有效性。“留一法”通过贴近实际工程, 采用标定试件建立诊断模型对新试件进行诊断的这一过程, 考虑了不同试件数据结果的分散性, 以验证诊断方法的鲁棒性。



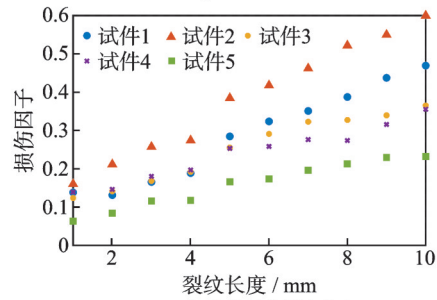
(a) 常规方法提取的直达波损伤因子

(a) Damage index extracted by conventional method from direct wave packet



(b) GW-GP 概率诊断方法提取的最强反射区间损伤因子

(b) Damage index extracted by GW-GP probabilistic diagnosis method from the strongest reflection interval

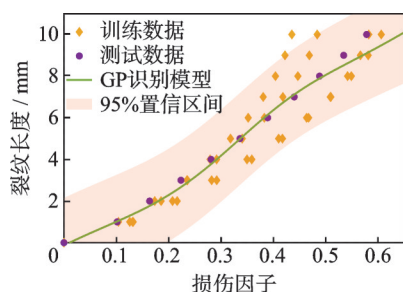


(c) 完整信号损伤因子

(c) Damage index extracted by whole signal

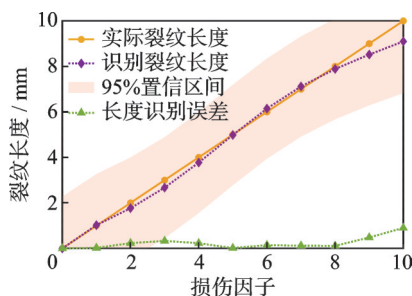
图 11 右侧长桁损伤 D_1 通道 P_7 - P_8 的不同裂纹长度下损伤因子
Fig.11 The damage index of channel P_7 - P_8 under different crack lengths of the right stringer damage D_1

例如, 将试件 2 作为验证试件, 试件 1、3、4、5 作为训练数据试件, 右侧长桁损伤 D_1 高斯过程概率挖掘模型如图 12 所示。在训练试件健康状态下对每个试件分别采集导波信号, 重复 8 次, 以其中一次采集得到的信号为基准信号计算其余信号的损伤因子, 输入模型得到对应裂纹长度, 并统计其均值及方差, 计算均值方差之和, 确定裂纹长度阈值为 0.85 mm。常规方法直接统计健康状态损伤因子分布, 确定损伤因子阈值为 0.19, 然后通过损伤因子阈值进行裂纹萌生识别。常规方法对长度为 1 mm 和 2 mm 的裂纹识别率分别为 20% 和 40%, 而 GW-GP 概率诊断方法的识别率分别为 80% 和 100%。损伤识别结果表明, 对于边界反射严重的长桁通道, 本研究方法能够在小裂纹情况下更好地实现损伤萌生识别。

图 12 右侧长桁损伤 D_1 高斯过程概率挖掘模型Fig.12 Gaussian process probability mining calibration model for right stringer damage D_1

每一次“留一法”验证中,将用于验证的试件在裂纹长度为 1~10 mm 获得的导波特征输入裂纹萌生识别算法中进行裂纹萌生识别,分别记为诊断序号 1~10。基于常规方法和基于本研究方法,试件 2 右侧长桁损伤 D_1 裂纹长度 GW-GP 概率诊断结果如图 13 所示。其中,常规方法采用多项式拟合直达波损伤因子来建立诊断模型。

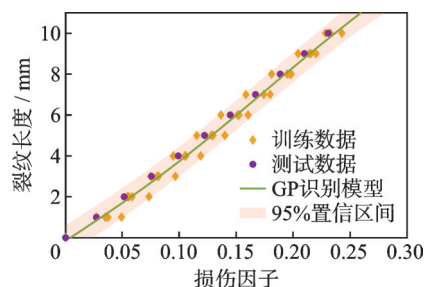
试件 1~5 分别采用 2 种方法诊断误差,得到右侧长桁损伤 D_1 裂纹长度识别误差对比如表 2 所示。笔者提出方法的绝对误差最大为 2.7 mm,均方根误差最大为 1.9 mm。可见,本研究方法裂纹长度量化诊断的最大绝对误差和均方根误差明显降低。

图 13 右侧长桁损伤 D_1 裂纹长度 GW-GP 概率诊断结果Fig.13 GW-GP probability crack length diagnosis results of right stringer damage D_1 表 2 右侧长桁损伤 D_1 裂纹长度识别误差对比Tab.2 Comparison of crack length identification errors of right stringer damage D_1 mm

试件 编号	常规方法		GW-GP 概率诊断方法	
	最大绝对 误差	均方根 误差	最大绝对 误差	均方根 误差
1	4.6	2.6	0.5	0.4
2	6.4	3.3	1.8	1.3
3	5.5	2.9	2.7	1.9
4	4.4	3.0	1.8	1.2
5	4.5	2.6	2.7	1.1

2.3.3 左侧蒙皮损伤 D_2 损伤识别与量化诊断

对于蒙皮上的损伤 D_2 采用通道 P_1 - P_4 进行相同的测试。以试件 5 作为验证试件,试件 1~4 作为训练数据试件,建立左侧蒙皮损伤 D_2 高斯过程概率挖掘模型如图 14 所示。本研究方法的阈值为 1.83 mm。常规方法的阈值为 0.03,在长度为 1 mm 和 2 mm 的裂纹损伤识别率均为 20%,而 GW-GP 概率诊断方法的识别率分别为 0% 和 80%。由于其 1 mm 裂纹损伤状态与健康状态下的损伤因子较为接近,常规方法的损伤因子阈值为 0.03,5 件试件中仅试件 3 在 1 mm 状态下损伤因子偏大,为 0.038,大于阈值,其余试件均小于阈值,识别率为 20%,而本研究方法通过将健康状态损伤因子输入所建立的概率诊断模型,得到健康状态下误诊出的裂纹长度后再进行识别。相比常规方法,本研究方法裂纹识别所采用的阈值由训练得到的模型输出,与训练数据整体存在联系,能够减少受到测试数据异常值的影响,降低裂纹萌生阶段的误报率,具有更好的鲁棒性。损伤识别结果表明,对于蒙皮通道,本研究方法在 2 mm 裂纹情况时对损伤萌生的识别更加准确。

图 14 左侧蒙皮损伤 D_2 高斯过程概率挖掘模型Fig.14 Gaussian process probability mining calibration model for left skin damage D_2

试件 1~5 分别采用 2 种方法,左侧蒙皮损伤 D_2 裂纹长度识别误差对比如表 3 所示。常规方法在蒙皮结构上的诊断误差有所下降。本研究方法的最大

表 3 左侧蒙皮损伤 D_2 裂纹长度识别误差对比Tab.3 Comparison of crack length identification errors of left skin damage D_2 mm

试件 编号	常规方法		GW-GP 概率诊断方法	
	最大绝对 误差	均方根 误差	最大绝对 误差	均方根 误差
1	2.9	1.6	0.7	0.5
2	1.8	1.0	0.2	0.1
3	1.3	0.7	0.8	0.6
4	0.7	0.5	0.4	0.2
5	1.4	0.7	0.3	0.2

绝对误差为0.8 mm,最大均方根误差为0.6 mm,相较于常规方法,本研究方法裂纹长度量化诊断的最大绝对误差和均方根误差有所改进。

3 结束语

笔者针对民机机身复杂连接结构,开展了基于压电导波的结构裂纹损伤识别和量化诊断研究。以飞机机身蒙皮上的复杂多层长桁连接结构为研究对象,提出基于最强反射区间的导波特征提取方法。结合高斯过程概率挖掘模型,建立了导波-高斯过程裂纹概率诊断模型。开展了长桁连接结构导波传播特性实验及批量件裂纹诊断实验,通过机器加工长桁接头和蒙皮上的典型裂纹,对基于导波-高斯过程裂纹概率诊断模型的损伤识别和量化诊断方法进行了验证。结果表明,本研究方法能够实现2 mm小裂纹时损伤识别率的大幅提升以及量化诊断误差的明显降低。

参 考 文 献

- [1] OSTACHOWICZ W. New trends in structural health monitoring[M]. [S.l.]: Springer Science & Business Media, 2013: 1-153.
- [2] GIURGIUTIU V. Structural health monitoring: with piezoelectric wafer active sensors[M]. [S.l.]: Elsevier, 2007: 1-19.
- [3] SKORUPA A, SKORUPA M. Riveted lap joints in aircraft fuselage: design, analysis and properties[M]. Dordrecht, The Netherlands: Springer, 2012: 1-9.
- [4] 孙侠生, 苏少普, 孙汉斌, 等. 国外航空疲劳研究现状及展望[J]. 航空学报, 2021, 42(5): 524791.
SUN Xiasheng, SU Shaopu, SUN Hanbin, et al. Current status and prospect of overseas research on aeronautical fatigue[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2021, 42(5): 524791. (in Chinese)
- [5] SU Z Q, YE L. Identification of damage using Lamb waves: from fundamentals to applications[M]. [S.l.]: Springer Science & Business Media, 2009: 1-14.
- [6] QING X L, LI W Z, WANG Y H, et al. Piezoelectric transducer-based structural health monitoring for aircraft applications[J]. Sensors, 2019, 19(3): 545.
- [7] 王彬文, 肖迎春, 白生宝, 等. 飞机结构健康监测与管理技术研究进展和展望[J]. 航空制造技术, 2022, 65(3): 30-41.
WANG Binwen, XIAO Yingchun, BAI Shengbao, et al. Research progress and prospect of aircraft structural health monitoring and management technology[J]. Aeronautical Manufacturing Technology, 2022, 65(3): 30-41. (in Chinese)
- [8] 杨宇, 王彬文, 曹雪洋, 等. 导波受载荷影响补偿的深度学习神经网络方法[J]. 振动、测试与诊断, 2022, 42(4):

812-819.

- YANG Yu, WANG Binwen, CAO Xueyang, et al. Guided wave load influence compensation method based on deep learning neural network[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2022, 42(4): 812-819. (in Chinese)
- [9] MIGOT A, BHUIYAN Y, GIURGIUTIU V. Numerical and experimental investigation of damage severity estimation using Lamb wave-based imaging methods[J]. Journal of Intelligent Material Systems and Structures, 2019, 30(4): 618-635.
- [10] IHN J B, CHANG F K. Detection and monitoring of hidden fatigue crack growth using a built-in piezoelectric sensor/actuator network (II) validation using riveted joints and repair patches[J]. Smart Materials and Structures, 2004, 13(3): 621.
- [11] CHEN J, WU W Y, REN Y Q, et al. Fatigue crack evaluation with the guided wave-convolutional neural network ensemble and differential wavelet spectrogram [J]. Sensors, 2021, 22(1): 307.
- [12] YANG J S, HE J J, GUAN X F, et al. A probabilistic crack size quantification method using in-situ Lamb wave test and Bayesian updating[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2016, 78: 118-133.
- [13] ASADI S, KHODAEI Z S, ALIABADI M H, et al. A baseline free methodology for crack detection in metallic bolted joints[C]//AIP Conference Proceedings. [S.l.]: AIP Publishing, 2023, 2848(1): 020038.
- [14] LIAO W, SUN H, QIN X L, et al. A novel damage index integrating piezoelectric impedance and ultrasonic guided wave for damage monitoring of bolted joints[J]. Structural Health Monitoring, 2023, 22(5): 3514-3533.
- [15] 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 Yongle, QIU Lei. Research and application of damage indexes in guided wave based structural health monitoring[J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2021, 40(6): 113-119. (in Chinese)
- [16] STEIN M L. Interpolation of spatial data: some theory for kriging[M]. [S.l.]: Springer Science & Business Media, 1999: 109-143.



第一作者简介:杨宇,男,1980年6月生,博士、研究员、副总工程师。主要研究方向为结构健康监测及智能结构。曾发表《导波受载荷影响补偿的深度学习神经网络方法》(《振动、测试与诊断》2022年第42卷第4期)等论文。
E-mail: yangyu@cae.ac.cn

通信作者简介:陈健,男,1992年11月生,博士、讲师。主要研究方向为结构健康监测与预测,飞行器结构数字孪生。
E-mail: cj1108@nuaa.edu.cn