

区域协同大尺度结构导波损伤监测*

宁红梅, 鲍 峤, 胡伟伟, 王 强

(南京邮电大学自动化学院、人工智能学院 南京, 210023)

摘要 针对现有导波结构健康监测方法应用于大尺度结构在线损伤监测中存在的设备繁琐、信号覆盖不足以及大规模数据处理困难等问题,提出了基于稀疏传感的区域协同导波结构损伤监测与程度评估方法。首先,将结构划分为多个监测子区域并布置传感阵列,以降低整体复杂度;其次,通过提取不同区域传感阵列导波响应信号的特征,构建特征子空间,并利用支持向量机在每个特征子空间构建评估子网络,实现子区域局部监测;然后,改进了 D-S (Dempster-Shafer, 简称 D-S) 证据理论,对每个评估子网络的输入进行决策层融合,综合利用多个子区域特征信息,提高对大范围结构损伤程度评估的准确性;最后,通过典型复合材料结构试件进行了实验验证。结果表明,对各子区域支持向量机评估结果进行融合处理后,损伤程度评估的准确率达到 97.5%,各损伤程度评估不确定度均小于 5%。

关键词 导波监测;稀疏阵列;支持向量机;D-S 证据理论

中图分类号 TH702;TH878

0 引 言

目前,大规模复合材料已广泛应用于风力发电等工业领域,对这些材料的健康状态进行定期在线监测,有助于降低维护成本并提高设备结构的安全性^[1]。导波可以监测到微小的结构变化,因其具有传播距离远以及能够实现大面积区域监测等优点而被广泛应用^[2]。然而,随着监测面积的增大,需要增加大量传感器和驱动器,使得处理来自多个传感器的大量数据变得更加困难。

为解决大尺度结构损伤监测困难的问题,科研人员提出了稀疏阵列布置方式。Chen 等^[3]将结构健康监测与稀疏阵列相结合,进行了有效的缺陷定位。但是,随着阵列数的增加,若要利用尽可能少的传感器获取全面准确的结构健康信息,需考虑对传感器信息进行多层次、多领域的融合处理^[4]。文献[5-6]提出了一种损伤信息目标增强和多路径数据融合的方法,可直接预测损伤的位置及大小。曾钰峻等^[7]通过融合有效的损伤概率成像算法,实现了对损伤的监测和识别。常琦等^[8]通过主成分分析(principle component analysis, 简称 PCA)-小波变换

对各阵列成像结果进行融合,得到了比单一传感器更准确、更可靠的损伤识别结果。但是,上述研究主要集中在局部工程结构和重点部位的材料损伤监测,或者针对单个区域进行监测,而面向大尺度结构监测需求、传感器数量和信号处理受到了严格的限制,若降低传感器数量则会导致单个区域的监测受噪声干扰和信号衰减等因素的影响变大。

支持向量机(support vector machine, 简称 SVM)在处理小样本数据时具有鲁棒性、防止过拟合、非线性分类能力和特征选择及降维的优势,可以处理稀疏阵列采集到的多维数据,并通过选择最具鉴别性的特征,减少数据的冗余性,从而提高系统识别的准确性和全面性。因此,本研究将稀疏阵列与 SVM 结合应用于大尺度损伤监测中,充分发挥稀疏阵列的高灵敏度和多目标监测能力,并利用 SVM 的分类和特征提取优势,以提高监测的准确性和效率,实现实时监测和快速响应的目标。同时,引入 D-S 证据理论的方法,将不同位置上相同传感器测量的不完整信息融合在一起,提高系统的容错性和互补性,同时最大限度地利用少量传感器获取全面而准确的结构健康信息。

* 国家自然科学基金资助项目(12002172, 52105152)

收稿日期:2024-04-05;修回日期:2024-06-13

1 基于稀疏阵列设计的导波监测原理

1.1 导波损伤监测原理

导波是在有限空间内多次反射和叠加干涉而产生的波动模式,具有复杂的叠加干涉和几何频散特性^[9]。当导波信号在结构中遇到损伤时,会发生散射、反射或能量损失,从而改变接收到的信号特征。导波具有多个模式^[10],分析起来比较困难。为了简化信号的处理和分析过程,降低信号中的模式交叠和混叠现象,提高结构缺陷的监测和识别精度,有必要激发单模式来降低复杂度。由于每个导波模式对应不同的频率,因此可以通过选择某个导波模式的频率激发对应的单个模式。

压电片具有压电效应,可以使其同时作为信号的激励器和接收器。具体监测步骤如下:首先,通过施加电信号,压电片会振动并激发导波在结构中传播;其次,当导波信号通过结构传播并到达压电片时,会引起压电片的变形,进而转换为电信号以供后续分析;最后,通过对比分析每条路径上的初始参考信号和损伤监测信号,对损伤进行识别。导波监测原理如图 1 所示。

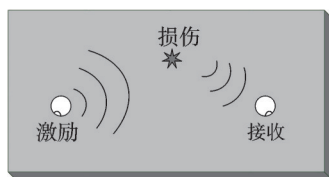


图 1 导波监测原理

Fig.1 Guided wave monitoring principle

1.2 面向大尺度结构的稀疏阵列设计

针对大尺度复合材料结构的设计,一般会充分考虑结构损伤容限、强度容限等,对此类结构的损伤监测更加注重损伤程度的判别,进而估计区域损伤对结构整体强度的影响,并对结构健康状态进行有效评估。

现有导波监测方法中的传感阵列通常分为密集阵列与稀疏阵列两种类型。在面向大尺度结构监测时,密集阵列使用大量的传感器,可以更准确地捕捉到结构的细微变化或小尺寸缺陷,从而提供更全面的结构健康状态信息。然而,密集阵列也存在一些缺点,如成本高、数据处理复杂、结构影响和能源需求等。相比之下,稀疏阵列采用较少的传感器就可以覆盖较大的监测区域,有助于降低传感器的布置数量和维护成本,并简化数据采集过程。常见的稀

疏阵列设置方式有直线型、环形和方形阵列^[11]。直线型阵列的布局相对简单,但在大尺度结构监测中可能无法提供足够均匀的覆盖,从而导致监测区域内的一些细节信息被忽略。此外,直线型阵列在抗干扰能力方面也较差,容易受外部因素的影响。环形阵列在工程上使用较多,主要用于损伤的定位和对损伤进行成像。方形阵列所需传感器数量相对较少,其监测设计思路与环形阵列相同,都是通过构造穿越待测区域的监测路径,实现对待测区域的覆盖和结构损伤的定位评估,一般只针对监测路径包裹覆盖的区域。上述设计均不适用于大尺度结构的大范围监测。

为进一步简化传感器布置,本研究充分利用导波传播特性,降低数据处理量,根据三点一面的最简原理,设计了稀疏三角传感器阵列布局方法。三角稀疏阵列如图 2 所示。首先,将大尺度结构划分为多个监测子区域,在每个监测子区域中间布置三角传感阵列;其次,基于导波传播距离远、对损伤敏感的特性,以 3 个传感器构成的 3 条监测路径为核心,辐射覆盖整个监测子区域,并实现区域内结构损伤的扫描评估;最后,针对大尺度结构中损伤程度评估的监测需求,根据损伤对结构局部导波传播的影响机理,融合相邻区域的监测数据,提高整体结构损伤监测评估的准确性。

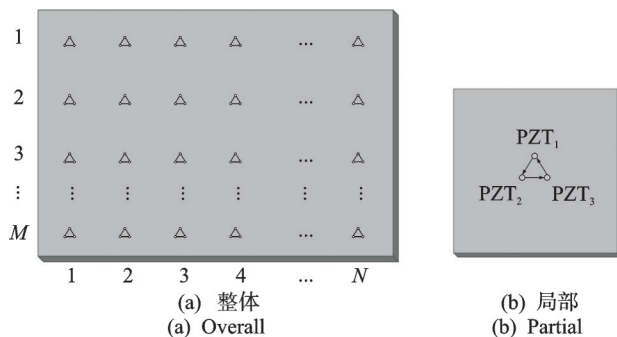


图 2 三角稀疏阵列

Fig.2 Triangular sparse array

2 基于加权改进 D-S 证据理论的区域协同损伤程度识别

三角稀疏阵列的监测通道数和数据维度远低于现有的导波阵列损伤监测方法,采用传统的损伤识别算法会导致监测精度降低。同时,较低的传感器密度也会降低对局部细微变化或小尺寸缺陷的细节信息敏感性。为了克服这些不足,本研究提出了多子区域协同监测的设计思想,将整个监测区域划分

为 $M \times N$ 个子区域。为了清晰表述区域协同评估的设计思想,选取相邻的4个子区域进行说明。基于稀疏阵列的区域协同损伤评估机理如图3所示。首先,在4个子区域中使用独立的传感网络进行响应信号分析处理和损伤监测初步诊断,以获取每个子

区域的局部结构损伤信息;其次,设计多区域协同决策融合评估机制,通过各子区域间的特征融合和综合评估得到全局的结构损伤状况,从而实现更精确的定位和结构缺陷识别。下面分别给出区域协同损伤评估机理的主要步骤和设计方法。

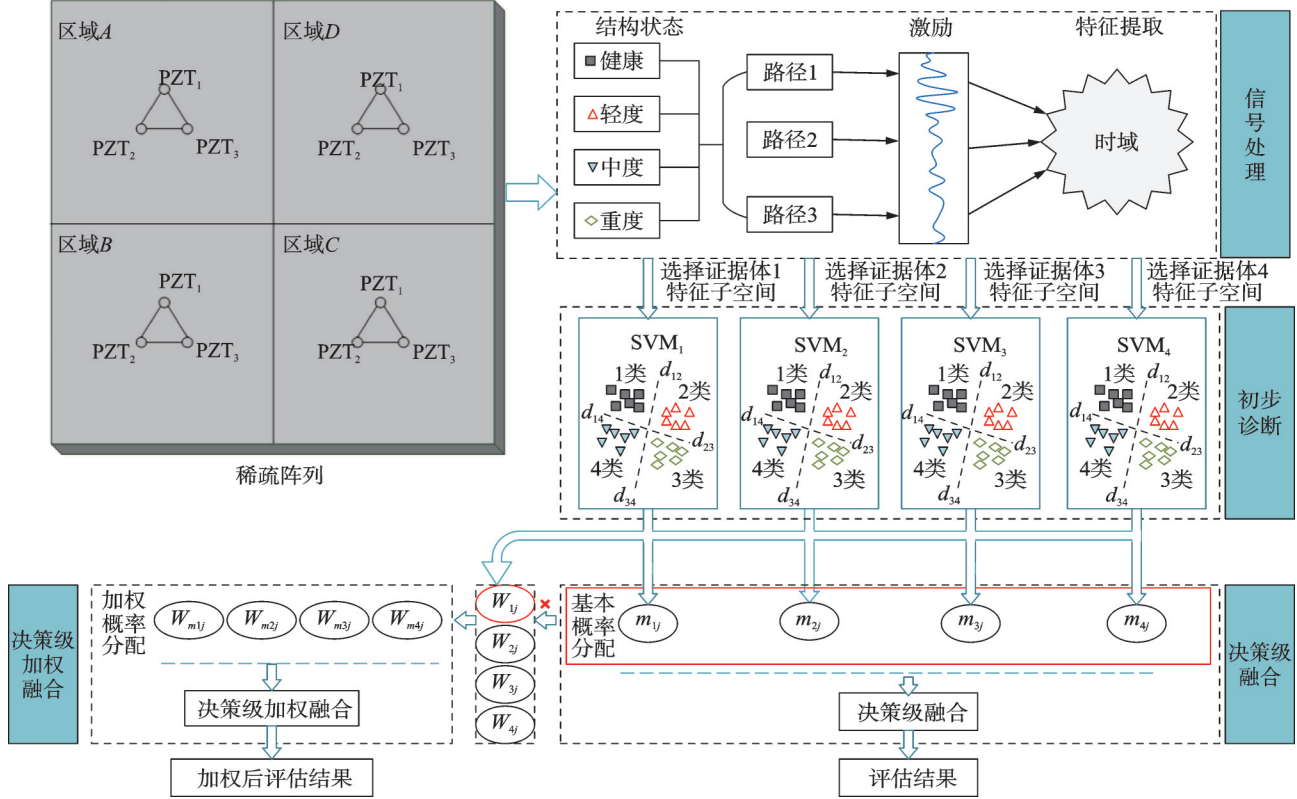


图3 基于稀疏阵列的区域协同损伤评估机理

Fig.3 Region-based collaborative damage assessment mechanism based on sparse array

2.1 特征向量子空间

有效提取损伤特征信息对于准确可靠的损伤识别至关重要。为了更高效地利用导波响应信号的信息,补偿稀疏传感阵列通道和数据维度降低对监测准确性的影响,需采用多种信号分析和处理方法,提取多维度的导波响应信号特征向量,综合表征损伤的发生和发展情况。

当复合材料板发生损伤时,除了常用的飞行时间特征和幅值特征,导波响应信号的众多统计特征参数将会发生相应的变化,可以作为判断损伤程度的依据。时域特征是对信号在时间轴上的变化进行分析和描述,能够提供直观的信号特征。基于损伤机理和导波信号统计指标的相关研究,笔者选取对损伤敏感的13个时域特征参数构建了损伤识别模型的特征向量子空间,包括:均方根 X_{rms} 、方差 X_{va} 、最大值 X_{ma} 、最小值 X_{mi} 、峰峰值 X_{ppk} 、峰度系数 X_{kur} 、

绝对平均幅值 X_{av} 、偏斜度 X_{sk} 、波形因子 S_f 、裕度因子 CL_f 、峰值因子 C_f 、脉冲因子 I_f 以及 K 因子 K_f 。各特征参数定义如下

$$X_{rms} = \sqrt{\sum_{i=1}^n x_i^2 / n} \quad (1)$$

$$X_{va} = \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 / n \quad (2)$$

$$X_{ma} = \max(x_i) \quad (3)$$

$$X_{mi} = \min(x_i) \quad (4)$$

$$X_{ppk} = \max(x_i) - \min(x_i) \quad (5)$$

$$X_{kur} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^4 / \left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \right]^2 \quad (6)$$

$$X_{av} = \sum_{i=1}^n |x_i| / n \quad (7)$$

$$X_{sk} = n \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^3 / ((n-1)(n-2)sd^3) \quad (8)$$

$$S_f = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2} / \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |x_i|} \quad (9)$$

$$CL_f = X_{ppk} / \left(\sum_{i=1}^n \sqrt{|x_i|} / n \right)^2 \quad (10)$$

$$C_f = X_{ppk} / X_{rms} \quad (11)$$

$$I_f = n X_{ppk} / \sum_{i=1}^n |x_i| \quad (12)$$

$$K_f = \max(x_i) X_{rms} \quad (13)$$

其中: x_i 为损伤离散信号, $i=1 \sim n$; $\bar{x}$ 为样本均值; n 为信号采样点数。

构造的特征向量空间表示为 $Z=[U \ V \ W]$ 。其中: U 、 V 、 W 分别为从路径1、2、3中提取的时域特征向量矩阵。

2.2 子区域支持向量机后验概率损伤监测

支持向量机的后验概率^[12]输出是指在分类任务中每个数据点属于每个类别的概率估计。SVM最初被广泛应用于二分类问题,即将样本分为2个不同的类别。然而,在结构损伤监测中,损伤程度往往具有多样性,需要将二分类SVM扩展到多分类问题。本研究中有4种损伤程度,需建立6个二分类SVM。单个二分类器可以使用Platt缩放方法得到输出结果属于某一损伤程度的概率,即

$$P(y=1|f) \approx \frac{1}{1 + \exp(Af+B)} \quad (14)$$

其中: A 、 B 可以通过最小化交叉熵误差函数得到。

多分类问题采用投票法将多个二分类SVM的结果进行组合得到后验概率,即

$$p(i|x) = \frac{2}{M(M-1)} \sum_{j=1, j \neq i}^M p_{ij}(i|j; x) \quad (15)$$

其中: M 为类别总数; $p_{ij}(i|j; x)$ 表示由第 i 类样本和第 j 类样本构建的二分类SVM模型将待测样本 x 判别为第 i 类的后验概率。

2.3 基于改进证据理论的区域协同损伤评估

2.3.1 D-S证据理论

基于D-S证据理论的结构损伤综合评估方法是根据各子监测区域信息的损伤评估结果来获取结构损伤的综合评估结果。该理论中的辨识框架 $\Theta = \{A_1, A_2, \dots, A_n\}$ 是一个包含问题所有可能结果的集合,其中: A_i 为 Θ 的基元,表示一个可能的结果。损伤程度评估过程中,在复合材料板上模拟健康、轻微、中度及重度4种不同程度的损伤,构成系统的辨识框架 $\Theta = \{A_1, A_2, A_3, A_4\}$ 。其中: A_1 、 A_2 、 A_3 和 A_4

分别对应健康、轻微、中度及重度损伤。通过基本概率分配函数,对所有损伤结果赋予一个可信度。该函数满足2个约束条件^[13],即

$$m(\emptyset) = 0 \quad (16)$$

$$\sum_{A \subseteq \Theta} m(A) = 1 \quad (A \neq \emptyset) \quad (17)$$

其中: $\emptyset$ 表示空集。

式(16)表示将损伤归为除上述4种程度之外的其他程度的概率为0;式(17)表示损伤属于上述4种程度的概率之和为1。 $\forall A \subseteq \Theta$, $m(A)$ 称为 A 的基本概率分配(basic probability assignment,简称BPA),将其与SVM后验概率输出相结合得到

$$\begin{cases} E(\text{Perror}) \leq E(n)/(N-1) \\ m(\theta) = E(\text{Perror}) \\ m_i(x) = \frac{p_i}{\sum_{i=1}^n p_i + m(\theta)} \quad (i=1, 2, \dots, M) \end{cases} \quad (18)$$

其中: N 为训练样本的总数; $E(n)$ 为训练样本中支持向量个数的平均个数; $m(\theta)$ 为证据理论识别框架下的不确定性。

2.3.2 加权改进证据理论

当证据体间冲突严重时,传统的证据理论将不再适用^[14]。为解决此问题,本研究将SVM损伤评估结果与混淆矩阵评价方法相结合,对D-S证据理论的融合规则进行加权改进。混淆矩阵可以客观地反映不同证据体对损伤程度的评估可信度,展现出评估网络对各损伤程度的判别能力。评估可靠信度 R_j 为

$$R_j = c_{ij} / \sum_{i=1}^n c_{ij} \quad (19)$$

其中: c_{ij} 为第 i 种结构状态被判断为第 j 种状态的样本个数;行下标 i 为待测的真实类别;列下标 j 为待测样本的预测类别。

基于式(19)可以计算出各个证据体评估网络对各个状态的评估可信度 R_j ,并将可信度作为权重 W_j 来分配证据体在融合规则中的重要性。具体而言,映射 $W_m: 2^\Theta \rightarrow [0, 1]$ 为辨识框架上的加权概率分配函数, $\forall A \subseteq \Theta$, $W_m(A)$ 为加权概率分配数,其计算公式为

$$\begin{cases} W_m(A) = \frac{W(A)m(A)}{\sum_{A \subseteq \Theta} W(A)m(A) + m(\Theta)} \\ W_m(\Theta) = 1 - \sum_{A \subseteq \Theta} W_m(A) \end{cases} \quad (20)$$

其中: $W_m(\Theta)$ 为改进证据理论识别框架下的不确定度。

2.3.3 决策级融合

每个子监测区域都是一个独立的证据体 m_i 。当融合 2 个证据体 m_1 和 m_2 时,基元分别为 P_1, P_2, P_3, P_4 和 Q_1, Q_2, Q_3, Q_4 。融合规则定义为

$$\begin{cases} m(\emptyset) = 0 \\ m(A) = \frac{1}{k} \sum_{P \cap Q = A} m_1(P) m_2(Q) \quad (A \neq \emptyset) \\ k = \sum_{P \cap Q \neq \emptyset} m_1(P) \quad (m_2(Q) > 0) \end{cases} \quad (21)$$

这种组合称为正交和^[15],记为 $m_1 \oplus m_2$ 。多个证据的组合计算可以简化为 2 个证据的组合计算,即

$$m = \{[(m_1 \oplus m_2) \oplus m_3] \oplus \dots\} \oplus m_n \quad (22)$$

加权改进后的证据理论在进行多证据体融合时,采用与加权前相同的两两融合方式,即

$$W_m = \{[(W_{m_1} \oplus W_{m_2}) \oplus W_{m_3}] \oplus \dots\} \oplus W_{m_n} \quad (23)$$

基于以下决策规则进行损伤程度评估:

- 1) 所判定损伤程度类别具有最大可信度;
- 2) 所判定损伤程度类别的可信度必须是其他损伤类别可信度的 2 倍以上,即占有相当优势;
- 3) 不确定度必须小于 γ , 保证损伤样本是充分可判断的, γ 可根据实际情况确定。

3 实验验证

3.1 实验条件与设备

为了检验上述区域融合损伤评估模型的有效性,通过人工损伤来模拟真实损伤,开展了实验研究和验证。在实验中,将 3 块不同大小的绝缘胶粘贴至复合材料板结构上,依次模拟健康(无损伤)、轻微(损伤范围为 $20 \text{ mm} \times 10 \text{ mm}$)、中度(损伤范围为 $40 \text{ mm} \times 10 \text{ mm}$)以及重度(损伤范围为 $60 \text{ mm} \times 10 \text{ mm}$)4 种损伤状态进行验证。实验试件选择规格为 $500 \text{ mm} \times 500 \text{ mm} \times 3 \text{ mm}$ 的玻璃纤维增强环氧树脂复合材料板结构。实验设备如图 4 所示,包括

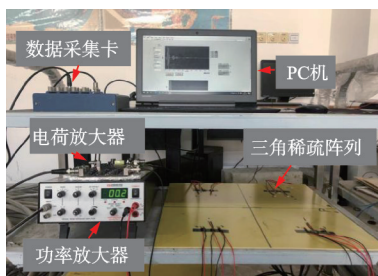


图4 实验设备

Fig.4 Experimental equipment

NI USB-6366 型号多通道数据采集卡、7602M 型号宽带功率放大器、自主研发设计的电荷放大器、多个小岛屿型压电传感器及计算机。

以图 3 所示的实验情况为例,将复合材料板划分为 A、B、C、D 4 个独立的子监测区域,使用 60 kHz 的激励信号对每个子区域进行激励,并采集每个子区域中的 3 条监测路径的响应信号,用于获取有限但具有代表性的结构监测数据。路径 1 时域对比如图 5 所示。

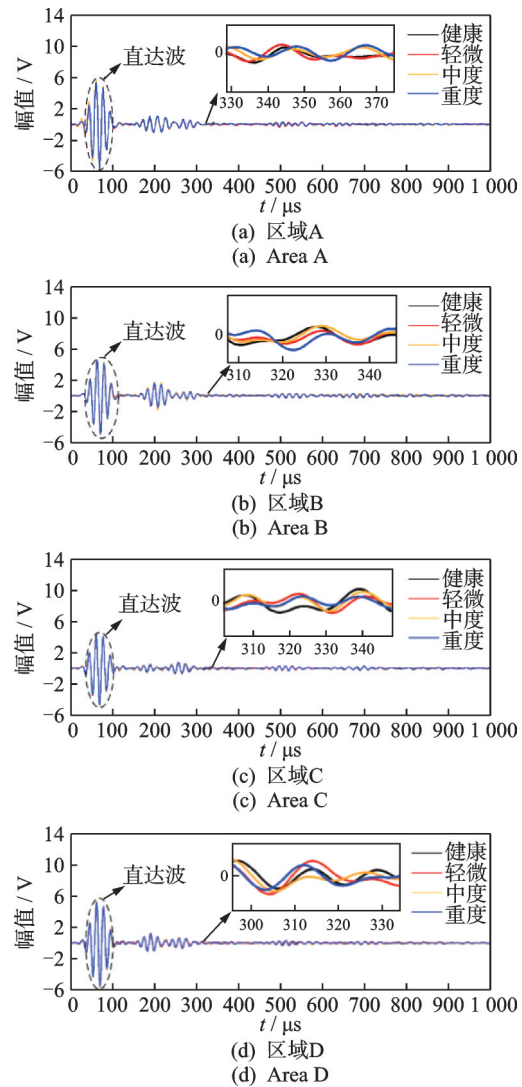


图5 路径1时域对比图

Fig.5 Time domain comparison graph for path 1

3.2 样本构造

为避免直达波的干扰,选择间隔为 $100 \sim 1000 \mu\text{s}$ 的波段进行时域特征提取,构成特征向量空间用于 SVM 分类。路径 1 部分时域特征值如图 6 所示。

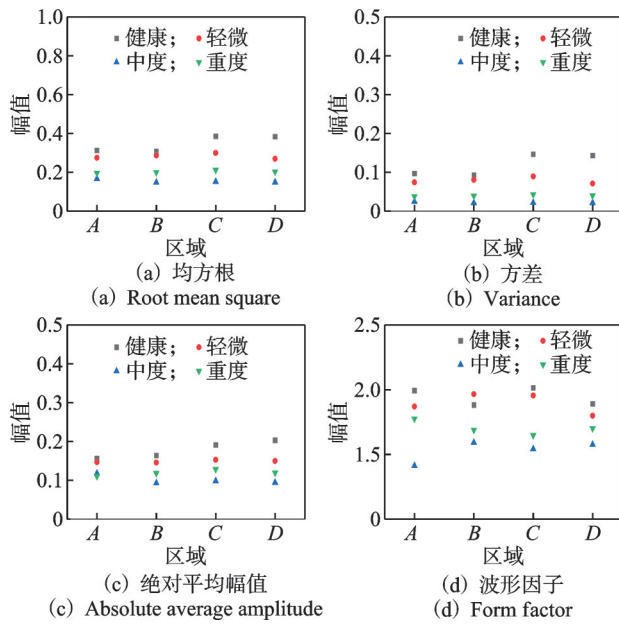


图 6 路径 1 部分时域特征值

Fig.6 Time domain feature values for path 1

为了提高分类器模型的泛化能力,用 30 组训练集样本进行训练,10 组测试集样本输入训练好的分类器中,进行损伤的初步评估,得到混淆矩阵和后验概率,并使用基本概率分配策略对评估结果进行概率输出。

当被测对象的面积较大且监测路径较远时,由于信号在传播过程中受到信号衰减等因素的影响,使得健康信号和损伤信号的特征更加相似,难以将 4 种状态很好地区分开来,因此单个子监测区域的损伤评估模型具有较低的识别率。混淆矩阵如图 7 所示。

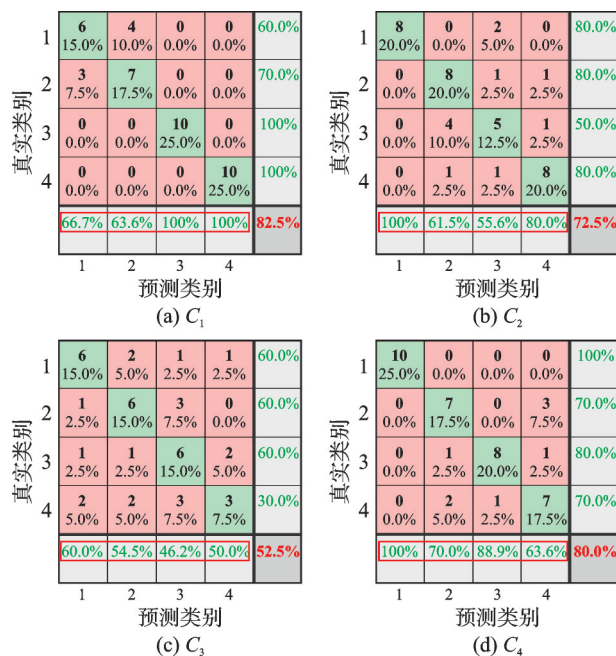


图 7 混淆矩阵

Fig.7 Confusion matrix

C_1 、 C_2 、 C_3 和 C_4 分别为 SVM_1 、 SVM_2 、 SVM_3 和 SVM_4 分类模型对各区域测试样本进行分类预测后的结果。其中:红色框中的数据表示评估网络对各个状态的评估可靠度(即权重系数);右下角红色数字表示该评估网络的识别准确率。

3.3 数据融合分析

通过混淆矩阵分析可知,各单一证据体对损伤的识别准确率较低。根据融合规则对这些证据体进行融合时,选择支持向量机分类准确率高的证据体参与融合,可以提供更可靠的信息。证据体 1、2、4 的融合结果如图 8 所示。根据 2.3.3 节的决策规则可以看出,样本 4 和样本 34 不符合规则 2,因此被判定为不确定。另外,样本 19 被错误分类。对照图 7 和图 8 的结果可知,融合模型综合了各个子监测区域的优势,提升了损伤评估能力,能够很好地将各种损伤程度区分开来。

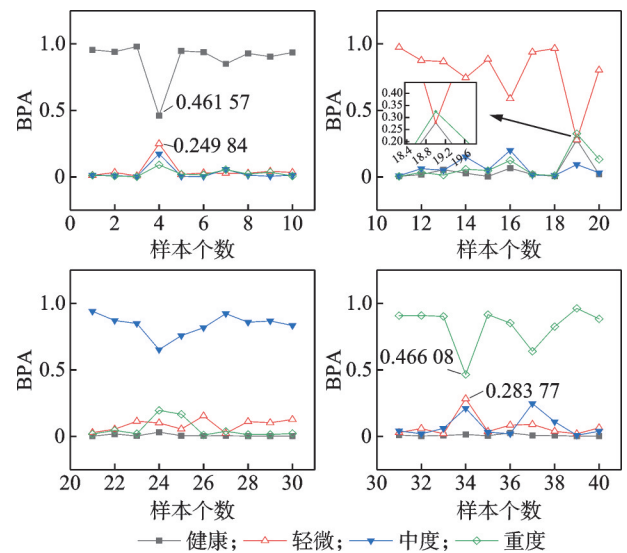


Fig.8 Fusion results of evidence bodies 1, 2 and 4

通过加权融合后,在相同的判决规则下,证据体 1、2、4 的加权融合结果如图 9 所示。可以看出,只有样本 19 被错误分类,总体识别准确率达到了 97.5%,相比单个监测区域损伤评估,显著提高了损伤识别准确率。然而,并不是证据体越多就能获得更好的结果。

证据体 1、2、3、4 的加权融合结果如图 10 所示,可以看出,当证据体 1、2、3、4 进行融合后,样本 19 被错误分类,同时还有 2 个样本识别结果为不确定。这可能是由于证据体 3 的分类准确率较低,提供了不准确或误导性的信息。因此,在证据融合过程中

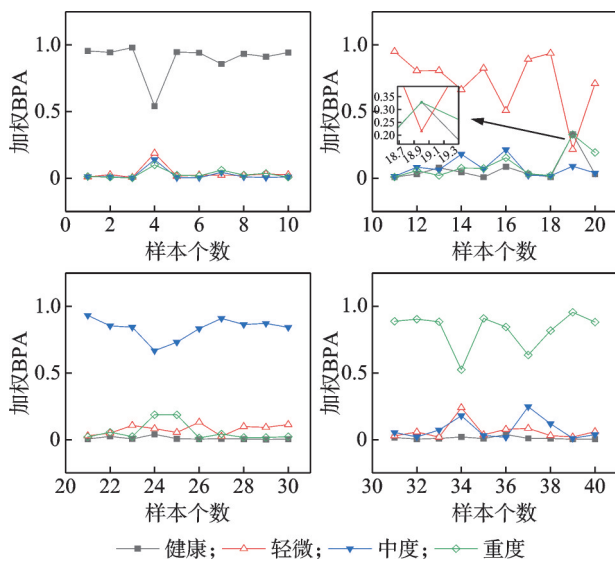


图 9 证据体 1、2、4 的加权融合结果

Fig.9 Weighted fusion results of evidence bodies 1, 2, and 4

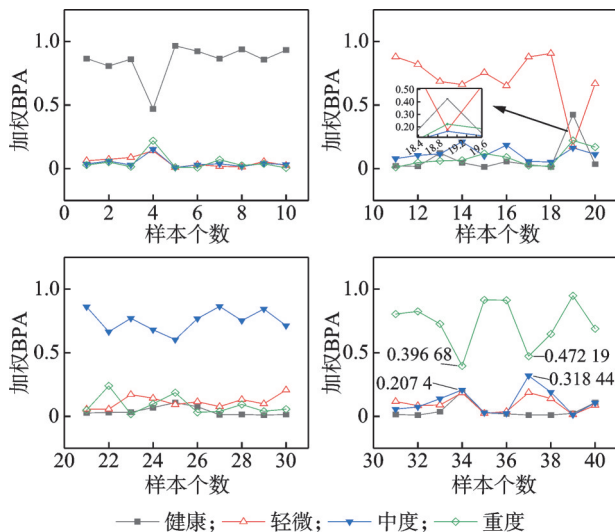


图 10 证据体 1、2、3、4 的加权融合结果

Fig.10 Weighted fusion results of evidence bodies 1, 2, 3, and 4

选择合适的证据体,不仅能获得更好的效果,还可以减少计算量。

3.4 与传统方法的对比

传统方法是 将 4 个相邻区域的监测数据在数据层进行简单合并,获取 12 条路径上的响应数据,再从合并后的数据中提取时域特征,输入到分类算法中进行损伤识别。4 种分类算法识别结果见表 1。

简单的数据层融合后分类效果较差,这是由于导波在传播过程中会衰减,响应特征仅能反映所在位置及其附近的损伤情况,离损伤较远的路径可能提供错误信息,导致区域的诊断结果不可靠。本研

表 1 4 种分类算法损伤识别结果对比		
Tab.1 Comparison of damage identification results of four classification algorithms		
分类算法	融合方式	识别准确率/%
决策树	数据层融合	78.5
SVM	数据层融合	66.9
K 近邻	数据层融合	66.1
集成分类器	数据层融合	61.8

究针对这一问题,通过细分监测区域,对子区域逐个进行损伤辨识,并将子区域的识别结果进行加权融合,以提高整个监测系统的互补性。所提方法克服了简单使用数据合并进行分析的局限性,特别是在监测面积较大的情况下,大大提高了损伤监测的准确性。

4 结 论

- 1) 本研究设计采用的三角稀疏传感阵列,可以有效降低传感器和监测数据的维度。
- 2) 根据 SVM 分类器的结构和特点,提出的基本概率分配策略能更好地对多个子模型的初步决策结果进行概率赋值,具有客观性和合理性。
- 3) 基于实测数据的实验结果表明,随着监测面积的增大,单个监测区域对损伤的识别率较低。通过证据理论实现多区域协同监测,损伤的识别准确率显著提高,达到 97.5%。这种多区域融合模型对于存在噪声和干扰数据的情况具有较强的鲁棒性。同时,损伤评估的不确定性均小于 5%,表明评估的可靠度较高,具有实际应用价值。

参 考 文 献

[1] 卿新林,黄媛,颜佳佳,等. 先进碳纤维增强复合材料螺栓连接结构损伤监测技术[J]. 航空制造技术, 2023, 66(17): 14-25.
QING Xinlin, HUANG Yuan, YAN Jijia, et al. Damage monitoring technology for advanced carbon fiber reinforced composite bolted joints[J]. Aeronautical Manufacturing Technology, 2023, 66(17): 14-25. (in Chinese)

[2] 魏钧涛,韩泽,陈佩祥,等. 面向高端装备承力结构的超声导波检测系统[J]. 振动、测试与诊断, 2024, 44(1): 121-128.
WEI Juntao, HAN Ze, CHEN Peixiang, et al. Ultrasonic guided wave detection system for advanced equipment bearing structure[J]. Journal of Vibration, Mea-

- surement & Diagnosis, 2024, 44(1): 121-128.(in Chinese)
- [3] CHEN H L, LIU Z H, GONG Y, et al. Evolutionary strategy-based location algorithm for high-resolution lamb wave defect detection with sparse array[J]. IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control, 2021, 68(6): 2277-2293.
- [4] YUN H G, FENG K, RAYHANA R, et al. A multidimensional data fusion neural network for damage localization using ultrasonic guided wave[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2023, 72: 1-12.
- [5] QING X L, LIAO Y L, WANG Y H, et al. Machine learning based quantitative damage monitoring of composite structure[J]. International Journal of Smart and Nano Materials, 2022, 13(2): 167-202.
- [6] LIAO Y L, WANG Y H, ZENG X P, et al. Multiscale 1-DCNN for damage localization and quantification using guided waves with novel data fusion technique and new self-attention module[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2024, 20(1): 492-502.
- [7] 曾钰峻, 严刚, 芮鹏辉. 基于导波监测的复合材料加筋结构冲击后剩余强度预测[J]. 南京航空航天大学学报, 2024, 56(1): 124-133.
ZENG Yujun, YAN Gang, RUI Penghui. Prediction of residual strength of stiffened composite structure after impact with guided waves-based monitoring[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2024, 56(1): 124-133.(in Chinese)
- [8] 常琦, 徐勇, 赵恒. 基于环形阵列的空间滤波器结构损伤扫描监测方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2024, 45(1): 221-229.
CHANG Qi, XU Yong, ZHAO Heng. Research on the spatial filter structure damage scanning monitoring method based on circular array[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(1): 221-229.(in Chinese)
- [9] ZHANG H, YANG Z F, LÜ S S, et al. Damage identification method based on ultrasonic guided wave sensor network and path optimization bayesian fusion algorithm[J]. IEEE Sensors Journal, 2024, 24(6): 8661-8673.
- [10] SHI W J, LI J X, DENG S, et al. Stress online monitoring method based on multifrequency SH0 guided wave information fusion[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2023, 72: 1-13.
- [11] QIU W, XU L, LIAO Y Z, et al. A sparse, triangle-shaped sensor array for damage orientation and characterization of composite structures[J]. Smart Materials and Structures, 2023, 32(6): 065009.
- [12] ESKANDARPOUR R, KHODAEI A. Probabilistic load curtailment estimation using posterior probability model and twin support vector machine[J]. Journal of Modern Power Systems and Clean Energy, 2019, 7(4): 665-675.
- [13] YAO K, LI X L, LU Z X. Study on ultrasonic quantitative evaluation technique based on BP neural network and D-S evidence theory[J]. Ultrasonics, 2024, 138: 107235.
- [14] 王旋, 狄鹏, 倪子纯. 基于多源冲突证据信息融合的测试性评估方法[J]. 振动、测试与诊断, 2021, 41(5): 964-969.
WANG Xuan, DI Peng, NI Zichun. Testability evaluation method based on fusion of multi-source conflict evidence information[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2021, 41(5): 964-969.(in Chinese)
- [15] LIN P P, XIE W L, YU J Y. D-S evidence theory information fusion methods and applications[C]//2023 International Wireless Communications and Mobile Computing (IWCMC). Morocco: IEEE, 2023: 433-437.



第一作者简介: 宁红梅, 女, 1998年7月生, 硕士。主要研究方向为结构健康监测。

E-mail: 2320086278@qq.com

通信作者简介: 王强, 男, 1980年5月生, 博士、教授。主要研究方向为结构健康监测、智能控制系统及先进传感器等。

E-mail: wangqiang@njupt.edu.cn