

飞行器结构壁板声疲劳损伤智能识别技术研究

兴效鸣¹, 陈国一¹, 陈忠明²

(1.天津航天瑞莱科技有限公司沈阳分部, 沈阳 110000; 2.沈阳飞机设计研究所, 沈阳 110000)

摘要: 目的 针对飞行器结构壁板损伤疲劳问题进行研究, 提高对声疲劳损伤的智能识别能力。方法 构建一种基于梯度提升决策树 (GBDT) 的高效智能识别模型, 用于识别飞行器结构壁板的声疲劳损伤。该方法依赖于 GBDT 模型的强大性能, 能够有效处理复杂的非线性关系, 并通过迭代学习不断优化识别结果。基于某复合材料结构壁板噪声实测数据, 构建时间、速度、标签数据集进行模型验证。结果 基于 GBDT 的噪声疲劳损伤智能识别准确率为 76.8%。结论 基于 GBDT 的声疲劳损伤智能识别方法具有良好的识别能力, 能够在实际应用中, 对飞行器结构壁板的声疲劳损伤进行有效监测, 验证了该方法的有效性和实用性。

关键词: 噪声; 疲劳损伤; 复合材料; GBDT 智能识别模型; 测试验证; 结构壁板

中图分类号: V216.3 文献标志码: A 文章编号: 1672-9242(2024)09-0126-08

DOI: 10.7643/issn.1672-9242.2024.09.017

Intelligent Identification Technology for Acoustic Fatigue Damage of Aircraft Structural Wall Panels

XING Xiaoming¹, CHEN Guoyi¹, CHEN Zhongming²

(1. Shenyang Branch of Tianjin Aerospace Relia Technology Co., Ltd., Shenyang 110000, China;

2. Shenyang Aircraft Design and Research Institute, Shenyang 110000, China)

ABSTRACT: The work aims to study the damage fatigue problem of aircraft structure panels, and improve the intelligent recognition ability of acoustic fatigue damage. In this paper, an efficient intelligent recognition model based on gradient boosting decision tree (GBDT) was constructed to identify the acoustic fatigue damage of aircraft structural panels. This method relies on the powerful performance of the GBDT model. It can effectively deal with complex nonlinear relationships, and continuously optimize the recognition results through iterative learning. In the experiment, based on the measured noise data of a composite structure panel, the time, speed and label data sets were constructed for model verification. The verification results showed that the intelligent recognition accuracy of noise fatigue damage based on GBDT was 76.8%. The results show that the intelligent recognition method of acoustic fatigue damage based on GBDT has good recognition ability, and can effectively monitor the acoustic fatigue damage of aircraft structure panels in practical application, which verifies the effectiveness and practicability of the method.

收稿日期: 2024-08-08; 修订日期: 2024-08-26

Received: 2024-08-08; Revised: 2024-08-26

引文格式: 兴效鸣, 陈国一, 陈忠明. 飞行器结构壁板声疲劳损伤智能识别技术研究[J]. 装备环境工程, 2024, 21(9): 126-133.

XING Xiaoming, CHEN Guoyi, CHEN Zhongming. Intelligent Identification Technology for Acoustic Fatigue Damage of Aircraft Structural Wall Panels[J]. Equipment Environmental Engineering, 2024, 21(9): 126-133.

KEY WORDS: noise; fatigue damage; compound material; GBDT intelligent recognition model; test verification; structural wall panels

在航空、航天等领域中, 复合材料因其具有良好的工艺性能和力学特性而被广泛应用^[1-2]。与此同时, 复合材料/构件的疲劳损伤问题作为现代工业中的事故主因, 逐渐得到了研究者们的重视。结构的疲劳破坏不仅会对材料造成破坏, 还会给工程建设和生产带来灾难性后果, 甚至导致严重的安全隐患, 威胁到人员的生命安全和健康^[3-4]。因此, 疲劳损伤研究已经成为复合材料在应用过程中的热点问题之一^[5]。

随着传感器、数据采集和传输技术的快速发展, 集成学习方法已经被证明是准确有效的智能识别技术^[6-7]。集成学习的概念是通过组合多个基础学习器来生成一个强大且高预测的模型, 即构建一个决策树^[8]。Dutta 等^[9]提出使用决策树模型 (Decision Tree, DT), 通过滚动、俯仰和偏航信号在故障后立即违反统计置信限来检测和识别转子故障。He 等^[10]对单个决策树算法进行了改进, 提出了一种新的过程监测模型, 使用多个 DT 分类器, 每个分类器处理少量的类别, 提高了过程监测和故障识别方面的性能。Karabadi 等^[11]提出了一种新的优化 DT 构建方法, 用于复杂的分类和预测问题。除此之外, 还有一些学者基于决策树模型进行了扩展和改进。如 Breiman 等^[12]提出了构建多个决策树的随机森林方法, 该模型不仅提高了故障识别的准确性, 还提高了模型的稳定性和可靠性。Zheng 等^[13]提出了一种针对随机森林动态集合选择 (Dynamic Ensemble Selection, DES) 的方法, 用于工业故障分类。然而, 在已有的方法中, 很少有研究者改进决策树模型, 并对飞行器结构壁板的声疲劳损伤进行智能识别。因此, 本文将基于这一研究空白, 提出研究方法对该领域进行补充。

本文基于决策树模型进行扩展, 构建了一种基于梯度提升决策树 (Gradient Boosting Decision Tree, GBDT) 的智能识别模型。GBDT 是一种迭代的决策树算法, 是机器学习中的流行算法之一^[14-15]。GBDT 由集成学习演变而来, 1995 年, Freund 提出了 Boosting 算法, 通过组合多个弱学习器来提高分类性能, 该算法分类准确率高, 参数调节简单^[16-17]。在目前已有的研究中, GBDT 模型的测试验证采用飞行器典型结构壁板噪声试验测试进行, 训练数据集共包含 20 000 组数据, 其中正常数据和损伤数据各 10 000 组; 测试数据集共包含 2 000 组数据, 其中正常数据和损伤数据各 1 000 组。训练数据集和测试数据集都由 3 列数据构成, 分别是时间列、速度列和标签列^[14]。该模型的测试验证结果表明, GBDT 模型智能识别模型具有良好的损伤识别能力, 基本可为实现飞行器结

构壁板声疲劳的损伤智能识别提供一定参考^[18-19]。

1 声疲劳损伤识别模型与算法构建

1.1 决策树算法

决策树是一种用于分类和回归的算法^[20]。在分类问题中, 主要通过特征来对实例进行分类。在回归问题中, 决策树通常指的是 Breiman 在 1984 年提出的 CART (Classification and Regression Trees) 回归树算法, 该算法基于决策树引入了基尼指数和二进制分裂等概念, 主要依据平方误差最小化原则递归构建二叉树^[21-22]。本文提出的 GBDT 分类算法则是基于 CART 回归树进行的扩展^[23-24]。

给定训练数据集 $D = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_N, y_N)\}$, 假设已将输入空间划分为 j 个叶子节点区域 R_1, R_2, \dots, R_j , 并且在每个叶子节点区域 R_j 上有一个固定的输出值 c_j , 于是生成回归树的步骤如下所述。

Step 1 初始化 $j=1$:

$$f(x_i) = c_j = \text{ave}(y_i | x_i \in R_j) \quad (1)$$

式中: c_j 为当前第 j 个单元中所有输入样本 x_i 对应的输出 y_i 的平均值。

Step 2 选择第 k 个特征 $x_i^{(k)}$ 和它取的值 $s_l^{(k)}$, 作为最优切分变量和切分点, 计算:

$$\min_l \left[\min_k \sum_{x_i \in R_{1l}^{(k)}} (y_i - c_{1l}^{(k)})^2 + \min_k \sum_{x_i \in R_{2l}^{(k)}} y_i (-c_{2l}^{(k)})^2 \right] \quad (2)$$

式中: $R_{1l}^{(k)}$ 和 $R_{2l}^{(k)}$ 为最优切分点 $s_l^{(k)}$ 。

$$R_{1l}^{(k)} = \{x_i | x_i^{(k)} \leq s_l^{(k)}\}, R_{2l}^{(k)} = \{x_i | x_i^{(k)} > s_l^{(k)}\} \quad (3)$$

式中: $c_{1l}^{(k)}$ 、 $c_{2l}^{(k)}$ 为叶子节点区域 $R_{1l}^{(k)}$ 、 $R_{2l}^{(k)}$ 的最优输出值。

$$c_{1l}^{(k)} = \text{ave}(y_i | x_i \in R_{1l}^{(k)}), c_{2l}^{(k)} = \text{ave}(y_i | x_i \in R_{2l}^{(k)}), \quad l=1, 2, \dots, N \quad (4)$$

Step 3 若 $j=J$, 则迭代结束, 回归树生成。

$$f(x) = \sum_{m=1}^J c_j I(x \in R_j) \quad (5)$$

否则递归对叶子节点区域 $R_{il}^{(k)}$ 调用 Step 2。

1.2 GBDT 模型算法

1.2.1 GBDT 原理

GBDT 是 Boosting 集成学习中的一种方法。GBDT

算法因具有预测精度高、可处理多类问题、选择特征和抵抗噪声等能力,被广泛应用在各个领域^[25]。GBDT算法的基本思想是通过不断地拟合这些残差,以实现残差的逐步减少,提高模型的预测精度。在每次迭代中,GBDT算法构造的CART树都是基于上一次迭代的残差进行拟合的^[26-27],因此,在第 m 次迭代中,第 i 个样本的损失函数的负梯度值为:

$$r_{m,i} = -\eta \left\{ \frac{\partial L[y_i, f(x_i)]}{\partial f(x_i)} \right\}_{f(x_i)=f_{m-1}(x_i)} \quad (6)$$

对 $r_{m,i}$ 拟合CART回归树,得到第 m 棵树,其对应的叶子结点区域为 R_{jm} ,针对每个叶子结点区域中的样本,计算该结点区域最佳输出值 γ_{jm} 。

$$\gamma_{jm} = \arg \min_{\gamma} \sum_{x_i \in R_{jm}} L[y_i, f_{m-1}(x_i) + \gamma] \quad (7)$$

由此得到本轮迭代的CART树拟合函数:

$$h_m(x) = \eta \sum_{j=1}^J \gamma_{jm} I(x \in R_{jm}) \quad (8)$$

从而得到最终的强学习器:

$$F(x) = f_M(x) = f_0(x) + \eta \sum_{m=1}^M \sum_{j=1}^J \gamma_{jm} I(x \in R_{jm}) \quad (9)$$

1.2.2 GBDT 分类算法

GBDT 分类算法采用对数损失函数作为其损失函数,具体步骤如下所述。

Step 1 初始化 $m=1, j=1$:

$$f_{m-1}(x) = f_0(x) = \arg \min \sum_{i=1}^N L[y_i, f_{m-1}(x_i)] = \log \frac{\sum_{i=1}^N y_i}{\sum_{i=1}^N (1-y_i)} \quad (10)$$

其中, $L[y_i, f_{m-1}(x_i)] = -\sum_{i=1}^N [y_i \log p_i + (1-y_i) \log(1-p_i)]$, $p_i = \frac{1}{1+e^{-f_{m-1}(x_i)}}$ 。

Step 2 计算在第 m 次迭代中,第 i 个样本损失函数的负梯度值:

$$r_{m,i} = -\eta \left\{ \frac{\partial [y_i, f(x_i)]}{\partial f(x_i)} \right\}_{f(x_i)=f_{m-1}(x_i)} \quad (11)$$

Step 3 选择第 k 个特征 $x_i^{(k)}$ 及其对应的值 $s_l^{(k)}$,作为最佳切分变量和切分点,计算:

$$\min_l \left[\begin{matrix} \min_k \sum_{x_i \in R_{1l}^{(k)}} (r_{m,i} - c_{1l}^{(k)})^2 + \\ \min_k \sum_{x_i \in R_{2l}^{(k)}} (r_{m,i} - c_{2l}^{(k)})^2 \end{matrix} \right] \quad (12)$$

其中, $R_{1l}^{(k)} = \{x_i | x_i^{(k)} \leq s_l^{(k)}\}$, $R_{2l}^{(k)} = \{x_i | x_i^{(k)} > s_l^{(k)}\}$, $c_{il}^{(k)} = \frac{1}{N_l^{(k)}} \sum_{x_i \in R_{il}^{(k)}} r_{m,i}$ 。

记 $N_{il}^{(k)}$ 为 $R_{il}^{(k)}$ 中的样本个数, $t=1,2,\dots, l=1,2,\dots,N$ 。若 $j=2l$,若 $j=J$,则回归树结构迭代结束,转Step4,否则,对子区域 $R_{il}^{(k)}$ 递归调用Step3。

Step 4 计算第 m 次迭代的最优输出值 γ_{jm} :

$$\gamma_{jm} = \arg \min_{\gamma} \sum_{x_i \in R_{jm}} L[y_i, f_{m-1}(x_i) + \gamma] \quad (13)$$

Step 5 更新 $f_m(x) = f_{m-1}(x) + \eta \sum_{j=1}^J \gamma_{jm} I(x \in R_{jm})$,如果 $m=M$,则迭代结束,输出最终结果 $F(x) = f_M(x) = f_0(x) + \eta \sum_{m=1}^M \sum_{j=1}^J \gamma_{jm} I(x \in R_{jm})$,否则,转Step 2。

本文研究的GBDT是一种基于梯度提升框架的决策树模型,通过迭代不断缩小整个模型的误差^[28]。经过 N 次迭代,得到生成的 N 个决策树(弱分类器),最终通过对这 N 个决策树进行加权或投票,将一系列弱学习器组合成一个强学习器,形成一个完整的GBDT分类器模型^[29-30]。

2 结构壁板声疲劳损伤智能识别技术验证

2.1 结构壁板测试条件及约束方式

试验取某复合材料典型构件进行噪声疲劳试验,约束形式为两侧孔约束固定,试验载荷为宽带噪声载荷激励,总声压级约165.2 dB,见表1。通过噪声激励,采用高性能非接触式红外激光测振仪监测典型构件的速度-时间响应数据,速度测点命名为“A1”,如图1和图2所示。

表1 1/3倍频程声压带级
Tab.1 1/3 octave sound pressure band level

1/3 倍频程 中心频率 /Hz	名义声 压级/dB	1/3 倍频程 中心频率 /Hz	名义声 压级/dB
50	136.2	800	154.2
63	140.2	1 000	154.2
80	144.2	1 250	154.2
100	145.2	1 600	152.7
125	152.2	2 000	151.2
160	153.2	2 500	149.7
200	154.2	3 150	148.2
250	154.2	4 000	146.7
315	154.2	5 000	142.7
400	154.2	6 300	138.7
500	154.2	8 000	134.7
630	154.2	10 000	130.7

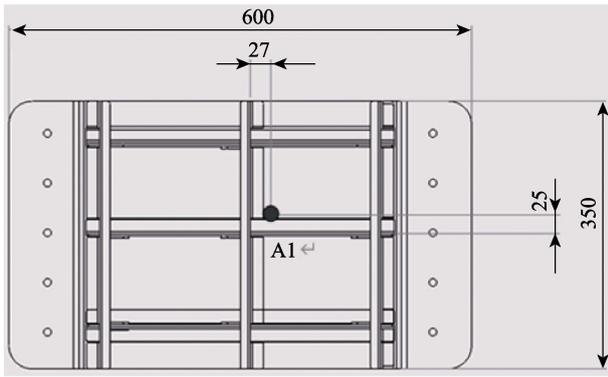


图 1 典型构件速度监测点位置 (噪声试验)
Fig.1 Typical component speed monitoring point position (noise test)

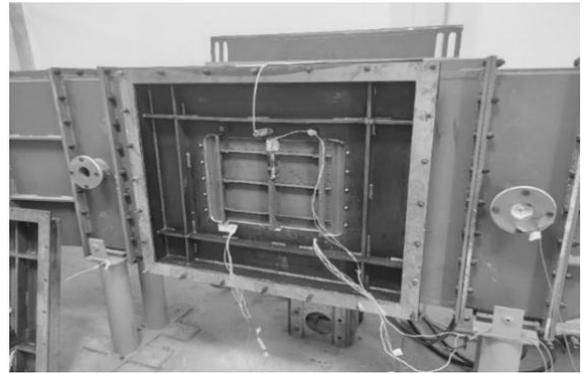


图 2 噪声现场安装示意图
Fig.2 Installation diagram of noise on site

2.2 数据分析

试验全程获取了速度与时间的关系数据, 截取其部分正常无损伤状态原始数据与部分损伤状态原始数据进行分析。正常状态数据采集到包含 15 000 个采样点的速度原始数据, 数据的变化规律与趋势如图 3a 所示。损伤状态数据采集到包含 15 000 个采样点的速度原始数据, 数据的变化规律与趋势如图 3b 所示。

通过对速度原始数据的分析, 可以观察到声疲劳

速度数据呈现出周期性循环变化的规律。这种周期性波动反映了试验件在不同状态下的动态特征。具体而言, 当试验件处于正常无损伤状态时, 其速度的周期性循环波动范围在 $-2 \sim 2$ m/s, 显示出相对较大的波动幅度。当试验件处于损伤状态时, 速度的周期性循环波动则明显减小, 波动范围缩小至 $-1 \sim 1.5$ m/s。这一观察结果为后续的损伤识别和评估提供了有价值的技术支持。

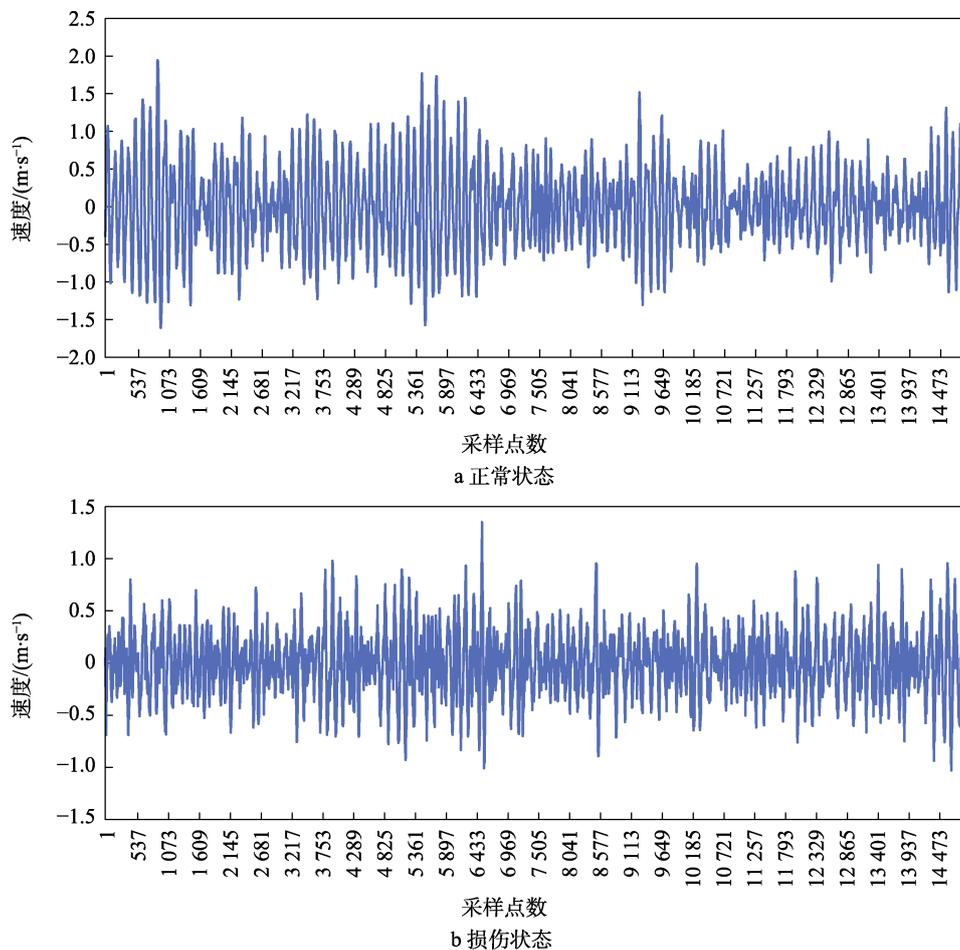


图 3 原始数据 (15 000 个采样点)
Fig.3 Raw data (15 000 sampling points): a) normal state; b) damage state

2.3 数据验证

将上述原始采集的速度数据代入构建的 GBDT 声疲劳损伤智能识别模型进行测试验证。训练数据集共包含 20 000 组数据，其中正常数据和损伤数据各 10 000 组；测试数据集共包含 2 000 组数据，其中正常数据和损伤数据各 1 000 组。训练集和测试集原始数据如图 4 和图 5 所示。

从图 4 和图 5 可以更加清晰地对比分析，可以发现，原始数据集中，正常数据的波动幅度明显大于损伤数据的波动幅度。除此之外，所采集到的训练数据集和测试数据集都由 2 列数据构成，分别是速度列和标签列，其中，0 表示正常状态，1 表示损伤状态。数据处理采用 Python 语言对上述 GBDT 智能识别模型进行编程，以实现其智能识别功能。在验证阶段，将原始测试数据直接输入到 GBDT 智能识别模

型中，运行智能损伤识别程序，得到了该结构壁板在噪声条件下的疲劳损伤智能识别结果。经过分析，该模型的噪声疲劳损伤智能识别准确率达到 76.8%。为了更直观地展示识别结果，特别绘制了识别结果图，如图 6 所示。在图 6 中，0 代表正常状态，而 1 则表示损伤状态。通过这种方式，可以清晰地了解模型在不同状态下的识别效果，从而更好地评估模型的性能和实用价值。

从图 6 可以看出，前 1 000 个采样点基本上被分类到正常状态，只有少数采样点分类错误；在 1 000~2 000 采样点分类中，大部分采样点都被准确地分到了损伤状态类别中，只有个别采样点分类错误。因此，从实验结果可以看出，基于 GBDT 模型的飞行器结构壁板声疲劳损伤智能识别分类准确率较高，能够有效地实现对飞行器结构壁板声疲劳损伤的智能识别。

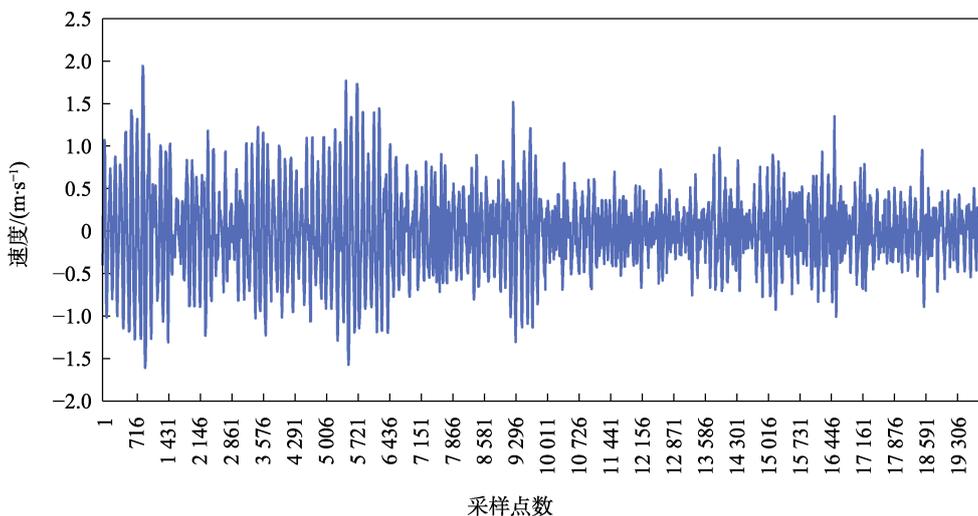


图 4 训练集原始数据
Fig.4 Original data of training set

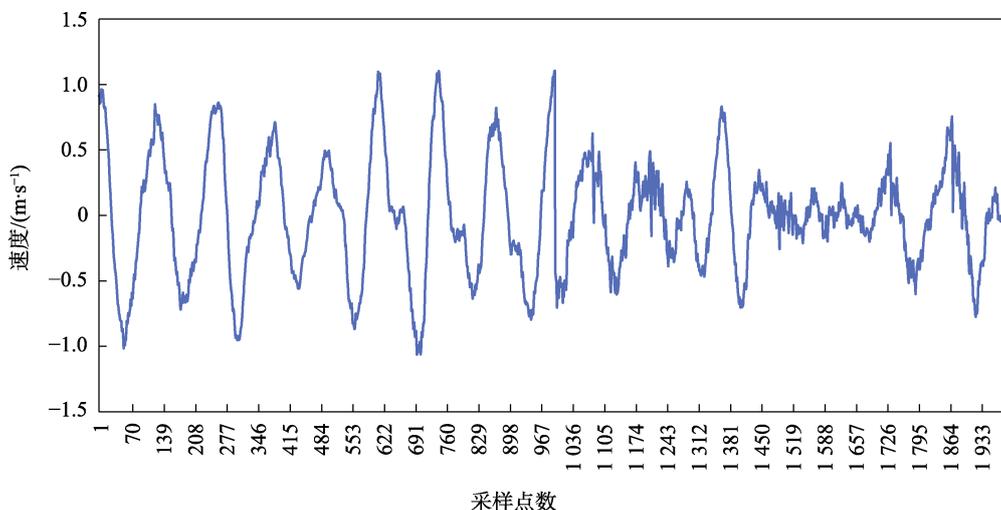


图 5 测试集原始数据
Fig.5 Original data of test set

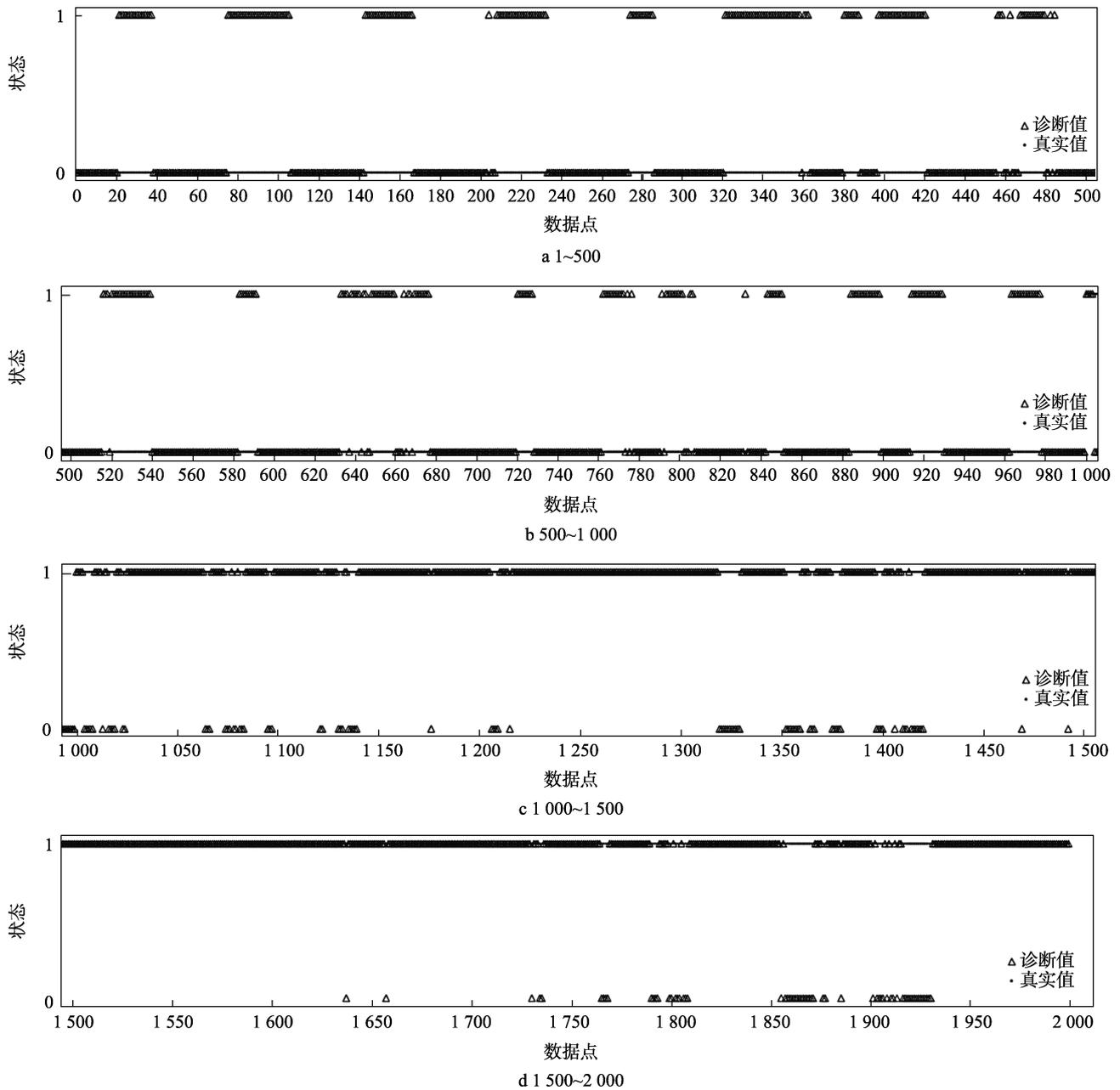


图 6 数据点智能识别结果
Fig.6 Intelligent recognition results

3 结语

本文对飞行器结构壁板声疲劳损伤识别技术进行了研究, 通过测试获取到了实际试验数据, 依据某结构壁板声疲劳数据信息变化规律, 设计了基于GBDT模型的飞行器结构壁板声疲劳损伤智能识别模型, 研究了声疲劳损伤智能识别算法, 并对所设计的飞行器结构壁板声疲劳损伤智能识别模型进行了测试验证技术研究。验证结果表明, 所设计的结构壁板声疲劳损伤智能识别模型具有较好的损伤识别能力, 准确率为 76.8%, 可为实现飞行器结构壁板声疲劳损伤智能识别提供一定参考。

参考文献:

- [1] 胡保全, 牛晋川. 先进复合材料[M]. 第 2 版. 北京: 国防工业出版社, 2013.
HU B Q, NIU J C. Advanced Composite Materials[M]. 2nd ed. Beijing: National Defense Industry Press, 2013.
- [2] 刘小川, 马君峰, 白春玉, 等. 航空结构动力学研究的进展与展望[J]. 应用力学学报, 2022, 39(3): 409-436.
LIU X C, MA J F, BAI C Y, et al. Progress and Prospect of Aviation Structural Dynamics Research[J]. Chinese Journal of Applied Mechanics, 2022, 39(3): 409-436.
- [3] 吴振强, 任方, 张伟, 等. 飞行器结构热噪声试验的研究进展[J]. 导弹与航天运载技术, 2010(2): 24-30.

- WU Z Q, REN F, ZHANG W, et al. Research Advances in Thermal-Acoustic Testing of Aircraft Structures[J]. *Missiles and Space Vehicles*, 2010(2): 24-30.
- [4] 刘聪, 吴臣武. 高超声速飞行器结构热-声振耦合动力学研究进展[J]. *强度与环境*, 2022, 49(4): 1-8.
- LIU C, WU C W. Research Progress on Thermal-Acoustic Vibration Coupling Dynamics of Hypersonic Aircraft Structures[J]. *Structure & Environment Engineering*, 2022, 49(4): 1-8.
- [5] 姜璐. 基于动静响应的桁架结构损伤识别算法研究[D]. 沈阳: 沈阳工业大学, 2021.
- JIANG L. Research on Damage Identification Algorithm of Truss Structure Based on Dynamic and Static Response[D]. Shenyang: Shenyang University of Technology, 2021.
- [6] SUN Z, SANTOS J, CAETANO E. Data-Driven Prediction and Interpretation of Fatigue Damage in a Road-Rail Suspension Bridge Considering Multiple Loads[J]. *Structural Control and Health Monitoring*, 2022, 29(9): 1.
- [7] TAKALO-MATTILA J, HEISKANEN M, KYLLÖNEN V, et al. Explainable Steel Quality Prediction System Based on Gradient Boosting Decision Trees[J]. *IEEE Access*, 2022, 10: 68099-68110.
- [8] YAO S, KRONENBURG A, SHAMOONI A, et al. Gradient Boosted Decision Trees for Combustion Chemistry Integration[J]. *Applications in Energy and Combustion Science*, 2022, 11: 100077.
- [9] DUTTA A, MCKAY M E, KOPSAFTOPOULOS F, et al. Multicopter Fault Detection and Identification via Data-Driven Statistical Learning Methods[J]. *AIAA Journal*, 2021, 60(1): 160-175.
- [10] HE S G, WANG G A, ZHANG M, et al. Multivariate Process Monitoring and Fault Identification Using Multiple Decision Tree Classifiers[J]. *International Journal of Production Research*, 2013, 51(11): 3355-3371.
- [11] EL ISLEM KARABADJI N, SERIDI H, BOUSETOUANE F, et al. An Evolutionary Scheme for Decision Tree Construction[J]. *Knowledge-Based Systems*, 2017, 119: 166-177.
- [12] BREIMAN L. Random Forests[J]. *Machine Learning*, 2001, 45(1): 5-32.
- [13] ZHENG J H, LIU Y, GE Z Q. Dynamic Ensemble Selection Based Improved Random Forests for Fault Classification in Industrial Processes[J]. *IFAC Journal of Systems and Control*, 2022, 20: 100189.
- [14] 沙云东, 王建, 赵奉同, 等. 高温环境下薄壁结构声疲劳失效验证技术研究[J]. *装备环境工程*, 2016, 13(5): 17-24.
- SHA Y D, WANG J, ZHAO F T, et al. Acoustic Fatigue Failure Verification Technology of Thin-Walled Structure under High Temperature Environment[J]. *Equipment Environmental Engineering*, 2016, 13(5): 17-24.
- [15] 段旭冬, 于晖, 苏瑞意. C/SiC 典型构件噪声响应仿真分析[J]. *机电信息*, 2020(9): 70-71.
- DUAN X D, YU H, SU R Y. Dynamic Responses and Failure Analysis of C/SiC Composite Plates Subjected High Intensity Acoustic Loads[J]. *Mechanical and Electrical Information*, 2020(9): 70-71.
- [16] FREUND Y. Boosting a Weak Learning Algorithm by Majority[J]. *Information and Computation*, 1995, 121(2): 256-285.
- [17] SIPPER M, MOORE J H. AddGBoost: A Gradient Boosting-Style Algorithm Based on Strong Learners[J]. *Machine Learning with Applications*, 2022, 7: 100243.
- [18] 郭瑜. 基于模态降阶技术的非线性响应计算方法研究[D]. 北京: 中国运载火箭技术研究院, 2019.
- GUO Y. Research on Nonlinear Response Calculation Method Based on Modal Reduction Technology[D]. Beijing: China Academy of Launch Vehicle Technology, 2019.
- [19] 吴振强, 任方, 芮道军, 等. 薄壁结构热噪声设计的验证流程与实例[J]. *导弹与航天运载技术(中英文)*, 2023(4): 108-113.
- WU Z Q, REN F, GUO D J, et al. Certification Flow Process and Typical Tests of Thin-Walled Structures for Thermal Acoustic Designs[J]. *Missiles and Space Vehicles*, 2023(4): 108-113.
- [20] DIKANANDA A R, JUMINI S, TARIHORAN N, et al. Comparison of Decision Tree Classification Methods and Gradient Boosted Trees[J]. *TEM Journal*, 2022: 316-322.
- [21] BREIMAN L. Bagging Predictors[J]. *Machine Learning*, 1996, 24(2): 123-140.
- [22] MIENYE I D, JERE N. A Survey of Decision Trees: Concepts, Algorithms, and Applications[J]. *IEEE Access*, 2024, 12: 86716-86727.
- [23] 王建, 沙云东, 赵奉同, 等. 热声载荷下薄壁开孔结构振动响应与寿命预估[J]. *航空发动机*, 2017, 43(3): 24-31.
- WANG J, SHA Y D, ZHAO F T, et al. Vibration Response Analysis and Fatigue Life Prediction of Thin-Walled Structures with Opening under Thermo-Acoustic Loads[J]. *Aeroengine*, 2017, 43(3): 24-31.
- [24] 吴振强, 刘宝瑞, 贾洲侠, 等. 强噪声激励下 C/SiC 复合材料壁板动态响应与失效分析[J]. *复合材料学报*, 2019, 36(5): 1254-1262.
- WU Z Q, LIU B R, JIA Z X, et al. Dynamic Responses and Failure Analysis of C/SiC Composite Plates Subjected High Intensity Acoustic Loads[J]. *Acta Materialia-Compositae Sinica*, 2019, 36(5): 1254-1262.
- [25] 魏龙. 材料构件在气动噪声环境下的声载荷场分析方法研究[D]. 北京: 北京科技大学, 2017.
- WEI L. Study on Analysis Method of Acoustic Load Field of Material Components under Aerodynamic Noise Environment[D]. Beijing: University of Science and

- Technology Beijing, 2017.
- [26] SOARES J L L, COSTA T B, MOURA L S, et al. Fault Diagnosis of Belt Conveyor Idlers Based on Gradient Boosting Decision Tree[J]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2024, 132(7): 3479-3488.
- [27] 杨少冲. 噪声激励下壁板结构的几何非线性随机振动响应[D]. 北京: 北京工业大学, 2018.
YANG S C. Geometrically Nonlinear Random Vibration Response of Panel Structure under Noise Excitation[D]. Beijing: Beijing University of Technology, 2018.
- [28] 王建, 沙云东, 杜英杰, 等. 高温环境下薄壁试件随机振动疲劳研究[J]. *装备环境工程*, 2019, 16(8): 28-32.
WANG J, SHA Y D, DU Y J, et al. Random Vibration Fatigue of Thin-Walled Test Piece at High Temperature[J]. *Equipment Environmental Engineering*, 2019, 16(8): 28-32.
- [29] MA H F, ZHAO W Q, ZHAO Y R, et al. A Data-Driven Oil Production Prediction Method Based on the Gradient Boosting Decision Tree Regression[J]. *Computer Modeling in Engineering & Sciences*, 2023, 134(3): 1773-1790.
- [30] 李鹏博. 高超声速飞行器结构全频段声振耦合分析与减振研究[D]. 西安: 西北工业大学, 2020.
LI P B. Analysis of Full-Band Acoustic-Vibration Coupling and Study on Vibration Reduction of Hypersonic Vehicle Structure[D]. Xi'an: Northwestern Polytechnical University, 2020.