

基于振动响应和SVM的结构损伤识别方法研究

李龙飞¹, 刘新宇¹, 姜晓茹¹, 单一男^{1,2*}, 刘峻峻³

¹大连交通大学詹天佑学院(中车学院), 辽宁 大连

²中车青岛四方机车车辆股份有限公司, 山东 青岛

³中车株洲车辆有限公司技术开发部, 湖南 株洲

收稿日期: 2025年5月26日; 录用日期: 2025年6月19日; 发布日期: 2025年6月26日

摘要

针对工程实际中一些梁结构需要进行长期结构健康监测的需求, 本文提出了一种基于应变模态柔度及其衍生指标以及支持向量机的在线损伤识别方法。通过损伤试验, 选取等截面梁为研究对象, 使用协方差驱动的随机子空间法识别其应变模态参数, 构建损伤指标。最后, 运用机器学习中的支持向量机分类算法实现损伤识别, 并对四种基于应变模态柔度及其衍生指标的方法进行比较和评估, 验证了该方法的可行性。结果表明, 采用应变模态柔度及其衍生指标与支持向量机的识别方法能够用较少的试验数据样本实现梁结构的损伤定位, 其中以应变模态柔度曲率差作为损伤指标的效果最佳。

关键词

应变模态, 柔度曲率, 支持向量机, 损伤识别

Research on Structural Damage Identification Method Based on Vibration Response and SVM

Longfei Li¹, Xinyu Liu¹, Xiaoru Jiang¹, Yinan Shan^{1,2*}, Lingjun Liu³

¹Zhan Tianyou College (CRRC College), Dalian Jiaotong University, Dalian Liaoning

²CRRC QINGDAO SIFANG CO., LTD., Qingdao Shandong

³Technical Development Department of CRRC Zhuzhou Rolling Stock Co., Ltd, Zhuzhou Hunan

Received: May 26th, 2025; accepted: Jun. 19th 2025; published: Jun. 26th, 2025

*通讯作者。

文章引用: 李龙飞, 刘新宇, 姜晓茹, 单一男, 刘峻峻. 基于振动响应和 SVM 的结构损伤识别方法研究[J]. 机械工程与技术, 2025, 14(3): 353-364. DOI: 10.12677/met.2025.143034

Abstract

In response to the demand for long-term structural health monitoring of certain beam structures in practical engineering applications, this paper proposes an online damage identification method that relies on strain modal flexibility, its derived indicators, and support vector machine (SVM) techniques. Experimental damage tests were conducted on beams with equal cross-sections as the research subjects. The covariance-driven random subspace method was employed to identify the strain modal parameters and construct damage indicators. Finally, the SVM classification algorithm from machine learning was utilized for damage identification. A comparative evaluation of four methods based on strain modal flexibility and its derived indicators was conducted to validate the feasibility of the proposed approach. The results demonstrate that the damage identification method utilizing strain modal flexibility and its derived indicators in conjunction with SVM can achieve effective damage localization in beam structures with a reduced number of experimental data samples. Among the investigated indicators, the strain modal flexibility curvature difference emerges as the most optimal damage indicator.

Keywords

Strain Mode, Compliance Curvature, Support Vector Machine, Damage Identification

Copyright © 2025 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

结构工程中的梁结构承担着建筑物和桥梁等基础设施的重要载荷。由于自然灾害、长时间使用、事故等原因，梁结构可能发生损伤，严重威胁结构的安全性[1]。因此，对梁结构进行实时的监测和损伤识别成为确保结构安全的重要手段[2]。结构健康监测在工程领域中扮演着至关重要的角色，其目的在于实时评估结构的状态并及时识别潜在的损伤。然而，传统的无损检测方法如超声检测、X射线检测等[3][4]虽然对损伤有较好的辨识效果，但这类无损检测需要停产专门检测，操作流程也较为复杂，时间成本和人工成本较高且不能实时监测。

随着结构健康监测技术的不断发展，基于在线监测的损伤识别方法日益受到关注，而基于振动模式特性的结构损伤在线监测方法具有可靠性高、适用性广、成本低等优点[5][6]。应变模态柔度作为结构振动特性的一种表征形式[7]，能够综合考虑结构的刚度和质量分布情况，对结构微小损伤较为敏感。支持向量机(SVM)作为一种有效的机器学习算法，因所需样本量小、“鲁棒性好”、“泛化性强”以及良好的分类效果而受到青睐[8]。张汝学等[9]以模态柔度差和模态柔度差曲率为损伤指标，有效地实现高桩码头基桩的损伤定位和损伤定量。安平等[10]将曲率模态差变化率和支持向量机结合，通过有限元模拟成功识别了黄河某大桥上的损伤。Lei等[11]结合变分模态分解算法和核主元分析构建特征矩阵，利用支持向量机分类器进行损伤识别，验证了该方法具有较好的鲁棒性。Bisheh等[12]通过有限元模拟，对数据样本进行统计分析获得了多个损伤指标并对指标进行融合，最后通过支持向量机分类器实现了钢框架结构的损伤识别。

上述的研究成果表明，模态柔度和支持向量机可应用于损伤识别。然而，经查阅国内外相关文献，

鲜有学者将应变模态柔度等损伤指标和支持向量机结合在实际梁结构模型上进行损伤识别试验。本文设计了一个两端固定梁结构模型试验,利用随机子空间法提取其应变模态参数,以应变模态柔度及其衍生指标构建特征向量,并将不同工况下的特征向量作为支持向量机的训练集和测试集,最后利用支持向量机分类算法进行损伤定位,并比较了不同指标对于构建支持向量机模型的优劣性。

2. 基于应变模态柔度的损伤指标

基于应变模态柔度的损伤指标对结构局部刚度变化非常敏感,能够反映并放大结构局部特征变化[13]。本文选取四种常见的基于应变模态柔度及其衍生的损伤指标作为 SVM 的特征向量。

2.1. 应变模态柔度差

结构柔度矩阵可表示为:

$$F = \Phi \Omega^{-1} \Phi^T = \sum_{i=1}^n \frac{1}{\omega_i^2} \phi_i \phi_i^T \quad (1)$$

其中, $\Phi = [\phi_1 \phi_2 \dots \phi_n]$ 是质量归一化振型, ϕ_i 是第 i 阶模态, $[\Omega] = \text{diag}(\omega_i^2)$, ω_i 是第 i 阶模态频率, n 是模态数。

结构损伤前后的柔度变化矩阵可表示为:

$$\Delta F = F^d - F^u \quad (2)$$

其中, F^d 表示损伤结构的模态柔度; F^u 表示健康结构的模态柔度。用 DMF 表示柔度变化矩阵每列的最大值。

$$\text{DMF} = \max(\Delta F) \quad (3)$$

2.2. 应变模态柔度改变率

该指标由 Ko 等人提出[14],定义为 Δ 的对角项,并经 F_u 中相应对角项归一化,本文用 MFI 表示, MFI 的表达式为:

$$\text{MFI} = \left| \frac{F_{ii}^d - F_{ii}^u}{F_{ii}^u} \right| \quad (4)$$

2.3. 应变模态柔度曲率差

对损伤前后的柔度矩阵求曲率得到柔度曲率矩阵 CF^u 和 CF^d , 曲率矩阵计算如下:

$$CF_j(i) = \frac{F_j(i-1) + F_j(i+j) - 2F_j(i)}{2l_i^2} \quad (5)$$

其中, $F_j(i)$ 为柔度矩阵第 j 列第 i 行的元素, l 为节点之间的距离,曲率的计算方法采用中心差分算法。之后再求模态柔度曲率的差值,并将差值矩阵的各列最大值作为识别指标 DMFC:

$$\text{DMFC} = \max |CF^u - CF^d| \quad (6)$$

2.4. 基于向量 UU 曲率的损伤指标

以一个维数为 $m \times m$ 的矩阵 A ($A = \Delta F$) 为例,对矩阵 A 进行 LU 分解,得到 U 矩阵后,对于 $m \times m$ 维的 U 矩阵,定义向量 UU 为矩阵 U 的每列元素的平方和,即:

$$UU = \text{sum}(U.*U) = \left[\sum_{j=1}^m U_{j1}^2 \quad \sum_{j=1}^m U_{j2}^2 \quad \dots \quad \sum_{j=1}^m U_{jm}^2 \right] \quad (7)$$

式中, 符号“ \cdot ”指点乘, 即将该符号前后两个矩阵对应位置元素相乘。

结合曲率模态理论[15], 本文定义向量 UU 的曲率为:

$$C_k = \frac{(UU)_{k-1} - 2(UU)_k + (UU)_{k+1}}{h^2} \quad (8)$$

式中, C_k 是节点 k 处的曲率, $(UU)_k$ 是矩阵 UU 的第 k 个元素, h 为节点之间的距离。

为方便观察结果, 定义损伤指标 DI 为:

$$DI_k = \left((C_k)^2 \right)^* = (C_k^*)^* \quad (9)$$

式中, $(C_k^*)^*$ 为 C_k 经平方后的归一化值, 即最大值变为 1。

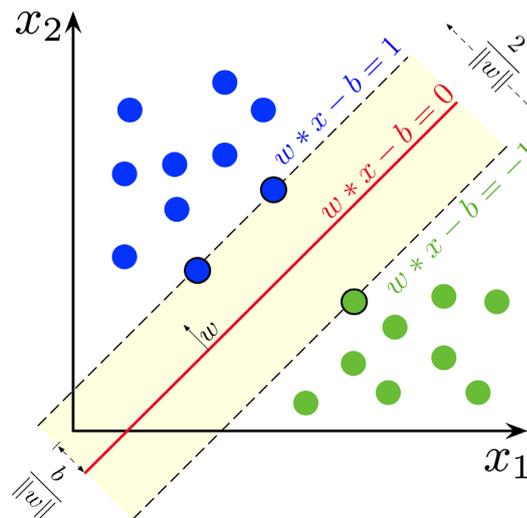
3. 基于支持向量机损伤识别方法

3.1. 支持向量机的分类方法

支持向量机(Support Vector Machine, SVM)是一种监督学习方法[16], 通过在不同类别之间建立一个超平面将数据集分离为两个或多个类别。它通过最大化间隔来寻找最优的分离超平面, 即支持向量之间的距离, 如图 1 所示的线性可分问题, 可以找到一条具有“最大间隔”的红色直线对两种样本进行分类。当数据不是线性可分时, SVM 可以通过应用核函数将数据映射到高维空间。核函数的选择以及其参数的设定对 SVM 分类器的性能至关重要[17]。如图 2 所示, 图中核函数 ϕ 将低维非线性可分离函数(左)计算成高维线性可分离函数(右)。SVM 模型是使用训练数据构建的, 然后对测试数据中的目标变量进行预测。

3.2. 支持向量机损伤识别流程

本文利用支持向量机的分类原理, 结合基于模态柔度进行损伤识别研究。基于模态柔度和支持向量机的损伤识别流程如图 3 所示。



w 为法向量, $\frac{b}{\|w\|}$ 决定从原点沿法向量 w 到超平面的偏移量。

Figure 1. Diagram illustrating the fundamental principles of Support Vector Machines
图 1. 支持向量机基本原理示意图

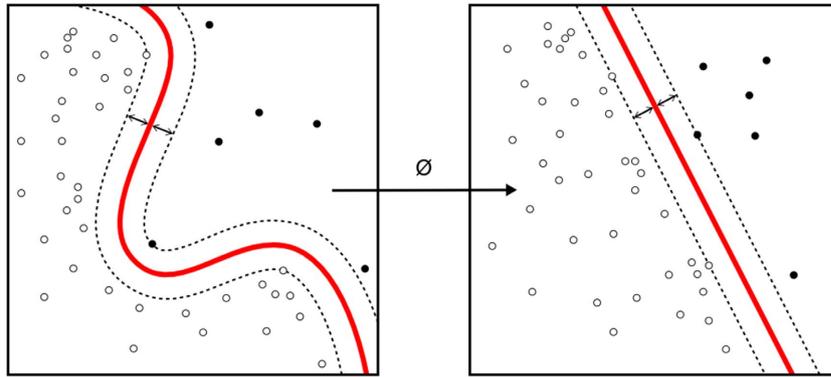


Figure 2. Schematic diagram of the basic principle of nonlinear classifiers
图 2. 非线性分类器基本原理示意图

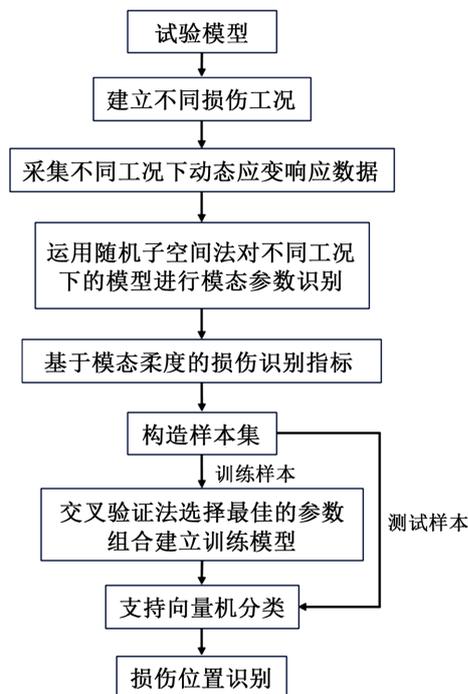


Figure 3. Process of support vector machine damage location identification
图 3. 支持向量机损伤位置识别流程

4. 试验验证

4.1. 试验准备

为验证所提出方法的有效性,采用图 4 所示的试验平台进行试验验证。主要设备包括:两块材料参数相同的等截面梁、导线若干、BX120-3AA 应变片及接线端子若干、不同质量的质量块若干、力锤一把、DH5922N 动态信号采集仪及计算机一台。

试验选用等截面梁的材料为 304 不锈钢,其尺寸为 $480\text{ mm} \times 30\text{ mm} \times 3\text{ mm}$,密度为 7.93 g/cm^3 ,弹性模量为 193 GPa ,泊松比为 0.3 。边界条件为两端固定,将梁均匀地划分成 12 个单元,每个单元长 40 mm ,将 11 组应变片沿长度方向等间距布置在节点处,如图 5 所示。应变片采用半桥法通过桥盒进行连接,在梁上表面选取随机位置,采用锤击法施加人工激励,使用 DH5922N 动态信号采集系统采集应变响

应数据, 试验中采样频率设置为 2.56 kHz, 对采集到的应变响应数据用基于协方差驱动的随机子空间法进行模态参数识别。

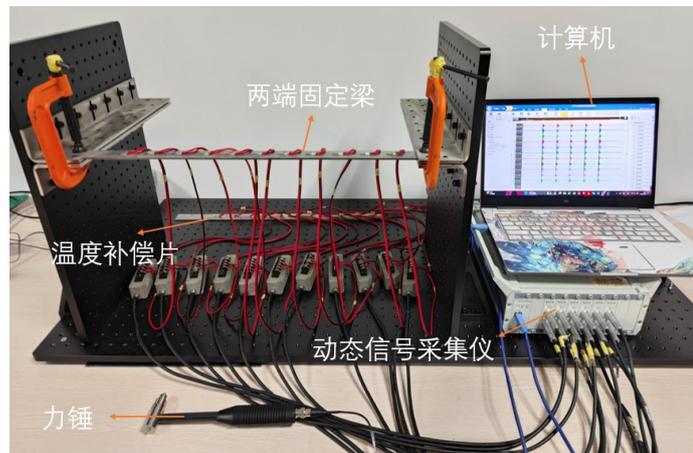


Figure 4. Experimental platform

图 4. 试验平台

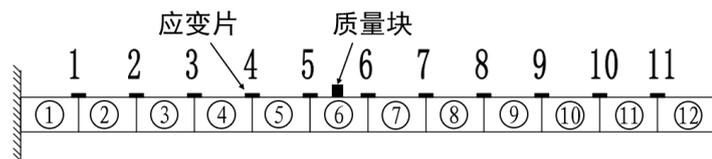


Figure 5. Arrangement of strain gauges and structural division

图 5. 应变片布置及结构划分

结构发生损伤时, 其刚度会发生变化。为了进行多次可重复试验, 本文采用了附加质量的方法来模拟结构损伤, 通过在不同单元的中心粘贴不同质量的质量块, 模拟不同程度的损伤形式, 具体示意见图 5。

为了避免识别得到的模态参数具有偶然性, 对每个工况至少进行 3 次采样, 并取识别得到的模态参数的平均值。首先, 采集健康状态下的应变响应, 然后采集不同损伤工况下的应变响应。提取前三阶模态参数, 并根据不同的损伤指标构建特征向量, 最后使用支持向量机分类算法(C-SVC)对梁进行损伤定位识别。图 6 展示了在健康状态下某次锤击中采集到的动态应变信号。

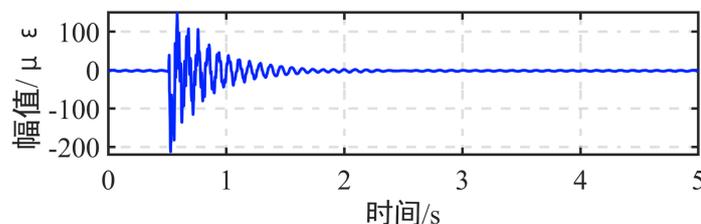


Figure 6. Dynamic strain response signal

图 6. 动态应变响应信号

4.2. 特征向量和训练集构建

4.2.1. 特征向量构建

采用第一节介绍的 4 种基于模态柔度损伤指标构建特征向量。高阶模态对柔度矩阵贡献很少, 所以

本文采用前 3 阶应变模态计算柔度矩阵进行损伤识别。

(1) 应变模态柔度差

$$x_i = \left\{ \overbrace{\text{DMF}_1, \text{DMF}_2, \dots, \text{DMF}_{11}}^{11 \text{ 个特征值}} \right\} \quad (10)$$

式中, x_i 为各个损伤工况下的特征向量, 其中包含 11 个特征值, DMF_n 为第 n 节点处的应变模态柔度差。

(2) 应变模态柔度改变率

$$x_i = \left\{ \overbrace{\text{MFI}_1, \text{MFI}_2, \dots, \text{MFI}_{11}}^{11 \text{ 个特征值}} \right\} \quad (11)$$

式中, x_i 为各个损伤工况下的特征向量, 其中包含 11 个特征值, MFI_n 为第 n 节点处的应变模态柔度改变率。

(3) 应变模态柔度曲率差

$$x_i = \left\{ \overbrace{\text{DMFC}_1, \text{DMFC}_2, \dots, \text{DMFC}_{11}}^{11 \text{ 个特征值}} \right\} \quad (12)$$

式中, x_i 为各个损伤工况下的特征向量, 其中包含 11 个特征值, DMFC_n 为第 n 节点处的应变模态柔度曲率差。

(4) 基于向量 UU 曲率的损伤指标

$$x_i = \left\{ \overbrace{\text{DI}_1, \text{DI}_2, \dots, \text{DI}_{11}}^{11 \text{ 个特征值}} \right\} \quad (13)$$

式中, x_i 为各个损伤工况下的特征向量, 其中包含 11 个特征值, DI_n 为第 n 节点处的向量 UU 曲率的损伤指标。

4.2.2. 样本集构建

为了研究低损伤和高损伤时各个单元的损伤位置识别效果, 我们将数据集划分为 70% 用于训练, 30% 用于测试。我们选择了损伤程度分别为 1.8 g、5.4 g、7.2 g、9 g、12.6 g、14.4 g、18 g 时的特征向量作为训练样本, 而损伤程度为 3.6 g、10.8 g、16.2 g 时的特征向量则作为测试样本。

在基于模态柔度的四种损伤识别指标中, 我们选用了所有单元作为训练集和测试集, 进行损伤位置识别的研究。训练样本共有 84 种(12 个单元 \times 7 种损伤程度)工况, 相应的训练样本工况及标签如表 1 所示; 而测试样本共有 36 种(12 个单元 \times 3 种损伤程度)工况, 相应的测试样本工况及标签如表 2 所示。

4.3. 基于模态柔度和 SVM 的损伤识别结果

为了找到更好的模型并保证识别精度, 本文采用 5 折交叉验证来寻找最佳的参数组合 C 和 g , 各损伤指标模型的最佳参数组合结果如表 3 所示。从表 3 可以看出, 各指标的准确率均在 89% 以上, 可用于构建支持向量机分类模型。

Table 1. Working conditions and labels of training sample**表 1.** 训练样本工况及标签

工况	单元	损伤程度	标签
1	1	1.8 g	1
2	1	5.4 g	1
...
38	6	7.2 g	6
39	6	9 g	6
...
83	12	14.4 g	12
84	12	18 g	12

Table 2. Operating conditions and labels of testing sample**表 2.** 测试样本工况及标签

工况	单元	损伤程度	标签
1	1	3.6 g	1
2	1	10.8 g	1
...
13	5	3.6 g	5
14	5	10.8 g	5
...
35	12	10.8 g	12
36	12	16.2 g	12

Table 3. Optimal parameter selection for cross-validation based on four damage indicators**表 3.** 基于四种损伤指标的交叉验证最佳参数选择

损伤指标	惩罚参数 C	Gamma 值 g	准确率/%
DMF	4	0.5	89.2857
MFI	4	1	92.8571
DMFC	128	0.5	89.2857
DI	64	1	90.4762

由于高斯核函数(RBF)构造简单、参数少且在相对小的数据集上表现得相当鲁棒,因此本文采用高斯核函数(RBF)来构造支持向量机分类模型。

使用表 3 中得到的最佳参数组合(C 与 g)对整个训练样本集进行训练,生成支持向量机分类模型。然后,使用得到的支持向量机分类模型对测试样本集进行测试。损伤位置的识别结果见图 7~10,误判单元

详见表 4。同时,采用机器学习中常见的评价指标,包括准确率、精确度、召回率和 F1 值,以得到模型的性能结果,具体见表 5。

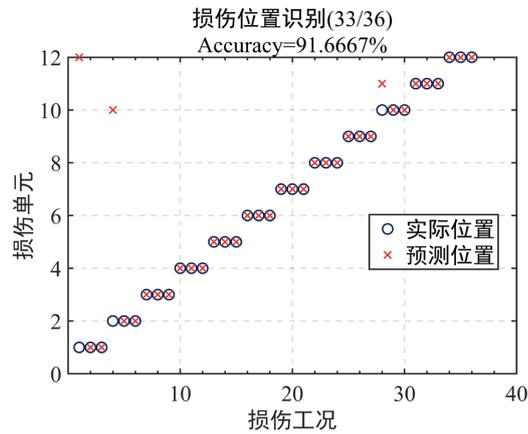


Figure 7. Identification of damage locations for the DMF indicators
图 7. DMF 指标损伤位置识别

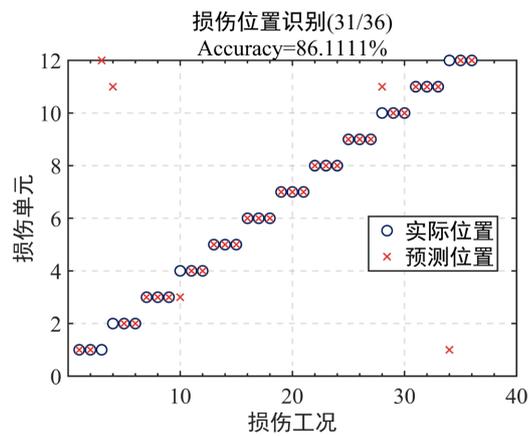


Figure 8. Identification of damage locations for the MFI indicators
图 8. MFI 指标损伤位置识别

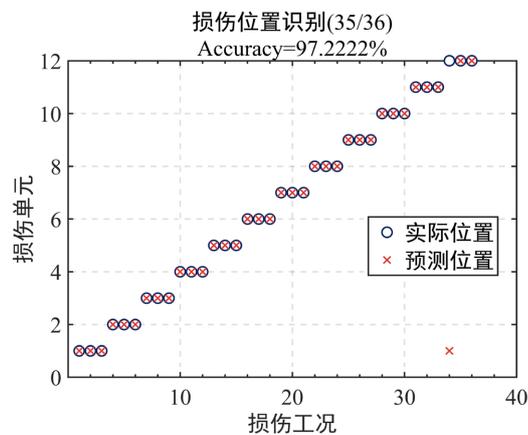


Figure 9. Identification of damage locations for the DMFC indicators
图 9. DMFC 指标损伤位置识别

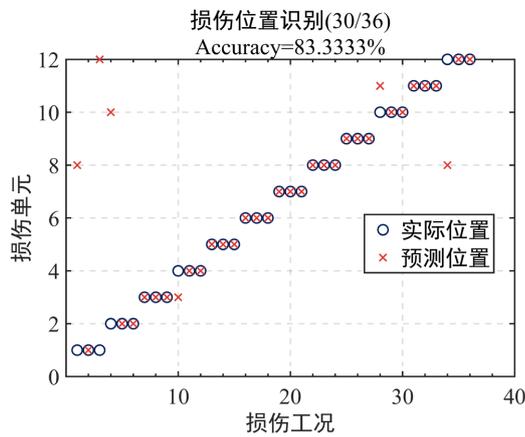


Figure 10. Identification of damage locations for the DI indicators
图 10. DI 指标损伤位置识别

Table 4. Misjudgment units for various injury indicators
表 4. 各损伤指标误判单元

损伤指标	实际损伤位置	预测损伤位置	损伤程度
DMF	1/2/10	12/10/11	3.6 g/3.6 g/3.6 g
MFI	1/2/4/10/12	12/11/3/11/1	16.2 g/3.6 g/3.6 g/3.6 g/3.6 g
DMFC	12	1	3.6 g
DI	1/1/2/4/10/12	8/12/10/3/11/8	3.6 g/16.2 g/3.6 g/3.6 g/3.6 g/3.6 g

通过观察图 7~10、表 4，可以得知 DMFC 指标在损伤识别方面表现优异，其准确率为 97.2222% (35/36)，只有一个工况定位错误；相比之下，DI 损伤指标的识别效果最差，有六个工况定位错误。发生损伤定位误判的单元大多位于靠近两端边界附近，因为两端边界处幅值小、信噪比低，所以中间单元的定位相对准确。不同损伤指标在低损伤工况下发生误判的情况较为普遍，而在高损伤工况下的定位效果较为良好。

由图 7~10、表 4 可知，DMFC 指标的识别的效果优于其他三个损伤指标，DMFC 准确率为 97.2222% (35/36)，只有一个工况定位错误；识别效果最差的为 DI 损伤指标，有六个工况定位错误。损伤定位发生误判的单元大多发生在靠近两端边界附近，中间单元的定位准确。各损伤指标发生损伤误判的情况大多都发生在低损伤工况，高损伤工况的定位效果较好。

Table 5. Model performance of various damage indicators
表 5. 各损伤指标的模型性能

损伤指标	SVM 评价指标			
	准确率	精确度	召回率	F1 分数
DMF	0.9167	0.9306	0.9167	0.9151
MFI	0.8611	0.8903	0.8611	0.8617
DMFC	0.9722	0.9792	0.9722	0.9714
DI	0.8333	0.8694	0.8333	0.8248

从表 5 可以看出, 四种损伤指标的识别准确率均达到 83.33% 以上, 测试集模型表现出色, 具有一定的泛化能力。DMFC 特征向量构建的支持向量机分类模型在各 SVM 评价指标方面均优于其他损伤指标构建的模型, 说明其模型性能最为出色。

5. 结语

在不同工况下采集了动态应变信号, 通过随机子空间法识别模态参数, 并利用这些参数构建了基于应变模态柔度的四种损伤指标。这些指标被用作表征结构特征的特征向量。接着, 通过交叉验证选择了最佳的参数组合, 并通过支持向量机分类算法获取了损伤位置。最后, 对四种指标的模型性能进行了比较。结论如下:

(1) 基于应变模态柔度及其衍生损伤指标结合支持向量机的损伤定位方法, 在样本较少的情况下能有效识别两端固定梁的损伤。其中, 由应变模态柔度曲率差损伤指标构建的模型识别效果最佳, 具备一定的泛化能力和高识别精度。

(2) 该方法在试验中对低损伤的识别在两端靠近边界处存在轻微的误判, 但在高损伤的情况下识别效果较好。支持向量机评价指标显示, 由应变模态柔度曲率差损伤指标构建的模型识别精度最高, 为梁结构的损伤在线识别提供了有益的参考。

参考文献

- [1] 项长生, 李凌云, 周宇, 等. 基于模态曲率效用信息熵的梁结构损伤识别[J]. 振动与冲击, 2020, 39(17): 234-244.
- [2] Zar, A., Hussain, Z., Akbar, M., *et al.* (2024) Towards Vibration-Based Damage Detection of Civil Engineering Structures: Over-View, Challenges, and Future Prospects. *International Journal of Mechanics and Materials in Design*, **20**, 591-662.
- [3] 周正干, 孙广开. 先进超声检测技术的研究应用进展[J]. 机械工程学报, 2017, 53(22): 1-10.
- [4] 杨红娟, 杨正岩, 杨雷, 等. 碳纤维复合材料损伤的超声检测与成像方法研究进展[J]. 复合材料学报, 2023, 40(8): 4295-4317.
- [5] 邹云峰, 卢玄东, 阳劲松, 等. 基于应变模态响应重构的损伤识别方法[J]. 工程力学, 2022, 39(9): 225-233.
- [6] 缪炳荣, 刘俊利, 张盈, 等. 轨道车辆结构振动损伤识别技术综述[J]. 交通运输工程学报, 2021, 21(1): 338-357.
- [7] Cui, H., Peng, W., Xu, X. and Hong, M. (2019) A Damage Identification Method for a Thin Plate Structure Based on PVDF Sensors and Strain Mode. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part C: Journal of Mechanical Engineering Science*, **233**, 4881-4895. <https://doi.org/10.1177/0954406219838579>
- [8] 孙艳丽, 杨娜, 张正涛, 等. 基于核主元分析和支持向量机的结构损伤识别研究[J]. 应用基础与工程科学学报, 2018, 26(4): 888-900.
- [9] 张汝学, 郑永来, 韩雨莘, 等. 基于模态柔度的高桩码头损伤识别方法研究[J]. 施工技术(中英文), 2023, 52(21): 26-32.
- [10] 安平和平, 郭晓光. 基于支持向量机的梁桥多位置损伤识别研究[J]. 铁道科学与工程学报, 2019, 16(5): 1231-1236.
- [11] Lei, J., Cui, Y. and Shi, W. (2022) Structural Damage Identification Method Based on Vibration Statistical Indicators and Support Vector Machine. *Advances in Structural Engineering*, **25**, 1310-1322. <https://doi.org/10.1177/13694332221073983>
- [12] Bisheh, H.B. and Amiri, G.G. (2023) Structural Damage Detection Based on Variational Mode Decomposition and Kernel PCA-Based Support Vector Machine. *Engineering Structures*, **278**, Article ID: 115565. <https://doi.org/10.1016/j.engstruct.2022.115565>
- [13] 卓德兵, 陶杰. 采用应变模态柔度曲率差识别结构损伤[J]. 吉首大学学报(自然科学版), 2014, 35(5): 37-42.
- [14] Drozdowska, M., Szafniski, M., Szafniska, A., *et al.* (2025) Efficacy of Modal Curvature Damage Detection in Various Pre-Damage Data Assumptions and Modal Identification Techniques. *Bulletin of the Polish Academy of Sciences: Technical Sciences*, **73**, e152217.
- [15] Sun, X., Ilanko, S., Mochida, Y. and Tighe, R.C. (2023) A Review on Vibration-Based Damage Detection Methods for

Civil Structures. *Vibration*, **6**, 843-875. <https://doi.org/10.3390/vibration6040051>

- [16] 刘方园, 王水花, 张煜东. 支持向量机模型与应用综述[J]. 计算机系统应用, 2018, 27(4): 1-9.
- [17] 梁礼明, 钟震, 陈召阳. 支持向量机核函数选择研究与仿真[J]. 计算机工程与科学, 2015, 37(6): 1135-1141.