

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2209432

基于VMD和AP聚类的结构损伤识别方法*

罗家豪 王大鹏

(1. 苏州科技大学土木工程学院 苏州 215011; 2. 江苏省结构工程重点实验室 苏州 215011)

摘要: 为了能够用少量无标签监测数据识别结构损伤状态,提出一种创新的损伤识别方法。首先将试验中各个长标距光纤布拉格(FBG)传感器测得的动态响应数据进行变分模态分解(VMD),提取分量信号(IMF)的时域特征和频域特征,通过Relief-F算法选择出各个传感器信号的敏感特征,组合成敏感特征集输入亲和传播(AP)聚类算法中进行损伤识别。本文采用两组不同的试验来验证方法的效果和鲁棒性,在两组试验中分别获得了100%和98.7%的损伤识别率,结果表明方法具有实际应用价值。

关键词: 变分模态分解;亲和传播聚类;特征选择;损伤识别

中图分类号: TP212.9;TP391 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.2040

Structural damage identification based on VMD and AP clustering

Luo Jiahao Wang Dapeng

(1. College of Civil Engineering, Suzhou University of Science and Technology, Suzhou 215011, China;

2. Key Laboratory of Jiangsu Province Structural Engineering, Suzhou 215011, China)

Abstract: In order to identify the structural damage status with a small amount of unlabeled monitoring data, an innovative damage identification method is proposed in this paper. Firstly, the dynamic response data measured by each long-gauge fiber Bragg grating sensor in the experiment is subjected to variational modal decomposition, and the time-domain and frequency-domain characteristics of each component signal are extracted. The sensitive features of each sensor signal are selected by Relief-F, combined into a sensitive feature set and input into the affinity propagation clustering for damage identification. Two different sets of experiments are used to verify the effectiveness and robustness of the method, and damage recognition rates of 100% and 98.7% are obtained in the two sets of experiments. The results show that the method has practical application value.

Keywords: variational modal decomposition; affinity propagation clustering; feature selection; damage identification

0 引言

结构在运营使用中,会逐渐出现不同程度的损耗,一旦出现损害事故,将会造成严重的损失。而传统的工程结构安全性与可使用性评估方法仍然依靠目视检查,效率存在一定的滞后^[1]。因此,结合计算机技术和先进传感器来提高损伤识别的效率具有必要性。

FBG传感器作为一种新型传感器,可以准确监测结构的动态响应数据,具有诸多优点,被广泛应用于结构的损伤识别和健康监测研究中^[2-4],本文结合FBG传感器监测数据进行损伤识别。基于振动的损伤识别方法发展已经成熟,适用于多种结构,如:叶杨等^[5]利用支持向量机(SVM)对直升机旋翼桨叶进行损伤定位;Li等^[6]提出了一种利用深度卷积神经网络(DCNN)识别索桥模型损伤状态的方

法;Yang等^[7]利用EMD算法分解振动信号,计算获得样本熵结合SVM实现对滚动轴承的诊断,韩宇等^[8]利用CNN和LSTM提取损伤特征对桥梁损伤工况识别。以上方法均采用有标签数据进行识别,实际工程中监测获得的数据往往是无标签数据。聚类算法是无监督学习的一种,可以对无标签数据进行挖掘、识别和分类。

近年来,人们开始在聚类算法方面投入了越来越多的精力来探索智能故障诊断等方面的创新方法,如:文献[9]运用小波包分解提取信号特征并结合AP聚类对滚动轴承实现诊断;文献[10]利用模糊软聚类实现对风电机组齿轮箱状态准确监测;文献[11]以样本熵为特征结合模糊聚类实现对滚动轴承的准确诊断;文献[12]则采用AP聚类算法改进免疫算法,有效提高了对航空发动机故障诊断的准

收稿日期:2022-03-28

* 基金项目:国家自然科学基金(51308369)项目资助

准确率。但这些方法通常运用于机械领域的损伤识别,鲜有应用于大型工程结构中。AP 聚类是由 Wei 等^[13]于 2007 年提出的聚类方法,具有自适应计算最终聚类类群数目、选择待聚类数据样本点作为聚类中心、对数据初始值不敏感、不要求初始相似度矩阵数据对称性的优点。基于以上优点,本文选用 AP 聚类算法来实现工程结构的损伤识别。

本文采用两组不同的试验分别对方法效果和鲁棒性进行验证,方法总体流程为首先将试验中各 FBG 传感器采集的动态响应信号数据归一化,然后导入 VMD 模型分解,挖掘信号的深层信息,并更准确的反映故障特征^[14],提取各传感器分解后得到的分量信号的时域和频域特征组成初始特征集。利用 Relief-F 算法自初始特征集选择出各个分量信号的敏感特征,最后组合成敏感特征集输入 AP 聚类算法模型中进行损伤识别。

1 相关原理

1.1 VMD 算法

为了提高聚类的准确度,本文采用 VMD 分解处理 FBG 传感器测得的振动响应。VMD 算法是 EMD 算法的改进,具有自确定模态分解个数、提高复杂度高和非线性强的时间序列平稳性的优点^[15]。VMD 本质上是一个受约束的变分问题,通过 VMD 可以很好地去噪声或异常值数据,且可以尽可能地保留不同损伤状态信号之间的差异^[16]。下给出 VMD 算法的 Lagrange 增广式:

$$L[\{\mu_k(t)\},\{\omega_k\},\lambda(t)] = \alpha \sum_{k=1}^K \|\partial_t[(\delta(t) + j/\pi t) \times \mu_k(t)]e^{-j\omega_k t}\|_2^2 + \|S(t) - \sum_{k=1}^K \mu_k(t)\|_2^2 + \langle \lambda(t), S(t) - \sum_{k=1}^K \mu_k(t) \rangle \quad (1)$$

式中: $\lambda(t)$ 为 Lagrange 乘子, $\mu_k(t)$ 为分解后的各分量信号, ω_k 为各分量信号的中心频率, $S(t)$ 为原信号, α 为惩罚因子, K 为分解层数, α 和 K 为自己设定的算法参数。分量信号 $\mu_k(t)$ 和分量信号的中心频率 ω_k 的更新公式如下:

$$\hat{\mu}_k^{n+1}(\omega) = \frac{\hat{f}(\omega) - \sum_{i \neq k} \hat{\mu}_i(\omega) + \hat{\lambda}(\omega)/2}{1 + 2\alpha(\omega - \omega_k)^2} \quad (2)$$

$$\omega_k^{n+1} = \frac{\int_0^\infty \omega |\hat{\mu}_k(\omega)|^2}{\int_0^\infty |\hat{\mu}_k(\omega)|^2} \quad (3)$$

VMD 算法的具体计算方式可参考文献^[17], VMD 算法的分解层数的 K 选定,将直接影响算法的实际效果^[18],本文通过不断试验调试确定两次试验中 K 的值分别为 3 和 5。

1.2 Relief-F 算法

Relief-F 算法是以 Relief 算法为基础的进阶,可以对不同种类的特征进行评价并给出特征权重得分。其核心思想为:一个特征的权重得分的高低,取决于该特征能否使同类特征距离近。算法详情可参考文献^[19]。

1.3 AP 聚类算法

AP 聚类算法使用已有的待聚类数据作为聚类中心的候选项,通过计算样本点之间的相似程度进行聚类,采用欧氏距离作为样本点之间的相似度测量,通过最大化样本与最近的聚类中心的相似度之和来找到聚类中心。相似度的计算方式为:

$$S(i, j) = -\|x_i - x_j\|^2 \quad (4)$$

AP 聚类算法中的重要参数有各样本点被选为聚类中心的偏好度 P (一般设为相似矩阵的均值)、阻尼因子 lam (通常设置范围为 0.5~0.9 之间,作用是为了避免迭代过程中发生震荡,平衡前后两次迭代中的可信度和可用度)、可信度 R 和可用度 A ^[20]。当第 k 个点满足下式,则成为聚类中心。

$$R(k, k) + A(k, k) > 0 \quad (5)$$

其中, R 为可信度, A 为可用度。可信度 R 和可用度 A 的更新公式给出如下:

$$R(i, k) = (1 - lam) \cdot R(i, k) + lam \cdot R(i - 1, k) \quad (6)$$

$$A(i, k) = (1 - lam) \cdot A(i, k) + lam \cdot A(i - 1, k) \quad (7)$$

式中: $R(i - 1, k)$ 和 $R(i, k)$ 分别为更新前后的可信度; $A(i - 1, k)$ 和 $A(i, k)$ 分别为更新前后的可用度。

2 混凝土 T 梁试验

2.1 试验方案设计

试验采用一根计算长度为 4 m、高为 0.4 m 的混凝土简支 T 型梁,16 个 FBG 传感器事先安置于钢筋混凝土梁内。梁的上下部各安装了 8 个 FBG 传感器,此外 6 个加速度传感器安置于梁的顶部。试验分三级损伤程度以还原结构受到外力作用后出现不同程度的损伤,分别是:state 1,无损状态;state 2,轻微损伤,在静力试验过程中产生少量裂缝;state 3,严重损伤,在弯曲和扭转作用下发生破坏,梁体出现大量裂缝。试验激振设备如图 1 所示。

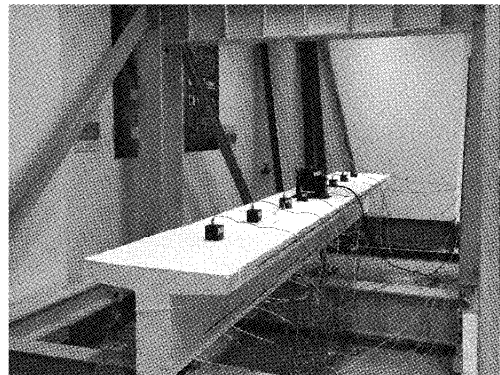


图 1 混凝土梁试验

传感器采集动态响应信号后,信号数据处理方法总体流程如图 2 所示。

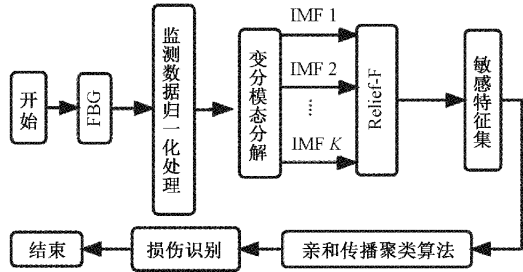


图2 方法流程

2.2 信号处理

试验中,16个FBG传感器同时进行信号采集,信号采集样本为 $16 \times N$ 的矩阵,每个传感器的振动信号的采样频率为250 Hz,试验样本采样长度为3 000,每种状态都采集50个信号样本,样本总数为150个。下文中以1号传感器的信号数据为例。图3为FBG传感器测得的原始振动数据归一化后的信号图,图中原始信号杂乱无章,无法准确判别结构损伤状态,因此借助VMD分解原始振动信号。

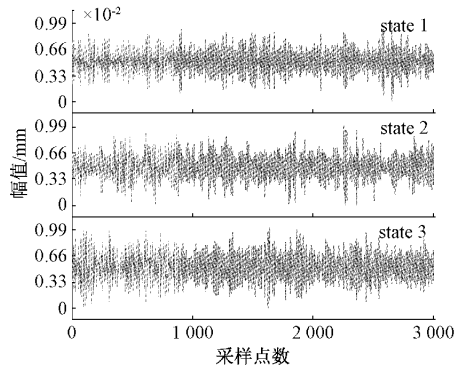


图3 原始信号图

该试验中VMD算法参数,通过多次试验调试后选定分解层数 $K = 3$ 。分解后3种状态的分量信号图如图4所示。

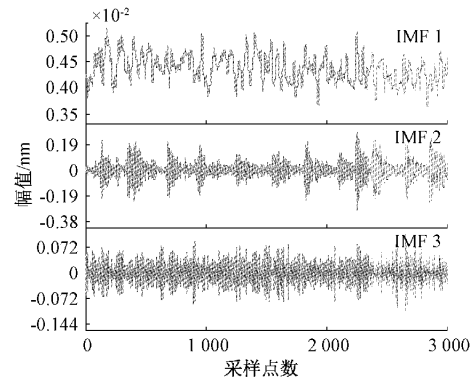
2.3 Relief-F 特征选择

经由VMD分解后得到的各个分量信号IMF可以更好的反应故障特征,每一个由原信号分解获得的IMF都有可能蕴含着损伤的特征信息^[21],因此本文对分解得到的3个IMF信号按照表1的原始特征集进行特征提取得到 3×14 的42维的初始特征矩阵。

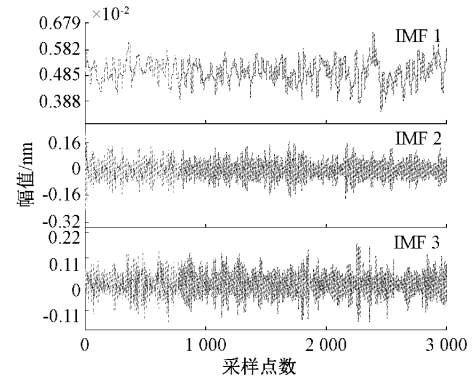
将初始特征矩阵输入到Relief-F模型中,计算得到各个特征权重如图5所示,选择特征权重图中权重最突出(标记加深)的特征组成敏感特征子集。

2.4 损伤识别

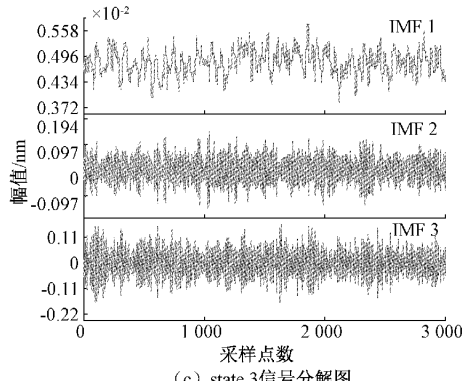
其余15个FBG传感器,按照1号传感器的特征提取方式提取敏感特征子集,共同组成最终输入AP聚类模型的敏感特征集。将计算得到的敏感特征集输入到AP聚类模型中,得到最终的聚类结果,聚类效果图如图6所示。



(a) state 1信号分解图



(b) state 2信号分解图



(c) state 3信号分解图

图4 各损伤状态信号VMD分解图

表1 各传感器的初始特征集

序号	特征	序号	特征
1	均值	8	峰值因子
2	峰峰值	9	脉冲因子
3	标准差	10	裕度因子
4	峭度	11	中心频率
5	偏度	12	均方频率
6	频率均方根	13	均方根频率
7	波形因子	14	频率标准差

结果显示聚类错误样本数为0,准确率为100%。本文提出的基于FBG传感器和AP聚类算法的损伤识别方法,准确的识别出混凝土T梁试验中设置3种损伤状态。

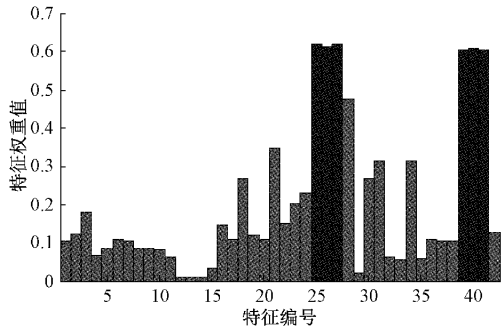


图 5 特征权重图

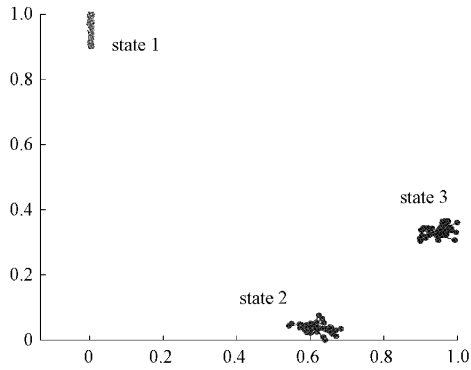


图 6 聚类效果图

3 工字钢梁试验

该实验中,缩小各个损伤状态之间的差别,提高了识别难度,对本文所提出的方法的鲁棒性进行验证,并与传统加速度传感器进行效果比较。16 个 FBG 传感器安装在 3.5 m 的工字钢梁的两个底部法兰上,10 个在一边以 30 cm 间隔安装,6 个在另一边以 50 cm 间距,此外 6 个加速度传感器布置于梁的顶部,试验装置及简化试验示意图分别如图 7 和 8 所示。该试验中,钢梁被分为 5 个单元,钢梁的损伤裂纹逐渐增加,分为 5 个状态进行识别:state 1,无损状态;state 2,三号单元上出现了一道裂缝;state 3,在 state 2 的基础上,在三号单元再增加一道裂缝,此时共两道

裂缝;state 4,三号单元两个裂缝,增加四号单元一道裂缝;state 5,在上述基础上,在五号单元增加一道裂缝。加速度计和 FBG 传感器信号的采集与混凝土 T 梁试验一致,五种损伤状态的原始振动信号样本各取 30 个,样本长度仍为 3 000,样本总数为 150 个。

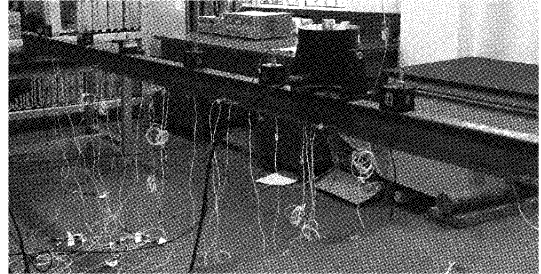


图 7 工字钢梁试验装置图

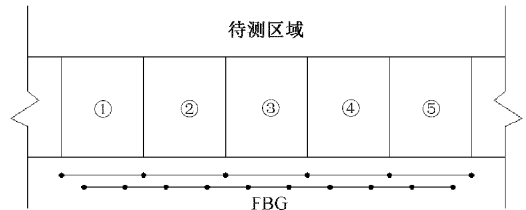
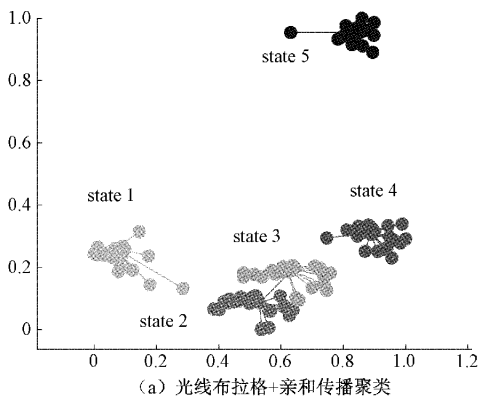


图 8 工字钢梁试验示意图

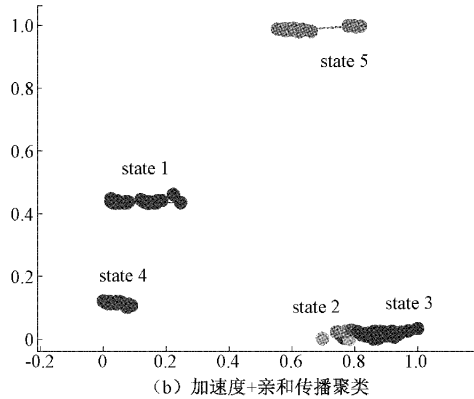
工字钢梁试验中,变分模态分解 (variational mode decomposition, VMD) 的参数分解层数 K 的值经多次试验调试设置为 5,按照表 1 提取相应特征,其余算法运算过程与混凝土 T 梁试验一致,加速度传感器的数据处理亦与本次试验中的 FBG 传感器一致,由于篇幅有限,不做赘述,下给出 FBG 传感器监测数据和传统加速度计监测数据的识别效果对比,如表 2 与图 9 所示。

表 2 不同传感器识别效果

传感器	聚类群数	错误样本数	精确度/%
FBG+AP	5	2	98.7
加速度+AP	34	29	80.7



(a) 光线布拉格+亲和传播聚类



(b) 加速度+亲和传播聚类

图 9 聚类效果图

观察图9,可以发现由于缩小了不同损伤状态之间的差距,尤其state 2与state 3为同一单元发生的损伤,不同状态聚类簇群之间的距离较混凝土T梁试验中要小,但FBG传感器的监测数据结合AP聚类的方法,仍然保持了98.7%的良好损伤识别准确率,而结合传统加速度传感器的监测数据尽管识别出几种损伤状态,但在识别state 2与state 3这两个相近的损伤状态的时候出现了极高的错误率。

4 结 论

为了提高结构健康监测过程中损伤识别的效率与准确率,本文提出基于VMD和AP聚类的损伤识别方法,相较于传统的CNN与SVM的识别方式,该方法利用试验获得的少量无标签数据即可对各类损伤状态准确识别。通过对混凝土T梁和工字钢梁的试验研究表明:FBG传感器比传统传感器更为稳定和灵敏,信号处理后更好的保留了损伤特征。基于VMD和AP聚类的损伤识别方法即使在各损伤状态相近的困难条件,依然有着良好的识别准确率,进而证明了本方法的鲁棒性以及结构损伤识别应用中的巨大潜力。试验中,各级损伤状态是已知的,但在实际工程中,我们通常仅拥有无损状况下的数据,当损伤程度未知的时候,如何利用算法自适应地识别并定量,可作为下一步研究方向。

参考文献

- [1] ZHANG W D, WANG D P. Damage identification using deep learning and long-gauge fiber Bragg grating sensors [J]. *Applied Optics*, 2020, 59 (33): 10532-10540.
- [2] 梁家伟, 赵党军, 翟雯婧. 基于FBG应变传感网络的梁结构振动参数辨识[J]. *电子测量技术*, 2020, 43(9): 155-160.
- [3] 田石柱, 温科, 王大鹏. 基于长标距FBG传感器宏应变技术的损伤识别研究[J]. *激光与光电子学进展*, 2014, 51(1): 74-79.
- [4] 白生宝, 肖迎春, 黄博, 等. 基于FBG传感器的冲击损伤定位[J]. *振动、测试与诊断*, 2011, 31(4): 479-483.
- [5] 叶杨, 徐志伟, 陈仁文, 等. 基于KPCA和SVM的直升机旋翼桨叶损伤源定位[J]. *电子测量与仪器学报*, 2020, 34(4): 118-123.
- [6] LI S, SUN L Z. Detectability of bridge-structural damage based on fiber-optic sensing through deep-convolutional neural networks[J]. *Journal of Bridge Engineering*, 2020, 25 (4), DOI: 10.1061/(ASCE)BE.1943-5592.0001531.
- [7] YANG Y, YU D J, CHENG J S. A fault diagnosis approach for roller bearing based on IMF envelope spectrum and SVM[J]. *Measurement*, 2007, 40(9): 943-950.
- [8] 韩宇, 李剑, 马慧宇, 等. 基于CNN-LSTM的桥梁结构损伤诊断方法[J]. *国外电子测量技术*, 2021, 40(7): 1-6.
- [9] HUANG H Z, XU F, JIANG Z S. The fault diagnosis of rolling bearings based on wavelet packet entropy and affinity propagation clustering [J]. *Journal of Physics: Conference Series*, 2019 (3), DOI: 10.1088/1742-6596/1345/3/032073.
- [10] 王梓齐, 刘长良, 刘帅. 基于集成NSET和模糊软聚类的风电机组齿轮箱状态监测[J]. *仪器仪表学报*, 2019, 40(7): 138-146.
- [11] 孟宗, 王亚超, 王晓燕. 基于DLMD样本熵和模糊聚类的滚动轴承故障诊断[J]. *中国机械工程*, 2014, 25(19): 2634-2641.
- [12] 曹愈远, 张博文, 李艳军. AP聚类改进免疫算法用于航空发动机故障诊断[J]. *航空动力学报*, 2019, 34(8): 1795-1804.
- [13] WEI Z X, WANG Y X, HE S L, et al. A novel intelligent method for bearing fault diagnosis based on affinity propagation clustering and adaptive feature selection[J]. *Knowledge-Based Systems*, 2017, 116: 1-12.
- [14] 赵昕海, 张术臣, 李志深, 等. 基于VMD的故障特征信号提取方法[J]. *振动、测试与诊断*, 2018, 38(1): 11-19, 202.
- [15] 许爱华, 闫俊泉, 伍旭灿, 等. 基于VMD和MP算法的旋转机械故障特征提取[J]. *国外电子测量技术*, 2017, 36(8): 11-17.
- [16] WANG Y X, WEI Z X, YANG J W. Feature trend extraction and adaptive density peaks search for intelligent fault diagnosis of machines [J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2018, 15(1): 105-115.
- [17] 李帅永, 毛维培, 程振华, 等. 基于VMD和K-SVD字典学习的供水管道泄漏振动信号压缩感知方法[J]. *仪器仪表学报*, 2020, 41(3): 49-60.
- [18] 张勇, 刘洁, 路敬祎, 等. 基于VMD去噪及多尺度模糊熵的管道小泄漏研究[J]. *电子测量技术*, 2021, 44(22): 37-43.
- [19] HUANG L L, TANG J, SUN D D, et al. Feature selection algorithm based on multi-label Relief-F[J]. *Journal of Computer Applications*, 2012, 32 (10): 2888-2890.
- [20] 许凡, 方彦军, 孔政敏. 基于EEMD的样本熵的滚动轴承AP聚类故障诊断[J]. *仪表技术与传感器*, 2017(6): 129-135.
- [21] WU J W, LI Y N, LIU S Y, et al. Identification and location of ship pipeline leakage based on VMD[J]. *Vibroengineering Procedia*, 2019, 28: 35-39.

作者简介

罗家豪, 硕士研究生, 主要研究方向为桥梁健康监测。

E-mail: 1797141819@qq.com

王大鹏(通信作者), 博士, 副教授, 主要研究方向为桥梁健康监测与结构抗震。

E-mail: wangdapeng@usts.edu.cn