

文章编号:1001-4888(2022)03-0369-09

基于朴素贝叶斯分类器的多螺栓预紧状态识别^{*}

张俊树¹, 李丹¹, 任伟新²

(1. 合肥工业大学 土木与水利工程学院, 安徽合肥 230009;

2. 深圳大学 土木与交通工程学院 滨海城市韧性基础设施教育部重点实验室(筹), 广东深圳 518060)

摘要: 螺栓是机械和土木工程等领域广泛应用的连接件, 利用振动声调制(VAM)技术可检测钢结构连接节点的螺栓松动, 但现有的相关研究多针对单螺栓连接结构, 无法应用于多螺栓结构。针对多螺栓连接结构, 本文以梁间的螺栓拼接板为研究对象, 采用 VAM 实验进行特征提取, 提出了基于朴素贝叶斯分类器(NBC)的多螺栓预紧状态识别方法。相比于传统的 VAM, 该方法的高频激励采用线性调频信号, 避免了选频的困扰。通过小波变换处理 VAM 信号, 将不同尺度下小波系数的信息熵和均方根(RMS)作为状态指标, 进而找到对调制作用敏感的频段, 训练 NBC; 多螺栓连接不同预紧状态的实验验证了方法的可行性与有效性。实验结果表明, NBC 能有效识别多螺栓预紧状态, 且本文所提出的状态指标具有良好的鲁棒性。

关键词: 振动声调制(VAM); 多螺栓结构; 朴素贝叶斯分类器(NBC); 信息熵; 均方根(RMS)

中图分类号: TB523; U24 **文献标识码:** A **DOI:** 10.7520/1001-4888-21-201

0 引言

钢结构是现代结构的主要形式, 具有材料强度高、塑性好、材质均匀、密封性能好、低碳、节能、绿色环保等特征, 适宜工厂大批量生产, 工业化程度高, 符合现代结构装配式、产业化和可持续发展的要求, 被广泛应用在大跨桥梁、大型厂房、超高层、输电塔架以及海洋平台等领域。钢结构的连接方式主要有栓(铆)接和焊接, 早期的钢结构节点大都采用铆接的方式, 20 世纪 60 年代我国在成昆铁路钢桥上实践了栓焊的连接方法。随着高强度螺栓的发展, 螺栓连接被越来越广泛地应用于钢桥的装配过程中, 以京沪高铁跨长江的南京大胜关长江大桥为例, 全桥采用了 200 万套高强螺栓^[1]。

螺栓连接节点是钢结构的关键部位, 节点的受力性能将直接影响整体结构的承载能力、安全性和耐久性。连接螺栓作为钢结构主要传力构件, 在结构中受力复杂, 影响高强度螺栓连接受力性能的因素很多, 例如抗滑移系数、高强度螺栓预拉力值、高强度螺栓等级、螺栓直径、钢板厚度以及强度等级等。其中, 螺栓的预紧力损失会降低结构的承载能力, 直接影响结构的可靠性, 且不易被发觉, 因此需要对螺栓连接结构状态进行检测和监测, 从而保证结构的完整性、安全性和功能性。

目前关于螺栓连接的损伤检测一般采用无损检测的方法, 主要可以分为振动法^[2]、机电阻抗法^[3,4]、声发射法^[5,6]和超声法^[7]等。然而, 振动法严重依赖输入的激励, 不同的输入会显著影响振动响应, 降低损伤检测的准确性; 机电阻抗法易受温度条件影响, 且成本高; 声发射法需要专用设备, 成本高且受环境噪声影响显著, 鲁棒性差; 超声法鲁棒性强、成本低且易于操作, 但需要传感器数量多, 对螺栓早期松动

^{*} 收稿日期: 2021-09-02; 修回日期: 2021-10-13

基金项目: 国家自然科学基金(51778204, 51708164); 深圳市科创委项目(KQTD20180412181337494, ZDSYS20201020162400001)

通信作者: 任伟新(1960-), 男, 博士, 长江学者特聘教授, 主要从事结构健康监测、结构稳定与振动研究。Email: renwx@szu.edu.cn

不敏感。近年来,有研究表明^[8-10],超声波的非线性特征对结构损伤具有鲁棒性,且十分敏感,国内外学者利用该特性开发出了多种非线性超声检测技术^[11-13],其中,声波调制技术最受关注,一般可分为冲击调制(Impact Modulation, IM)^[14,15]和振动声调制(Vibro-acoustic Modulation, VAM)^[16-18]。

现有的研究虽已成功应用于螺栓松动的检测,但大多是针对单螺栓的研究,而大型结构的螺栓连接多采用螺栓组的形式。多螺栓状态识别面临着很多问题:没有易分辨的状态指标、不能准确判断松动螺栓位置、很难识别螺栓松动程度等。其主要原因在于,大多数研究中,状态指标仅为少量的数据点,包含信息量有限;若将一系列数据作为状态指标,则人眼很难准确分辨。机器学习能够有效解决状态指标识别的问题,实现自动分类,为多螺栓状态识别提供了可能。

朴素贝叶斯分类器(Naive Bayes Classifier, NBC)以贝叶斯定理为理论基础,基于概率推理的方法,经常被用于分类的问题,是优秀的分类器之一^[19]。NBC在处理具有不同属性特征的数据集时,能保持稳定的分类性能,不用考虑各个特征间的关联,模型结构简单,需要顾及的参数也相对较少。NBC因具有训练模型快、分类性能稳定等优点,受到广泛关注^[20,21],已被成功应用于机器故障的诊断和疾病的判别中。为解决多螺栓状态识别问题,本文将NBC引入VAM中,对多螺栓松弛的各种工况进行分类,提出了一种基于NBC的多螺栓预紧状态识别方法,通过小波变换处理VAM信号得到小波系数,再计算各尺度下小波系数的信息熵和RMS,将其作为状态指标,对比了两种状态指标的性能,并用其训练NBC,建立分类模型,实现多螺栓预紧状态识别。

1 朴素贝叶斯分类和状态指标

1.1 朴素贝叶斯分类

朴素贝叶斯是基于贝叶斯定理的分类算法,旨在利用概率表示各种状态的可能性。通过统计得到各种状态在不同特征下的先验概率和条件概率,再计算给定样本在各种状态下的后验概率,将最大后验概率对应的类别判定为样本所属的类别。具体步骤如下:

(1) 每个数据特征用一个 n 维特征向量 $\mathbf{X} = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ 表示,样本数据中共有 m 种不同状态,表示为集合 $\mathbf{Y} = \{y_1, y_2, \dots, y_m\}$ 。

(2) 根据训练样本计算得到先验概率,即每种状态的概率 $P(y_i) = N_i/N$,其中 N_i 为训练数据中属于状态 y_i 的样本数量, N 为训练数据的样本总数。

(3) 由训练样本估计条件概率。若特征向量中的样本点 $x_k (k=1, 2, \dots, n)$ 是离散的,则

$$P(x_k | y_i) = N_{x_k} / N_i \quad (1)$$

式中: N_{x_k} 为状态 y_i 样本中值为 x_k 的样本数量;若 x_k 是连续的,则

$$P(x_k | y_i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_i} e^{-\frac{(x_k - \mu_i)^2}{2\sigma_i^2}} \quad (2)$$

式中: μ_i 为状态 y_i 的样本期望; σ_i 为状态 y_i 的样本方差。

(4) 根据贝叶斯定理计算后验概率:

$$P(X | y_i) = \prod_{k=1}^n P(x_k | y_i) \quad (3)$$

将测试样本代入式(3),得到样本为各状态的概率,取最大概率对应的状态即为该测试样本的状态。

1.2 状态指标

熵反映了信号的复杂程度,常用于表征信号包含的信息量。常用的熵有近似熵^[22]、样本熵^[23]、模糊熵^[24]、信息熵^[25]、排列熵^[26]等。近似熵是Pincus^[22]于1995年提出的用于衡量时间序列复杂度的算法;样本熵在近似熵的基础上进行了改进,不受时间序列长度的影响,提高了变化的灵敏度,但计算过程中必须与一个模板匹配;针对样本熵的不足,模糊熵引入一种模糊隶属度函数,从而得到广泛的应用;信息熵常用于信息量化度量,排列熵则用于评估信号中含有的随机噪声。为保证输出线性调频信号的精度,更多地包含范围内的频率,实验信号的样本点较多,处理接收信号时,近似熵、样本熵和模糊熵计算量过大,信息熵的计算方法较为合适,记为 En ,公式如下:

$$E_n = - \sum_{i=1}^n p_i \log p_i \quad (4)$$

式中： n 是样本点数； p_i 为序列中第 i 个样本点对应的值在序列中出现的概率。

在无损检测领域,统计学指标 RMS 应用广泛,经常被作为损伤指标。由于振动的能量与振幅的平方成正比,由式(5)可知,RMS 代表着某种具有物理意义的振幅,同时反映了能量的特征。现有研究表明^[27,28],利用 VAM 进行实验时,结构损伤处会产生温度变化,导致能量耗散。因此,RMS 作为能量特征,同样能反映 VAM 的信号特征。公式如下:

$$\text{RMS} = \sqrt{\frac{x_1^2 + x_2^2 + \dots + x_n^2}{n}} \quad (5)$$

式中： (x_1, x_2, \dots, x_n) 是序列幅值； n 是样本点数。

2 基于朴素贝叶斯分类器的多螺栓状态识别方法

VAM 是一种缺陷敏感的无损检测方法,通过向被测试件同时输入低频振动和低频信号,两种激励在螺栓松动处发生调制作用,使接收到的信号包含调制信息。当螺栓紧固时,接收到的信号为两激励的线性叠加;若螺栓松动,则结构将在连接处变为非线性系统,高频信号会发生幅值和相位调制,产生新的旁瓣调制波成分。

小波变换是一种可靠的信号处理方法,具有高精度、多尺度等优点,可以有效地处理非平稳信号。研究表明^[29-31],利用线性调频信号作为 VAM 的高频激励,接收到的信号中同样包含调制信息,可通过小波变换提取不同尺度下的小波系数,从各列小波系数中提取信号特征,多尺度分析,进而识别多螺栓状态。

系统的信息量具有非负性、连续性和可加性,常用信息熵衡量。线性调频信号的频率是随时间变化的,接收信号无法直观地表达某一频率或频段内的调制信息,利用信息熵则可以有效量化调制内容。信号处理过程中,各尺度下的小波系数,包含了该尺度范围内信号的信息,选择其信息熵作为状态指标,能避免特征的单一性,减少信息丢失。此外,采用线性调频信号作为高频激励,在接收的 VAM 信号中,对螺栓松动较为敏感的频段会包含大量调制信息,得到的信息熵序列一致性较好,且较为稳定,更适合作为状态指标;由于在调制作用的影响下,为表征调制信息,信号能量会在敏感频段较为集中,因此,可通过状态指标,找到调制作用最敏感的频段,提高模型分类的效率。基于朴素贝叶斯分类器的多螺栓状态识别方法流程图如图 1 所示。

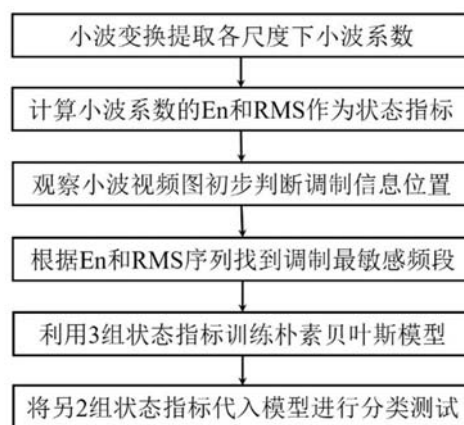


图 1 多螺栓状态识别流程

Fig. 1 Flowchart of multi-bolt identification method

3 实验验证及结果分析

3.1 实验过程

利用 VAM 对螺栓拼接板进行了实验。实验试件示意图如图 2 所示,拼接板尺寸为 $180\text{mm} \times 180\text{mm} \times 8\text{mm}$,芯板尺寸为 $240\text{mm} \times 190\text{mm} \times 8\text{mm}$,材质均为 Q235 钢。钢板通过 4 个 M20 螺栓连接(B1~B4)。由于接收传感器关于发生传感器对称,可能导致不同工况下接收的信号相同,因此将 3 个 PZT 传感器粘贴到如图 3(b)和(c)的位置(PZT1~PZT3):PZT1 为发生线性调频信号的传感器,与螺栓头同侧;PZT2 和 PZT3 为接收 VAM 信号的传感器,与螺母同侧。

实验过程中,将试件放置于两块海绵垫上,以减少边界条件和其他仪器工作振动等因素的影响。低频激励由激励器产生,作用于螺栓头面拼接板的中心位置,频率和电压分别为 1280Hz 和 7V ;高频激励由系统软件 LabVIEW 编程,通过 NI 数据采集仪传输至功率放大器,提高输出电压,再连接 PZT1 并作

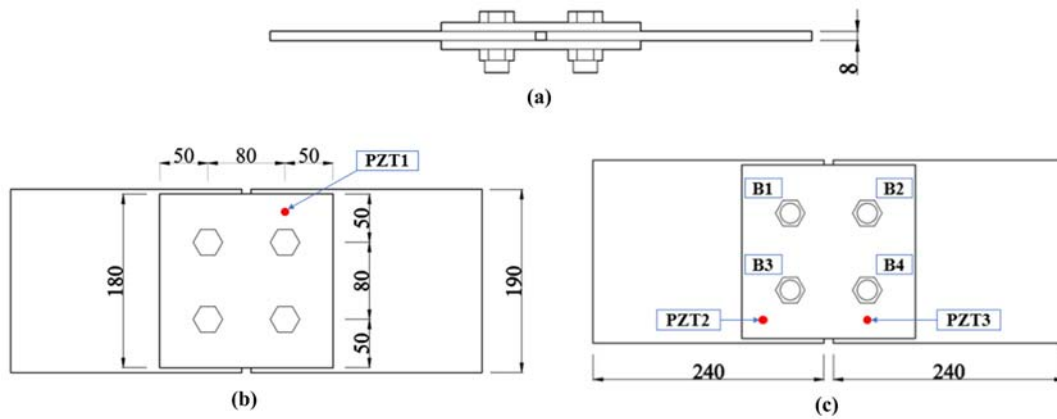


图2 螺栓拼接板试件示意图:(a)试件主视图;(b)发生传感器位置;(c)接收传感器位置

Fig. 2 Schematic of the bolted plate connection; (a) main view of the specimen;

(b) location of generating transducer; (c) locations of receiving transducers

用到试件上。其中,高频激励的频率从 100kHz 开始,1s 后线性提高到 150kHz,放大后的电压为 600V。PZT2 和 PZT3 用于采集 VAM 信号,由 NI 数据采集仪传输至计算机进行数据处理。

螺栓分为两种状态:健康状态下,螺栓以 $70\text{N}\cdot\text{m}$ 的扭矩紧固;松动状态下,扭矩为 $35\text{N}\cdot\text{m}$ 。共设置 8 种工况,各工况下的螺栓状态见表 1。每次实验通过 PZT2 和 PZT3 采集 2 个数据。8 种工况的 16 个数据为一组,完成后再进行下一组实验,共采集 5 组,合计 80 个数据,任选 3 组数据用于训练 NBC,2 组用于分类测试,训练样本和测试样本的比例为 3:2。每个数据采样时间为 1s,即 1 个线性调频周期。实验装置如图 3 所示。

表 1 多螺栓松动工况

Tab. 1 Scenario of multi-bolt looseness

工况编号	B1	B2	B3	B4
1	紧固	紧固	紧固	紧固
2	松动	紧固	紧固	紧固
3	松动	松动	紧固	紧固
4	松动	松动	松动	紧固
5	松动	松动	松动	松动
6	紧固	松动	紧固	紧固
7	紧固	紧固	松动	紧固
8	紧固	紧固	紧固	松动

3.2 结果与讨论

3.2.1 线性调频激励下的多螺栓松动检测结果

对实验采集的 VAM 信号进行小波变换,观察时频图发现,线性调频范围内,高频段幅值相对较高;VAM 信号的小波时频图中不仅有线性调频信号,还存在一些杂乱的其他信号,且各个工况下的时频图相似,无法通过观察有效地分辨。此外,将小波时频图的高频部分放大发现,线性调频信号两侧也存在旁瓣成分,这种旁瓣大多集中在线性调频信号高频段的两侧,并非所有频率均有这种现象,说明该频段对螺栓松弛更加敏感,包含调制信息较多,但传统方法很难直接提取有效的指标。图 4 为工况 8 下 PZT2 采集的 VAM 信号小波时频图。

3.2.2 小波系数的 E_n 和 RMS 分析

为减小改变工况过程中,微小移动或仪器误差等因素的影响,小波变换前,先对所有信号进行归一化处理。经过小波变换得到不同尺度下的小波系数,代入式(4)和式(5),提取线性调频信号频段对应尺

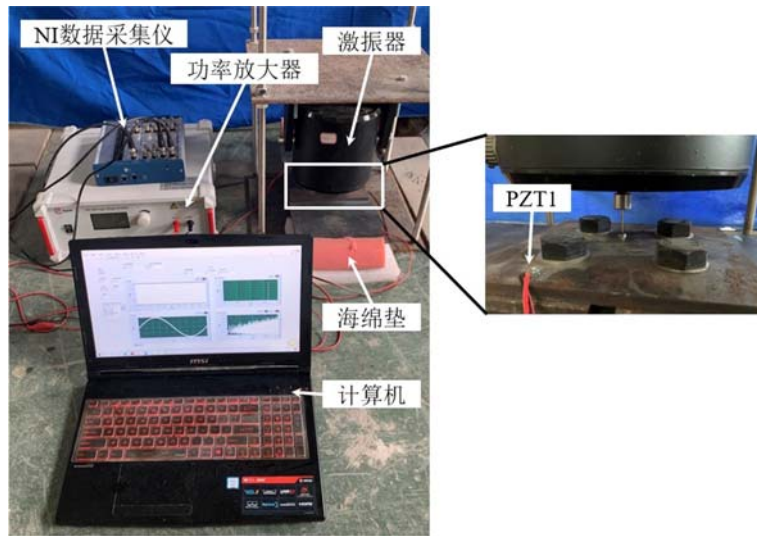


图 3 实验装置

Fig. 3 Experimental setups

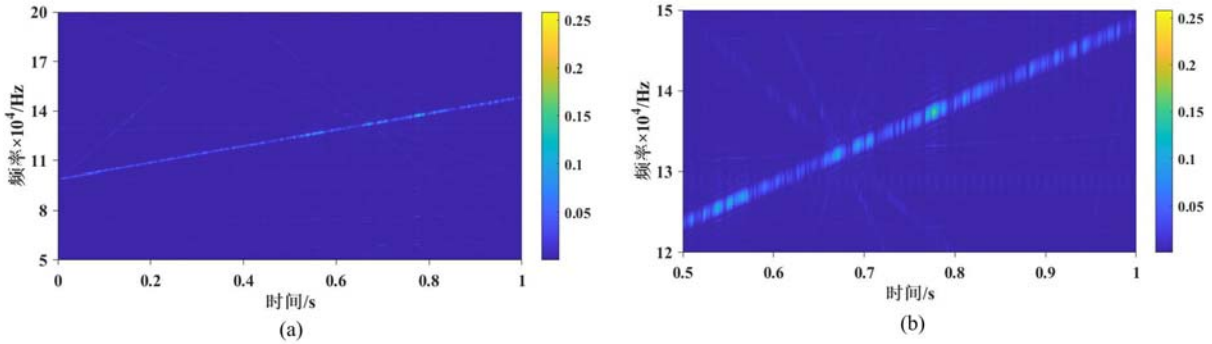


图 4 (a)小波时频图;(b)局部放大图

Fig. 4 (a)time-frequency spectra;(b)zoomed part

度的 E_n 和 RMS 作为状态指标。图 5 所示是工况 8 状态下, PZT2 和 PZT3 采集信号处理后的状态指标曲线。由图 5 可知, 两信号小波系数的前半段 E_n 幅值不同, 变化趋势相似; 后半段幅值大小相似, 变化规律不同。而小波系数的 RMS 前半段趋近一致, 后半段相差较大, 原因在于 PZT2 的位置距离发生传感器 PZT1 近, 能量耗散小; PZT3 的位置距离 PZT1 远, 能量耗散大。

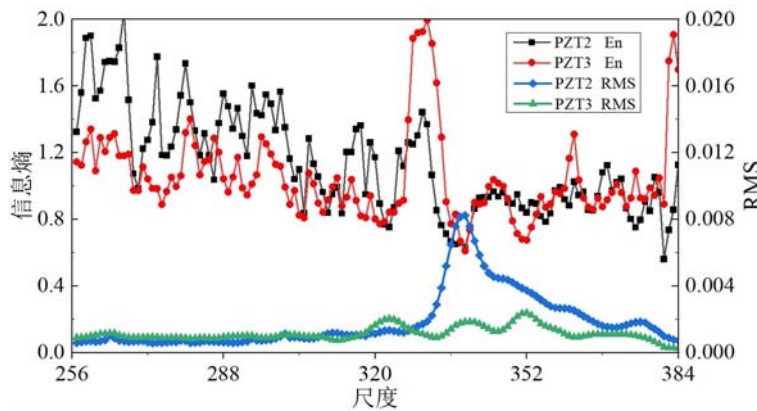


图 5 小波系数的 E_n 和 RMS

Fig. 5 E_n and RMS for wavelet coefficient

图 6(a)是 257~384 尺度范围内, 信号小波系数的 E_n , 曲线前半部分 5 组信号的 E_n 较为杂乱, 一

致性差,但具有相似的变化趋势。该现象可能是由于改变实验工况时,低频激振位置的微小差别导致的,与实际工程中应用情况相符,不影响数据处理结果,但由于调制信息相同,所以变化趋势相同;曲线中间部分表现出良好的一致性,调制信息占主要部分,因此受实验误差的影响较小,具有良好的鲁棒性;最后曲线再次呈现出分离的趋势。可以看出,图 6(a)中曲线变化规律符合小波时频图的分析结果,即高部分信号旁瓣较多。图 6(b)是相同尺度范围的 RMS,各组曲线几乎完全吻合,原因在于输出信号的能量相同,因此表现为能量特征 RMS 良好的一致性。类似 E_n 具有分段性,RMS 的前半部分始终处于较低的水平,能量主要集中在中间部分,尾端大幅降度,该现象是由调制作用导致的能量集中造成的。综上所述,敏感频段位于 290~350 尺度范围内,小波变换的尺度选择为 512,高频激励的调频频率为 100kHz~150kHz,因此,根据尺度大小计算得到其对应的频率范围大致为 117kHz~146kHz。

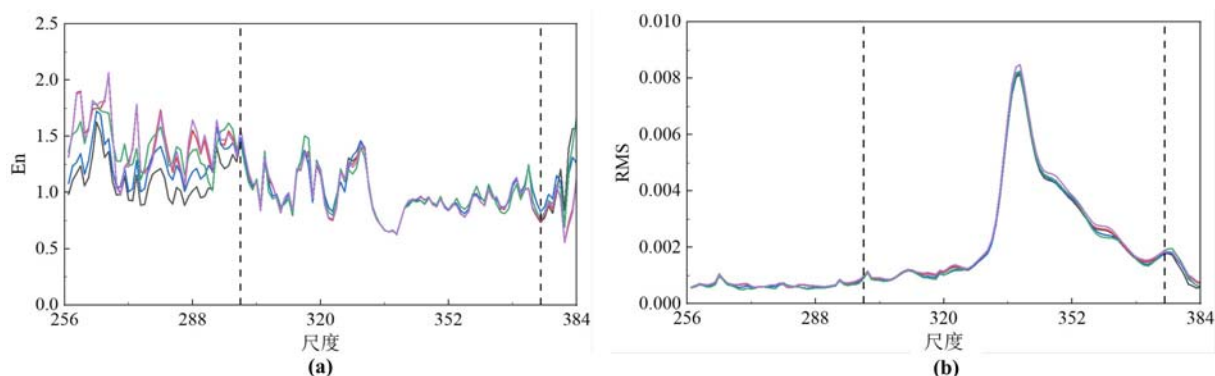


图 6 (a) E_n 序列;(b) RMS 序列

Fig. 6 (a) E_n series; (b) RMS series

4 朴素贝叶斯分类器检测结果

将任意 3 组状态指标代入 NBC,训练得到分类模型,再利用模型对剩余 2 组指标进行分类。对比不同长度和位置的指标对模型训练和识别的影响,图 7 和图 8 是利用不同长度 E_n 和 RMS 序列训练模型,进而分类测试的样本正确率。

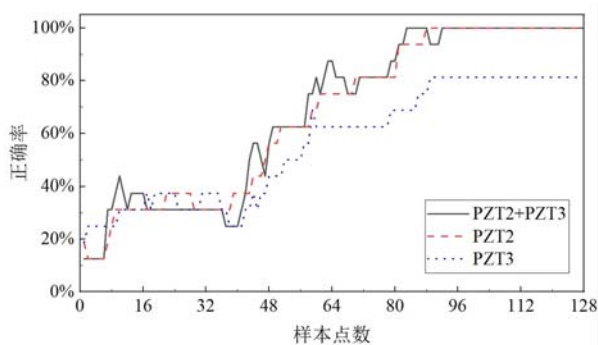


图 7 E_n 训练模型的正确率

Fig. 7 Accuracies of the model trained by E_n

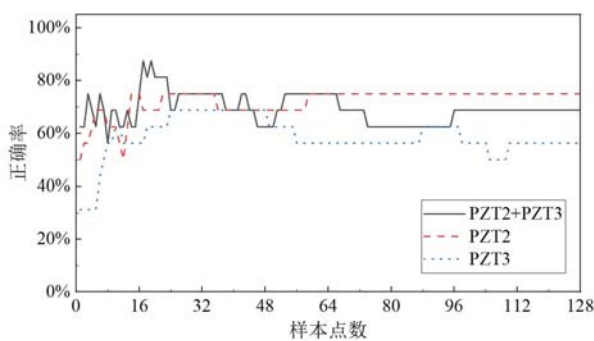


图 8 RMS 训练模型的正确率

Fig. 8 Accuracies of the model trained by RMS

从图 7 中可以看出,随着指标长度的提高,模型分类的正确率也随之提高;由于 PZT3 距发生传感器较远,振动作用点位于两者之间,因此受到实验误差的影响大,仅利用 PZT3 接收信号的 E_n 训练结果较差;PZT2 的 E_n 训练效果较好,两者同时作为特征时,在一定长度序列范围内,能较小程度提高分类正确率。图 8 为 RMS 训练模型识别的结果,由于其一致性较强,识别的正确率受指标长度的影响较小,但正确率不理想,始终处于较低水平。

根据状态指标的分析结果可知,线性调频信号中的某一段频率对调制更加敏感。选取状态指标中 60 个连续的样本点作为特征序列,对比不同位置特征序列训练模型识别的正确率,如图 9 和图 10 所

示。由图可知,En 训练模型效果较好,识别螺栓状态的正确率处于较高的水平。由 PZT3 接收信号小波系数 En 训练模型的识别结果可以明显看出,随着特征段逐渐移动到高频范围,模型识别的正确率在提升。

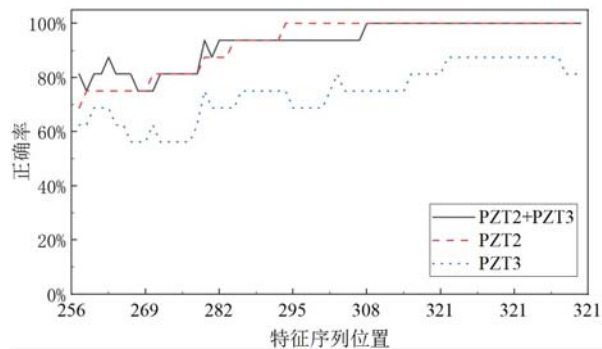


图9 En 特征段不同位置的正确率

Fig. 9 Accuracies of different locations for En

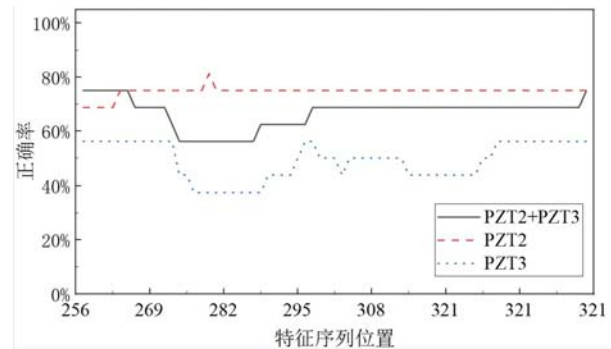


图10 RMS 特征段不同位置的正确率

Fig. 10 Accuracies of different locations for RMS

5 结论

VAM 是一种缺陷敏感的无损检测技术,已被成功用于单螺栓的状态检测,但面对多螺栓结构,其检测结果不尽如人意。本文提出了一种基于朴素贝叶斯分类器的多螺栓状态识别方法,通过 VAM 信号小波系数的信息熵和 RMS 建立状态指标,进而训练 NBC,最终获得较为理想的分类结果。相比于传统的 VAM,本文利用线性调频信号代替高频正弦信号,检测过程中同样会产生旁瓣信号,从而减少了高频信号选频的困扰。此外,NBC 能在短时间内分类多螺栓状态,提高了多螺栓诊断的效率。

本文实验过程中发现,利用信息熵和 RMS 构建的状态指标可以找到线性调频信号中对调制较为敏感的频段,具体表现为信息熵在该频段内一致性较好,RMS 会产生幅值集中的现象。通过敏感频段对应尺度的小波系数的信息熵作为状态指标,能够有效提高分类模型的性能,且具有良好的鲁棒性,受实验误差的影响较小,识别结果较为理想,因此,本文提出的 VAM 改进的方法在结构的损伤检测中,具有一定的潜力。

参考文献:

- [1] 吴兴红. 南京大胜关长江大桥高强度螺栓试验概述[J]. 铁道建筑, 2010(3):1-3 (WU Xinghong. An overview of high-strength bolt experiment of Nanjing Dashengguan Yangtze River Bridge[J]. Railway Engineering, 2010 (3):1-3 (in Chinese))
- [2] 向志海, 黄俊涛. 螺栓松紧程度的受控敲击检测方法[J]. 实验力学, 2012, 27(5):545-551 (XIANG Zhihai, HUANG Juntao. A controlled tap detection method for bolt tightness[J]. 2012, 27(5):545-551 (in Chinese))
- [3] Wang F R, Siu C M H, Huo L S, et al. A novel fractal contact-electromechanical impedance model for quantitative monitoring of bolted joint looseness[J]. IEEE Access, 2018, 6:40212-40220.
- [4] 揭小落, 肖黎, 屈文忠. 载荷影响下的机电阻抗协整结构损伤识别方法[J]. 振动、测试与诊断, 2020, 40(3):526-534, 627 (JIE Xiaoluo, XIAO Li, QU Wenzhong. Structural damage identification under load based on electromechanical impedance co-integration[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2020, 40(3): 526-534, 627 (in Chinese))
- [5] Zang Z, Xiao Y, Su Z Q, et al. Continuous monitoring of tightening condition of single-lap bolted composite joints using intrinsic mode functions of acoustic emission signals: a proof-of-concept study[J]. Structural Health Monitoring, 2019, 18(4):1219-1234.
- [6] Chrysochoidis N A, Assimakopoulou T T, Saravanos D A. Nonlinear wave structural health monitoring method using an active nonlinear piezoceramic sensor for matrix cracking detection in composites[J]. Journal of Intelligent Material Systems and Structures, 2015, 26(15):2108-2120.

- [7] Wang F R, Huo L S, Song G B. A piezoelectric active sensing method for quantitative monitoring of bolt loosening using energy dissipation caused by tangential damping based on the fractal contact theory[J]. *Smart Material Structure*, 2018, 27(1): 015023.
- [8] Hoon S, Hyung J L, Martin P D, et al. Nonlinear ultrasonic wave modulation for online fatigue crack detection [J]. *Journal of Sound and Vibration*, 2014, 333(5):1473—1484.
- [9] Ooijevaar T, Rogge M D, Loendersloot R, et al. Vibro-acoustic modulation-based damage identification in a composite skin-stiffener structure[J]. *Structural Health Monitor*, 2016, 15(4):458—472.
- [10] Pawel K, Maciej R, Wieslaw O. Impact induced damage assessment by means of Lamb wave image processing[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2018, 102:23—36.
- [11] Yi Y, Ching-Tai Ng, Andrei K. Bolted joint integrity monitoring with second harmonic generated by guided waves [J]. *Structural Health Monitoring*, 2019, 18(1):193—204.
- [12] Zhang M Y, Shen Y F, Xiao L, et al. Application of subharmonic resonance for the detection of bolted joint looseness[J]. *Nonlinear Dynamics*, 2017, 88(3):1643—1653.
- [13] Jing X J, Li Q K. A nonlinear decomposition and regulation method for nonlinearity characterization[J]. *Nonlinear Dynamics*, 2016, 83(3):1355—1377.
- [14] Janette J M, Douglas E A. Using impact modulation to quantify nonlinearities associated with bolt loosening with applications to satellite structures[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2019, 116:787—795.
- [15] Vladimir Z, Veniamin N, Vitaly G, et al. Novel nonlinear-modulation acoustic technique for crack detection[J]. *NDT and E International*, 2005, 39(3):184—194.
- [16] Majid G R, Behnoush G, Dimitri D, et al. Steel material degradation assessment via vibro-acoustic modulation technique[J]. *Transportation Research Record*, 2019, 2673(10):579—585.
- [17] Carcione A, Blanloeuil P, Rose L R F, et al. Modulated high frequency excitation approach to nonlinear ultrasonic NDT[J]. *Journal of Sound and Vibration*, 2018, 446:238—248.
- [18] Zhang C, He L L, LIU Suzhen, et al. A new vibro-acoustic modulation technique for closed crack detection based on electromagnetic loading[J]. *Applied Acoustics*, 2020, 157:107004.
- [19] Mitchel T M. *Machine learning*[M]. New York: McGraw-Hill Companies, 1997:167—175.
- [20] Tao J N, Feng Y M, Tang K Z. Fatigue crack detection for a structural hotspot[J]. *Journal of Measurements in Engineering*, 2014, 2(1):49—56.
- [21] Marlince N, Yonata L, Delima S, et al. The diagnose of oil palm disease using Naive Bayes method based on expert system technology[J]. *Journal of Physics: Conference Series*, 2018, 1007(1):012015.
- [22] Pincus S M. Approximation entropy (ApEn) as a measure of system complexity[J]. *Chaos: An Interdisciplinary Journal of Nonlinear Science*, 1995, 5(1):110—117.
- [23] Richman J S, Moorman J R. Physiological time-series analysis using approximate entropy and sample entropy[J]. *American Journal of Physiology Heart & Circulatory Physiology*, 2000, 278(6):2039—2049.
- [24] Chen W T, Wang Z Z, Xie H B, et al. Characterization of surface EMG signal based on fuzzy entropy[J]. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2007, 15(2):266—272.
- [25] Shannon C E. A mathematical theory of communication[J]. *Bell System Technical Journal*, 1948, 27(3):379—423.
- [26] Bandt C, Pompe B. Permutation entropy: a natural complexity measure for time series[J]. *Physical Review Letters*, 2002, 88(17):174102.
- [27] Klepka A, Staszewski W J, Jenal R B, et al. Nonlinear acoustics for fatigue crack detection-experimental investigations of vibro-acoustic wave modulations[J]. *Structural Health Monitoring*, 2011, 11(2):197—211.
- [28] Pieczonka L, Zietek L, Klepka A, et al. Damage imaging in composites using nonlinear vibro-acoustic wave modulations[J]. *Structural Control and Health Monitoring*, 2018, 25:e2063.
- [29] Liu B, Luo Z W, Gang T. Influence of low-frequency parameter changes on nonlinear vibro-acoustic wave modulations used for crack detection[J]. *Structural Health Monitoring*, 2017, 17(2):218—226.
- [30] Dziejach K, Pieczonka L, Adamczyk M, et al. Efficient swept sine chirp excitation in the non-linear vibro-acoustic wave modulation technique used for damage detection[J]. *Structural Health Monitoring*, 2017, 17(3):

565—576.

- [31] Liu B, Yang J, Gang T. Analysis of sound and vibration interaction on a crack and its use in high-frequency parameter selection for vibro-acoustic modulation testing[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2020, 143:106835.

Multi-bolt preloading state identification method based on Naive Bayes classifier

ZHANG Junshu¹, LI Dan¹, REN Weixin²

(1. College of Civil Engineering, Hefei University of Technology, Hefei 230009, Anhui, China; 2. Key Laboratory for Resilient Infrastructures of Coastal Cities, Ministry of Education, Shenzhen University, Shenzhen 518060, Guangdong, China)

Abstract: Bolts are widely used in mechanical and civil engineering fields. Vibro-acoustic modulation (VAM) can identify bolt-looseness, but the current studies in the bolt connection mainly focus on identification of the single-bolt joints. In light of VAM, a multi-bolt preloading states identification method based on NBC is proposed in this paper. Compared to traditional VAM, the linear swept sine wave is used as a high excitation to avoid the problem of frequency selection. The information entropy and root mean square (RMS) of wavelet coefficients at different scales are extracted as the state index. Then, the frequency band, which is most sensitive to modulation, could be found. To train the residual by NBC, the multi-bolt preloading state can be identified accordingly. The feasibility and reliability of proposed method are verified by the experiments on multi-bolted connections. It is demonstrated that the proposed NBC-based method can identify the multi-bolt preloading states and the method is robust.

Keywords: vibro-acoustic modulation (VAM); multi-bolted structure; Naive Bayes classifier (NBC); information entropy; root mean square (RMS)