

# 基于模拟声辐射信号的桥上板式轨道脱空状态智能感知方法

李 奇, 戴宝锐, 李 兴

(同济大学 土木工程学院, 上海 200092)

**摘要:** 提出了一种基于轨旁传声器采集结构声辐射信号的板式轨道脱空状态智能感知方法。建立了车-轨-桥耦合振动计算模型和声振耦合分析模型,模拟了列车动载激励下轨道板和桥梁结构的振动和声辐射响应,分析了轨道板脱空状态对结构振动和声辐射响应的影响规律,采用声辐射数值模拟数据和支持向量机(SVM)实现了对轨道板 15 种脱空状态的二分类和多分类识别。结果表明:相比于位移响应,加速度响应和声辐射响应对轨道板脱空状态的变化较为敏感;二分类 SVM 模型对于不同测点数据的分类效果有所差别,但准确率基本都能达到 85 % 以上;根据某测点声压数据训练出的二分类 SVM 模型对未知测点数据的分类准确率相比于自身测点数据下降 10 % ~ 30 %;多点位数据信息融合可以提高多分类识别准确率。

**关键词:** 桥梁工程;轨道板脱空;机器学习;车桥耦合;声辐射;支持向量机

中图分类号: U213. 244

文献标志码: A

## Intelligent Perception Method for Delamination of Cement Emulsified Asphalt Mortar in Slab Tracks on Bridges Using Simulated Acoustic Radiation Signals

LI Qi, DAI Baorui, LI Xing

(College of Civil Engineering, Tongji University, Shanghai 200092, China)

**Abstract:** This paper proposes an intelligent perception method for detecting delamination of cement emulsified asphalt (CA) mortar in slab tracks based on the structure-borne sound signals collected by trackside acoustic sensors. A vehicle-track-bridge coupled vibration calculation model and an acoustic-vibration coupling analysis model are established to simulate the vibration and acoustic radiation response of the slab tracks and bridge structures under the

dynamic loads caused by passing trains. The influence of CA mortar delamination on the vibration and acoustic radiation response is analyzed. By using simulated acoustic data and support vector machines (SVM), binary and multi-class classification recognition of 15 types of CA mortar delamination are implemented. The results show that compared with displacement response, acceleration response and acoustic radiation response are more sensitive to CA mortar delamination. The classification performance of the binary SVM model varies for different measurement points, but the accuracy can generally reach over 85 %. The classification accuracy of the binary SVM model trained based on the sound pressure data at a specific measurement point decreases by 10 % to 30 % for unknown measurement points compared with that for the specific measurement points. The fusion of multi-point position data can improve the accuracy of multi-class classification recognition.

**Key words:** bridge engineering; cement emulsified asphalt mortar delamination; machine learning; vehicle-bridge coupling; acoustic radiation; support vector machine

由于在运营和维护方面的显著优势,板式无砟轨道在高速铁路线路中得到了广泛的应用。常见板式无砟轨道的主要组成部分为轨道板、水泥乳化沥青砂浆(cement emulsified asphalt mortar),即 CA 砂浆层,和底座板。受列车动荷载、温度效应等因素影响,CA 砂浆层易发生劣化而致轨道板脱空<sup>[1]</sup>。这种病害模式不但会影响列车的乘坐舒适性,严重时甚至影响行车安全。在高速铁路这种大规模和高密度的运营条件下,有必要开发一种低成本、高效率的轨道病害无损检测方法。

常见的无损检测方法如探地雷达、超声波技术、

收稿日期: 2021-10-13

基金项目: 国家自然科学基金项目(52178432, 51878501)

通信作者: 戴宝锐(1994—),男,博士生,主要研究方向为轨道交通振动噪声预测及智能检测。

E-mail: dbr@tongji.edu.cn



论文  
拓展  
介绍

红外热像仪等检测范围有限,通常需要使用特殊设备施加外部激励。因此,检测只能在列车“天窗期”进行,检测效率较低。此外,混凝土浇筑质量和钢筋布置方式也会影响这些检测方法的准确性。

结构健康监测(SHM)系统通常采用声发射技术、光纤光栅技术、视频感知技术等。这些技术的实施需要大规模和近距离安装传感器,不仅成本高昂,而且给铁路运营的安全带来了风险。此外,如果传感元件长时间布置在室外,特别是在恶劣的环境中,其使用寿命和检测精度会严重降低。

为了提高检测效率,一些研究人员采用车载振动传感器<sup>[2]</sup>对轨道结构进行病害检测。基于车载振动传感器的方法虽然测量方便,但多用于检测钢轨缺陷或轨道不平顺,对钢轨以下结构的损伤不够敏感<sup>[3]</sup>。

近年来,车载激光光学传感系统<sup>[4]</sup>和车载机器视觉系统<sup>[5]</sup>成为轨道状态检测的新途径。然而,基于车载激光光学传感的方法需要昂贵的设备和维护成本。基于车载机器视觉的方法需要较大的视频或图像存储空间和较高的计算成本。这两种方法的检测效果都容易受到环境光线和物体表面清洁度的影响<sup>[6]</sup>。此外,运用这两种方法难以识别如轨道板脱空这一类隐藏病害。

基于声音信号的智能检测方法作为传统检测方法和机器视觉方法的补充,已逐渐应用于轨道病害检测领域。Pieringer等<sup>[7]</sup>采用噪声测量车收集轮轨噪声,并训练出了一种能够识别德国铁路网钢轨病害的逻辑回归分类器。Wang等<sup>[8]</sup>利用智能手机收集地铁列车内部的加速度和声音信号,运用极端梯度提升(XGBoost)算法识别异常声音来评估钢轨病害。李自法等<sup>[9]</sup>基于无砟轨道声辐射数据和渐进梯度回归树(GBRT)算法实现了对轨道状态的二分类,大大提高了轨道板脱空检测效率。

本文从数值模拟的角度研究了基于声辐射信号的桥上板式轨道脱空状态智能感知。为了降低声振耦合计算成本,首先进行车-轨-桥耦合振动计算得到扣件力的时程结果,再建立轨道和桥梁声振耦合分析模型,将扣件力施加到脱空一侧轨道板上获取列车运营状态下轨道和桥梁结构的振动和声辐射数据。本文分析了轨道板脱空对结构振动和声辐射响应的规律,采用结构声辐射数据和支持向量机实现了对轨道板脱空状态的二分类和多分类识别,提出利用多点位声辐射数据信息融合的手段以提高识别准确率。

## 1 基于声辐射信号的轨道状态智能感知原理

### 1.1 车-轨-桥耦合振动分析

将车-轨-桥耦合系统划分为车辆、钢轨和桥梁(包含无砟轨道)三个子系统,采用有限元法建立各子系统模型。钢轨子系统与桥梁子系统之间通过扣件力联系。车辆子系统与钢轨子系统之间通过轮轨力联系。其中,轮轨法向力由赫兹非线性接触理论确定,轮轨蠕滑力根据Kalker线性理论计算。各子系统在物理坐标下的运动微分方程为<sup>[10]</sup>:

$$M\ddot{x} + C\dot{x} + Kx = F \quad (1)$$

式中: $M$ 、 $C$ 、 $K$ 分别为子系统的质量矩阵、比例阻尼矩阵和线弹性刚度矩阵; $\ddot{x}$ 、 $\dot{x}$ 、 $x$ 分别为子系统的加速度、速度和位移向量; $F$ 为子系统所受外力及非线性内力向量。

采用模态叠加法对上述运动方程解耦,通过Runge-Kutta数值积分方法进行求解。

### 1.2 结构声辐射计算

理想流体声场中小振幅声波的波动方程为<sup>[11]</sup>:

$$\nabla^2 p = \frac{1}{c^2} \frac{\partial^2 p}{\partial t^2} \quad (2)$$

式中: $c$ 为流体介质中的声速; $p$ 为瞬时声压。

将空气视为均匀的理想声学介质,其与结构在交界面处存在相互作用关系。根据有限元法列出流固耦合运动方程为<sup>[11]</sup>:

$$\begin{bmatrix} M_s & 0 \\ \rho_f R & M_f \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \ddot{U} \\ \ddot{P} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} C_s & 0 \\ 0 & C_f \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{U} \\ \dot{P} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} K_s & -R^T \\ 0 & K_f \end{bmatrix} \begin{bmatrix} U \\ P \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} F_s \\ 0 \end{bmatrix} \quad (3)$$

式中: $M_f$ 、 $C_f$ 、 $K_f$ 分别表示流体介质的质量矩阵、阻尼矩阵和刚度矩阵; $M_s$ 、 $C_s$ 、 $K_s$ 分别表示固体结构的质量矩阵、阻尼矩阵和刚度矩阵; $R$ 为流固耦合矩阵; $\rho_f$ 为流体密度; $U$ 和 $P$ 分别为有限元节点的位移向量和声压向量; $F_s$ 为结构的载荷向量。

由式(3)可以获得结构与流体介质耦合面上的位移和声压。通过在流体外边界上施加无反射边界条件模拟无限流场,可以计算出声场中任意位置的声辐射结果。

### 1.3 声音特征提取

声音特征主要包括时域特征和频域特征。时域特征是从时域波形中直接提取的特征,能够直观表现声音信号的物理意义,常见的时域特征有短时过零率和短时能量等<sup>[12]</sup>。频域特征是对时域波形进行

傅立叶变换后提取的特征,包括频谱质心<sup>[13]</sup>、频谱滚降点<sup>[13]</sup>、子带能量比<sup>[13]</sup>、帧间谱通量<sup>[13]</sup>和梅尔频率倒谱系数(MFCC)<sup>[14]</sup>等。

声音特征越多,其包含的有效信息越多。然而,不同特征包含的信息数量和质量有所差别,对于状态识别的敏感性也不同。引入过多冗余特征不仅会降低计算效率,而且可能降低状态识别的效果。因此,在状态识别之前,一般先采用主成分分析(PCA)法<sup>[15]</sup>对声音特征进行降维处理,然后根据距离评价指标<sup>[16]</sup>筛选出敏感特征。

#### 1.4 机器学习算法

支持向量机(SVM)<sup>[17]</sup>是一种经典的机器学习分类算法,其目标是针对线性可分样本找到最优分类超平面。邻近最优分类超平面的样本点被称为支持向量,平行分布于最优超平面两侧且过样本点的超平面为间隔边界。

令  $\mathbf{x} \in \mathbf{R}^n$  代表特征向量数据,  $\boldsymbol{\omega}$  为超平面权值特征法向量,  $b$  为偏置项,则超平面可以用  $f(\mathbf{x}) = \boldsymbol{\omega}\mathbf{x} + b$  表示。定义两处间隔边界上的超平面分别为  $\boldsymbol{\omega}\mathbf{x} + b = \pm 1$ , 则分类间隔可以用  $2/\|\boldsymbol{\omega}\|$  表示。为了使分类间隔最大化,需要构建目标函数:

$$F(\boldsymbol{\omega}) = \min \frac{1}{2} \|\boldsymbol{\omega}\|^2 \quad (4)$$

$$\text{s.t.}, y_i(\boldsymbol{\omega}\mathbf{x}_i + b) > 0, \quad i = 1, 2, \dots, n, \quad y_i \in \{-1, 1\}$$

引入 Lagrange 乘子  $\lambda_i$ , 将目标函数转化为

$$L(\boldsymbol{\omega}, b, \lambda) = \frac{1}{2} \|\boldsymbol{\omega}\|^2 \quad (5)$$

$$- \sum_{i=1}^n \lambda_i (y_i(\boldsymbol{\omega}\mathbf{x}_i + b) - 1)$$

令函数  $L$  对  $\boldsymbol{\omega}$  和  $b$  的偏导等于 0, 可得:

$$\boldsymbol{\omega} = \sum_{i=1}^n \lambda_i y_i \mathbf{x}_i \quad (6)$$

$$\sum_{i=1}^n \lambda_i y_i = 0 \quad (7)$$

由此,函数  $L$  可变换为

$$L(\boldsymbol{\omega}, b, \lambda) = \sum_{i=1}^n \lambda_i \quad (8)$$

$$- \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \lambda_i \lambda_j y_i y_j \mathbf{x}_i^T \mathbf{x}_j$$

最终的优化问题可以转化为

$$\max_{\lambda} \sum_{i=1}^n \lambda_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n \lambda_i \lambda_j y_i y_j \mathbf{x}_i^T \mathbf{x}_j \quad (9)$$

$$\text{s.t.}, \lambda_i \geq 0 (i = 1, 2, \dots, n), \quad \sum_{i=1}^n \lambda_i y_i = 0$$

由式(9)可以确定线性可分样本的最优分类超

平面。对于非线性可分样本,通常需要将样本数据映射到更高维的空间,使其在高维空间中线性可分。

传统的 SVM 仅适用于解决二分类的问题,而实际应用中更常见的是多分类的情况。为了适应多分类问题,可以通过组合多个二分类 SVM 来实现多分类的功能。具体而言,即对样本集中的每两类样本都构建一个 SVM 子分类器,统计所有子分类器的分类结果,通过投票的方式确定样本最终所属的类别。

## 2 计算模型和参数

### 2.1 车-轨-桥耦合振动模型

车辆模型采用(1拖车+2动车+1拖车)×4节编组的 CRH3 型高速列车,考虑 31 个运动自由度,即车体、转向架和轮对各自的沉浮、横摆、侧滚和摇头自由度,以及车体和转向架的点头自由度。考虑到本研究的主要目的是探索基于声辐射信号的病害识别方法的可行性,车速、车重等变化可以包含到训练样本中去,从而减小这些不确定性因素对识别效果的影响。由于机器学习所需的数据量较大,而中高频声场时域分析占用较多的计算时间和内存,为了加快计算速度,同时考虑数据长度较短的极端情况,故将车速取为 400 km·h<sup>-1</sup>。

钢轨模型选择 CHN60 钢轨,其截面面积为 77.52 cm<sup>2</sup>,采用离散支承梁单元进行模拟。扣件简化为线性弹簧单元,水平方向的刚度和阻尼分别为  $2.0 \times 10^7$  N·m<sup>-1</sup> 和  $6.0 \times 10^4$  N·s·m<sup>-1</sup>, 竖直方向的刚度和阻尼分别为  $6.0 \times 10^7$  N·m<sup>-1</sup> 和  $8.0 \times 10^4$  N·s·m<sup>-1</sup>。无砟轨道模型采用 CRTS I 型板式轨道,轨道板、CA 砂浆层和底座板的厚度分别为 0.19、0.05 和 0.20 m,忽略凸型挡台结构。

轨道不平顺幅值越大,轨道板脱空对轨道结构动力响应的影响越不明显<sup>[18]</sup>。为了激发结构的高频振动,同时探究基于声辐射信号的检测方法在轨道不平顺幅值较大情况下的轨道板病害识别性能,本研究的轨道不平顺采用 ISO 3095 标准中评价车辆噪声性能的波长范围为 0.1~2.0 m 的短波不平顺。

桥梁模型选用我国 32 m 标准跨径高速铁路简支箱梁桥,采用实体单元模拟,其截面尺寸如图 1 所示。本研究中车-轨-桥耦合振动模型的作用为输出轮轨力时程,因轨道板脱空对轮轨力的影响不明显<sup>[18]</sup>,因此计算轮轨力时未考虑轨道板脱空。

### 2.2 轨道板脱空工况

经过调研,将无砟轨道板的脱空病害分为几种典

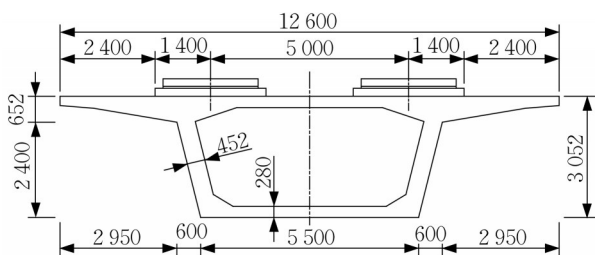


图1 箱梁截面尺寸图(单位:mm)

Fig. 1 Section dimensions of box girder (unit: mm)

型形式:板角脱空、板端局部脱空、板边中部局部脱空、板端横向贯穿脱空、板中横向贯穿脱空、板边纵向贯穿脱空和板中纵向贯穿脱空。假定所有脱空形式的脱空高度为0.05 m,即脱空区域的CA砂浆层完全消失。对于纵向未贯穿的脱空形式,其纵向尺寸统一取为1.5 m。对于横向未贯穿的脱空形式,除板边纵向贯穿脱空的横向尺寸取为0.5 m外,其余脱空形式的横向尺寸统一取为1.0 m。所有脱空工况的编号(1)~(15)及形式如图2所示,其中编号(15)为正常无脱空的工况。本研究中考虑的脱空工况对应于实际调查中轨道板脱空较为严重的情况<sup>[18]</sup>。

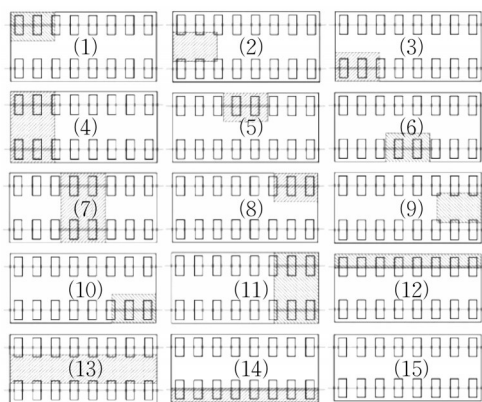


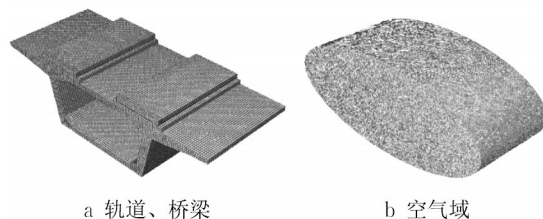
图2 轨道板脱空工况

Fig. 2 CA mortar delamination conditions

### 2.3 声辐射模型

鉴于轨道板和桥梁结构噪声主要分布在500 Hz以内的频段<sup>[19]</sup>,本文考虑的声辐射最高频率为500 Hz。运用ABAQUS软件进行声辐射计算,模型的网格尺寸取为0.1 m。由于引入全桥模型使得固体结构和空气域的单元数量激增,计算效率将会大幅降低,严重影响机器学习所需数据集的构建。因此,近似采用了与单个轨道板长度相等的桥梁模型节段进行声辐射分析,支承条件仍为梁端简支约束。因为不同轨道板脱空工况下近场声辐射的变化主要受邻近的轨道板和桥面板局部振动的影响,而采用该

节段模型对轨道板和桥面板局部刚度的影响较小,所以具有一定的可行性。轨道和桥梁结构模型采用C3D8R六面体单元模拟,如图3a所示。将空气流体建模为椭圆柱状,长短轴半径分别为8 m和4 m,柱高8 m,采用AC3D4四面体声学单元模拟,如图3b所示。在结构和空气交界面上利用“Tie”命令进行流固耦合,在空气域外表面通过设定“无反射”的声学阻抗来模拟无限边界。



a 轨道、桥梁 b 空气域

图3 轨道、桥梁和空气域的有限元模型

Fig. 3 Finite element models of track, bridge, and air domain

### 2.4 振动及声辐射测点

为了分析轨道板脱空状况下结构的振动及声辐射响应,在固体结构表面选择A~F共6个测点作为振动结果输出点,在空气域中选择1~12共12个测点作为声辐射结果输出点,如图4所示(左侧轨道板为脱空轨道板)。振动测点和声辐射测点沿纵桥向均有距梁端1.0 m(图4括号外的测点,对应于轨道板端部)和2.5 m(图4括号内的测点,对应于轨道板中部)两个位置。

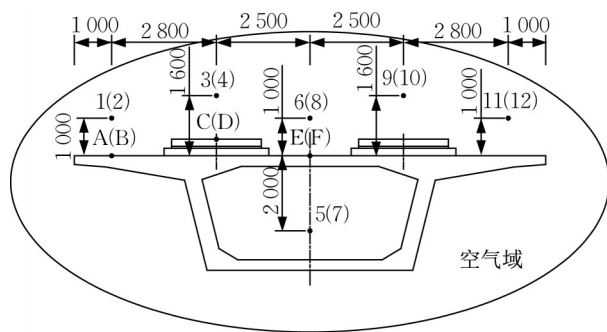


图4 振动及声辐射测点(单位:mm)

Fig. 4 Vibration and acoustic radiation measuring points (unit: mm)

### 2.5 声辐射数据样本

轨道和桥梁结构的声辐射信号很容易受到轮轨噪声、气动噪声等声音的干扰。除此之外,实际工程中的结构可能会因为施工误差、材料不均和随机损伤等原因而无法完全相同,这些因素都可归类为结

构声辐射信号的噪声。对各测点测得的声压信号添加信噪比为0的高斯白噪声以模拟环境噪声,将带噪音频进行0.5 s每段的切分,然后采用5层sym8小波基分解和0~500 Hz带通滤波技术对每段音频进行降噪处理。经过这些预处理之后,各测点针对每种脱空工况均形成35段音频样本。

在多分类样本集中,每一测点共包含525段音频样本(15种脱空工况 $\times$ 35段音频)。在二分类样本集中,为了平衡脱空和正常两个类别的样本数量,对正常工况的声压数据多次添加随机噪声以充实正常样本,因此每一测点共形成700段音频样本,其中脱空工况样本数量为490,正常工况样本数量为210。在SVM模型的训练和测试中,以样本集的70%作为训练集,余下的30%作为测试集。

本文考虑的所有声音特征一共42维:

(1)短时过零率、短时能量、频谱质心、频谱滚降点和帧间谱通量均包含均值和标准差,编号1~10;

(2)子带能量比包含 $[0, 62.5)$  Hz、 $[62.5, 125)$  Hz、 $[125, 250)$  Hz、 $[250, 500)$  Hz四个频域区间的均值和标准差,编号11~18;

(3)梅尔滤波器阶数取为24阶,梅尔倒谱系数MFCC包含12个系数的均值和标准差,编号19~42。

## 2.6 分类结果评价指标

状态识别任务中常用的评价指标有准确率、假阳性率和假阴性率等。本文采用准确率这种指标对SVM二分类和多分类结果进行评价,其表示正确识别的样本数量占全部样本数量的比例。

## 3 轨道板脱空对结构动力响应的影响

### 3.1 轨道和桥梁振动响应

计算并提取了各种脱空工况下轨道及桥梁结构表面A~F测点(图4)的振动响应数据。大多数脱空工况下各测点的位移与正常情况下并无明显差别。在少数工况下,比如板端横向贯穿脱空时(工况4),测点C位于脱空区域正上方,出现了相比于正常情况下明显增大的位移幅值。

不同工况下的振动加速度之间存在着比位移结果更为明显的区别。图5给出了脱空工况1下测点A的加速度时程,可以看出其加速度值在2.5 s之后的时间段内与正常情况下的加速度值差别明显。在1/3倍频程图中(图6)也可看出不同脱空工况下同

一测点的声压结果在100 Hz和315 Hz等典型频段具有明显区别,这为基于声辐射信号进行轨道板脱空状态识别提供了有效信息。

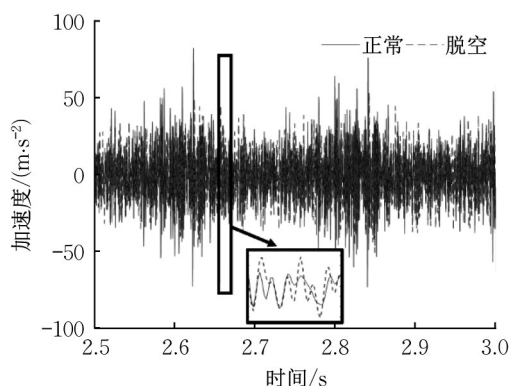


图5 工况1下测点A加速度时程图

Fig. 5 Time history of acceleration from measuring point A (CA mortar delamination condition 1)

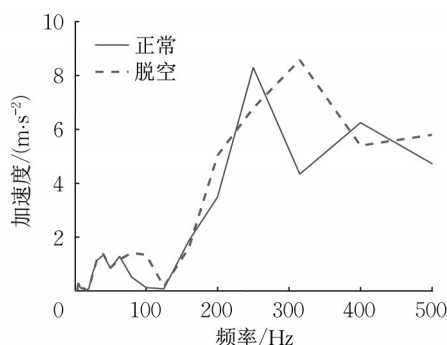


图6 工况1下测点A加速度1/3倍频程图

Fig. 6 1/3 octave diagram of acceleration from measuring point A (CA mortar delamination condition 1)

### 3.2 轨道和桥梁声辐射响应

计算并提取了各种脱空工况下空气域中1~12测点(图4)的声压结果数据。其中,在测点1获取的脱空工况1和无脱空情况下的声压时程如图7所示。可以看出,脱空工况1对应的测点1的声压值在全时段均大于正常情况下的声压值。这一现象与大多数脱空工况下的结果一致。

图8给出了对应于图7中时程结果的1/3倍频程图。可以看出轨道板脱空时的测点1声压在100 Hz左右的区段存在一个远大于正常情况的峰值,且在300 Hz左右也与正常情况明显不同。综合分析所有声辐射结果可以发现,不同脱空工况下同一测点的声压结果具有明显区别,说明声辐射响应对轨道板脱空状态的变化较为敏感。

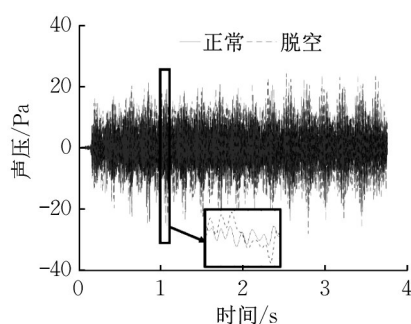


图7 工况1下测点1声压时程图

Fig. 7 Time history of sound pressure from measuring point 1 (CA mortar delamination condition 1)

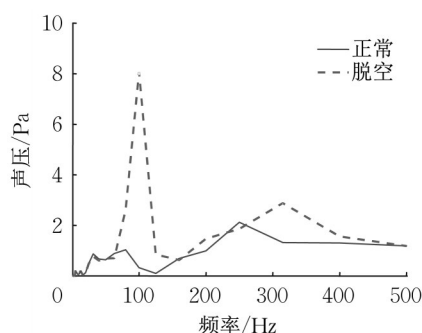


图8 工况1下测点1声压1/3倍频程图

Fig. 8 1/3 octave diagram of sound pressure from measuring point 1 (CA mortar delamination condition 1)

## 4 轨道板脱空状态识别结果

### 4.1 二分类结果

二分类SVM模型的训练和测试针对每个独立测点的声辐射数据展开。在不考虑特征数据降维的情况下,获取的轨道板脱空状态二分类准确率结果如图9所示。可以看出,二分类SVM模型对于不同测点的声辐射数据分类效果有所不同,但准确率基本都能达到85%以上。

运用PCA方法<sup>[15]</sup>获取训练集样本的主成分特征集,采用基于距离的评价指标<sup>[16]</sup>对各主成分特征按病害感知的敏感性排序。依次取前 $3n$  ( $n=1,2,\dots,10$ )个敏感特征进行SVM模型训练及分类测试,计算出测试集分类结果的准确率。图10示出了测点3对应的病害识别结果。可以看出,当主成分特征数为15个时,分类准确率高90%,分类效果已基本达到了特征降维前的准确率水平。而由于特征维数的显著减少,SVM模型的训练及分类效率大幅提升。

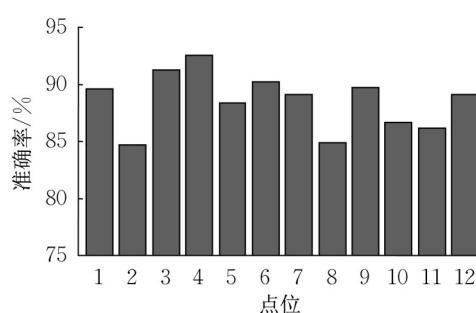


图9 轨道板脱空状态二分类准确率

Fig. 9 Binary classification accuracy for CA mortar delamination conditions

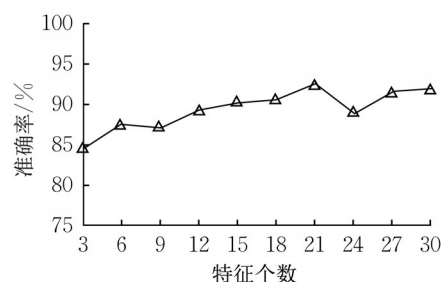


图10 测点3声压敏感特征个数与二分类准确率

Fig. 10 Relationship between binary classification accuracy and number of sensitive features of sound pressure from measuring point 3

为了测试SVM算法对未知测点的声辐射数据的泛化能力,根据某一测点的样本训练集训练出SVM分类模型,将其应用于不同测点的声压数据测试集进行轨道板脱空状态识别。图11给出了根据测点3声压数据的前15个敏感特征训练出的SVM模型对测点1~12(图4)声压数据的分类准确率。可以看出,该分类模型对于除测点3自身以外的数据分类准确率处于60%~80%之间,说明SVM算法对未知测点的声辐射数据的泛化能力较弱。

为了测试SVM算法对未知脱空状态的声辐射

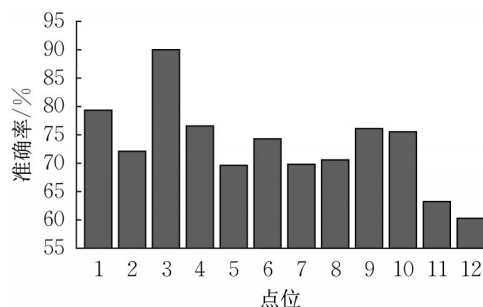


图11 测点3对应的SVM模型对所有测点数据的二分类准确率

Fig. 11 Binary classification accuracy of SVM model trained based on measuring point 3

数据的泛化能力,根据任意测点的任意 9 种不同脱空工况的样本训练集训练出 SVM 分类模型,将其应用于该测点剩余 5 种脱空工况的声压数据测试集进行轨道板脱空状态识别。测试结果表明,大部分情况下 SVM 分类准确率都在 80 % 以上。对于训练集与测试集中脱空样本的类型差别较大的情况,如训练集中不存在贯穿脱空而测试集中存在,其分类准确率在 65 % 左右。

#### 4.2 多分类结果

基于独立测点的声辐射数据进行训练和测试,获取的轨道板脱空状态多分类准确率结果如图 12 所示。可以看出,多分类准确率相较于图 9 中二分类准确率大幅降低,这主要是因为选定的声音特征集上,多类(各种脱空类型)声辐射数据之间的区分度不如两类(是否存在脱空)声辐射数据之间的区分度高。

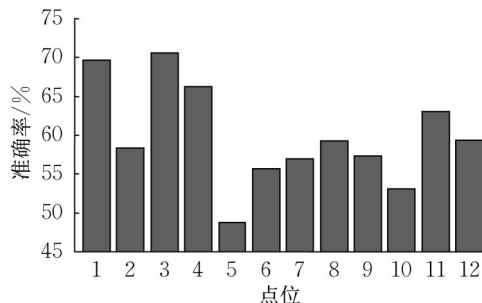


图 12 轨道板脱空状态多分类准确率

Fig. 12 Multi-classification accuracy for CA mortar delamination conditions

上述结果均是基于独立测点的声辐射数据获得的。为了测试多点位数据信息融合的脱空状态识别效果,选取了三种测点组合形式:双测点(测点 1、2)、四测点(测点 1、2、3、4)、六测点(测点 1、2、3、4、6、8)。每种测点组合形式下 SVM 模型训练集和测试集提取的声音特征分别为原独立测点声音特征的综合。经 PCA 降维和敏感特征选择后,多分类结果的准确率随敏感特征数的变化规律如图 13 所示。

从图 13 中可以看出,多分类准确率随着测点数和敏感特征数的增加均有一定程度的提升。在敏感特征数为 25 时,综合 4 个测点数据的脱空状态识别准确率已达 90 % 左右,说明信息丰度对于轨道板脱空病害的多分类识别十分重要。

#### 4.3 不同信噪比的影响

在声压信号中添加不同大小的高斯白噪声,其信噪比从 0 到 25 dB。基于不同信噪比的带噪声滤波后提取的音频特征进行 SVM 二分类和多分类模型的训练,应用训练得到的分类模型对不同信噪

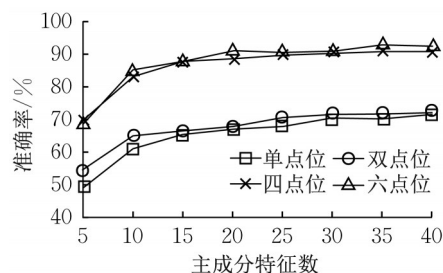


图 13 融合多点位数据信息的多分类准确率

Fig. 13 Multi-classification accuracy by fusion of multi-point data information

比下的带噪声频进行轨道状态识别。其中二分类基于测点 3 数据,而多分类则基于六测点组合数据,分类结果见表 1 所示。结果表明,在 0 以上的范围内,信噪比本身对轨道板脱空的识别效果不造成较大影响,只要训练集中囊括了足够范围和数量的不同信噪比的信号样本,则测试集中的轨道板脱空的分类准确性就能基本与 4.1 节和 4.2 节中单一信噪比情况下的分类准确性处于同一水平。

表 1 不同信噪比下轨道板脱空状态分类结果

Tab. 1 Classification accuracy for CA mortar delamination conditions at different SNRs

	信噪比/dB					
	0	5	10	15	20	25
二分类准确率/%	91.24	91.62	93.71	93.43	93.24	93.05
多分类准确率/%	89.04	89.55	90.19	86.11	88.15	88.41

## 5 结论

(1) 列车动载激励下,轨道和桥梁结构的竖向位移响应受轨道板脱空的影响通常较小,而加速度和近场声压信号受轨道板脱空的影响通常较大。

(2) 二分类 SVM 模型针对各独立测点声辐射数据的脱空状态识别准确率基本都能达到 85 % 以上。经 PCA 降维和敏感特征选择后,只需采用少量的主成分特征即可获得与采用原始特征集相当的识别准确率。

(3) 二分类 SVM 模型对未知测点的声辐射数据的泛化能力较弱,对未知脱空状态的声辐射数据的泛化能力与训练集中脱空工况的类型有关。若训练集中脱空类型与测试集中脱空类型差别较大,则 SVM 模型的多分类准确率较低。

(4) 多分类 SVM 模型针对各独立测点声辐射数据的脱空状态识别效果不佳,基于多点位数据信息融合的多分类 SVM 模型在轨道板脱空病害的识别方面具有更大优势。

(5)本文将气动噪声、轮轨噪声及其他环境因素的影响简化为一定信噪比的高斯白噪声,训练集中囊括足够数量和噪声范围的带噪信号样本有利于提升噪声干扰下的轨道状态识别性能。先进的信号降噪方法和数据增强方法有待进一步研究以应对声场环境更为复杂的实际应用场景。

(6)本文从数值模拟的角度对基于声辐射信号的板式轨道脱空状态智能识别方法进行了探索,真实环境中轨道状态的识别效果依赖于未来基于现场实测数据的进一步验证。

#### 作者贡献声明:

李奇:研究理念、研究方法、资助申请、论文修定。

戴宝锐:数值仿真、数据处理及论文撰写。

李兴:数值仿真、数据处理、初稿撰写。

#### 参考文献:

- [1] 钟阳龙,高亮,王璞,等.温度荷载下CRTS II型轨道板与CA砂浆界面剪切破坏机理[J].工程力学,2018(2):230.  
ZHONG Yanglong, GAO Liang, WANG Pu, *et al.* Mechanism of interfacial shear failure between CRTS II slab and CA mortar under temperature loading [J]. Engineering Mechanics, 2018 (2): 230.
- [2] OREGUI M, LI S G, NÚÑEZ A, *et al.* Monitoring bolt tightness of rail joints using axle box acceleration measurements [J]. Structural Control and Health Monitoring, 2016, 24: e1848.
- [3] 季杰,何越磊,洪剑,等.CRTS II型无砟轨道板离缝病害分析与整治措施[J].铁道标准设计,2020,64(9):47.  
JI Jie, HE Yuelei, HONG Jian, *et al.* Analysis of CRTS II track plate slit defect and improvement strategy [J]. Railway Standard Design, 2020, 64 (9): 47.
- [4] AYTEKIN Ç, ULUSOY I, DOGRU S, *et al.* Railway fastener inspection by real-time machine vision [J]. IEEE Transactions on Systems Man and Cybernetics — Part A Systems and Humans, 2015, 45 (7): 1101.
- [5] SANTUR Y, KARAKÖSE M, AKIN E. Condition monitoring approach using 3D modelling of railway tracks with laser cameras [C]// International Conference on Advanced Technology & Sciences (ICAT'16). Konya, Turkey, : 2016: 135-138.
- [6] 闵永智,肖本郁,党建武,等.轨道扣件缺失的机器视觉快速检测方法[J].上海交通大学学报,2017,51(10):1268.  
MIN Yongzhi, XIAO Benyu, DANG Jianwu, *et al.* Machine vision rapid detection method of the track fasteners missing [J]. Journal of Shanghai Jiaotong University, 2017, 51 (10): 1268.
- [7] PIERINGER A, STANGL M, ROTHHÄMEL J, *et al.* Acoustic monitoring of rail faults in the German railway network [C]// 13th International Workshop on Railway Noise. Ghent, Belgium: Springer International Publishing, 2019: 242-250.
- [8] WANG Y, WANG P, WANG Q, *et al.* Using vehicle interior noise classification for monitoring urban rail transit infrastructure [J]. Sensors, 2020, 20 (4): 1112.
- [9] 李自法,谢维波,刘涛.一种基于GBRT算法的CA砂浆脱空检测方法[J].铁道科学与工程学报,2018,15(2):292.  
LI Zifa, XIE Wweibo, LIU Tao. A detection method of CA mortar disengaging based on GBRT algorithm [J]. Journal of Railway Science and Engineering, 2018, 15 (2): 292.
- [10] 李奇,陈艾荣.车辆桥梁/轨道系统耦合振动精细分析理论及应用[M].上海:同济大学出版社,2018.  
LI Qi, CHEN Airong. Refined analysis of vehicle-bridge/track dynamic interaction: Theory and applications [M]. Shanghai: Tongji University Press, 2018.
- [11] 商德江,何祚镛.加肋双层圆柱壳振动声辐射数值计算分析[J].声学学报,2001(3):193.  
SHANG Dejiang, HE Zuoyong. The numerical analysis of sound and vibration from a ring-stiffened cylindrical double-shell by FEM and BEM [J]. Acta Acustica, 2001(3): 193.
- [12] 张秋余,乔思斌,张涛,等.基于能零比的多格式音频感知哈希认证算法[J].华中科技大学学报(自然科学版),2017,45(9):33.  
ZHANG Qiuyu, QIAO Sibin, ZHANG Tao, *et al.* Perceptual hashing authentication algorithm for multi-format audio based on energy to zero ratio [J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2017, 45 (9): 33.
- [13] LU L, JIANG H, ZHANG H. A robust audio classification and segmentation method [C]//The Ninth ACM International Conference on Multimedia. New York, United States: Association for Computing Machinery, 2001: 203-211.
- [14] NAKAGAWA S, WANG L, OHTSUKA S. Speaker identification and verification by combining mfcc and phase information [J]. IEEE Transactions on Audio, Speech & Language Processing, 2012, 20: 1085.
- [15] WU H, SIEGEL M, KHOSLA P. Vehicle sound signature recognition by frequency vector principal component analysis [C]// IEEE Instrumentation and Measurement Technology Conference. St. Paul, United States: 1998: 429-434.
- [16] LEI Y, HE Z, ZI Y. Application of an intelligent classification method to mechanical fault diagnosis [J]. Expert Systems with Applications, 2009, 36: 9941.
- [17] CORTES C, VAPNIK V. Support-vector networks [J]. Machine Learning, 1995, 20 (3): 273.
- [18] 石慧.无砟轨道CA砂浆脱空智能感知算法研究[D].北京:北京交通大学,2019.  
SHI Hui. Research on intelligent sensing algorithm for CA mortar disengagement of ballastless track [D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2019.
- [19] ZHANG X, LI X, SONG L, *et al.* Vibrational and acoustical performance of concrete box-section bridges subjected to train wheel-rail excitation: Field test and numerical analysis [J]. Noise Control Engineering Journal, 2016, 64: 217.