

DOI: 10.13382/j.jemi.B2104137

# 一种铁路隧道衬砌掉块声音检测方法\*

陈子正<sup>1,2</sup> 行鸿彦<sup>1,2</sup> 王 瑞<sup>3</sup> 段儒杰<sup>1,2</sup>

(1. 南京信息工程大学气象灾害预报预警与评估协同创新中心 南京 210044;

2. 南京信息工程大学江苏省气象探测与信息处理重点实验室 南京 210044;

3. 中国铁道科学研究院集团有限公司电子计算技术研究所 北京 100081)

**摘要:**针对传统铁路隧道衬砌掉块检测方法耗时长、成本高的问题,在声信号识别技术的基础上,提出了基于遗传算法优化支持向量机(GA-SVM)模型的铁路隧道衬砌掉块声音检测方法。通过提取铁路隧道内衬砌掉块与其他事件声音的梅尔频率倒谱系数(MFCC)特征系数矩阵,利用遗传算法的寻优能力对支持向量机中影响预测模型精度的两个参数 $C$ 和 $\sigma$ 进行优化,构建铁路隧道衬砌掉块检测模型。实验结果表明,在少量训练样本的基础上,GA-SVM模型对比传统的SVM模型和粒子群算法(PSO)优化的SVM模型,能够更准确地检测出衬砌掉块的大小,检测精度达到了96.67%,验证了声信号识别技术应用于铁路隧道衬砌掉块检测的可行性。

**关键词:** 铁路隧道;衬砌掉块;声音检测;MFCC;遗传算法;支持向量机

**中图分类号:** TP391;TN911 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4010

## Sound detection method for lining falling block in railway tunnels

Chen Zizheng<sup>1,2</sup> Xing Hongyan<sup>1,2</sup> Wang Rui<sup>3</sup> Duan Rujie<sup>1,2</sup>

(1. Collaborative Innovation Center on Forecast and Evaluation of Meteorological Disasters, Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing 210044, China; 2. Jiangsu Key Laboratory of Meteorological Observation and Information Processing, Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing 210044, China; 3. Institute of Electronic Computing Technology, China Academy of Railway Sciences Corporation Limited, Beijing 100081, China)

**Abstract:** In order to solve the problem of long time and high cost of traditional detection methods for falling block in railway tunnel lining. Based on the acoustic signal recognition technology, this paper proposes a sound detection method for lining falling block in railway tunnels based on GA-SVM. After extracting the MFCC characteristic coefficient matrix of the lining falling block and other event sounds in the railway tunnel, this method uses the optimization ability of genetic algorithm to optimize the two parameters  $C$  and  $\sigma$  that affect the accuracy of the prediction model in support vector machine, so as to construct the railway tunnel lining dropped block detection model. The test results show that compared with the traditional SVM model and the PSO-SVM model, the GA-SVM model can more accurately detect the size of fallen lining blocks on the basis of a small number of training samples, and the detection accuracy reaches 96.67%, which verifies the feasibility of the application of acoustic signal recognition technology in the detection of lining falling block of railway tunnels.

**Keywords:** railway tunnels; lining falling block; sound detection; MFCC; genetic algorithm; support vector machine

收稿日期: 2021-04-07 Received Date: 2021-04-07

\* 基金项目: 国家重点研发计划政府间国际科技创新合作专项(2021YFE0105500)、国家自然科学基金(62171228)、江苏省研究生科研与实践创新计划(SJCX21\_0349)项目资助

## 0 引言

随着城市交通愈发频繁,高速铁路建设日益成熟,运营铁路隧道也越来越长,隧道衬砌病害检测就显得尤为重要<sup>[1]</sup>。近些年,新投入使用的运营铁路多为电气化干线铁路和客运专线铁路,行车密度大、速度快,隧道中衬砌掉块会给行车安全带来很大的威胁。因此,进行衬砌掉块检测来保障铁路隧道安全具有十分重要的现实意义<sup>[2-3]</sup>。

现代隧道衬砌病害检测技术中,常见方法主要为表面状态检测技术和内部状态检测技术。2018年,管月稳等<sup>[4]</sup>对车载探地雷达进行了深入研究,并提出了高铁隧道车载探地雷达快速检测方法。2020年,冷彪等<sup>[5]</sup>利用线阵相机及各种设备,提出了线扫描检测方法,对隧道衬砌裂缝状态进行分析。图像识别检测是以 CCD 相机为核心的图像采集系统,该检测方法可以较为准确地识别出隧道衬砌上的裂纹等病害,但受限于相机拍摄图片的像素以及隧道内的光线等因素,成本高;探地雷达检测则存在图像解释主观性强、辨识精度低等问题。相较于上述检测方法,声音信号具有非接触测量、采集便捷等特点,所以利用声学方法<sup>[6]</sup>进行衬砌掉块的检测具有很大的优势。

由于隧道内各个事件的声音包含了大量特征信息,通过对声音信号的分离以及分析,提取音频的特征,通过各种机器学习分类器就可以将衬砌掉块的声音与其他声音区别开。支持向量机(support vector machine, SVM)<sup>[7]</sup>在处理小样本问题时,具有良好的分类和泛化能力。基于传统的支持向量机理论,结合现代数字信号处理方法,研究新型衬砌掉块检测方法,对提高现有铁路隧道衬砌病害检测方法具有重大意义。唐发明等<sup>[8]</sup>早在 2004 年就将支持向量机应用于了小样本的仓储害虫的声音识别上,并取得了不错的效果。周映荷等<sup>[9]</sup>于 2019 年利用 SVM 模型设计了蛋鸡叫声异常检测系统,系统的识别正确率达 86%。2020 年,韩磊磊等<sup>[10]</sup>将决策树支持向量机(DT-SVM)应用于生猪异常声音识别中,平均识别正确率达 94.4%。因而将支持向量机应用于铁路隧道衬砌掉块声音识别是一种十分高效的方法。

根据隧道内的不同声音,对各种衬砌掉块的声音信号做频谱分析并进行预处理,提取出梅尔频率倒谱系数(Mel-frequency cepstral coefficients, MFCC),并将其作为特征向量,成功训练出一个遗传算法(GA)优化的支持向量机模型,用于识别隧道内的衬砌掉块事件,提供了一种全新的衬砌掉块检测方法,拓宽了隧道衬砌病害检测的手段。

## 1 衬砌掉块声音频谱特征和分类器模型

### 1.1 衬砌掉块声音信号的频谱特征提取

衬砌掉块的声音是铁路隧道内,衬砌掉块下落与地面、墙体等物体在重力的作用下发生撞击所产生的敲击声。

隧道衬砌掉块声音检测的完成需要对相关的声音信号进行特征提取,这也是最为关键的一个步骤。首先,选中并同化实验样本,接下来对选定类型进行特征提取,这直接决定了识别效果的好坏<sup>[11]</sup>。经过特征提取,大量原始数据中最有效的目标特征数据被求出,从而有效降低了数据维度,便于进行下一步的识别<sup>[12]</sup>。为了模拟人耳听觉中主观感知对频域划定的非线性性和对处于同一频率群的声音信号作叠加评价的机理,本文选用频率尺度与人耳听觉机理相近的 MFCC 作为声音信号特性的特征<sup>[11]</sup>。提取过程如下。

1) 求出信号的能量谱。将经过预处理后的掉块声音信号进行快速傅里叶变换得到其频谱,对频谱做平方运算即可求出其能量谱。对声音信号的能量谱进行带通滤波,这里采用一组 Mel 滤波器<sup>[13]</sup>,滤波器输出的一组系数记为  $M_1, M_2, \dots, M_i$ 。

$$M_i = \ln [X(k) \times H_m(k)] \quad (1)$$

式中:  $H_m(k)$  是滤波器的频响函数。

$$H_m(k) = \begin{cases} 0, & k < f(m-1), k > f(m+1) \\ \frac{k-f(m-1)}{f(m)-f(m-1)}, & f(m-1) \leq k \leq f(m) \\ \frac{f(m+1)-k}{f(m+1)-f(m)}, & f(m) < k < f(m+1) \end{cases} \quad (2)$$

式中:  $f(m)$  为其中心频率。

2) 将输出量进行对数运算即可得到对应频带内的对数功率谱,再对其进行反离散余弦变换,得到  $i$  个 MFCC 参数。本文选取前 12 维作为特征参数。MFCC 系数求解公式为:

$$C_m = \sum_{n=1}^N \lg y'(n) \cos \left[ \pi \left( n - \frac{1}{2} \right) m/N \right] \quad (3)$$

式中:  $m = 1, 2, 3, \dots, i$ , 设第  $n$  个滤波器的功率谱为  $y'(n)$ 。由此获得隧道衬砌掉块声音的静态特征。

一般来说,标准的 MFCC 只能表征落块声的静态特点,而动态特性需要用 MFCC 参数的差分来表示。MFCC 差分参数的计算公式如下:

$$\Delta C_m = \frac{1}{i} \cdot C_{m+1} / \sum_{i=-1}^1 i^2 \quad (4)$$

式中:  $\Delta C_m$  是 MFCC 特征参数的一阶差分;  $I$  表示常数,一般取 2。由此获得隧道衬砌掉块声音的动态特征。

如图 1 所示,经此过程就可得到实验所用由 12 维静态特征与 12 维动态特征组合起来得到的  $n \times 24$  的 MFCC 特征参数矩阵。为了后期实验进行,需要对已经获取的声音特征数据进行降维处理。设 MFCC 特征参数矩阵每一维的向量为:

$$\mathbf{A} = [a_{1l}, a_{2l}, a_{3l}, \dots, a_{nl}]' \quad l = 1, 2, 3, \dots, 24 \quad (5)$$

为了将系数矩阵转换为一维向量,需要求得  $\mathbf{A}' \cdot \mathbf{A}$  矩阵最大特征值所对应的特征向量,所求特征向量即为实验所需  $1 \times 24$  维的 MFCC 特征系数矩阵。

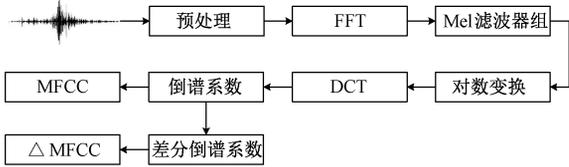


图 1 声音信号 MFCC 及其差分参数的提取过程

Fig. 1 Extraction process of MFCC and its differential parameters of sound signal

### 1.2 衬砌掉块声音识别分类模型

将已经进行特征提取的不同种声音信号进行分类是用声音算法识别铁路隧道衬砌掉块的又一个重要步骤。国内外已有多钟行之有效的分类方法,如神经网络法、随机森林法、SVM<sup>[14]</sup>法等。由于本实验方法需要精确的预测结果和良好的泛化能力<sup>[15]</sup>,本文采用 Vapnik 提出的支持向量机法。铁路隧道衬砌掉块声音检测的本质就是一种不同种声音的非线性分类,而 SVM 会将问题转化为二次规划,从而进行的求解,它的解是唯一的、也是全局最优的,且能够很好地解决小样本问题。因此 SVM 是解决本文提出问题的有效方法。

对于给定的训练集:

$$\{(x_i, y_i) \mid i = 1, 2, \dots, l; x_i \in R\} \quad (6)$$

回归估计函数为:

$$f(\mathbf{x}) = \boldsymbol{\omega}^T \boldsymbol{\varphi}(\mathbf{x}) + \mathbf{b} \quad (7)$$

式中:  $\boldsymbol{\omega}$  为超平面权值;  $\mathbf{b}$  为偏差量;  $\boldsymbol{\varphi}$  是将训练集非线性映射到一个高维特征空间。

最优化问题为:

$$\min \frac{1}{2} \|\boldsymbol{\omega}\|^2 + C \sum_{i=1}^l (\xi_i + \xi_i^*)$$

$$\text{s. t. } y_i \boldsymbol{\omega}^T \boldsymbol{\varphi}(\mathbf{x}_i) + \mathbf{b} - y_i = \xi_i \quad (8)$$

式中:  $C > 0$  为惩罚系数;  $\xi$  和  $\xi^*$  为松弛变量。采用 Lagrange 乘子法求解这个二次规划问题,最后得到 SVM 回归模型为:

$$\hat{y}(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}) + \mathbf{b} \quad (9)$$

式中:  $K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}) = \boldsymbol{\varphi}(\mathbf{x}_i) \cdot \boldsymbol{\varphi}(\mathbf{x})$  为核函数,这里采用高斯径向基核函数  $K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}) = \exp(-\|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}\|^2 / \sigma^2)$ 。另外,

为了避免 SVM 模型陷入局部最优,解决运算大、耗时长等问题,本文采用遗传算法对惩罚系数  $C$  和高斯径向基核函数参数  $\sigma$  来最优选择的。

## 2 衬砌掉块声音识别分类优化模型

### 2.1 遗传算法

由于直接采用 SVM 模型进行识别工作得到的实验结果并不理想,为了提高识别正确率,需要采用优化算法对影响支持向量机性能的两个参数  $C$  和  $\sigma$  进行优化,本文实验对比了粒子群算法 (PSO)<sup>[16-17]</sup> 与 GA 对 SVM 模型优化的实验结果发现,遗传算法优化的 SVM 模型在本实验中有着更高的识别正确率,所以本文最终选取遗传算法对 SVM 参数优化。

GA<sup>[18-19]</sup> 是根据自然界生物的进化规律而设计和提出的,是生物进化过程的计算模型,模拟了达尔文生物进化论的自然选择和遗传机制,是一种通过模拟自然进化过程来寻找最优解的方法。该算法利用计算机模拟,将问题的求解过程转化为类似于生物进化中染色体基因的交叉和突变过程。

### 2.2 遗传算法优化的支持向量机模型

为了衡量 SVM 模型对未知样本预测的准确性,其一项重要指标为泛化能力。影响 SVM 模型性能的因素有很多,其中最为典型的是惩罚参数  $C$  和核函数参数  $\sigma$ 。实际上,对 SVM 参数寻优是为了提高泛化能力。目前有各种基于 SVM 回归估计最小化提出的参数选择方法,例如梯度下降法<sup>[20]</sup>、交叉验证法。本文采用 GA 进行参数寻优,该算法能求得目标函数的全局最优解。GA-SVM 工作流程如图 2 所示。

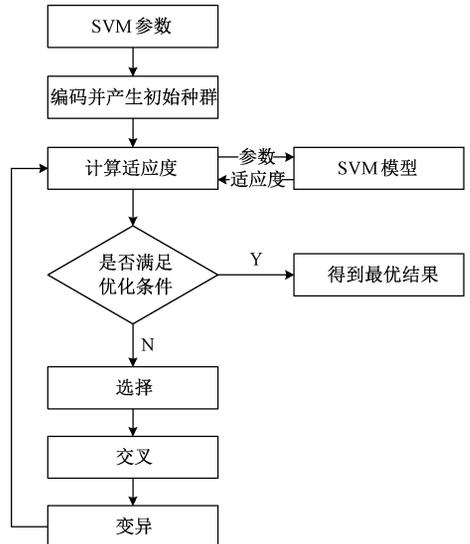


图 2 GA-SVM 流程

Fig. 2 Flow chart of GA-SVM

用 GA 对实验所用 SVM 模型的参数进行寻优的操作步骤如下。

1) SVM 参数会随机生成,对生成的参数进行编码,由于需要优化选择的参数数量较少,只有  $C$  和  $\sigma$ ,故采用二进制编码。

2) 计算适应度的值,这里选用均方误差(MSE)的倒数来表示适应度函数。

3) 选择方式为轮盘赌方法,选择概率为:

$$P_i = \frac{F_i}{\sum_{i=1}^N F_i} \quad (10)$$

式中:  $N$  为个体数;  $F_i$  为第  $i$  个个体的适应度。选择的目的是将适应度值大的个体遗传给下一代。

4) 交叉、变异当代群体,并生成下一代群体。

5) 重复步骤 2) 到满足优化条件。

将实验样本代入以上步骤即可得到一个基于 GA-SVM 的铁路隧道衬砌掉块声音检测模型。将在隧道内采集到的声音放入该模型中进行识别,便可判断该声音是否为隧道衬砌掉块事件的声音。

### 3 衬砌掉块声音检测仿真实验

为了验证本文提出预测模型的有效性与准确性,进行如下两组仿真实验:衬砌掉块声音识别可行性实验采用 GA-SVM 预测模型对衬砌掉块声与隧道内其他可能发出的声音(本文选取水滴声和脚步声)进行分类识别,研究实验的可行性;衬砌掉块声音识别精确性实验则是采用十折交叉验证方式的对比不同大小(大、中、小 3 类)衬砌掉块的声学特征在 SVM、PSO-SVM 和 GA-SVM 上的表现,进一步验证识别模型的精确性。分析预测模型采用正确率与兼顾查准率和查全率的 F1-score,以此两项指标作为分类模型评价指标。具体的实验步骤如图 3 所示。

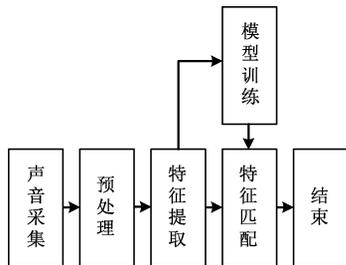


图 3 声音检测框图

Fig. 3 Structure diagram of sound detection

1) 预处理,先将训练和测试数据通过一个低通滤波器滤除高频噪声,然后对信号进行分帧,256 点为一帧,帧移 80。最后给信号加汉明窗来避免信号的边缘影响,

减少频谱泄露。

2) 特征提取,对音频样本进行 MFCC 参数和  $\Delta$ MFCC 参数,得到一个 24 维的特征参数。

3) 模型训练,采用 GA-SVM 模型进行训练,构建铁路隧道衬砌掉块声音检测模型。

4) 特征匹配,将音频特征参数与音频样本库匹配得出识别结果。

#### 3.1 分类模型评价标准

混淆矩阵是种直观的评价分类模型结果的指标,表 1 是二分类结果混淆矩阵。

表 1 二分类结果混淆矩阵

Table 1 Confusion matrix of two classification results

混淆矩阵	类别 1(预测)	类别 2(预测)
类别 1(真实)	TP	FN
类别 2(真实)	FP	TN

表 1 中,TP 表示预测为正样本,实际也为正样本(正确识别);FP 表示预测为正样本,实际为负样本(错误识别 1);FN 表示预测为负样本,实际为正样本(错误识别 2);TN 表示预测为负样本,实际为负样本(正确识别)。

对混淆矩阵的数据进行简单计算,可以延伸得到查准率、查全率、正确率和 F1-score 等常用评价指标。

查准率(精准率):

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (11)$$

查全率(召回率):

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (12)$$

正确率(准确率):

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN} \quad (13)$$

F1-score:

$$F1 = \frac{2Recall \cdot Precision}{Recall + Precision} \quad (14)$$

正确率是常用的衡量一个预测的性能的指标。查准率保证不错误判断,查全率保证不漏查。而 F1-score 兼顾了查准率和全查率,能更好的表现出预测精度。

由于查准率与全查率可能会出现相矛盾的情况,因此,实验选择正确率和兼顾查准率和查全率的 F1-score 作为分类模型评价指标。

#### 3.2 衬砌掉块声音检测方法可行性实验

本文实验的主要研究目标是在同样的声场背景下对衬砌掉块声、水滴声和脚步声进行准确识别,探究基于声音检测衬砌掉块方法的可行性。

判断系统可行性的一个重要指标就是衬砌掉块声音的检测结果,将 GA-SVM 模型用于隧道衬砌掉块检测,其

算法模型分为 GA-SVM 的建立、训练和分类。

在将特征向量输入分类器之前,首先使用 MATLAB 的 mapminmax 函数将特征归一化到 [-1, 1],其目的在于避免各维数据之间过大的数量级的差别而导致的识别模型的预测误差较大。将 3 类不同事件的声音信号的特征进行归一化处理,如图 4、5 所示。不难发现,不同事件的声音信号的特征向量有显著的区别,衬砌掉块 MFCC 特征主要集中在 1、2 维数上,脚步的主要集中在 1、4、6 维数上,而水滴的主要集中在 4、6 维上;水滴的 ΔMFCC 系数与另外两类事件的声音有较为显著的差别,可以进一步提升最终的识别结果。由此可知,MFCC 及 ΔMFCC 参数是可用于铁路隧道衬砌掉块声音检测的可靠特征参数。

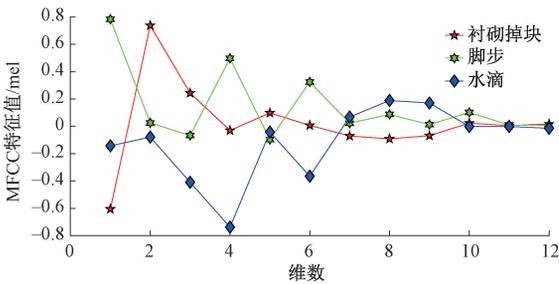


图 4 3 类不同事件的归一化 MFCC 分布

Fig. 4 Normalized MFCC distribution of three different events

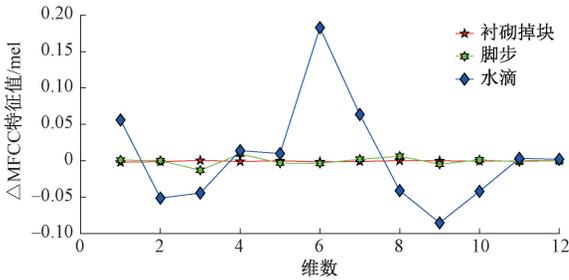


图 5 3 类不同事件的归一化 ΔMFCC 分布

Fig. 5 Normalized ΔMFCC distribution of three different events

实验以 MATLAB 2017b 为实验平台,将提取出的衬砌掉块、水滴和脚步的 MFCC 及其一阶差分系数数据存储在 testdata1.mat 中,并给这 3 类声音信号分别用 1、2、3 做标签。之后,采用十折交叉验证方式,将 3 类声音的特征放入 GA-SVM 预测模型中,最终得到的最优参数  $C = 8.8560, \sigma = 0.4611$ ,3 类不同声音的识别正确率达到了 100%,验证了铁路隧道衬砌掉块声音检测方法的可行性。

### 3.3 衬砌掉块声音检测方法精确性实验

本文实验的主要研究目标是在同样的声场背景下对大型、中型和小型衬砌掉块声的准确识别,进一步探究基

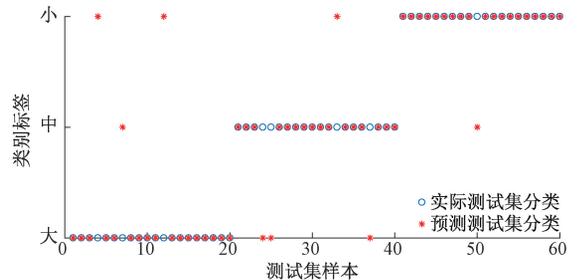
于声音检测衬砌掉块方法的精确性。

实验以 MATLAB 2017b 为实验平台,将提取出的大、中、小 3 类衬砌掉块声音的 MFCC 及其一阶差分系数数据存储在 testdata2.mat 中,并给这 3 类声音信号分别用 1、2、3 做标签。对比大规模声学特征在 SVM、PSO-SVM 和 GA-SVM 上的表现。表 2 为 3 种模型下不同大小的衬砌掉块识别结果对比。图 6(a)~(c) 所示分别为 3 种不同模型下不同大小的衬砌掉块预测值与实际值对比。

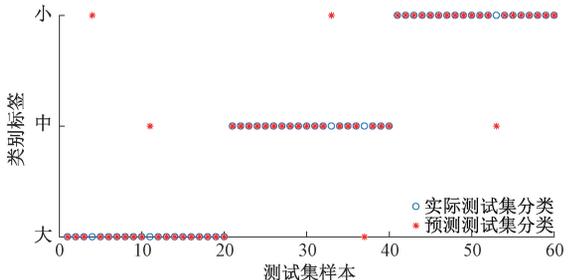
表 2 3 种模型的衬砌掉块大小识别正确率对比

Table 2 Comparison of the accuracy of three models in recognizing the size of lining block

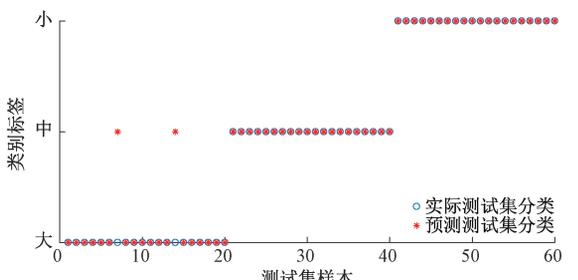
分类器模型	SVM	PSO-SVM	GA-SVM
$C$	15	8.856 0	1.278 4
$\sigma$	-	0.461 1	0.344 3
Accuracy/%	86.67	91.67	96.67
F1-score/%	86.83	91.66	96.66



(a) SVM模型识别结果  
(a) SVM model recognition results



(b) PSO-SVM模型识别结果  
(b) PSO-SVM model recognition results



(c) GA-SVM模型识别结果  
(c) GA-SVM model recognition results

图 6 3 种模型下 3 种不同大小衬砌掉块的预测值与实际值对比

Fig. 6 Comparison of predicted value and actual value of three different sizes of lining block under three models

上述实验结果可知,GA-SVM模型的预测精度比传统的SVM模型和PSO-SVM模型都更高,充分说明GA算法在本实验中提升SVM模型的精度更大。GA寻优的支持向量机模型充分利用了SVM模型的优点和GA的全局搜索能力,能够有效的识别出铁路隧道衬砌掉块事件的发生并判断其大小,验证了用声音算法检测铁路隧道衬砌掉块的精确性。

## 4 结 论

本文根据不同事件声音特征差异,通过采集铁路隧道内衬砌掉块声音信号后提取其MFCC及其一阶差分系数作为特征向量,训练GA-SVM模型对衬砌掉块事件进行检测,提出了一种基于声音算法的铁路隧道衬砌病害检测方法。通过对比隧道内不同事件所产生的声音信号的归一化幅值波形图,可以发现不同事件声音信号的频率与幅值上都有较大差异,正因为存在这种差异性,使得通过声信号识别隧道衬砌掉块检测成为可能。提取出的隧道内各个事件的声信号MFCC和 $\Delta$ MFCC特征能够很好地描述了不同事件的特性,从而将不同事件产生的声信号差异通过数据形式体现,验证了该声信号特征适用于对隧道衬砌掉块声信号的描述。在后续的研究过程中,可以采用更复杂的特征参数来进一步提高隧道衬砌掉块的检测精度。事实表明,基于GA-SVM模型的铁路隧道衬砌掉块声音检测方法可行且有效。本文为声信号识别技术应用于铁路隧道衬砌掉块检测提供了理论依据,打破传统的隧道衬砌病害检测方法,为开发基于声音信号识别算法的铁路隧道衬砌掉块检测系统奠定基础。

## 参考文献

- [1] 李乐乐,郝艳广,韩劲龙,等. 高速铁路隧道衬砌厚度不足对隧道结构安全性的影响[J]. 山东农业大学学报(自然科学版),2021,52(1):105-108.  
LI L L, HAO Y G, HAN J L, et al. The influence of insufficient lining thickness on the safety of a high-speed railway tunnel [J]. Journal of Shandong Agricultural University (Natural Science Edition), 2021, 52(1): 105-108.
- [2] 郭得令. 铁路隧道衬砌质量综合检测与安全性评定实例[J]. 铁道勘察,2013,39(1):39-42.  
GUO D L. An example of railway tunnel lining quality comprehensive detection and safety evaluation [J]. Railway Investigation and Surveying, 2013, 39(1): 39-42.
- [3] 刘海京,郑佳艳,邹宗良,等. 某运营高速公路隧道衬砌坍塌病害检测及快速处治[J]. 公路交通技术, 2010(5): 103-106.

LIU H J, ZHENG J Y, ZOU Z L, et al. Detection and rapid treatment for collapse diseases of tunnel lining on some operating expressway [J]. Technology of Highway and Transport, 2010(5): 103-106.

- [4] 管月稳,苏国锋,魏文涛,等. 高铁隧道车载探地雷达检测技术及其应用[J]. 现代隧道技术,2018,55(S2): 1288-1294.  
ZAN Y W, SU G F, WEI W T, et al. Detection technology of the vehicle-mounted GPR and its application in high-speed railway tunnels [J]. Modern Tunnelling Technology, 2018, 55(S2): 1288-1294.
- [5] 冷彪,崔兆东,杨辉,等. 基于线阵相机的运营隧道衬砌裂缝图像采集方法试验研究[J]. 现代隧道技术, 2020, 57(1): 156-161.  
LENG B, CUI ZH D, YANG H, et al. Experimental research on image acquisition method of tunnel lining cracks based on line-scanning digital camera [J]. Modern Tunnelling Technology, 2020, 57(1): 156-161.
- [6] 丁苑,行鸿彦. 基于雨声识别的雨量测量方法[J]. 气象科技, 2019, 47(1): 35-40.  
DING Y, XING H Y. Rainfall measurement based on rain sound recognition [J]. Meteorological Science and Technology, 2019, 47(1): 35-40.
- [7] 孙宗海. 支持向量机及其在控制中的应用研究[D]. 杭州:浙江大学,2003.  
SUN Z H. Study on support vector machine and its application in control [D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2003.
- [8] 唐发明,陈绵云,王仲东. 基于支持向量机的仓储害虫声音识别[J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2005, 19(2): 34-36.  
TANG F M, CHEN M Y, WANG ZH D. Stored-product insect recognition based on support vector machines [J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2005, 19(2): 34-36.
- [9] 周映荷,刘琪,李天乐,等. 基于SVM的蛋鸡叫声异常检测系统研究[J]. 中国农业文摘-农业工程, 2019, 31(1): 61-62.  
ZHOU Y H, LIU Q, LI T L, et al. Research on detection system of abnormal calling of laying hens based on SVM [J]. Agricultural Science and Engineering in China, 2019, 31(1): 61-62.
- [10] 韩磊磊,田建艳,张苏楠,等. 基于决策树支持向量机和模糊推理的生猪异常声音识别[D]. 畜牧与兽医, 2019, 51(3): 38-44.  
HAN L L, TIAN J Y, ZHANG S N, et al. Porcine abnormal sounds recognition using decision-tree-based

- support vector machine and fuzzy inference[J]. *Animal Husbandry & Veterinary Medicine*, 2019, 51(3):38-44.
- [11] GOTTUMUKKALA H, GONDI L, GIDDALURU L, et al. Recognition using DNN with bacterial foraging optimization using MFCC coefficients [J]. *Journal Européen des Systèmes Automatisés*, 2021, DOI: 10.18280/jesa.540210.
- [12] 蒋晓永, 杨涛. 基于变步长 LMS 和 SVM 的电表内异物声音识别[J]. *传感器与微系统*, 2019, 38(2): 143-146.
- JIANG X Y, YANG T. Foreign object sound recognition based on variable step size LMS and SVM in energy meter[J]. *Transducer and Microsystem Technologies*, 2019, 38(2): 143-146.
- [13] 张钰莎, 蒋盛益. 基于 MFCC 特征提取和改进 SVM 的语音情感数据挖掘分类识别方法研究[J]. *计算机应用与软件*, 2020, 37(8): 160-165, 212.
- ZHANG Y SH, JIANG SH Y. Speech emotion data mining classification and recognition method based on MFCC feature extraction and improved SVM [J]. *Computer Applications and Software*, 2020, 37(8): 160-165, 212.
- [14] CHANG C C, LIN C J. LIBSVM: A library for support vector machines [J]. *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology*, 2011(3):1-27.
- [15] LI X L, LI Z X, YANG X F, et al. Boosting the generalization ability of Vis-NIR-spectroscopy-based regression models through dimension reduction and transfer learning [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2021, 186: 106157.
- [16] 宁琦, 耿读艳, 王晨旭, 等. 基于多尺度排列熵及 PSO-SVM 的输电线路故障判别[J]. *电子测量与仪器学报*, 2019, 33(7): 173-180.
- NING Q, GENG D Y, WANG CH X, et al. Fault identification of EHV transmission lines based on multi-scale entropy and PSO-SVM [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2019, 33(7): 173-180.
- [17] 陶志勇, 于子佳, 林森. PSO\_SVM 算法在太阳能电池板裂缝缺陷检测研究[J]. *电子测量与仪器学报*, 2021, 35(01): 18-25.
- TAO ZH Y, YU Z J, LIN S. Research on crack defect detection of solar cell based on PSO-SVM [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2021, 35(1): 18-25.
- [18] 刘浩然, 赵翠香, 李轩, 等. 一种基于改进遗传算法的神经网络优化算法研究[J]. *仪器仪表学报*, 2016, 37(7): 1573-1580.
- LIU H R, ZHAO C X, LI X, et al. Study on a neural network optimization algorithm based on improved genetic algorithm [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2016, 37(7): 1573-1580.
- [19] 刘辉, 曾鹏飞, 巫乔顺, 等. 基于改进遗传算法的转炉炼钢过程数据特征选择[J]. *仪器仪表学报*, 2019, 40(12): 185-195.
- LIU H, ZENG P F, WU Q SH, et al. Feature selection of converter steelmaking process based on the improved genetic algorithm [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2019, 40(12): 185-195.
- [20] 董长军, 赵鹤鸣. 基于梯度下降法和自适应参数相结合的姿态解算方法[J]. *传感技术学报*, 2020, 33(7): 997-1002.
- DONG CH J, ZHAO H M. Attitude estimation based on gradient descent algorithm and adaptive parameters [J]. *Chinese Journal of Sensors and Actuators*, 2020, 33(7): 997-1002.

### 作者简介



陈子正, 2019 年于东南大学成贤学院获得学士学位, 现为南京信息工程大学硕士研究生, 主要研究方向为仪器仪表技术、信号检测与处理。

E-mail: 25430824@qq.com

**Chen Zizheng** received his B. Sc. degree in 2019 from Southeast University Chengxian College. Now, he is a M. Sc. candidate in Nanjing University of Information Science and Technology. His main research interests include instrumentation technology, signal detection and processing.



行鸿彦 (通信作者), 1983 年于太原理工大学获得学士学位, 1990 年于吉林大学获得硕士学位, 2003 年于西安交通大学获得博士学位, 现为南京信息工程大学教授、博士生导师, 主要研究方向为气象仪器设计与计量、信号检测与处理等。

E-mail: xinghy@nuist.edu.cn

**Xing Hongyan** (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Taiyuan University of Technology in 1983, M. Sc. degree from Jilin University in 1990 and Ph. D. degree from Xi'an Jiaotong University in 2003. Now, he is a professor and Ph. D. supervisor in Nanjing University of Information Science and Technology. His main research interests include design and metering of meteorological instruments, and signal detection and processing.