



基于小波散射变换的煤矿瓦斯和煤尘爆炸声音识别方法

余星辰 李小伟

引用本文:

余星辰, 李小伟. 基于小波散射变换的煤矿瓦斯和煤尘爆炸声音识别方法[J]. 煤炭科学技术, 2024, 52(S1): 70–79.

YU Xingchen, LI Xiaowei. Sound identification method of coal mine gas and coal dust explosion based on wavelet scattering transform[J]. Coal Science and Technology, 2024, 52(S1): 70–79.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.12438/cst.2022-1849>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于声谱图和SVM的煤矿瓦斯和煤尘爆炸识别方法

Recognition method of coal mine gas and coal dust explosion based on sound spectrogram and SVM

煤炭科学技术. 2023, 51(2): 366–376 <https://doi.org/10.13199/j.cnki.cst.2022-2050>

煤尘组分对瓦斯/煤尘复合爆炸下限的影响研究

Influence study of coal dust composition on the lower explosion limit of hybrid mixture of gas and coal dust

煤炭科学技术. 2020, 48(2) <http://www.mtkxjs.com.cn/article/id/d5760132-cf13-4c0a-b5c9-fdf0abcf6c3e>

基于MFCC-CS-MUSIC的矿井提升机故障源精准识别方法研究

Precise identification method of mine hoist fault source based on MFCC-CS-MUSIC

煤炭科学技术. 2023, 51(1): 446–454 <https://doi.org/10.13199/j.cnki.cst.2022-0385>

基于几何特征约束的煤矸DE-XRT精准识别方法

Accurate identification method of coal and gangue based on geometric feature constraints by DE-XRT

煤炭科学技术. 2024, 52(5): 262–275 <https://doi.org/10.12438/cst.2023-1276>

基于改进DeeplabV3+和迁移学习的煤岩界面图像识别方法

Coal-rock interface image recognition method based on improved DeeplabV3+ and transfer learning

煤炭科学技术. 2023, 51(S1): 429–439 <https://doi.org/10.13199/j.cnki.cst.2022-1392>

基于TW-RN优化CNN的煤矸识别方法研究

Research on coal and gangue recognition method based on TW-RN optimized CNN

煤炭科学技术. 2022, 50(1): 228–236 <http://www.mtkxjs.com.cn/article/id/317225f8-61ed-4bdd-a8c8-97c03d0bedac>



关注微信公众号，获得更多资讯信息



移动扫码阅读

余星辰, 李小伟. 基于小波散射变换的煤矿瓦斯和煤尘爆炸声音识别方法[J]. 煤炭科学技术, 2024, 52(S1): 70–79.

YU Xingchen, LI Xiaowei. Sound identification method of coal mine gas and coal dust explosion based on wavelet scattering transform[J]. Coal Science and Technology, 2024, 52(S1): 70–79.

基于小波散射变换的煤矿瓦斯和煤尘爆炸声音识别方法

余星辰, 李小伟

(中国矿业大学(北京) 机电与信息工程学院, 北京 100083)

摘要:为解决煤矿瓦斯与煤尘爆炸灾害报警方法误报率和漏报率高等问题,提高煤矿瓦斯和煤尘爆炸感知准确率,提出了基于小波散射变换的煤矿瓦斯和煤尘爆炸声音识别方法:在煤矿井下重点监测区域安装矿用拾音设备,实时采集设备工作声音和环境音;将采集到的声音通过小波散射变换得到小波散射系数,构建声音信号的小波散射系数图,通过计算小波散射系数图的图像灰度梯度共生矩阵得到由小梯度优势、大梯度优势、能量、灰度平均、梯度平均、灰度均方差、梯度均方差、相关性、灰度熵、梯度熵、混合熵等构成的十一维特征参数,构成表征该声音信号的特征向量,输入到支持向量机(SVM)中训练得到煤矿瓦斯和煤尘爆炸声音识别模型;对待测声音信号同样提取其小波散射系数图的灰度梯度共生矩阵得到十一维特征向量,输入到训练好的煤矿瓦斯和煤尘爆炸声音识别模型中进行声音识别分类,并进行试验验证。采取声音信号的特征提取试验,分析了不同声音的小波散射图及其特征参数分布特点,瓦斯和煤尘爆炸声音的小波散射系数图及其十一维特征向量与煤矿井下其他声音差异明显,证明了所提特征提取方法的可行性;通过贝叶斯优化完成支持向量机超参数优化试验,选取更符合训练模型的超参数,识别试验结果表明,所提方法的识别率为95.77%,明显优于其他对比算法,能够满足煤矿瓦斯和煤尘爆炸识别的需求。

关键词: 瓦斯和煤尘爆炸;声音识别;图像特征;小波散射;支持向量机;贝叶斯优化

中图分类号: TD76;X936

文献标志码: A

文章编号: 0253-2336(2024)S1-0070-10

Sound identification method of coal mine gas and coal dust explosion based on wavelet scattering transform

YU Xingchen, LI Xiaowei

(School of Mechanical Electronic and Information Engineering, China University of Mining and Technology-Beijing, Beijing 100083, China)

Abstract: To solve the problems of high false alarm rate and leakage rate of coal mine gas and coal dust explosion disaster alarm methods, and improve the accuracy of coal mine gas and coal dust explosion perception, sound identification method of coal mine gas and coal dust explosion based on wavelet scattering transform was proposed: install mining sound pickup equipment in the critical monitoring area of coal mine underground, and collect equipment working sound and environmental sound in real time, the wavelet scattering coefficients were obtained from the collected sound by wavelet scattering transform, the wavelet scattering coefficients of the sound signal were constructed, the collected the 11-dimensional feature parameters consisting of small gradient dominance, large gradient dominance, energy, gray average, gradient average, gray mean square difference, gradient mean square difference, correlation, gray entropy, gradient entropy, mixing entropy were obtained by calculating the image gray gradient co-generation matrix of the wavelet scattering coefficient map, which constituted the feature vector characterizing the sound signal, and were input to the support vector machine for training to obtain the coal mine the 11-dimensional feature vectors were obtained by extracting the gray gradient covariance matrix of the wavelet scattering coefficient map of the sound signal to be measured, and bring it into the trained coal mine gas and coal dust explosion sound recognition model for sound recognition classification, it verified by experiments. The wavelet scattering coefficients of different sounds and their feature

收稿日期: 2022-10-03

责任编辑: 宫在芹

DOI: 10.12438/cst.2022-1849

基金项目: 国家重点研发计划资助项目(2016YFC0801800)

作者简介: 余星辰(1988—),男,江苏涟水人,讲师,博士。E-mail: yu178844264@126.com

parameter distribution characteristics were analyzed, the wavelet scattering coefficients of gas and coal dust explosion sounds and their 11-dimensional feature vectors were significantly different from other sounds in the coal mine, the feasibility of the proposed feature extraction method was demonstrated. Support vector machine hyperparameter optimization experiments completed by Bayesian optimization to select hyperparameters that better fit the training model, and the recognition experimental results show that the recognition rate of the proposed method was 95.77%, which was significantly better than other comparison algorithms. It can meet the needs of coal mine gas and coal dust explosion recognition.

Key words: gas and coal dust explosion; sound recognition; image features; wavelet scattering; support vector machine; Bayesian optimization

0 引言

瓦斯爆炸、煤尘爆炸和瓦斯煤尘爆炸(以下简称瓦斯和煤尘爆炸)是煤矿井下重特大事故之一,时刻影响着煤矿安全生产,一旦发生将造成重大的经济损失及人员伤亡^[1-2]。随着煤矿自动化和信息化程度的不断提高,重特大事故的监测与报警成为煤矿安全生产的重要环节。事故调查表明,瓦斯和煤尘爆炸事故中,由于创伤和烧伤造成的人员伤亡不足 20%,中毒窒息造成的人员伤亡高达 80%^[1]。尽早发现事故,尽早撤出遇险人员,是减少事故人员伤亡的有效措施。

针对瓦斯和煤尘爆炸报警研究,孙继平等^[1-4]分析了瓦斯和煤尘爆炸的气体变化特征、光电特征、图像特征、声音特征等,提出了多信息融合的瓦斯和煤尘爆炸识别方法,通过不同位置参数变化幅度、变化的先后时序关系和传感器损坏情况,判定爆源,并给出 2 种基于声音信号分解特征的煤矿瓦斯和煤尘爆炸识别的方法。为了实现煤矿瓦斯和煤尘爆炸的智能识别与报警,需要进行广泛深入的研究,需要通过不同角度,对煤矿瓦斯和煤尘爆炸声音进行理论分析与试验研究,提出不同的识别方法。声音具有传播距离远、巷道弯曲和分支影响小的特点^[5],矿用拾音器具有成本低、易安装等优点。因此,研究瓦斯和煤尘爆炸声音识别方法,具有重要的理论意义和实用价值。

以往的声音识别研究中,大多是对声音信号进行特征提取,再使用合适的分类器进行识别^[6-9],已获得了不错的效果。但是随着应用场景的不断增多,声音特征与图像特征相结合共同完成分类任务,具有重要的实用意义。通过将声音信号转换成声谱图完成声音识别也被学者广泛研究,李茂月等^[10]针对薄壁件铣削加工过程中的颤振识别中没有建立颤振特征与加工表面的相关联系的问题,利用图像处理与模式识别技术,通过铣削表面图像实现薄壁件加工状态的精确辨识与预测。李佳芮等^[11]提出了一种

改进的基于肺音信号的声谱图熵特征分析的客观喘鸣音检测方法,该方法通过预处理使熵特性曲线的特征差异更加明显,且通过支持向量机 (Support Vector Machines, SVM) 分类器进行检测,解决了原方法检测存在检测模糊区域的问题。曾金芳等^[12]提出了一种基于谱图纹理特征的声音事件识别方法,将原始声音样本转化为灰度耳蜗谱图,通过改进完全局部二值模式 (Local Binary Pattern, LBP) 提取纹理特征以表征声音信号,通过 SVM 完成识别分类。

基于实地采集的煤矿井下声音信号,在分析瓦斯爆炸和煤尘爆炸声音的特点,对采集到声音的小波散射系数图的特征进行分析后,笔者提出了一种基于小波散射系数图的瓦斯和煤尘爆炸声音识别方法。

1 算法介绍

本文所提算法工作原理如图 1 所示,具体过程为:首先,采集的声音信号通过预加重、分帧、添加类别标签处理后;然后,通过小波散射变换得到散射系数,构建散射系数图;其次,通过提取其灰度梯度共生矩阵获取其图像特征值,构成表征声音信号的特征向量,作为学习数据集,通过 SVM 训练后,建立煤矿瓦斯和煤尘爆炸声音智能识别模型,用于识别煤矿瓦斯和煤尘爆炸;实时采集监测区域的声音,将采集到声音的小波散射系数谱图的图像纹理特征输入训练好的 SVM 模型中,得到识别结果;通过贝叶斯超参数优化可选择最优的超参数来提高所提方法的准确率,实现该方法的移植性和兼容性。

1.1 预处理

由于采集的煤矿井下声音信号样本很长无法直接提取特征,为了方便进行信号分析和特征提取,需对声音信号进行预处理,预处理步骤包括:归一化、分帧、添加类别标签等。

1)归一化。本文采用均值法进行归一化,将声音信号归一化到平均值附近。

2)分帧。声音信号的特点是短时平稳。因此,采用汉明窗对声音信号进行分帧操作,帧与帧的非

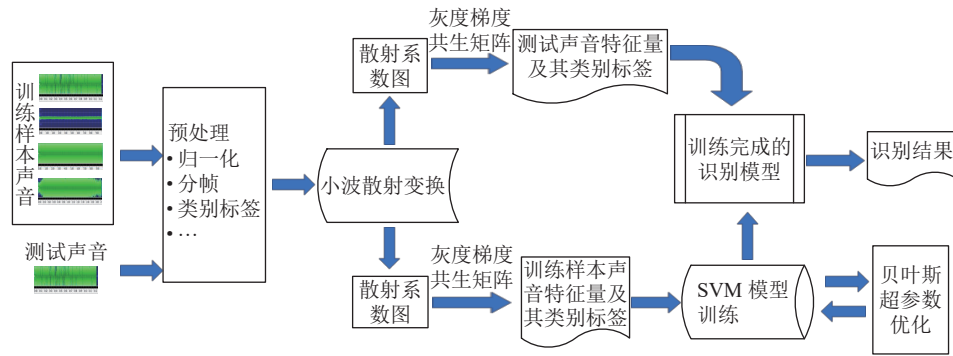


图1 本文所提识别方法的工作原理

Fig.1 Working principle diagram of the identification method proposed in this paper

重叠部分为帧移。使用帧长为 20 ms, 帧移为 10 ms 的汉明窗, 这样可以有 2 个作用: ① 可以减少静音音频的干扰; ② 可以减少音频后期处理的难度, 优化算法过程, 简化算法计算, 提高识别系统的运算速度和识别效率。

3) 类别标签。为了训练识别模型, 给不同声音赋予不同的类别标签。

1.2 小波散射网络

小波散射变换^[13-15]具有计算平移不变的图像表示, 该表示对变形是稳定的, 并能保留高频信息进行分类。它将具有非线性模量和平均算子的小波反式卷积级联。第一网络层起到尺度不变特征变换匹配算法(Scale Invariant Feature Transform, SIFT)的效果, 而下一层提供互补的不变信息, 改进分类。因此, 小波散射是一个由小波变换和模算子级联而成的深度卷积网络。小波散射提取特征的主要优点有减少对数据量和模型复杂性的要求; 自动提取相关紧凑性框架^[15]。

小波散射网络主要由信号输入部分、深度特征提取部分、特征输出 3 部分组成, 其中深度特征提取部分主要由多个子模块组成, 每个子模块由小波卷积、非线性、平均化 3 部分构成, 其网络结构如图 2 所示。

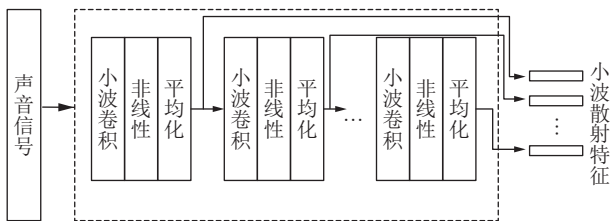


图2 小波散射网络

Fig.2 Wavelet scattering network

小波散射特征提取的步骤为

1) 首先, 将声音信号通过第 1 层散射, 第 1 层主

要是通过小波低通滤波器对信号进行平均, 实现第 1 层散射功能, 得到散射系数, 这也将丢失信号的高频细节。通过对声音信号连续小波变换后产生尺度系数, 可由后续层捕获第 1 层中丢失的声音信号的高频细节。

2) 由步骤 1) 得到的尺度系数作为第 2 层的散射系数, 信号通过第 2 层小波散射得到散射系数。通过相同的模运算和小波低通滤波函数得到第 3 层的尺度系数。重复步骤 2 可得到第 3 层的散射系数下一层的尺度系数。

出于实际应用考虑, 随着层数的增加, 每次迭代运算会消耗声音信号的能量, 因此本文散射层数选择 3 层。其中, 第 1 层执行平均操作, 丢失了声音信号的高频细节。第 2 层捕获细节, 实现尺度不变特征变换功能。第 3 层提供补充声音信号信息改善分类效果。

散射系数为声音信号提取的特征, 通过设置小波散射网络的参数: 声音信号采样时间为 0.25 s, 采样频率为 48 000 Hz, 将采样点为 12 000 的声音信号输入至小波散射网络中提出的特征数据大小为 266×12, 数据减少了 73.4%。

1.3 特征提取

灰度梯度共生矩阵^[16-18]可反映图像中各像素点的灰度与梯度的相互关系, 图像的灰度是构成图像的基础, 图像的梯度是构成图像边缘轮廓的要素。因此, 灰度和梯度的综合信息可有效表征图像的纹理特性。灰度梯度空间很清晰地描绘了图像内各像素点灰度与梯度的分辨规律, 同时也给出了各像点与其领域像点的空间关系, 对图像的纹理能很好地描绘, 对于具有方向性的纹理可以从梯度的方向上反映出来。具体提取步骤如下:

1) 假设图像的灰度矩阵为 $f(i, j)$, 计算各像素点的梯度值, 计算公式如下:

$$g(i, j) = 4f(i, j) - f(i+1, j) - f(i-1, j) - f(i, j+1) - f(i, j-1) \quad (1)$$

2) 对梯度值和灰度值进行正规化处理, 具体处理公式如下:

$$F(i, j) = \text{INT} \left[\frac{f(i, j) \times N_f}{f_{\max}} \right] + 1 \quad (2)$$

式中: INT 表示取整; f_{\max} 为图像中的最大灰度值; N_f 为正规化后的最大的灰度值, 取 64。

$$G(i, j) = \text{INT} \left[\frac{g(i, j) \times N_g}{g_{\max}} \right] + 1 \quad (3)$$

式中: $G(i, j)$ 为 (i, j) 像点范围内最大的梯度值; g_{\max} 为图像最大的梯度值; N_g 为正规化后的最大梯度值, 取 64。

3) 计算使得 $F(i, j) = x$ 和 $G(i, j) = y$ 的像素点数, 即为灰度梯度共生矩阵 $H(x, y)$ 的第 (x, y) 个元素。对其进行正规化处理, 公式为

$$\widehat{H}(x, y) = \frac{H(x, y)}{\sum_{x=0}^{N_f-1} \sum_{y=0}^{N_g-1} H(x, y)} \quad (4)$$

常用的灰度梯度共生矩阵的参数有 15 个, 通过对比分析发现, 提取的小波散射系数图的灰度梯度共生矩阵的参数中灰度分布不均匀性、梯度分布不均匀性、差分矩和逆差分矩的数值相近, 差异不大, 不利于识别模型的识别分类工作。因此, 最终选择: 小梯度优势、大梯度优势、能量、灰度平均、梯度平均、灰度均方差、梯度均方差、相关性、灰度熵、梯度熵、混合熵共 11 个特征值^[16], 组成十一维的特征向量。

2 模型建立

2.1 SVM

为了实现对煤矿瓦斯和煤尘爆炸声音的识别, 采用 SVM 对信号的小波散射系数图的图像分类识别。根据 SVM 分类器原理^[19], 建立识别模型的具体步骤为

1) 将声谱图通过灰度共生矩阵计算得到的 11 个参数作为特征参数输入到 SVM 分类器中训练, 其参数表达式为

$$x_i = \{T_1, T_2, T_3, T_4, T_5, T_6, T_7, T_8, T_9, T_{10}, T_{11}\} \quad (5)$$

式中: T_1 为小梯度优势; T_2 为大梯度优势; T_3 为能量; T_4 为平均灰度; T_5 为平均梯度; T_6 为灰度均方差; T_7 为梯度均方差; T_8 为相关性; T_9 为灰度熵; T_{10} 为梯度熵; T_{11} 为混合熵。

2) 以建立的识别模型作为主要分类依据, 建立线性 SVM, 寻求最优超平面, 可转化为

$$\text{Min}_{\omega, b} \frac{1}{2} \|\omega\|^2 \quad (6)$$

式中: ω 为超平面法向量; b 为误差。

其中, 式(6)受制于式(7):

$$y_i(\omega^T x_i + b) \geq 1, i = 1, 2, \dots, p \quad (7)$$

式中: y_i 为声音信号类别标签; p 为待分类声音总数。

3) 通过识别模型将待测声音分为煤矿瓦斯和煤尘爆炸声音与非煤矿瓦斯和煤尘爆炸声音, 并输出结果。

2.2 贝叶斯 SVM 超参数优化

为了选择合适的超参数完成 SVM 分类器的训练, 提高 SVM 分类的识别准确率, 选择实用贝叶斯优化^[20-21]来解决这一难题, 即通过基于目标函数的过去评估结果建立概率模型, 来找到最小化目标函数的值, 从而实现优化的目的。使用贝叶斯优化的超参数为正则化系数和 gamma 核参数。

超参数优化算法的目标是以最快的方式找到全局最优解^[20-21]。为了达到这一目的, 贝叶斯的优化步骤为

1) 确定输入量。将声音小波散射系数图通过灰度共生矩阵计算得到的 11 个参数作为计算量, 声音类型标签作为验证值。

2) 确定概率模型。用概率模型替代原始评估的复杂目标函数, 本文选择高斯过程回归。

3) 训练并验证网络。以优化过程中误差最小的一组超参数作为优化后的超参数, 验证误差符合要求则结束。

2.3 本文算法实现流程

1) 根据 1.2 节中小波散射变换提取特征值的步骤提取声音信号的小波散射系数, 以此构建表征声音信号的小波散射系数图。

2) 通过灰度梯度共生矩阵提取声音信号的小波散射系数图, 提取小梯度优势、大梯度优势、能量、灰度平均、梯度平均、灰度均方差、梯度均方差、相关性、灰度熵、梯度熵、混合熵共 11 个特征值, 组成 11 维的特征向量, 以此作为表征声音信号特征的特征向量。

3) 通过贝叶斯优化, 实现最优化的识别模型构建。

4) 将声音信号输入到训练完成的煤矿瓦斯和煤尘爆炸声音识别模型中, 实现声音信号的分类。

3 数据分析与试验结果

3.1 试验数据采集

笔者在神华宁煤集团双马煤矿采集了煤矿井下非爆炸声音,现场采集工作如图 3 所示。采集工作覆盖煤矿井下综采工作面、综掘工作面、配电室、巷道、中央水泵房等重点监测区域,采集的声音包括:采煤工作面和掘进工作面设备工作声音、胶轮车行驶声音、水泵工作声音、通风机工作声音、矿用隔爆馈电开关工作声音、矿用隔爆高爆开关工作声音、矿用移动变电站工作声音、带式输送机工作声音等 15 种声音,见表 1。瓦斯爆炸声音和煤尘爆炸声音采用中煤科工集团重庆研究院有限公司瓦斯和煤尘爆炸试验录音,见表 1。双马煤矿声音采集试验所使用的声音采集设备为三星 HYV-E720 录音笔,内存为 16 G,所有声音文件均为单声道,采样率为 48 kHz,保存格式为.wav。本文涉及的数据处理及试验均在 Inter i9-9980 HK CPU@2.40 GHz、内存 32 Gb、64 位操作系统的 DELL 服务器上使用 Matlab2020a 完成,声音剪辑均使用 Goldwave 软件完成。



图 3 声音采集现场
Fig.3 Sound collection scene

表 1 声音素材
Table 1 Sound material

声音类型	总时长/s	声音片段个数	数据量/MB
瓦斯爆炸声音	10	5	3
煤尘爆炸声音	10	5	3
煤矿井下非爆炸声音	8 000	800	734

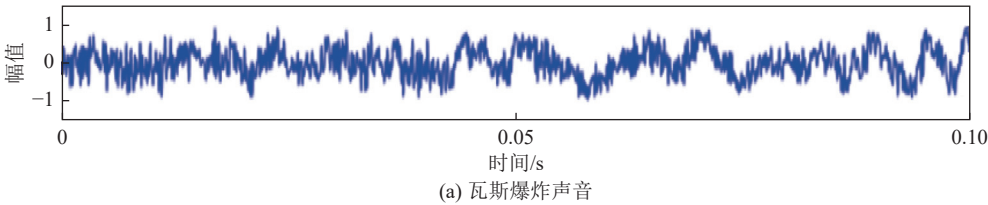
3.2 特征提取

以小波散射系数图提取为依据,将采集到的不同声音信号通过提取其小波散射图及其对应的灰度梯度共生矩阵做比对。限于篇幅,瓦斯爆炸声音、煤尘爆炸声音、采煤机工作声音、掘进机工作声音、通风机工作声音作为研究对象,5 种声音的时域图如图 4 所示。由图 4 可以看出,5 种声音信号的时域图差异明显,仅靠时域特征无法准确判断各自信号的差别,且不具备被识别的条件。

为了研究 5 种声音信号的具体区别,将 5 种时长为 0.25 s 声音信号通过 1.2 节中小波散射变换提取特征值的步骤得到散射系数,使用 Matlab 中 scattergram 函数得到其散射系数图,瓦斯爆炸声音、煤尘爆炸声音、采煤机工作声音、掘进机工作声音和通风机工作声音的小波散射系数图如图 5 所示。

由图 5 可以看出:瓦斯爆炸声音和煤尘爆炸声音的小波散射系数图相似性较高,瓦斯爆炸声音和煤尘爆炸声音的小波散射系数图与其他 3 种声音的小波散射系数图差异明显;瓦斯爆炸声音和煤尘爆炸声音的小波散射系数图的图像纹理较为稳定,图像复杂度低,纹理沟纹浅,图像局部灰度相关性小;采煤机工作、掘进机工作和通风机工作 3 种声音声谱图的图像纹理不稳定,图像复杂度高,纹理沟纹模糊。

为了客观地看出 5 种声音的小波散射系数图,选取不同长时的 5 种声音提取其小波散射系数图的灰度梯度共生矩阵的 11 维特征参数,时长分别取 0.5、1、1.5 和 2 s,具体如图 6 所示,图 6a—图 6k 分别为 5 种声音的 11 维特征参数分布图。由图 6a 可知:采煤机的小梯度优势值最大,通风机工作声音次之,其次是瓦斯爆炸声音和煤尘爆炸声音,掘进机工作声音最小;由图 6b 可知:掘进机工作声音的大梯度优势值最大,煤尘爆炸声音次之,其次是通风机工作声音,然后是瓦斯爆炸声音,最小的是采煤机工作声音;由图 6c 可知:采煤机工作声音的能量最大,煤尘爆炸声音次之,其次是瓦斯爆炸声音,然后是通风机工作声音,掘进机工作声音最小;由图 6d 可知:掘进机工作声音的灰度平均值最大,煤尘爆炸声音次



(a) 瓦斯爆炸声音

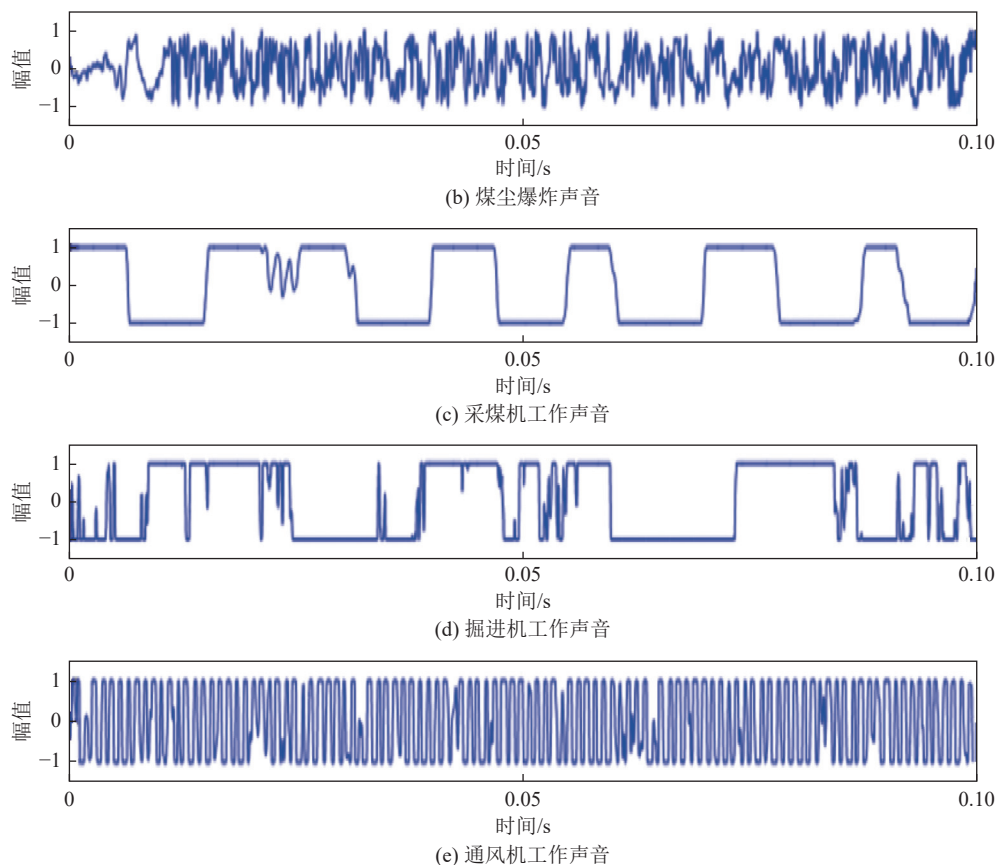


图 4 瓦斯爆炸、煤尘爆炸、采煤机工作、掘进机工作、通风机工作声音时域图

Fig.4 Time domain diagram of sound of gas explosion, coal dust explosion, working sound of shearer, roadheader and ventilator

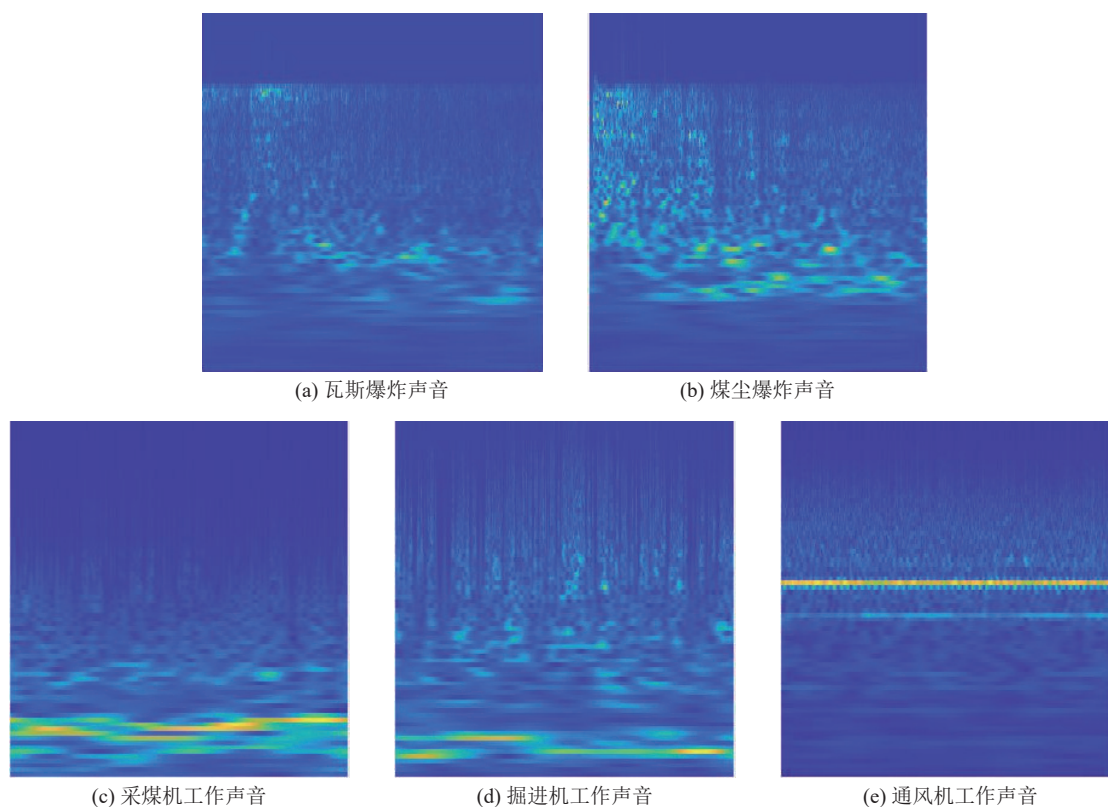


图 5 5 种声音的小波散射系数图

Fig.5 Wavelet scattering coefficient maps of five kinds of sound

之,其次是采煤机工作声音,然后是瓦斯爆炸声音,最小的是通风机工作声音;由图 6e 可知:掘进机工作声音的梯度平均值最大,煤尘爆炸声音次之,其次是通风机工作声音,然后是瓦斯爆炸声音,最小的是采煤机工作声音;由图 6f 可知:瓦斯爆炸声音的灰度均方差最大,通风机工作声音次之,其次是采煤机工作声音,然后是煤尘爆炸声音,掘进机工作声音最小;由图 6g 可知:掘进机工作声音的梯度均方差最大,

煤尘爆炸声音次之,其次是通风机工作声音,然后是瓦斯爆炸声音,采煤机工作声音最小;由图 6h 可知:采煤机工作声音的相关性最大,通风机工作声音次之,其次是瓦斯爆炸声音和煤尘爆炸声音,掘进机工作声音最小;由图 6i 可知:掘进机的灰度熵最大,瓦斯爆炸声音和煤尘爆炸声音次之,其次是采煤机工作声音和通风机工作声音;由图 6j 可知:掘进机工作声音的梯度熵最大,瓦斯爆炸声音和煤尘爆炸声音

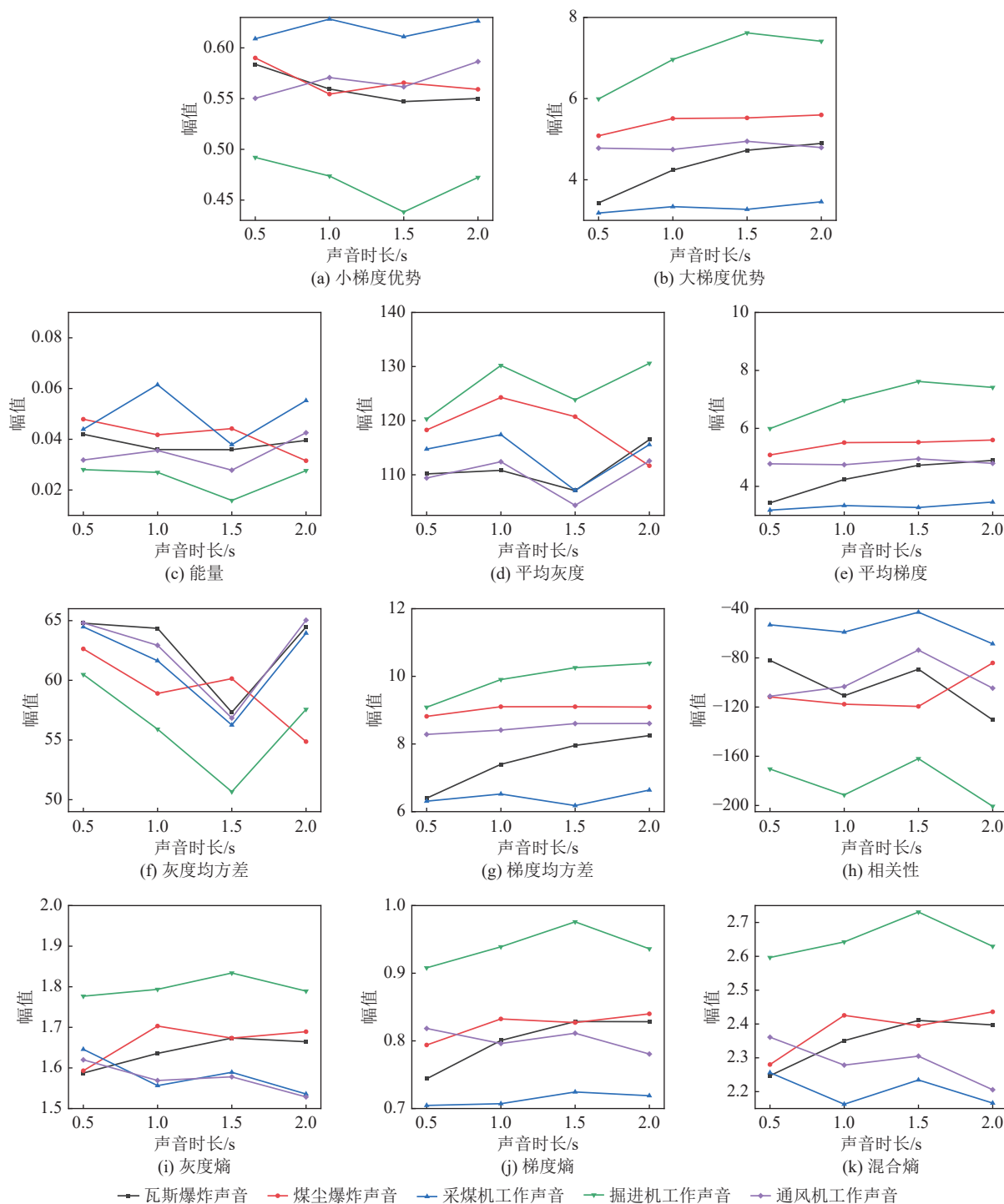


图 6 5 种声音的特征值分布
Fig.6 Eigenvalue distribution of five kinds of sound

次之,其次是通风机工作声音,最小的是采煤机工作声音;由图 6k 可知:掘进机工作声音的混合熵最大,瓦斯爆炸声音和煤尘爆炸声音次之,其次是通风机工作声音,采煤机工作声音最小。

经过上述分析可得:瓦斯爆炸声音和煤尘爆炸声音的小波散射系数图的灰度梯度共生矩阵的 11 维特征参数与煤矿井下其他声音的灰度梯度共生矩阵的十一维特征参数存在明显差异。通过提取声音信号的小波散射系数图的灰度梯度共生矩阵的特征参数作为表征声音信号的特征向量是可取的,且具备较强的抗噪能力。

4 识别结果与分析

笔者提出的煤矿瓦斯和煤尘爆炸声音的识别方法是以采集到的煤矿井下非爆炸声音、瓦斯爆炸声音和煤尘爆炸声音作为样本素材,提取声音信号的小波散射系数图的灰度共生矩阵的参数特征值,输入到训练完成的煤矿瓦斯和煤尘爆炸声音识别模型中进行分类的过程。将采集到的声音信号通过 Goldwave 软件剪辑成多组试验声音信号,并提取不同类型声音信号的特征值作为训练样本,首先,通过贝叶斯超参数优化选择合适的超参数;其次,将超参数配置到 SVM 模型中,将训练样本输入到超参数配置完成的 SVM 模型中,建立 SVM 分类模型,最后,构建了煤矿瓦斯和煤尘爆炸声音识别模型。

4.1 超参数优化

煤矿井下监控环境比较复杂,为了提高本方法在不同煤矿井下的适用性,提出了对 SVM 分类器超参数的优化,既可以解决在不同煤矿环境的兼容性,又可以在增加学习样本的时不断改进 SVM 识别模型,减少训练时对监控设备内存的占用。

通过贝叶斯优化 SVM 分类器中 2 个重要超参数:正则化系数和 gamma 核参数,确定合适的超参数来训练 SVM 分类器,得到更好的识别模型。优化代码中的参数设置:正则化系数的巡游范围是 [0.01, 100]; gamma 核参数寻优范围是 $[2^{-7}, 2^7]$, 且 2 个超参数的变量类型设置为“real”,值域可根据实际数据集来设置。SVM 超参数优化最小值计算和目标函数模型训练结果如图 7 所示。

优化过程中的观测最佳可行点和估计最佳可行点的参数情况分布见表 2。由表 2 可知:观测最佳可行点的超参数及其观测目标函数值符合期望。因此,本文的 SVM 分类器的超参数具体设置为:正则化系数为 22.769, gamma 核参数为 0.028 53。

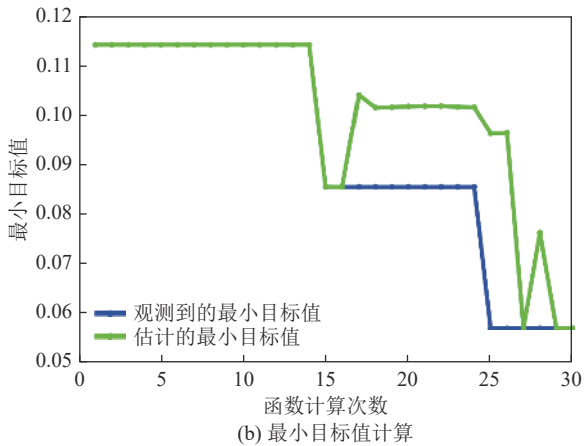
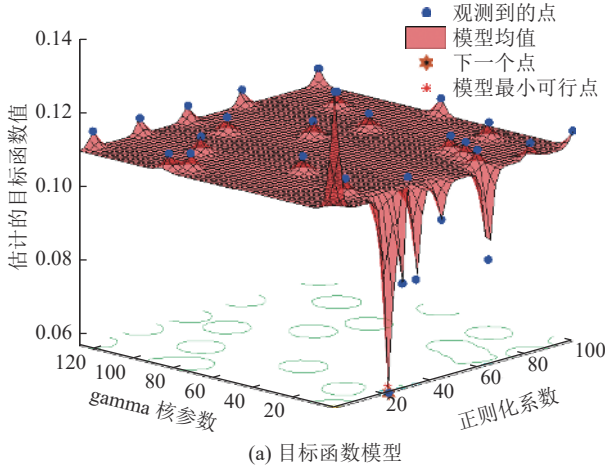


图 7 最小目标值计算与目标函数模型训练
Fig.7 Minimum target value calculation and objective function model training

表 2 观测最佳可行点和估计最佳可行点的参数
Table 2 Observation of best feasible point and estimation of parameters of best feasible point

观测最佳可行点	观测目标函数值	估计最佳可行点	估计目标函数值
正则化系数: 22.769 gamma核参数: 0.028 53	0.057 143	正则化系数: 22.794 gamma核参数: 0.027 974	0.057 145

4.2 识别结果

为了验证笔者提出的小波散射系数图的煤矿瓦斯和煤尘爆炸声音的识别方法的优势,以瓦斯爆炸声音、煤尘爆炸声音和煤矿井下其他声音作为试验素材,提取声音信号的小波散射系数图,通过提取其灰度梯度共生矩阵得到声音的特征参数,输入到训练完成的 SVM 识别模型中得到识别结果,并与 BP 神经网络、ELM 模型和文献 [3-4,22] 所提的方法做对比,识别分类结果见表 3。其中测试样本共 142 组,瓦斯和煤尘爆炸声音 30 组,煤矿井下其他声音 112 组。由表 3 可知:本文所提算法的识别率达到

95.77%,比BP神经网络高9.15%,比ELM高19.71%,比文献[3]高10.77%,比文献[4]高2.77%,比文献[22]高0.77%;召回率为100%,比BP神经网络高63.33%,比ELM模型高86.67%,比文献[3]高16.7%,比文献[22]高25%;精确率比BP神经网络低16.67%,比ELM模型高50%,比文献[3]高11.93%,比文献[4]高2.23%,比文献[22]低16.67%。综上可知,本文所提算法是对比算法中最优的,SVM是更符合笔者提出的煤矿瓦斯和煤尘爆炸声音识别方法的分类模型。

表3 不同识别分类模型性能比较

Table 3 Performance comparison of different recognition and classification models

识别分类模型	识别率/%	召回率/%	精确率/%
本文算法	95.77	100	83.33
BP神经网络	86.62	36.67	100
ELM模型	76.06	13.33	33.33
文献[3]	85	83.3	71.4
文献[4]	93	100	81.1
文献[22]	95	75	100

5 结 论

1)瓦斯和煤尘爆炸声音的小波散射系数图的图像纹理较为稳定,图像复杂度低,纹理沟纹浅,图像局部灰度相关性小,且与煤矿井下其他声音的小波散射系数图差异明显。

2)瓦斯和煤尘爆炸声音的小波散射系数图的灰度梯度共生矩阵的十一维特征参数与煤矿井下其他声音的灰度梯度共生矩阵的十一维特征参数存在明显差异。通过提取声音信号的小波散射系数图的灰度梯度共生矩阵的特征参数作为表征声音信号的特征向量是可取的,且具备较强的抗噪能力。

3)建立煤矿井下爆炸声音识别模型,识别结果表明:本文所提的方法经贝叶斯超参数优化后识别率达95.77%,能够满足煤矿瓦斯和煤尘爆炸智能识别需求。

参考文献(References):

- [1] 孙继平. 煤矿瓦斯和煤尘爆炸感知报警与爆源判定方法研究[J]. 工矿自动化, 2020, 46(6): 1-5, 11.
SUN Jiping. Research on method of coal mine gas and coal dust explosion perception alarm and explosion source judgment[J]. Industry and Mine Automation, 2020, 46(6): 1-5, 11.
- [2] 孙继平, 余星辰. 基于声音识别的煤矿重大事故报警方法研究[J]. 工矿自动化, 2021, 47(2): 1-5, 44.
SUN Jiping, YU Xingchen. Research on alarm method of coal mine extraordinary accidents based on sound recognition[J]. Industry and Mine Automation, 2021, 47(2): 1-5, 44.
- [3] 孙继平, 余星辰. 基于 CEEMD 分量样本熵与 SVM 分类的煤矿瓦斯和煤尘爆炸声音识别方法[J]. 采矿与安全工程学报, 2022, 39(5): 1061-1070.
SUN Jiping, YU Xingchen. Sound recognition method of coal mine gas and coal dust explosion based on CEEMD component sample entropy and SVM classification[J]. Journal of Mining & Safety Engineering, 2022, 39(5): 1061-1070.
- [4] 孙继平, 余星辰. 基于声音特征的煤矿瓦斯和煤尘爆炸识别方法[J]. 中国矿业大学学报, 2022, 51(6): 1096-1105.
SUN Jiping, YU Xingchen. Recognition method of coal mine gas and coal dust explosion based on sound characteristics[J]. Journal of China University of Mining & Technology, 2022, 51(6): 1096-1105.
- [5] 彭佑多, 谢伟华, 郭迎福, 等. 矿井掘进工作面粉尘对机器噪声衰减的影响[J]. 湖南科技大学学报(自然科学版), 2012, 27(1): 23-29.
PENG Youduo, XIE Weihua, GUO Yingfu, et al. Studies on the spread and attenuation of machine noise influenced by the heading face of mine roadway dust[J]. Journal of Hunan University of Science and Technology(Natural Science Edition), 2012, 27(1): 23-29.
- [6] 高磊, 刘振奎, 魏晓悦, 等. 铁路隧道二次衬砌敲击检查声音特征分析及智能识别[J]. 铁道科学与工程学报, 2022, 19(7): 1997-2004.
GAO Lei, LIU Zhenkui, WEI Xiaoyue, et al. Feature analysis and intelligent recognition of percussion inspection sound of secondary lining in railroad tunnel[J]. Journal of Railway Science and Engineering, 2022, 19(7): 1997-2004.
- [7] 龙磊, 何兵, 刘方, 等. 基于 KJADE 的列车轴承轨边声学诊断方法研究[J]. 振动. 测试与诊断, 2020, 40(4): 781-787, 828-829.
LONG Lei, HE Bing, LIU Fang, et al. Fault diagnosis of locomotive bearings using wayside acoustic signals based on KJADE[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2020, 40(4): 781-787, 828-829.
- [8] 李宏全, 郭兴明, 郑伊能. 基于 EMD 和 MFCC 的舒张期心杂音的分类识别[J]. 振动与冲击, 2017, 36(11): 8-13.
LI Hongquan, GUO Xingming, ZHENG Yineng. Classification and recognition of diastolic heart murmurs based on EMD and MFCC[J]. Journal of Vibration and Shock, 2017, 36(11): 8-13.
- [9] 韦娟, 顾兴权, 宁方立. 一种基于 EEMD 的异常声音识别方法[J]. 北京邮电大学学报, 2020, 43(5): 112-117.
WEI Juan, GU Xingquan, NING Fangli. An abnormal sound recognition method based on EEMD[J]. Journal of Beijing University of Posts and Telecommunications, 2020, 43(5): 112-117.
- [10] 李茂月, 刘硕, 田帅, 等. 薄壁件铣削加工颤振的图像特征提取与识别[J]. 吉林大学学报(工学版), 2022, 52(2): 425-432.
LI Maoyue, LIU Shuo, TIAN Shuai, et al. Image feature extraction and recognition of milling chatter of thin walled parts[J]. Journal of Jilin University(Engineering and Technology Edition), 2022, 52(2): 425-432.

- [11] 李佳芮, 洪纓. 喘鸣音的声谱熵特征分析及检测[J]. 声学学报, 2020, 45(1): 131–136.
LI Jiarui, HONG Ying. Wheeze detection method based on spectrogram entropy analysis[J]. Acta Acustica, 2020, 45(1): 131–136.
- [12] 曾金芳, 黄费贞, 白冰, 等. 基于耳蜗谱图纹理特征的声音事件识别[J]. 声学技术, 2020, 39(1): 69–75.
ZENG Jinfang, HUANG Feizhen, BAI Bing, *et al.* Sound event recognition based on texture features of cochleagram[J]. Technical Acoustics, 2020, 39(1): 69–75.
- [13] BRUNA J, MALLAT S. Invariant scattering convolution networks[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2013, 35(8): 1872–1886.
- [14] MEI Na, WANG Hongxia, ZHANG Yatao, *et al.* Classification of heart sounds based on quality assessment and wavelet scattering transform.[J]. *Computers in Biology and Medicine*, 2021, 137: 104814.
- [15] LAI WeiHsiang, TSAI SungTing, CHENG DeLi, *et al.* Application of wavelet scattering and machine learning on structural health diagnosis for quadcopter[J]. *Applied Sciences*, 2021, 11(21): 10297.
- [16] 冯兵, 李芝棠, 花广路. 基于灰度—梯度共生矩阵的图像型垃圾邮件识别方法[J]. 通信学报, 2013, 34(S2): 1–4.
FENG Bing, LI Zhitang, HUA Gguanglu. Image spam recognition method based on gray-gradient co-occurrence matrix[J]. Journal on Communications, 2013, 34(S2): 1–4.
- [17] 郭凤仪, 邓勇, 王智勇, 等. 基于灰度—梯度共生矩阵的串联故障电弧特征[J]. 电工技术学报, 2018, 33(1): 71–81.
GUO Fengyi, DENG Yong, WANG Zhiyong, *et al.* Series arc fault characteristics based on gray level-gradient co-occurrence matrix[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2018, 33(1): 71–81.
- [18] 郭蕾, 江飞明, 于兴宇, 等. 基于动态分频段 FRA 法的自耦变压器绕组轴向移位故障诊断[J]. 中国铁道科学, 2022, 43(1): 134–143.
GUO Lei, JIANG Feiming, YU Xingyu, *et al.* Fault diagnosis of autotransformer winding axial displacement using fra method based on dynamic frequency division[J]. China Railway Science, 2022, 43(1): 134–143.
- [19] 赵薇, 靳聪, 涂中文, 等. 基于多特征融合的 SVM 声学场景分类算法研究[J]. 北京理工大学学报, 2020, 40(1): 69–75.
ZHAO Wei, JIN Cong, TU Zhongwen, *et al.* Support vector machine for acoustic scene classification algorithm research based on multi-features fusion[J]. Transaction of Beijing Institute of Technology, 2020, 40(1): 69–75.
- [20] 石怀涛, 尚亚俊, 白晓天, 等. 基于贝叶斯优化的 SWDAE-LSTM 滚动轴承早期故障预测方法研究[J]. 振动与冲击, 2021, 40(18): 286–297.
SHI Huaitao, SHANG Yajun, BAI Xiaotian, *et al.* Early fault prediction method combining SWDAE and LSTM for rolling bearings based on Bayesian optimization[J]. Journal of Vibration and Shock, 2021, 40(18): 286–297.
- [21] 杨欢, 吴震, 王焱, 等. 侧信道多层感知器攻击中基于贝叶斯优化的超参数寻优[J]. 计算机应用与软件, 2021, 38(5): 323–330.
YANG Huan, WU Zhen, WANG Yi, *et al.* Hyper-parameters optimization in side-channel attack of multilayer perceptron based on Byesian optimization[J]. Computer Applications and Software, 2021, 38(5): 323–330.
- [22] 余星辰, 王云泉. 基于小波包能量的煤矿瓦斯和煤尘爆炸声音识别方法[J]. 工矿自动化, 2023, 49(1): 131–139.
YU Xingchen, WANG Yunquan. Coal mine gas and coal dust explosion sound recognition method based on wavelet packet energy[J]. Industry and Mine Automation, 2023, 49(1): 131–139.