

DOI:10.20033/j.1003-7241.(2026)06-0001-06

## 干扰背景下煤机故障声音识别算法

净远<sup>1</sup>, 胡云<sup>1</sup>, 张雄利<sup>1</sup>, 云晓斌<sup>1</sup>, 刘云伟<sup>1</sup>, 杨兴慧<sup>1</sup>, 高利平<sup>1</sup>, 李三涛<sup>1</sup>, 崔大明<sup>2,3</sup>(1. 国能榆林能源有限责任公司青龙寺煤矿分公司, 陕西榆林 719408; 2. 中煤科工机器人科技有限公司, 广东深圳 518000;  
3. 中煤科工(辽宁)具身智能科技有限公司, 沈阳 110172)

**摘要:**煤机设备的稳定运行决定了煤矿生产效率与作业安全。然而,在实际工况中,复杂且强烈的背景噪声严重干扰故障声音特征的提取,导致传统识别方法准确率下降。针对这一问题,提出了一种融合生成对抗网络(generative adversarial network, RaGAN)与多通道轻量级移动端卷积神经网络(mobile convolutional neural network, Mc-MobileNet)的煤机故障声音识别方法。首先,针对原始故障声音信号信噪比较低的问题,引入改进的RaGAN对故障声音进行增强处理,通过构建生成器与判别器的对抗学习机制,有效抑制环境噪声,提高目标信号的清晰度与可分辨性。同时,在模型中引入辅助分类器以增强判别能力,并结合循环一致性损失约束生成过程,从而提升生成样本的真实性与稳定性。其次,将增强后的音频特征输入到改进的Mc-MobileNet模型中进行分类识别,该模型在保持较低计算复杂度的同时,具备较强的Mc-MobileNet能力和良好的实时性能,从而提高了系统在复杂环境下的鲁棒性。最终,构建了一个端到端的煤机故障声音识别系统,实现从数据增强到故障分类的整体优化。实验结果表明,与传统声音增强与识别方法相比,本文提出的RaGAN方法能够显著提高分类准确率约10%,在嘈杂环境下具有更好的性能表现,可有效用于煤矿等噪声环境下的故障检测。

**关键词:**煤机故障声音; 干扰背景; 生成对抗网络; Mc-MobileNet; 声音识别; 故障检测

中图分类号: TP391.42; TP277

文献标志码: A

文章编号: 1003-7241(2026)06-0001-06

## Voice recognition of coal machine fault under interference background

Jing Yuan<sup>1</sup>, Hu Yun<sup>1</sup>, Zhang Xiongli<sup>1</sup>, Yun Xiaobin<sup>1</sup>, Liu Yunwei<sup>1</sup>, Yang Xinghui<sup>1</sup>,  
Gao Liping<sup>1</sup>, Li Santao<sup>1</sup>, Cui Daming<sup>2,3</sup>(1. Guoneng Yulin Energy Limited Liability Company Qinglongsi Coal Mine, Yulin 719408, Shaanxi, China;  
2. China Coal Robot Technology Co., Ltd., Shenzhen 518000, Guangdong, China;  
3. China Coal (Liaoning) Embodied Intelligent Technology Co., Ltd., Shenyang 110172, China)

**Abstract:** The stable operation of coal mining machinery equipment is of great significance to coal mine production efficiency and operational safety. However, in actual working conditions, complex and intense background noise severely interferes with the extraction of fault sound features, leading to a decrease in the accuracy of traditional recognition methods. To address this issue, this paper proposes a coal mining machinery fault sound recognition method that integrates the generative adversarial network (RaGAN) and the multi-channel lightweight mobile convolutional neural network (Mc-MobileNet). Firstly, to address the issue of low signal-to-noise ratio in the original fault sound signals, an improved RaGAN is introduced to enhance the fault sounds. By constructing an adversarial learning mechanism between the generator and the discriminator, environmental noise is effectively suppressed, enhancing the clarity and distinguishability of the target signals. Simultaneously, an auxiliary classifier is introduced into the model to enhance the discriminative ability, and the cyclic consistency loss is incorporated to constrain the generation process, thereby improving the authenticity and stability of the generated samples. Secondly, the enhanced audio features are input into an improved Mc-MobileNet model for classification and recognition. This model maintains low computational complexity while possessing strong feature extraction capabilities and excellent real-time performance, thus enhancing the system's robustness in complex environments. Finally, an end-to-end coal mining machinery fault sound recognition system is constructed, achieving overall optimization from data enhancement to fault classification. Experimental results show that, compared to traditional sound enhancement and recognition methods, the proposed method significantly improves recognition performance in noisy environments, with a classification accuracy increase of approximately 10%. Additionally, it exhibits high computational efficiency and good generalization ability. This method provides an effective technical approach for intelligent detection of equipment faults in complex noise environments in coal mines, and holds strong engineering application value.

**Keywords:** coal machine malfunction sound; interference background; generate adversarial networks; Mc-MobileNet; voice recognition; fault detection

收稿日期: 2024-09-25; 录用日期: 2024-11-25

基金项目: 国家重点研发计划项目(2022YFB4703600)

作者简介: 净远(1980—), 男, 工程师, 硕士研究生, 从事机电运输工作。

通信作者: 崔大明(1992—), 男, 硕士, 助理研究员, 研究方向: 煤矿机器人及智能化。

引用本文: 净远, 胡云, 张雄利, 等. 干扰背景下煤机故障声音识别算法[J]. 自动化技术与应用, 2026, 45(6): 1-6. (Jing Yuan, Hu Yun, Zhang Xiongli, et al. Voice recognition of coal machine fault under interference background[J]. Techniques of Automation and Applications, 2026, 45(6): 1-6.)

在煤矿工业中,煤机作为一种关键设备,承担着采煤和煤炭处理的重要任务。然而,煤机的故障不可避免地会导致生产中断、设备损坏甚至人员伤亡,严重影响煤矿生产安全和经济效益<sup>[1]</sup>。因此,及时准确地识别煤机故障显得至关重要。

目前,设备故障识别领域已有的识别方法,比如基于传统信号处理方法、基于机器学习方法、基于深度学习的方法以及多方法融合诊断等,虽然在场景较好的一般工业领域完成对设备故障音的有效识别,但仍无法直接应用于煤矿井下复杂场景。煤矿井下噪声干扰大,传统方法过度依赖于人工特征提取和手动建模,无法充分挖掘数据中的潜在信息,对噪声和干扰较为敏感,而基于机器学习和深度学习的方法需要大量的标记数据和计算资源<sup>[2-3]</sup>,并且模型可解释性较差,难以应对复杂煤矿环境中的实际问题。融合多种方法的综合诊断系统虽然可以大大提高诊断准确性和鲁棒性,但是成本高、实用性较差<sup>[4-6]</sup>。因此,如何提高煤矿故障识别的准确性、鲁棒性和实用性仍然是当前研究的重点和挑战之一。

为实现井下煤机故障语音识别及解决有效识别问题,本研究提出一种基于 RaGAN 和 Mc-MobileNet 的端到端煤机故障声音识别方法。该方法首先使用 RaGAN 模型对煤机的故障声音进行增强,改善其在嘈杂环境中的信噪比,然后通过 Mc-MobileNet 模型进行特征提取和分类识别,从而实现煤机故障的高准确率识别。

## 1 原理与架构

一种基于 RaGAN 和 Mc-MobileNet 的综合框架,包括声音预处理、声音增强和特征提取识别 3 个关键阶段,旨在优化煤机故障声音在噪声环境中的识别效果。首先,声音预处理模块对收集的声音信号进行预加重、加窗分帧和端点检测,以提高声音信号的质量,并为后续处理阶段准备数据。接着,RaGAN 声音增强模块被用于提升信噪比,通过对声音进行生成式增强来减轻背景噪声的影响。最后,Mc-MobileNet 模型识别模块负责从增强的声音信号中提取特征并执行分类任务,以实现煤机故障的准确识别。图 1 为算法整体技术路线图。



图 1 基于 RaGAN 和 Mc-MobileNet 干扰背景下煤机故障声音识别算法技术路线

Fig. 1 Technical roadmap of coal mining machinery fault sound recognition algorithm under interference background based on RaGAN and Mc-MobileNet

### 1.1 声音预处理模块

在进行声音增强之前,首先,需要对收集的原始声音信号进行预处理。该预处理过程主要包括预加重、加窗分帧和端点检测。预加重能够提升高频成分的比例,使得声音更清晰;加窗分帧则将声音信号分割成多个小片段,便于逐帧分析;端点检测用于识别和分离有效的声音信号片段。然后,对加窗分帧端点检测后的声音信号进行小波变换,并通过能量密度谱计算和伪彩色映射生成声音谱图,从而将声音信号转化为时频域中表示形式,即声音谱图。声音谱图能够有效保留原始声音信号的频率和时间信息,避免了传统特征提取方法在时频信息分割处理时造成的信息丢失,进而提升后续特征匹配算法的精度。

图 2 为经过上述预处理步骤生成的声音谱图。声音谱图的横轴表示时间,纵轴表示频率,而颜色则代表声音强度。采用图像化的方式更方便于分析和识别煤矿设备异常声音的特征。

### 1.2 RaGAN 声音增强模块

由于 RaGAN 可以生成与原始声音相似但在信噪比上有所提升的声音,因此,在声音增强模块中添加了 RaGAN 模型<sup>[7-10]</sup>,从而提高煤机故障声音识别的准确率。将 RaGAN 应用于声音增强,采用一个基于卷积神经网络的生成器和一个基于卷积和递归神经网络的判别器。同时,

引入了循环一致性损失,以促进生成器输出的增强声音与原始声音之间的一致性。此外,还引入了辅助分类器,以帮助判别器更好地区分生成样本<sup>[11-12]</sup>。

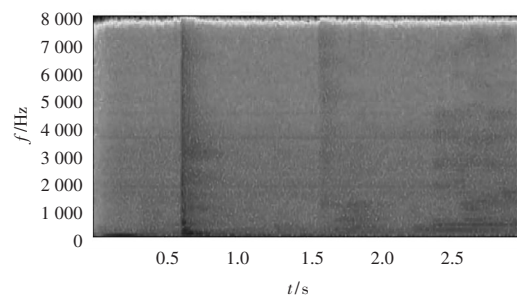


图 2 生成声音谱图

Fig. 2 Generated sound spectrogram

基于 RaGAN 的声音增强模型结构如图 3 所示,模型由两部分组成:生成器 G 和判别器 D。G 网络是由 22 层卷积层构成的,卷积层滤波器宽度均为 31,步长为 2。由于在声音增强模型中输入的是时域波形文件,因此 G 使用的是一维步幅卷积层,并且使用参数化修正线性单元 (PReLU) 作为激活函数。G 网络执行声音增强功能,编码器部分对输入声音进行特征提取,并采用跳跃连接将每一层声音的细粒度信息(如相位信息等)传递至解码器对应的网络层。解码器主要实现声音合成功能,根据 D 网络传递的参数信息

和编码阶段的细粒度信息合成声音,以波形文件的形式输出。由于解码阶段接收了跳跃连接的信息,因此解码器中每层网络的输入维度是对应编码层的两倍。

### 1.3 Mc-MobileNet 模型识别模块

将经过预处理和增强后的声音谱图输入到 Mc-MobileNet 模型中,用于提取声音特征并进行分类识别。具体为,将时频图像输入到 Mc-MobileNet 模型中,得到一

系列特征向量,然后将这些特征向量输入到全连接层中进行分类预测。

在进行高级特征提取过程中,重复的层会导致网络训练时产生过拟合现象,故去除 Mobilenet 网络模型中 5 组循环的深度可分离卷积。将多尺寸卷积核嵌入到修改后的 Mobilenet 中,得到多尺寸 Mobilenet 网络模型 Mc-MobileNet<sup>[13-14]</sup>,如图 4 所示。

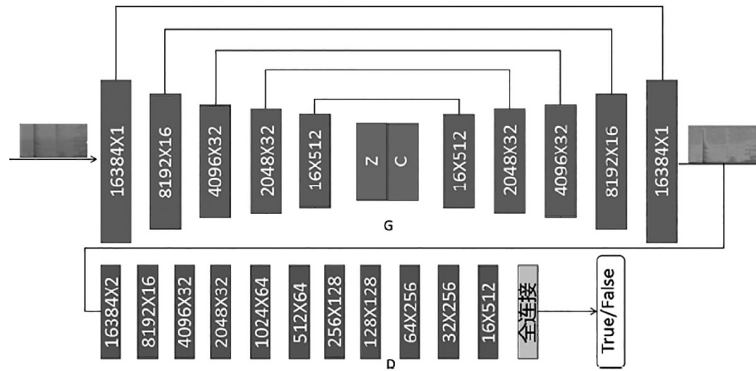


图 3 RaGAN 声音增强模型网络结构

Fig. 3 Network structure of RaGAN sound enhancement model

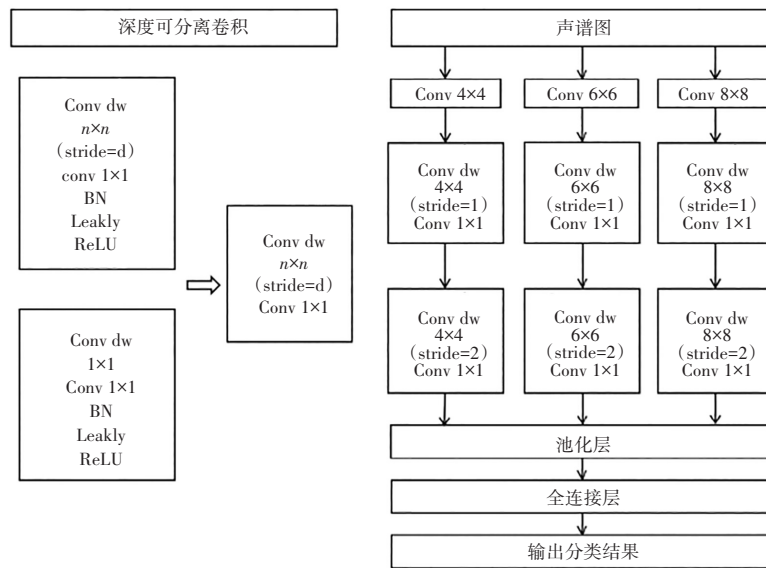


图 4 Mc-MobileNet 网络结构示意图

Fig. 4 Schematic diagram of the Mc-MobileNet network structure

网络共有 18 层。网络模型的输入是 128×128 的声谱图信号,通道数为 3;第 2 层为传统卷积层,步幅为 2。从第 2 层开始网络通道因为运用不同尺寸的感受野,进而分为多条通道,3 条通道分别运用 3×3、5×5 和 7×7 卷积核。第 3 层和第 4 层为 2 组步幅分别为 1 和 2 的深度可分离卷积层,将其作为网络模型的重复基础模块,模型每条通道中均包含 4 组基础模块,模块之间为串行排序。模型内部没有采用池化层,而是运用卷积核的步幅为 2 以达到降采样的目的。批处理归一化操作是在标准卷积层、深度卷积层和逐点卷积层之间,以及每组深度可分离卷积层之后进行的。最后将 3 组通道输出的特征图进行拼接并输入

到全局平均池化层进行降维操作,并对整个网络模型进行结构正则化<sup>[15]</sup>。

## 2 实验与分析

为验证基于生成对抗网络 (RaGAN) 和 Mc-MobileNet 的煤矿故障声音识别方法的有效性,设计试验如下。

1) 数据采集。数据采集选择多样化的工作环境和典型的煤矿作业噪声背景。采集过程在不同的工作时段进行,以确保获取到各种操作状态下的声音样本,包括设备启动、运行、停机以及故障时的声音。采集过程涉及各种煤矿设备正常运行和故障状态下的声音。每种设备的声音录制

时间至少为 30 min,以确保有足够的数据进行分析。

2) 样本描述。实验中收集和声音样本覆盖了多种煤矿设备的正常运行声音和异常运行声音,具体如表 1 所示。

表 1 煤机设备样本描述

Tab. 1 Description of coal mining equipment samples

样本种类	类型	数量
巷道皮带托辊运行	正常音	200
	异常音	200
皮带运行警报	正常音	100
	报警音	100
变电所变压器运行	正常音	200
	异常音	200
变电所跳闸	正常音	50
	跳闸音	50
水泵运行	正常音	200
	异常音	200

每个样本在数据采集时,均考虑到设备运行的自然噪声和其他设备运行产生的声音;同时为保证实验的广泛适用性,录音样本覆盖了设备在不同时间和不同工作状态时的声音,如早晚、设备启停等。

### 2.1 RaGAN 增强实验

该试验主要用于评估生成对抗网络(RaGAN)模型在

提高煤机故障声音信噪比和清晰度方面的效果,并与传统声音增强技术做比较分析,通过对比 RaGAN 与传统声音增强方法,实验结果表明 RaGAN 增强后的声音更加清晰,更容易识别故障特征。试验结果如图 5 和表 2 所示。

图 5 为跳闸原始声音谱图和 4 种对比方法声谱图测试效果。表 2 为 RaGAN 增强方法与其他不同增强方法的滤波效果指标评价。

通过对比 RaGAN 与传统声音增强方法(小波变换、频域滤波、时域滤波),可以明显看出 RaGAN 增强后的声音更加清晰,更容易识别故障特征;表 2 中的感知语音质量评估(perceptual evaluation of speech quality, PESQ)、语音信号质量综合评分(composite signal measure, CSIG)、背景噪声综合评分(composite background measure, CBAK)、总体语音质量综合评分(composite overall measure, COVL)和短时客观可懂度指数(short-time objective intelligibility, STOI)等客观评价指标均优于传统方法,其中, PESQ 和短时客观可懂度指数 STOI 直接与分类性能相关,显示出增强声音的质量和清晰度。

### 2.2 煤机故障声音识别实验

该试验主要验证 RaGAN 增强技术对煤机故障声音数据 Mc-MobileNet 识别准确率的提升效果,确保在嘈杂的煤矿环境下能够准确识别故障。在煤机故障声音识别实验中,其训练网络的关键参数为,初始学习率设为 0.001,批大小设为 32,训练周期迭代 1 000 次。

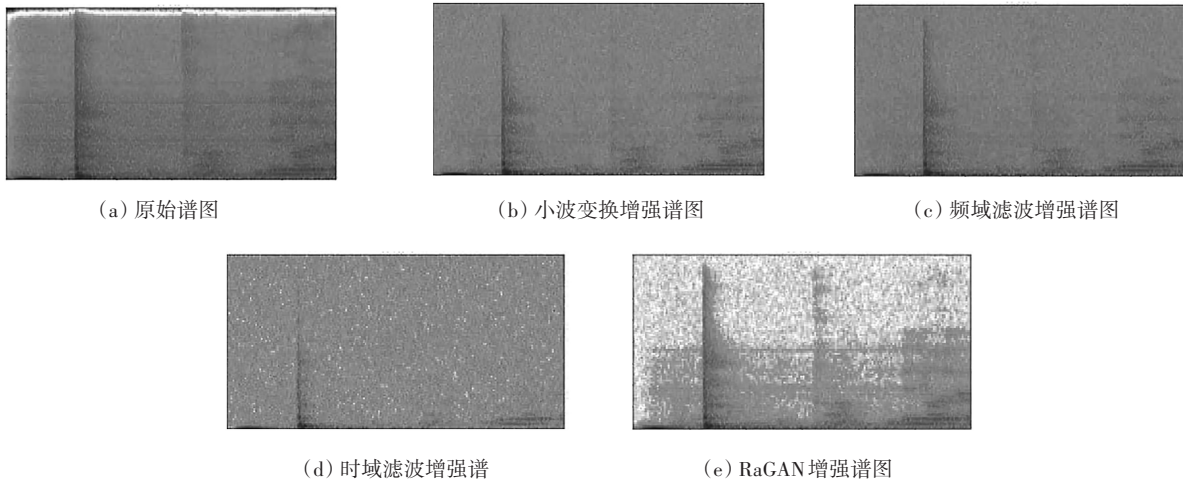


图 5 跳闸原始声音与 4 种增强方法谱图

Fig. 5 Spectrograms of the original trip sound and four enhancement methods

表 2 RaGAN 增强方法与其他不同增强方法滤波效果指标评价

Tab. 2 RaGAN enhancement method compared with other different enhancement methods evaluation of filtering effect indicators

增强方法	PESQ	CSIG	CBAK	COVL	STOI
小波变换	1.970 3	3.350 9	2.441 4	2.632 0	0.921 0
频域滤波	2.223 7	3.232 9	2.681 8	2.670 5	0.914 4
时域滤波	2.161 3	3.482 2	2.940 3	2.801 0	0.925 0
RaGAN	2.248 3	3.536 1	2.982 1	2.872 1	0.927 0

采用 Mc-MobileNet 模型进行声音识别,比较增强前后的数据在识别性能上的差异,以评估 RaGAN 增强效果的实际应用价值。图 6 和图 7 分别为煤机故障声音 Mc-MobileNet 模型识别有无 RaGAN 增强的准确率和召回率。表 3 和表 4 分别为不同噪声环境下有无增强煤机故障声音 Mc-MobileNet 模型识别的性能测试结果。

进一步地,将 Mc-MobileNet 模型的识别性能与现有其他声音识别技术进行比对,实验结果如表 5 所示。

实验结果表明,结合表 3 和表 4 有无 RaGAN 声音增强煤机声音 Mc-MobileNet 模型识别准确率对比分析,分类准

确率平均提高约 10%,能够有效地抵抗噪声干扰,提高煤机故障声音的识别率。采用 RaGAN 增强的 Mc-MobileNet 模型识别准确率为 0.893,远高于其他现有方法,证明了其优越性和有效性。

综上所述,基于 RaGAN 和 Mc-MobileNet 的煤机故障声音识别方法在实验中取得了良好的效果。RaGAN 增强方法能够显著提高故障声音的识别准确率和鲁棒性,在煤矿等嘈杂环境下具有更好的泛化能力。与其他常用的音频增强方法相比,RaGAN 增强方法表现出更好的效果,能够在噪声干扰较大的情况下进行故障检测。

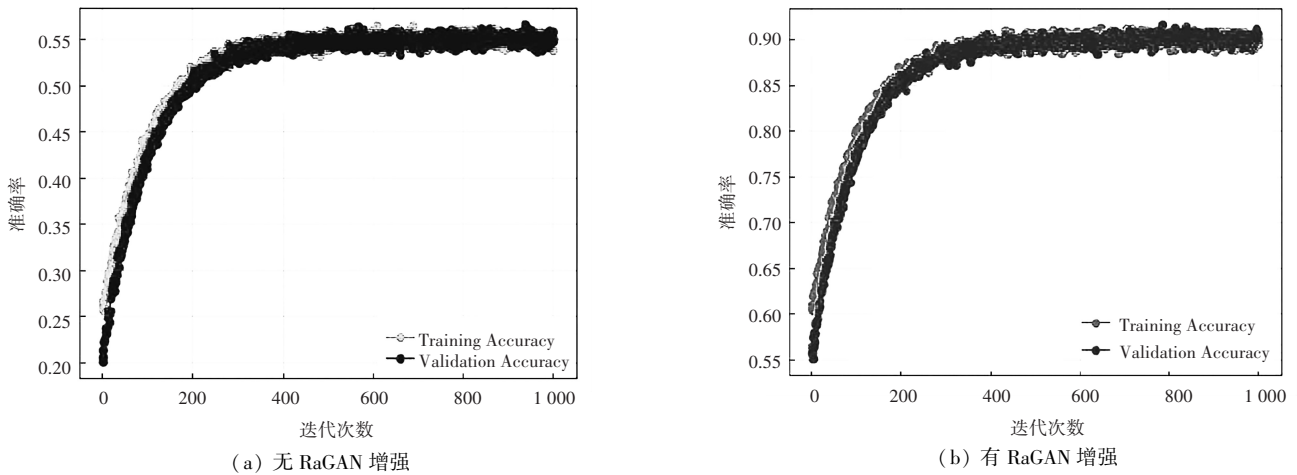


图 6 煤机故障声音 Mc-MobileNet 模型识别准确率

Fig. 6 Recognition accuracy of Mc-MobileNet model for coal machine fault sounds

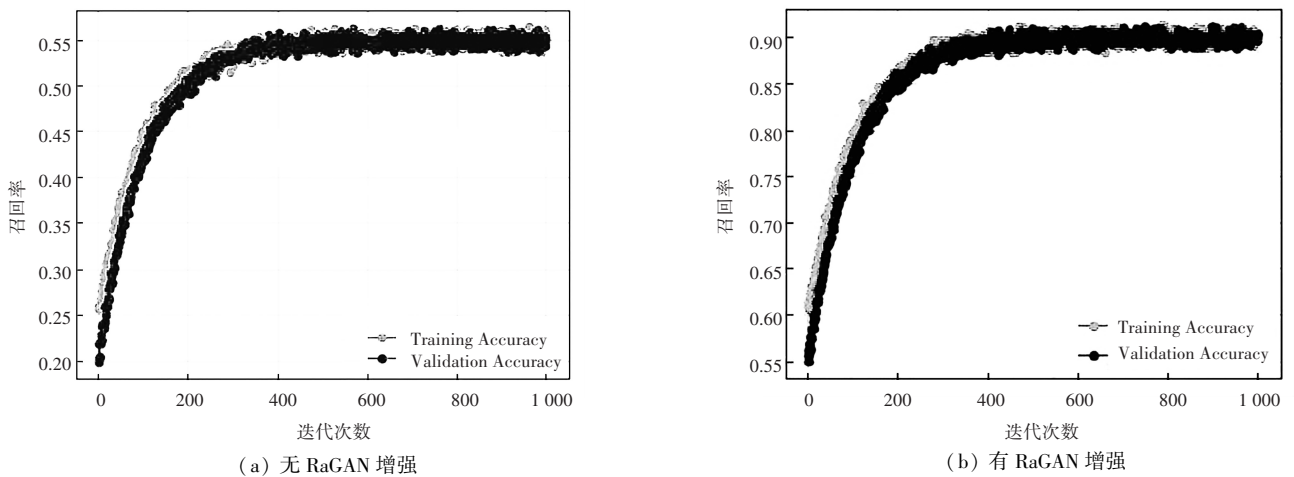


图 7 煤机故障声音 Mc-MobileNet 模型识别召回率

Fig. 7 Recall rate of Mc-MobileNet model for identifying coal machine fault sounds

表 3 无增强煤机故障声音 Mc-MobileNet 模型识别性能测试

Tab. 3 Mc-MobileNet for non-enhanced coal machine fault sounds model recognition performance test

信息	干扰声音	准确率
巷道皮带托辊异常运行声音	巷道皮带正常运行声音	0.465 6
巷道皮带运行警报声音	巷道皮带正常运行声音	0.592 7
变电所变压器异常运行声音	变电所变压器正常运行声音	0.775 2
变电所跳闸声音	变电所正常运行声音	0.655 0
水泵房水泵异常运行声音	水泵正常运行声音	0.815 6

表4 经 RaGAN 声音增强煤机声音 Mc-MobileNet 模型识别性能测试

Tab. 4 Recognition performance test of Mc-MobileNet model for coal mining machine sound enhanced by RaGAN

信息	增强滤除干扰声音	准确率
巷道皮带托辊异常运行声音	巷道皮带正常运行声音	0.853 0
巷道皮带运行警报声音	巷道皮带正常运行声音	0.856 2
变电所变压器异常运行声音	变电所变压器正常运行声音	0.825 8
变电所跳闸声音	变电所正常运行声音	0.989 7
水泵房水泵异常运行声音	水泵正常运行声音	0.927 8

表5 增强煤机故障声音识别平均准确率

Tab. 5 Enhanced average accuracy of sound recognition for coal mining machinery faults

识别方法	煤矿异常声音识别平均准确率
支持向量机(SVM)	0.612
传统卷积神经网络(CNN)	0.719
随机森林	0.587
Mc-MobileNet	0.893

### 3 结论

本文提出了一种基于 RaGAN 和 Mc-MobileNet 的煤机故障声音识别方法。实验结果表明,使用 RaGAN 增强的方法可以显著提高故障声音的识别准确率和鲁棒性。尽管本文主要关注故障声音的增强和识别,但相同的预处理和识别流程也适用于正常声音的识别,以确保系统在各种声音环境下均能高效运行,具体如下:

1) 建立一种基于 RaGAN 和 Mc-MobileNet 的干扰背景下煤机故障声音识别模型架构,通过生成对抗网络增强煤机故障声音,采用 Mc-MobileNet 模型识别增强后的故障声音。

2) 将生成对抗网络的声音增强能力和轻量级卷积神经网络的高效识别能力结合,显著提高了在复杂噪声环境中的故障诊断准确性。

3) 设计了干扰背景下煤机故障语音识别算法实验,结果表明,使用 RaGAN 增强的方法可以提高故障声音的识别准确率和鲁棒性,具有更好的泛化能力。与其他常用

的音频增强方法相比,分类准确率提高约 10%,能够在煤矿等嘈杂环境下进行故障检测。

### 参考文献

- [1]李永成. 基于 AI 智能识别的带式输送机故障诊断技术研究[J]. 自动化应用, 2024, 65(7):33-35, 38.
- [2]彭嘉宁, 房娟, 杨家麒. 基于并行遗传算法的含风电场电力能源调度系统设计[J]. 自动化技术与应用, 2024, 43(12):75-79.
- [3]陈亦寒, 杨静泊, 俞家融, 等. 基于全卷积的井下作业安全自动监测方法研究[J]. 自动化技术与应用, 2025, 44(6):160-165.
- [4]问姝雅, 卓旭升, 吴尔夫. 基于聚类分析的磨煤机断煤过渡状态识别[J]. 自动化与仪表, 2021, 36(11):31-34.
- [5]姬剑中. 采煤机故障监测与识别系统设计研究[J]. 能源与节能, 2022(2):77-79.
- [6]冯小峰, 冯霞山, 张正峰, 等. 基于最大似然法和决策树的智能电能表计量误差检测方法[J]. 电测与仪表, 2024, 61(12):205-211.
- [7]汪志成, 王泽旺, 朱梦帆, 等. 基于卷积神经网络的局部放电声音识别研究[J]. 电子测量技术, 2023, 46(20):148155.
- [8]郎巨林, 郑晟. 基于 CNN-RNN 集成的隧道事故异常声音识别[J]. 电子测量技术, 2023, 46(20):164-169.
- [9]曹正远, 蒋伟, 方成辉. 基于双注意力生成对抗网络的煤流异物智能检测方法[J]. 工矿自动化, 2023, 49(12):56-62.
- [10]冯小峰, 冯霞山, 张正峰, 等. 基于最大似然法和决策树的智能电能表计量误差检测方法[J]. 电测与仪表, 2024, 61(12):205-211.
- [11]胡嘉欣, 田军. 基于生成对抗网络的数字音频信号多声道增强方法[J]. 现代电子技术, 2023, 46(19):41-44.
- [12]陈习坤, 杨俊美. 基于离散小波包变换与胶囊生成对抗网络的语音超分辨率算法[J]. 电子学报, 2023, 51(4):1039-1049.
- [13]易强, 李成娟, 李宝清, 等. 基于改进 Mobile-Net V1 网络的野外车辆识别[J]. 工业控制计算机, 2020, 33(7):104-107.
- [14]邵伟平, 王兴, 曹昭睿, 等. 基于 MobileNet 与 YOLOv3 的轻量化卷积神经网络设计[J]. 计算机应用, 2020, 40(增刊 1):8-13.
- [15]王红君, 刘紫宾, 赵辉, 等. 基于改进 YOLOv5 的苹果轻量化检测算法[J]. 农机化研究, 2025, 47(7):65-71.