

DOI:10.19344/j.cnki.issn1671-5276.2026.01.051

基于空时域联合匹配的水轮发电机故障声纹识别方法

罗明兴¹, 毕光均¹, 龙世兴¹, 刘敏², 韩浩³, 胡飞³

(1. 贵州安顺中水水电开发有限公司, 贵州 安顺 561000;

2. 安徽中科昊音智能科技有限公司, 安徽 合肥 230093;

3. 南京南瑞水利水电科技有限公司, 江苏 南京 211106)

摘要:水轮发电机故障发生时会产生复杂机械振动和噪声,且干扰信号来自不同方向,故障特征容易被噪声掩盖,影响故障识别的准确性与可靠性。因此,提出基于空时域联合匹配的水轮发电机故障声纹识别方法。通过空时域联合匹配方式从空间域和时间域两方面进行声音信号处理,并利用波束形成技术强化目标方向信号,减少噪声对故障特征的干扰和掩盖。采用梅尔频率倒谱系数对增强后的信号进行声纹特征提取,将得到的特征作为卷积神经网络的输入,通过卷积层和 Softmax 分类器自动学习并区分正常运行状态与故障状态下声纹差异。实验结果表明:所提方法在面对不同的水轮发电机故障时均能表现出有效的识别能力,且能够保持较低的损失函数值(约为 0.04),这充分说明了该方法具有较高的准确性和鲁棒性,为水电站设备的智能维护提供了新的技术途径。

关键词:水轮发电机;故障识别;空时域处理;声纹特征;卷积神经网络

中图分类号:TM411 **文献标志码:**B **文章编号:**1671-5276(2026)01-0271-06

Fault Voiceprint Recognition Method for Hydro Generators Based on Joint Matching of Time and Space Domains

LUO Mingxing¹, BI Guangjun¹, LONG Shixing¹, LIU Min², HAN Hao³, HU Fei³

(1. Guizhou Anshun Zhongshui Hydropower Development Co., Ltd., Anshun 561000, China;

2. Anhui Zhongke Haoyin Intelligent Technology Co., Ltd., Hefei 230093, China;

3. Nanjing Nanrui Water Conservancy and Hydropower Technology Co., Ltd., Nanjing 211106, China)

Abstract: As a fault occurrence in a hydroelectric generator may generate complex mechanical vibrations and noise, with interference signals coming from different directions, the noise easily tends to mask the fault characteristics, affecting the accuracy and reliability of fault identification. A fault voiceprint recognition method for hydro generators based on spatiotemporal joint matching is proposed. By the joint matching method of space-time, sound signal is processed from both spatial and temporal domains, and beamforming technology is applied to enhance the signal in the target direction, reducing the interference and masking of fault features by noise. The Mel frequency cepstral coefficients are used to extract voiceprint features from the enhanced signal, and the obtained features are used as inputs for a convolutional neural network. The convolutional layer and Softmax classifier automatically learn and distinguish the differences in voiceprint between normal operation and fault states. The experimental results show that the proposed method can effectively identify different faults in hydroelectric generators and maintain a low loss function value (about 0.04), which fully demonstrates the high accuracy and robustness of the method and provides a new technical approach for intelligent maintenance of hydropower equipment.

Keywords: hydroelectric generator; fault identification; space time domain processing; voiceprint features; convolutional neural network model

0 引言

水轮发电机运行中,轴线局部弯曲、旋转部件质量不均及水力作用^[1](如水流不均、涡流、异物卷入阻塞等)会引发机组零部件磨损故障^[2]。同

时,因其转动惯量小,失控时转速可能急剧上升至飞逸转速^[3],从而损坏机械结构,降低设备性能,加剧定转子摩擦磨损,增加故障风险^[4]。若故障未及时发现处理,会降低发电效率、引发安全事故。因此,开展水轮发电机故障声纹识别研究,对

基金项目:贵州省科技支撑计划项目(黔科合支撑[2022]一般 012);国电投集团贵州金元有限公司科技项目(B246C5231243)

第一作者简介:罗明兴(1982—),男,贵州六盘水人,助理工程师,本科,研究方向为电气自动化、通信及信息化, guwoai2025@163.com。

提升其运行可靠性与安全性、降低停机维修成本、推动水力发电智能化等意义重大。

目前,众多学者开始研究水轮发电机的故障识别方法。张彬桥等^[5]采用转子振动信号进行故障识别,以奇异值分解与能量差谱结合法去噪,用小波变换进行时频分析获取时间频率图像,基于卷积神经网络建立分布式故障特征表示方法完成故障识别。但小波变换处理水轮发电机复杂振动和噪声信号时,对瞬时或快速变化故障特征的时间-频率分辨率欠佳,易致故障特征遗漏或误判。朱广贺等^[6]开发基于振动传感器的发电机故障识别算法,利用向量搜索值集合与广义逆矩阵在压缩感知框架分解信号、恢复缺失数据,添加白噪声识别振动模式及能量特征变化,据此判定故障类别并借助逻辑回归模型区分正常与故障信号完成识别。但实际应用中,水轮发电机故障信号噪声干扰多,压缩感知框架难以区分噪声与故障信号,使恢复的数据含大量噪声或掩盖故障特征,影响识别准确性。MASOUMI等^[7]提出利用信号模型故障识别法,针对故障条件建立定子、励磁系统电流电压及转子速度信息的非线性负载特征方程式,用静态广义子空间识别技术估算发动机状态矩阵特征值实现故障识别,本质依赖时域信号推断状态。但水轮发电机故障信号含大量噪声干扰,估算特征值时这些因素会使结果出现偏差,影响故障识别准确性。谭力铭等^[8]提出大型水轮发电机故障识别方法,通过分析空载故障时中性点与故障绕组电压的幅度和相位关系建立自适应故障评估函数,用机端电压确定实时故障绕组电压分布并调整函数,设定虚拟故障点计算函数值,以极小值点为识别结果。但因水轮发电机故障信号复杂、含多种频率成分与噪声干扰,影响评估函数准确性与可靠性,难以涵盖所有故障情况,导致识别准确率下降。

本文提出一种创新的基于空时域联合匹配的水轮发电机故障声纹识别方法。本方法中的空时域联合匹配方式,能够同时利用空间域和时间域两方面的信息,通过波束形成技术强化目标方向信号。波束形成技术在传统上可能是单独应用于空间域信号处理,这里将其与空时域联合匹配相结合,可以更有效地增强目标方向的声音信号,减少其他方向干扰信号的影响,从而为后续的声纹特征提取和识别提供更纯净、更具代表性的声音信号。

1 水轮发电机声音信号增强

在水轮发电机中,轴承磨损、转子不平衡、定子线圈松动等微小缺陷^[9-10]若不及时处理会发展成严重故障,并产生复杂的机械振动和噪声,会对故障声音信号的识别产生干扰^[11]。这些干扰可能来自不同的方向,导致从单独从空间域或时间域进行处理时,目标方向的故障声音信号被削弱,而其他方向的干扰信号被加强。这种干扰会降低故障识别的准确性和可靠性^[12]。为解决这一问题,本研究在水轮发电机故障声纹识别中,提出采用空时域联合匹配方式处理声音信号,兼顾信号空间分布特性与时间变化规律,以更有效捕捉和提取故障特征、减少噪声干扰。同时,利用波束形成技术调整传感器阵列权重,加强目标方向信号、抑制其他方向干扰信号,为声纹特征提取提供更纯净、更具代表性的声音信号。

假设有一个由 M 个阵元组成的阵列,每一个阵元接收到的信号 x_m 包含 d 个采样点,其中 $0 < m \leq M$ 。如果有一个入射信号是从角度 (θ, ϕ) 入射而来,其中 θ 和 ϕ 分别代表该信号的方位角和俯仰角,假设阵列放置在一个平面上^[13],则阵列里每个通道接收的信号 x_m 计算公式为

$$x_m = a_m + b_m \quad (1)$$

式中: a_m 为入射信号到第 m 个阵元的信号表示; b_m 为第 m 个阵元接收到的噪声。

水轮发电机组通常运行在复杂的环境中,声音信号的传播和接收都会受到一定的影响。因此, a_m 和坐标系原点接收的标准信号 a_0 之间存在时间延迟。相差的时间可以表示为

$$\tau_m(\theta, \phi) = \frac{x_m \cos \theta \sin \phi + y_m \sin \theta \sin \phi}{c} \quad (2)$$

式中: c 为声音的传播速度, $c = 340 \text{ m/s}$; (x_m, y_m) 为第 m 个阵元在坐标系的坐标。

相应的空时域联合匹配的滤波权值 $\omega_m(f_k)$ 的计算公式为

$$\omega_m(f_k) = \frac{1}{M} [e^{-2\pi f_k \tau_1(\theta, \phi)}, e^{-2\pi f_k \tau_2(\theta, \phi)}, \dots, e^{-2\pi f_k \tau_M(\theta, \phi)}]^T \quad (3)$$

式中 k 表示频率点索引。

这些滤波权值在时间频域中进行加权处理,可以补偿阵元之间信号到达时的时间延迟所引起的相位偏移,使各个阵元接收到的来自目标方向 (θ, ϕ) 的信号实现相干叠加。得到的时域信号可以表示为

$$Y(k) = \sum_{m=1}^M \omega_m(f_k) A_m(k) \quad (4)$$

为了进一步增强目标方向的信号,采用稀疏贝叶斯学习的测向算法来估计叠加信号的入射方向^[14-15],结合波束形成技术,强化目标方向的信号。将观测空间均匀划分为 Q 个栅格,设采样快拍数为 L ,使用一个包含 l' 个元素的阵列接收信号,则可以构建相应的空域信号函数 X :

$$X = \mathbf{B}Y(k) + \zeta \quad (5)$$

式中: $\mathbf{B}$ 为含有 Q 个的离散响应矩阵; ζ 是噪声分值。

假定噪声分值符合高斯分布,那么经过空时域联合匹配处理后的信号,其似然函数 $P(X|Y(k); \sigma_Q^2)$ 也符合方差为 σ_Q^2 的复合高斯分布^[16]:

$$P(X|Y(k); \sigma_Q^2) = \frac{\exp\left[-\frac{1}{\sigma_Q^2} \|X - \mathbf{B}Y(k)\|_2^2\right]}{(\pi\sigma_Q^2)^{l'}} \quad (6)$$

式中 $\|\cdot\|_2^2$ 为矩阵的 $L2$ 范数函数^[17]。

设定信号 x_m 振幅 y_m 在每一个快拍和角度之间都是独立的,且符合均值为 0、方差为 v 的复合高斯分布。由此,得到经过空时域联合匹配增强后的信号:

$$x'_m = \frac{1}{L} v \cdot P(X|Y(k); \sigma_Q^2) \quad (7)$$

对比原始信号和使用上述方法增强后的声纹信号图,如图 1 所示。

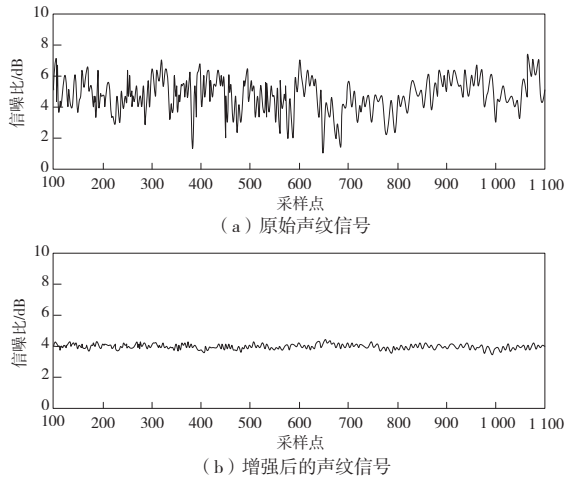


图 1 声纹信号增强效果

由图 1 可以看出,增强后的信号更加平滑,噪声得到了有效抑制,信号清晰度和可检测性得到显著提高。

2 声纹特征提取

水轮发电机不同工况下声音信号特征复杂,设备健康运行状态信息常被噪声等掩盖,直接识别困难^[18]。需从增强信号中提取声纹特征(能独特反映设备状态或故障模式的声音特征),精准提取,可捕捉设备状态细微变化以精确诊断故障^[19]。本研究提出基于梅尔频率倒谱系数(MFCC)的声纹特征提取方法。声纹特征提取具体流程如图 2 所示。

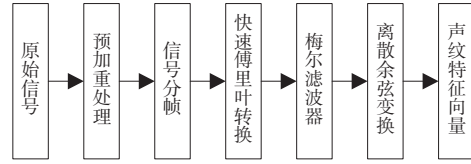


图 2 声纹特征提取流程

首先,为了提高信号的质量并减少回声效应,需要对原始信号(增强的声纹信号)进行预加重处理。预加重处理的主要目的是增加高频部分的相对幅度,从而改善信号的频谱特性,使得后续的特征提取更加有效。经过预加重处理后的信号 $h(t)$ 的计算公式为

$$h(t) = x'_m [l(t) - \alpha \cdot l(t-1)] \quad (8)$$

式中: $l(t)$ 为 t 时的采样值; α 为预加重指数。

为便于后续处理,对预加重信号进行分帧,并引入帧迁移技术以保证每帧信息充足且帧间连续。分帧后添加信号加窗步骤,选用汉明窗平滑信号边缘、减小频谱泄漏^[20]。加窗后对每帧信号做快速傅里叶变换,将其从时域转至频域。频域应用基于梅尔标度的三角形滤波器,以捕捉声音关键特征、减少噪声干扰、提升信号处理鲁棒性。

每个频率对应的梅尔频率值 ξ 可通过下式计算得出:

$$\xi = h(t) \lg\left(1 + \frac{f_1}{700}\right) \quad (9)$$

式中 f_1 为频率值。

最后,应用离散余弦变换将对数能量从频域转换到梅尔标度的倒谱域,得到声纹特征向量。这一步骤不仅压缩了频域信息、减少了特征维度,还将频域中的信息映射到一个更能反映声纹信号特征的新空间。最终得到的一组声纹特征向量保留了原始信号的重要信息,同时具有良好的稳定性和区分能力,为实现水轮发电机故障的精确诊断提供了坚实基础。

3 故障声纹识别

水轮发电机发生故障时产生的复杂机械振动和噪声在空间和时间上特征各异,且干扰信号来自不同方向。卷积神经网络能够有效地捕捉水轮发电机故障声纹中的细微变化,在噪声环境下保持较高的识别准确性。为此,本研究提出采用卷积神经网络(CNN)进行水轮发电机故障声纹特征识别。

将上述提取的声纹信号特征进行整合^[21],形成二维矩阵或图像形式的数据集合,用作卷积神经网络输入特征图。在卷积层中,假设有一个输

$$(I \times K)(i', j') = K(m', m'', \chi)(O_w O_H) \sum_{m'=0}^{W'-1} \sum_{m''=0}^{W'-1} \sum_{\chi=0}^{\kappa-1} I(i' + m', j' + m'', \chi) \quad (12)$$

式中: $I(i' + m', j' + m'', \chi)$ 为输入张量在位置 $(i' + m', j' + m'')$ 处第 χ 个通道的值; $K(m', m'', \chi)$ 为卷积核在位置 (m', m'') 处第 χ 个通道的权重。这个公式实际上是计算卷积核与输入张量局部区域之间的逐元素乘积之和。

通常在卷积运算中还会为每个卷积核关联一个偏置项 λ 。偏置项会在每个特征映射的所有位置加上一个常数值,从而允许模型更好地拟合数据。因此,最终的卷积输出可以表示为

$$O(i', j', \vartheta) = (I \times K_{\vartheta})(i', j') + e_{\vartheta} \quad (13)$$

式中 e_{ϑ} 为第 ϑ 个卷积核的偏置系数。

在卷积层中,为显著提升模型的训练速度和性能,采用ReLU激活函数^[22]引入非线性因素,让网络有能力学习更为复杂的模式,还显著提升了模型的训练速度和整体性能。其数学表达式为

$$g(p) = \max(0, p) = \begin{cases} p, & p > 0 \\ 0, & p \leq 0 \end{cases} \quad (14)$$

式中 p 为输入的数据集。

当输入值大于0时,输出等于输入值;而当输入值小于或等于0时,输出为0。

由此,将得到的卷积输出输入至池化层中,通过选择局部区域内的最大值来降低输入特征图的分辨率,同时保留显著特征点,并增强模型对输入数据变换的不变性^[23-24]。全连接层则整合之前各层提取的局部特征,形成全局理解,并将特征转换为二维特征矢量,传递给Softmax分类器^[25]。Softmax分类器将特征矢量转换为概率分布,每个类别的概率值介于0和1之间,且总和为1,便于进行最终的分类决策,计算公式为

$$R(z^q) = \frac{Se^{(z,q)}}{g(p)e^{(z,r)}} \quad (15)$$

入特征图 I ,大小是 $W \times H \times \kappa$,其中 W 和 H 分别是特征图宽度和高度, κ 是输入通道数。再假设有一个卷积核 K ,大小为 $W' \times W' \times \kappa$,其中 W' 是卷积核的宽度和高度,并且卷积核的深度与输入张量的通道数相同。

那么输入项的宽度和高度计算公式为:

$$O_w = \frac{W+2H-W'}{l} + 1 \quad (10)$$

$$O_H = \frac{H+2W-W'}{l} + 1 \quad (11)$$

对于每个卷积核 K ,卷积运算可以形式化地表示为

$$(I \times K)(i', j') = K(m', m'', \chi)(O_w O_H) \sum_{m'=0}^{W'-1} \sum_{m''=0}^{W'-1} \sum_{\chi=0}^{\kappa-1} I(i' + m', j' + m'', \chi) \quad (12)$$

式中: $e^{(z,q)}$ 和 $e^{(z,r)}$ 为第 q 根和第 r 根神经的相对分数值; S 表示分类出的类别数量。

基于上述内容得到的分类结果,可以有效地区分正常状态下和故障状态下的水轮发电机声纹特征,从而实现故障声纹的精准识别。

4 实验分析

4.1 实验设置

为了验证所提方法对实际工作中水轮发电机故障识别的有效性,设置如图3所示的实验环境。

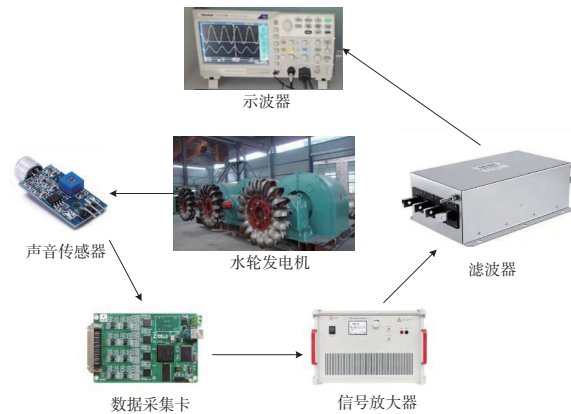


图3 实验环境

实验过程中,实验设备和算法的参数设置如表1所示。

表1 实验所用参数

项目	参数值
驱动电机功率/kW	2.5
采样频率/kHz	45
频率响应区间/Hz	20~20 000

续表1

项目	参数值
量化位数/位	12
最大声压/dB	110
灵敏度/(mV/Pa)	4.0
预加重指数	0.98
MFCC 系数数量	13
帧长/ms	25
帧移/ms	10
预加重系数	0.97
卷积层数量	3
卷积核大小	3×3
卷积核数量	[32, 64, 128]
池化核大小	2×2
全连接层数量	2
学习率	0.001
批量大小	32
训练轮数	100
背景噪声控制/dB(A)	<40

4.2 结果与分析

基于增强后的声纹信号,使用所提方法对水轮发电机不同故障类型产生的声音信号进行识别,得到识别结果如图4所示。

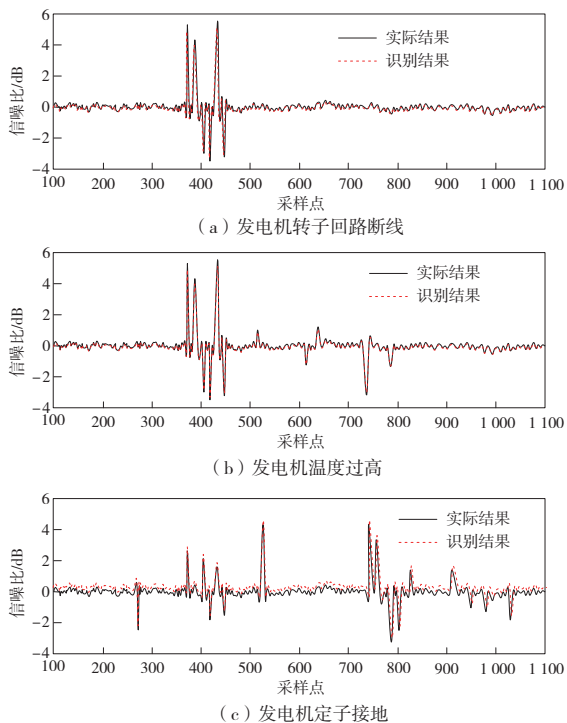


图4 故障声纹识别结果

由图4可以看出,所提方法的识别曲线能够较好地跟随实际结果的变化趋势。尽管在波动的幅度上存在一些差异,但能够准确地捕捉到故障信号的主要特征,表明该方法能够精准识别出不同故障的声纹区域。

在发电机转子回路断线情况下,实际结果曲线有特定波动特征,识别结果曲线能大致模拟其趋势。虽部分采样点信噪比数值有偏差,但关键特征峰值和波动模式体现较好,表明空时域联合匹配方法可有效提取该故障声纹特征,卷积神经网络能据此准确分类识别。从信号处理看,空时域联合匹配在空间域和时间域处理声音信号,结合波束形成技术,强化目标方向信号,减少噪声干扰,使梅尔频率倒谱系数提取到更具代表性特征,保证识别准确性。对于发电机温度过高故障,识别结果曲线紧密跟随实际结果曲线变化。温度变化致发电机内部热应力改变,产生独特声纹特征。该方法能捕捉到这些差异,说明整个处理流程有效。波束形成技术可突出微弱声纹信号,避免被噪声淹没,提高识别精度。在发电机定子接地故障识别中,识别曲线与实际结果曲线高度一致,表明该方法对此类故障识别能力良好。定子接地故障产生特定声纹信号,经空时域联合匹配处理、梅尔频率倒谱系数特征提取,卷积神经网络能准确区分正常运行与故障状态下的声纹差异。

以上验证了该方法在不同故障类型下的通用性和鲁棒性,能适应水轮发电机多种常见故障的声纹识别需求。

为了评价方法的优劣,实验使用损失函数和准确率作为评价指标。损失函数反映了预测结果与真实结果之间的差异,而准确率则反映了正确分类的样本数占总预测样本的比值。损失函数值越小,准确率越高,说明该模型越适用于故障识别。损失函数的计算公式为

$$l_{\text{oss}} = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \lg \frac{e^{\boldsymbol{w}_j \boldsymbol{u}_i + \lambda}}{\sum_{j=1}^S e^{\boldsymbol{w}_j \boldsymbol{u}_i}} \quad (16)$$

式中: N 为批量大小; $\boldsymbol{u}_i$ 为第 i 样本的特征; λ 为偏置项; $\boldsymbol{w}_j$ 为第 j 列的权值矩阵。

为了更全面地验证所提方法的有效性,选择逻辑回归模型和奇异值分解方法和所提方法进行对比,分别使用3种方法迭代100次,得到3种方法的损失函数结果,如图5所示。

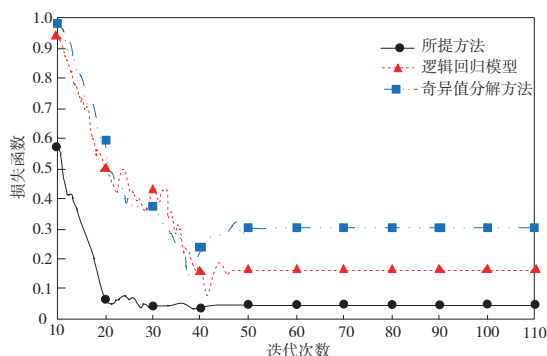


图5 损失函数

由图5可以看出,随着迭代次数的不断增加,3种方法的损失函数值均呈现出下降趋势,但逻辑回归模型和奇异值分解方法的下降速度相对较慢,波动相对较小,无法达到所提方法的低损失水平。而所提方法的损失函数在迭代初期下降极为迅速。在迭代次数仅为10次左右时,损失函数就已经从初始值大幅下降至较低水平(约0.6以下)。这表明所提方法在优化过程中能够快速找到使损失减小的参数调整方向,其算法具有较高的效率和快速的收敛特性。在迭代约30次之后,所提方法的损失函数基本趋于稳定,最终收敛到0.04左右的低水平。这说明所提方法能够找到一个接近最优的解,对数据的拟合效果较好,能够有效地挖掘数据中的潜在模式和特征,从而实现低损失的模型训练。这得益于所提方法用梅尔频率倒谱系数(MFCC)提取增强信号的声纹特征,并将其输入卷积神经网络(CNN)。MFCC能从复杂声纹信号中准确提取有区分性的特征,输入CNN后可充分利用其学习与特征提取能力。CNN经多层卷积和池化操作挖掘出深层次特征,对区分正常与故障声纹差异很关键。CNN输出层采用Softmax分类器,通过计算类别概率值精准分类水轮发电机运行状态,确保了本方法在故障识别上的高准确性。

5 结语

针对水轮发电机中微小缺陷易引发的重大故障,本研究提出了基于空时域联合匹配的水轮发电机故障声纹识别方法。该方法结合空间域与时间域的分析,有效增强了水轮发电机的运行声音信号,再利用梅尔频率倒谱系数(MFCC)对声纹特征进行精准提取,最后借助卷积神经网络(CNN)模型,系统能够自动学习并区分发电机在正常运行状态与不同故障状态下的声纹差异。通过实验验

证,得出以下结论。

1)该方法在抑制噪声方面表现出色,显著提升了信号的清晰度和可检测性。经过增强的信号更加平滑且连续,为后续的故障识别工作提供了更为可靠和高质量的数据支撑。

2)CNN模型能够高效地从输入的MFCC特征中自动挖掘并提取出与故障密切相关的深层次特征。同时,Softmax分类器能够精准地将这些特征映射到不同的故障类别上,从而实现了水轮发电机故障的精准分类。

3)在与逻辑回归模型和奇异值分解方法的对比实验中,所提方法展现出了更高的识别精度和更优的稳定性。逻辑回归模型和奇异值分解方法在迭代过程中损失函数值波动较大,而所提方法则能够保持损失函数值在较低且稳定的水平。这一结果不仅验证了所提方法的有效性,还凸显了其在故障识别方面的优越性。

参考文献:

- [1] 汪广明,何滔,熊玺,等. 基于HB-AFT方法的水轮发电机组转子-轴承系统振动特性分析[J]. 机械制造与自动化,2024,53(6):103-106.
- [2] 孙士涛,雷雨,卢毅,等. 基于端口频域特性的水轮发电机转子绕组匝间短路故障诊断[J]. 电机与控制应用,2023,50(4):77-84,90.
- [3] 李剑立,武玉才,卢伟甫. 水轮发电机机电故障的轴电压特征分析及诊断[J]. 电机与控制学报,2023,27(9):10-18.
- [4] 周俊,何钊睿,樊轶,等. 基于小波-树突状网络的配电网单相接地故障辨识方法[J]. 电力信息与通信技术,2022,20(12):55-62.
- [5] 张彬桥,刘雷,杨洋,等. 基于SVD-CWT和CNN的水轮发电机转子故障识别[J]. 中国农村水利水电,2024(2):205-209.
- [6] 朱广贺,朱智强,袁逸萍. 基于振动传感器的风力发电机故障检测算法[J]. 传感技术学报,2023,36(1):108-112.
- [7] MASOUMI Z, MOAVENI B, GAZAFRUDI S M M, et al. Signal - model - based fault diagnosis in windings of synchronous generator [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2023, 19(3):2942-2951.
- [8] 谭力铭,尹项根,王义凯,等. 自适应工况的大型水轮发电机定子接地故障定位方法[J]. 电工技术学报,2022,37(17):4411-4422.
- [9] 郭俊鑫,杨爱军,周宇阳,等. 共水力单元发电机组动态特性工程化仿真[J]. 排灌机械工程学报,2023,41(12):1219-1224.

(下转第282页)

- [4] 张宁. 5 kW 微型燃烧室变工况燃烧性能研究[D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学,2020.
- [5] 徐庆邮. 微型燃气轮机的发展、技术特点及市场应用[J]. 上海电力,2009,22(5):355-357.
- [6] HUYNH C,HAWKINS L,FARAHANI A,et al. Design and development of a two-megawatt, high speed permanent magnet alternator for shipboard application[J]. Naval Engineers Journal,2005,117(4):23-29.
- [7] ZWYSSIG C,KOLAR J W,THALER W,et al. Design of a 100 W,500000 rpm permanent-magnet generator for mesoscale gas turbines[C]//Fourtieth IAS Annual Meeting. Conference Record of the 2005 Industry Applications Conference, 2005. Hong Kong, China: IEEE,2005:253-260.
- [8] JARDAN R K,NAGY I,NITTA T,et al. Environment-friendly utilisation of waste energies for the production of electric energy in disperse power plants[C]//Industrial Electronics,2002. ISIE 2002. Proceedings of the 2002 IEEE International Symposium on. L'Aquila, Italy: IEEE,2002:1119-1124.
- [9] WESTBROOK A. The electric car: development and future of battery, hybrid and fuel-cell cars[J]. IEE Review,2002,48(3):14.
- [10] 谢哲. 现阶段我国微型燃气轮机发展与应用推广[J]. 科技与创新,2018(8):160-161.
- [11] 陈欣. 30 kW 级微型燃气轮机燃烧室性能研究[D]. 沈阳:沈阳航空航天大学,2017.
- [12] 吴旺松,薄泽民,廖镔,等. 微型燃气轮机-有机工质联合循环总体性能分析[J]. 热能动力工程,2020,35(12):19-25.
- [13] 李鸿扬,温旭辉,王又珑. 基于分轴燃气轮机发电的混合动力系统建模与分析[J]. 电工电能新技术,2021,40(2):50-57.
- [14] 李颖杰,李环宇,吴林峰,等. 微型涡喷发动机推进系统的试验建模[J]. 清华大学学报(自然科学版),2017,57(1):107-112.
- [15] 杨晨. 燃气轮机整机通流模型及其模拟技术研究[D]. 西安:西北工业大学,2020.
- [16] 张睿. 变循环发动机建模及气动性能研究[D]. 南京:南京航空航天大学,2018.
- [17] 陈典. 组合动力装置总体性能匹配与建模[D]. 南京:南京航空航天大学,2020.
- [18] 刘家兴,翟世杰,赵晨旭. 针对脉冲发电机突变负载的微型燃气轮机工作性能研究[J]. 机械制造与自动化,2022,51(1):203-206.
- [19] 胡晓辰. 基于 MATLAB 仿真平台的动力与热管理系统建模及性能分析[D]. 南京:南京航空航天大学,2017.

 收稿日期:2024-01-05

(上接第 276 页)

- [10] 苏立,毛成,文贤馗,等. 变速水力发电机组低电压穿越中机组转速上升率的计算及其影响分析[J]. 电网与清洁能源,2024,40(2):149-154.
- [11] 郝向阳,韩晓东,李晓明. 一种机载雷达双 Capon 迭代空时自适应处理算法[J]. 现代雷达,2022,44(12):101-105.
- [12] 张涛,袁涛,陈峰峰,等. 近场条件下数字阵列雷达自适应波束形成技术研究[J]. 电波科学学报,2023,38(1):152-158.
- [13] 王庆健,王森,伍星,等. 转子图像空时域增强与振动测量方法研究[J]. 振动与冲击,2023,42(7):133-142,169.
- [14] 雷茂林,叶芑,杨慧芝,等. 基于 Slepian 序列信号字典的目标频段瞬态信号检测方法[J]. 电子科技大学学报,2024,53(4):519-524.
- [15] 陈果,卢永刚. 宽带声源方位估计的多频稀疏贝叶斯学习改进算法[J]. 仪器仪表学报,2023,44(5):302-312.
- [16] 王绪虎,白浩东,张群飞,等. 阵列互耦情况下基于稀疏贝叶斯学习的离网格 DOA 估计[J]. 振动与冲击,2022,41(17):303-312.
- [17] 沈国堂,郭振宇,黄道均,等. 基于特征提取和神经网络的电力变压器声纹诊断方法建立与应用[J]. 变压器,2024,61(6):39-43.
- [18] 李烁,顾益军,谭昊,等. 改进 Xception 网络的声纹对抗检测研究[J]. 计算机工程与应用,2023,59(14):232-241.
- [19] 余斌,宋兴荣,周挺,等. 基于梅尔倒谱系数特征集的储能变流器开路故障诊断方法[J]. 中国电力,2022,55(12):34-42.
- [20] 张家安,田家辉,王铁成,等. 基于改进 MFCC 算法的风力机叶片故障诊断方法[J]. 太阳能学报,2024,45(1):285-290.
- [21] 葛铁洲,姚泽,张敬,等. 水声目标的 MFCC 特征提取与分类识别[J]. 计算机仿真,2024,41(2):13-16,33.
- [22] 施胜丹,黄金军,朱霄珣,等. 基于声纹 SDP-CNN 的变压器局部放电模式识别[J]. 电力信息与通信技术,2022,20(10):105-112.
- [23] 王宣军,于虹,祁兵,等. 基于注意力机制的混合神经网络电力设备缺陷文本挖掘方法[J]. 电力信息与通信技术,2023,21(9):44-51.
- [24] 王志学,张渝,王楠,等. 基于卷积神经网络的防松铁丝断裂分类算法研究[J]. 铁道学报,2022,44(2):27-33.
- [25] 封强,潘保芝,韩立国. 基于卷积降噪自编码器和 Softmax 回归的微地震定位方法[J]. 地球物理学报,2023,66(7):3076-3085.

 收稿日期:2025-05-30