

文章编号: 1671-7449(2025)01-0104-09

基于改进FastICA和多特征融合的10 kV断路器机械故障声纹诊断方法

单光瑞¹, 段梵², 李先允^{2*}, 陈兰杭¹

(1. 国网镇江供电公司, 江苏 镇江 212003; 2. 南京工程学院 电力工程学院, 江苏 南京 211167)

摘要: 针对基于声纹特征的10 kV断路器机械故障模型易受环境噪声影响, 识别准确率低, 识别时间过长的问題, 提出了一种基于改进FastICA和Bi-LSTM多特征混合的10 kV断路器机械故障声纹诊断方法。首先, 采用皮尔逊系数对FastICA算法进行改进, 利用改进的FastICA算法对采集的声音进行噪声分离, 提取纯净的10 kV断路器状态声纹信号; 然后, 通过傅里叶变换分析10 kV断路器各种状态下频域信息, 依据分析结果选取合适的时域、频域、声学特征, 并通过差异度分析, 选取贡献度大的特征构成一维混合特征; 最后, 将混合特征作为诊断依据, 建立基于Bi-LSTM的故障分类模型。结果表明, 该方法能够有效识别出10 kV断路器常见的8种机械故障和正常分合闸, 识别准确率可达99.3%, 满足电网对电气设备故障诊断的准确性要求。

关键词: 10 kV断路器; 机械故障诊断; 声纹识别; 噪声分离; 双层长短期神经网络 (Bi-LSTM)

中图分类号: TM561

文献标识码: A

doi: 10.62756/csjs.1671-7449.2025015

引用格式: 单光瑞, 段梵, 李先允, 等. 基于改进FastICA和多特征融合的10 kV断路器机械故障声纹诊断方法[J]. 测试技术学报, 2025, 39(1): 104-112.

SHAN Guangrui, DUAN Fan, LI Xianyun, et al. A voiceprint diagnosis method for mechanical faults of 10 kV circuit breakers based on improved FastICA and multi-feature fusion[J]. Journal of Test and Measurement Technology, 2025, 39(1): 104-112.

A Voiceprint Diagnosis Method for Mechanical Faults of 10 kV Circuit Breakers Based on Improved FastICA and Multi-Feature Fusion

SHAN Guangrui¹, DUAN Fan², LI Xianyun^{2*}, CHEN Lanhang¹

(1. State Grid Zhenjiang Power Supply Company, Zhenjiang 212003, China;

2. School of Electrical Power Engineering, Nanjing University of Engineering, Nanjing 211167, China)

Abstract: The mechanical fault model of 10 kV circuit breakers based on voiceprint features is susceptible to environmental noise, resulting in low recognition accuracy and long recognition time. This article proposes a multi-feature hybrid voiceprint diagnosis method for mechanical faults of 10 kV circuit breakers based on improved FastICA and Bi-LSTM. Firstly, the FastICA algorithm is improved by using Pearson coefficients. The collected sound is separated by noise using the improved FastICA algorithm, and pure 10 kV circuit breaker state voiceprint signals are extracted. Then, the Fourier transform is used to analyze the frequency domain information of the 10 kV circuit breaker in various states. Based on the analysis results, appropriate time-domain, frequency-domain, and acoustic features are selected, and through difference analysis, features

收稿日期: 2024-05-15

基金项目: 国网江苏省电力公司科技项目(J2023085)

作者简介: 单光瑞(1986-), 男, 高级工程师, 主要从事输变电设备运维检修研究。E-mail: 605535240@qq.com。

* 通信作者: 李先允(1964-), 男, 教授, 博士, 主要从事新能源发电, 电网运行与控制研究。E-mail: alixy6412@aliyun.com。

with high contribution are selected to form one-dimensional mixed features. Finally, using mixed features as diagnostic criteria, a fault classification model based on Bi-LSTM is established. The results indicate that this method can effectively identify eight common mechanical faults in 10 kV circuit breakers. The recognition accuracy can reach 99.3%, meeting the accuracy and speed requirements of the power grid for electrical equipment fault diagnosis.

Key words: 10 kV circuit breaker; mechanical fault diagnosis; voiceprint recognition; noise separation; Bi-LSTM

0 引言

随着经济的发展,人们对电力系统的可靠性和稳定性要求不断提高。10 kV 断路器作为电力系统中的重要电气设备,具有优化电网结构和保护电网安全的双重功能^[1]。10 kV 断路器一旦发生故障,可能会造成重大的经济损失,甚至危及系统安全。因此,快速准确地识别 10 kV 断路器故障是保证电网安全运行的基础。据统计,机械故障仍是主要故障^[2],传统机械故障的诊断和排除方法主要依靠定期维护,易造成过度维修和人力资源的浪费^[3]。而人工智能(AI)技术的发展带来了新的机遇,基于 AI 的故障诊断已被应用于各行各业^[4-5]。在众多新兴的诊断方法中,基于声学特征的故障诊断方法具有非侵入式、实时监测、泛化性好等优点,在电力检修方面已应用广泛。河海大学马宏忠教授通过改进的梅尔频率倒谱系数(MFCC)和三维卷积神经网络(3D-CNN)建立变压器声纹识别模型^[6];华北电力大学刘云鹏教授团队提出一种基于混合倒谱系数与卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)的 OLTC (On-Load Tap Changer)声音辨识方法,实现了对变压器的有载分接开关机械故障的识别^[7]。但是对于 10 kV 断路器而言,基于声纹识别技术的诊断方法较少,传统的 10 kV 断路器故障诊断都是依据振动信号和电流信号^[8-9]。

此外,为了应对噪声干扰,传统的小波阈值去噪技术在强噪声环境下重构信号容易出现严重失真^[10]。EMD(Empirical Mode Decomposition)去噪方法由于模态混叠和能量泄漏,很难将噪声与原始信号完全分离^[11]。与这些方法相比,盲源分离(Blind Source Separation, BSS)在不知道混合过程先验信息的前提下,就能够有效将噪声进行分离。而快速独立分量分析(Fast Independent Component Analysis, FastICA)是一种基于信号高阶统计特性方便地分解独立分量的算法,广泛应用于 BSS 领域^[12]。

但是, FastICA 在分离过程中存在两个固有的不确定性:信号序列的不确定性和信号尺度的不确定性。

针对上述问题,本文通过皮尔逊系数对传统和 FastICA 进行改进,解决分离过程中的固有不确定性。并针对传统单一声纹特征识别准确率低和识别耗时的问题,提出了一种基于差异度分析的一维融合特征的提取方法。以双层长短期神经网络(Bi-LSTM)作为诊断模型,通过现场验证,该方法能够有效识别出 8 种 10 kV 断路器常见机械故障和正常分合闸状态^[13],识别准确率达 99.3%,满足断路器故障诊断的准确性要求。

1 声音信号的降噪

在工程实际应用中,基于声学特征的 10 kV 断路器故障监测,无法避免存在采集的信号为多源信号混合的问题,会造成识别准确率低的风险。运用 BSS 可以从多源混合信号中直接提取有效的故障声纹信号。文中采用基于负熵最大化的 FastICA 算法对 BSS 进行求解。

1) 将麦克风采集的断路器声纹信号 $x(t)$ 进行归一化和白化预处理,处理后信号矩阵记为 Y ;

2) 设置初始的权矢量 W_i , 约束为 $\|W_i\|_2 = 1$;

3) 利用牛顿迭代法完成对 W_i 的估计,第 $k+1$ 次迭代结果为

$$W_i(k+1) = E(Yg(W_i(k)^T Y)) - E(Yg'(W_i(k)^T Y))W_i(k)^T, \quad (1)$$

式中: g 为非线性函数,本文取 $g(u) = u^3$; g' 为其导函数; $E(\cdot)$ 表示求矩阵的协方差;

4) 通过正交化对迭代结果进行去相关,公式为

$$W_i(k+1) = \sum_{j=1}^k (W_i(k+1)^T W_j(k)) W_j(k); \quad (2)$$

5) 对正交化后的 $W_i(k+1)$ 进行归一化;

6) 判断是否收敛,如结果不收敛重复步骤 3)~步骤 5),直至 W_i 收敛。

完成 W_i 的求解后,即可分离断路器在分合闸期间各声源的声音信号。

针对FastICA在分离过程中的信号序列不确定性和信号尺度不确定性,引入皮尔逊相关系数对快速独立分析法进行改进。计算分离信号与采集的纯净声纹信号之间的皮尔逊相关系数,将数值最高的作为本次的输出。简化公式为

$$\rho_{xy} = \frac{n \sum \tilde{x}_i x_j - \sum \tilde{x}_i \sum x_j}{\sqrt{[n \sum \tilde{x}_i^2 - (\sum \tilde{x}_i)^2][n \sum x_j^2 - (\sum x_j)^2]}}, \quad (3)$$

式中: \tilde{x}_i 为分离出的信号; x_j 为在安静环境下采集的声纹信号。

同时,利用幅值归一化解决信号尺度的不确定性。通过上式确认 \tilde{x}_i, x_j , 即表示两者为同源信号。

$$\tilde{y}_{\text{new}} = \tilde{x}_i \cdot \alpha = \tilde{x}_i \frac{\max\{x_j\}}{\max\{\tilde{x}_i\}}, \quad (4)$$

式中: \tilde{y}_{new} 为最终输出声纹信号, \tilde{x}_i, x_j 为皮尔逊相关系数最大的源信号和分离信号。整体流程图如图1所示。

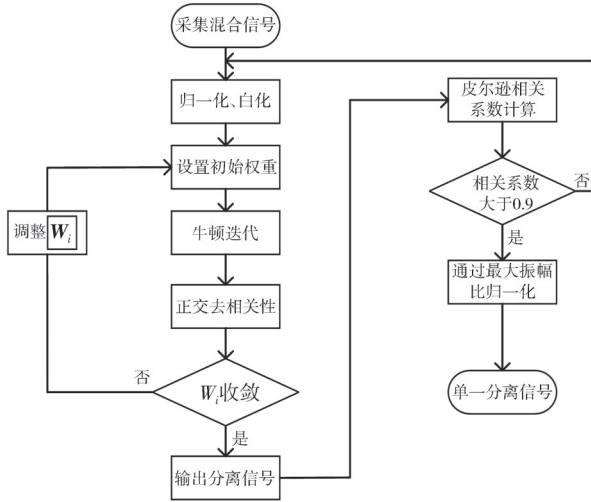


图1 改进的FastICA整体流程图

Fig. 1 Improved FastICA overall flowchart

2 声纹特征提取及故障融合特征构建

声纹特征提取是依赖声学信号在频率域上的变化来捕捉采集音频的独特特征方法。因此,需要对声音信号中的不同频域信息进行分析 and 提取^[14]。为此,将8种10 kV 断路器机械故障和正常分合闸声纹信号进行傅里叶变换,结果如图2所示。

根据结果可知,使用基于梅尔频率尺度的梅尔倒频谱特征(Mel Frequency Cepstral Coefficient, MFCC)作为故障模型的输入特征能够更好提取低

频特征^[15]。但MFCC通常只捕捉短时窗口内的频谱信息,对于一些语音信号中的重要时序特征未必能很好地捕捉,造成一些细节和动态信息丢失。这也导致了使用单一的MFCC特征作为识别依据时,造成识别准确率不能达到实际应用需求。因此,提取考虑声纹信号全局信息的部分时域特征和频域特征,与MFCC构成融合特征。

2.1 时域特征

本文采用的时域特征为均方根能量(Root Mean Square, RMS)和过零率(Zero-Crossing Rate, ZCR)。两者都从全局方面提取声纹信号特征。

均方根能量计算公式为

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x(i)^2} = \sqrt{\frac{x^2(1) + x^2(2) + \dots + x^2(N)}{N}}, \quad (5)$$

式中: N 为采样点数; $x(i)$ 为断路器状态音频信号。

ZCR计算公式为

$$ZCR = \frac{1}{2} \sum_{n=0}^{N-1} [\text{sgn}(x(n)) - \text{sgn}(x(n+1))], \quad (6)$$

式中: N 为采样点数; $x(n)$ 为音频信号在第 n 个采样点的幅度; $\text{sgn}[x(n)]$ 公式为

$$\text{sgn}[x(n)] = \begin{cases} 1, & x(n) \geq 0, \\ -1, & x(n) < 0. \end{cases} \quad (7)$$

2.2 频域特征

除了对声学信号的时域特征进行分析外,还可以将其转换到频域上,进而提取声音的频域特征。本文提取频域特征中的频谱质心(Spectral centroid, Centroid)和频谱平坦度(Spectral flatness, Flatness),两者都能很好地捕捉瞬时变化,有助于分析相似信号的瞬时不同,放大相似声纹信号的特异性。

频谱质心计算公式为

$$\text{Centroid} = \frac{\sum_{k=1}^{N-1} f_k |X(k)|}{\sum_{k=1}^{N-1} |X(k)|}, \quad (8)$$

式中: f_k 为第 k 个频率间隔的频率; $X(k)$ 为在频域中第 n 个频率分量的幅度; f_k 为对应于 $X(k)$ 的频率。

频谱平坦度计算公式为

$$\text{Flatness} = \frac{\left[\prod_{k=0}^{N-1} |X(k)| \right]^{\frac{1}{N}}}{\frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} |X(k)|}, \quad (9)$$

式中： N 为信号的长度； $X(k)$ 为在频域中第 n 个

频率分量的幅度。

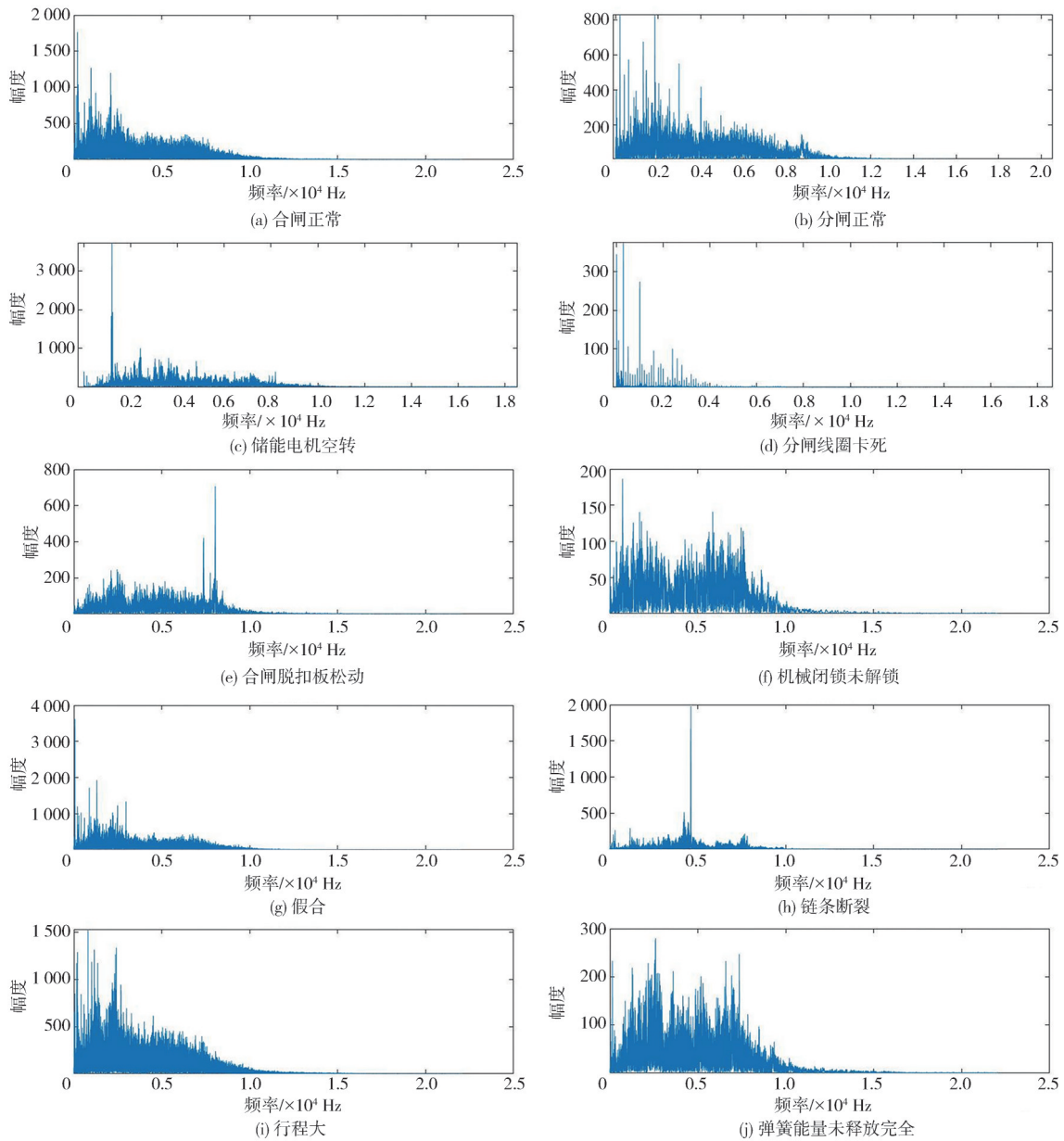


图 2 10 kV 断路器各状态频域图

Fig. 2 Frequency domain diagram of each state of 10 kV circuit breaker

2.3 声学特征

依据上述频域结果分析可知, 10 kV 断路器故障声纹信号的能量集中在低频分段, 因此, 基于梅尔频率尺度的 MFCC 能够有效提取 10 kV 断路器不同状态声音信号的特征, 并且梅尔频率尺度在高频噪声的响应相对较小, 具有一定的高频噪声抗干扰能力。具体过程如下:

首先, 将断路器分合闸产生的信号经过一系列的预加重、分帧、加窗等预处理, 得到时域分帧信号 $x(n)$, 再将 $x(n)$ 通过快速傅里叶变换得到线

性频谱 $X(k)$, 变换公式为

$$X(k) = \sum_{n=0}^{N-1} x(n) e^{-j2\pi nk/N}, 0 \leq n, k \leq N-1. \quad (10)$$

将上述线性频谱 $X(k)$ 通过 m 维梅尔滤波器, m 取 12。然后, 由式(11)求得梅尔频谱的对数能量 $s(m)$ 。

$$s(m) = \ln \left(\sum_{k=0}^{N-1} |X_a(k)|^2 |H_m(k)| \right), \quad (11)$$

式中: $H_m(k)$ 为梅尔滤波器。

将上述对数能量谱 $s(m)$ 经过离散余弦变换 (DCT) 得到 MFCC 系数 $C(n)$,

$$C(n) = \sum_m^{N-1} s(m) \cos\left(\frac{\pi n(m-0.5)}{M}\right),$$

$$n = 1, 2, \dots, N, \quad (12)$$

式中: M 为滤波器组的数量; m 为 m 维的梅尔滤波器; N 为傅里叶变换点数。

2.4 融合特征的构建

如果直接将RMS、ZCR等特征进行融合,会导致维度过大,影响识别的时长,因此,总结RMS、ZCR等特征,计算其差异度进行特征的贡献度分析。将贡献度高的特征与提取的MFCC均值进行拼接,构成多特征融合的故障声纹信号输入特征。通过使用MFCC均值特征,可以减轻10 kV断路器声音信号遇到突发瞬时噪声而导致识别准确率降低的问题,并且融合特征可以提供更全面的音频描述。流程图见图3所示。

差异度计算公式为

$$CV = \frac{\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (x_i - \mu)^2}{N}}}{\mu}, \quad (13)$$

式中: x_i 为第 i 个分帧信号; μ 为该特征的平均值。

分析结果如表1所示,选择RMS均值、Centroid标准差、Flatness均值和ZCR与MFCC均值构成融合特征。

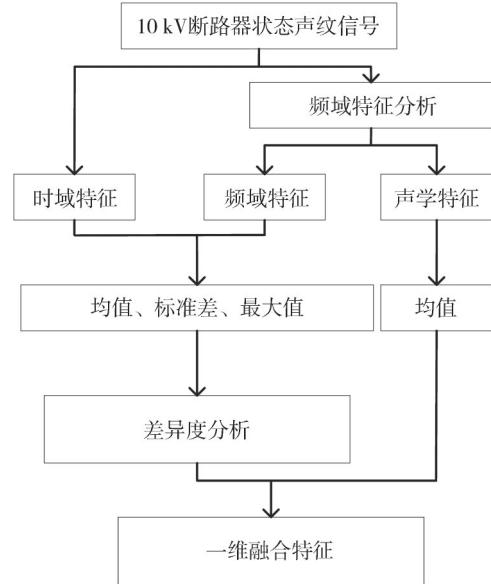


图3 一维融合特征提取流程图

Fig. 3 Flow chart of one-dimensional fusion feature extraction

表1 各特征的数据

Tab. 1 Data of each feature

音频序号	RMS均值	RMS标准差	RMS最大值	ZCR	Centroid均值	Centroid标准差	Centroid中值最大值	Flatness均值	Flatness标准差	Flatness最大值
1	0.054 9	0.062 9	0.353 7	0.188 5	0.002 3	0.001 0	0.004 0	0.033 0	0.030 0	0.178 1
2	0.014 6	0.048 8	0.337 9	0.095 3	0.002 3	0.001 0	0.003 9	0.028 2	0.025 9	0.175 4
3	0.065 9	0.010 6	0.080 3	0.318 7	0.002 3	0.000 3	0.002 4	0.079 3	0.126 7	1.000 0
4	0.002 0	0.003 6	0.013 3	0.289 0	0.002 3	0.001 2	0.003 5	0.313 6	0.289 7	1.000 0
5	0.008 1	0.037 4	0.355 6	0.301 9	0.002 3	0.001 0	0.003 4	0.286 2	0.282 9	1.000 0
6	0.004 6	0.023 5	0.284 7	0.314 1	0.002 32	0.001 1	0.003 3	0.319 7	0.271 1	1.000 0
7	0.064 2	0.068 6	0.367 8	0.195 4	0.002 3	0.000 8	0.003 9	0.074 2	0.178 4	1.000 0
8	0.035 5	0.002 0	0.041 9	0.415 3	0.002 3	0.000 0	0.002 3	0.036 3	0.003 8	0.049 7
9	0.075 2	0.077 9	0.379 8	0.215 7	0.002 3	0.000 6	0.003 6	0.107 2	0.228 3	1.000 0
10	0.007 9	0.036 5	0.357 6	0.302 3	0.002 3	0.001 0	0.003 4	0.295 1	0.276 7	1.000 0
变异系数	0.832 5	0.695 7	0.550 6	0.324 2	0	0.437 7	0.157 7	0.775 0	0.642 1	0.537 5

虽然ZCR的贡献度相较其他来说较低,但为保证信息的完成度,也作为融合特征的一种。

该方法结合多方面的声学信息点以提高对不同10 kV断路器故障识别准确率,同时能够降低维度,减少识别时长,满足电网对10 kV断路器故障诊断的快速性和准确性要求。

3 基于Bi-LSTM的故障诊断模型

传统的CNN具有局部感受野,在处理声纹这种具有时序性的信息时,易造成信息的缺失。而Bi-LSTM的门控机制和内部细胞状态允许网络更好地

捕捉和传递长时间范围内的信息^[16]。Bi-LSTM由前向LSTM和后向LSTM堆叠而成,能够实现记忆和累积功能,尽可能地利用了所能用到的信息,对前后序列捕捉特征更加有效,并且解决了梯度消失、爆炸等问题。图4为单层LSTM结构。

LSTM包含一系列门控单元,这些单元通过门控机制来控制信息的流动,从而解决梯度消失和梯度爆炸的问题。其中,

$$i_t = \sigma(W_i x_t + U_i h_{t-1} + b_i) i_t = \sigma(W_i x_t + U_i h_{t-1} + b_i), \quad (14)$$

$$f_t = \sigma(W_f x_t + U_f h_{t-1} + b_f), \quad (15)$$

$$o_t = \sigma(W_o x_t + U_o h_{t-1} + b_o), \quad (16)$$

$$C_t = f_t \times c_{t-1} + i_t \times \tanh(W_c x_t + U_c h_{t-1} + b_c), \quad (17)$$

$$h_t = o_t \times \tanh(c_t), \quad (18)$$

式中: x_t 为输入; i 为输入门; f 为遗忘门; \tilde{c}_t 为候选记忆细胞; o 为输出门; c 为记忆细胞, h_t 为隐藏状态。

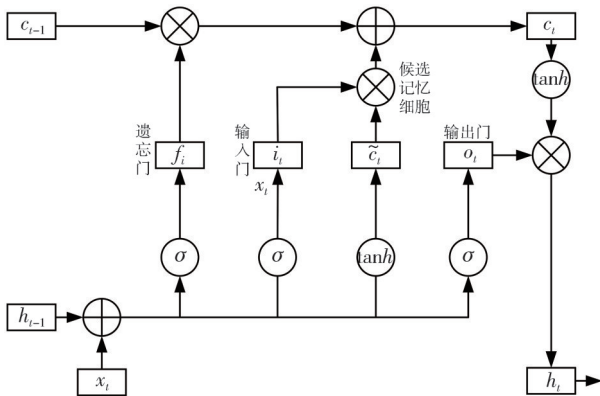


图 4 单层 LSTM 结构

Fig. 4 Single layer LSTM structure

双层 LSTM 是在单层 LSTM 的基础上增加了一个额外的 LSTM 层。在这种情况下, 第一层的 LSTM 输出会成为第二层 LSTM 的输入。这样的叠加结构有助于提取更高层次的抽象特征, 使网络能够更好地捕捉数据的复杂模式和长期依赖关系。双层 LSTM 的关系如图 5 所示。

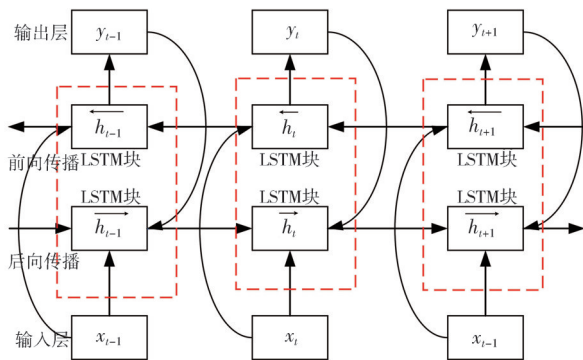


图 5 Bi-LSTM 结构

Fig. 5 Bi-LSTM structure

在 Bi-LSTM 网络的计算过程中, 分别对前向隐向量 \vec{h}_{t-1} 产生新的向量 \vec{h}_t 和后向隐向量 \vec{h}_{t+1} 产生新的向量 \vec{h}_t 进行计算。计算公式为

$$\vec{h}_t = g(W_{\vec{x}\vec{h}} x_t + W_{\vec{h}\vec{h}} \vec{h}_{t+1} + b_{\vec{h}}). \quad (19)$$

Bi-LSTM 中, 将前后正反两个方向 LSTM 相加, 最终输出结果 y_t 。

$$y_t = f(W_{\vec{h}y} \vec{h}_t + W_{\vec{y}} \vec{h}_t + b_y), \quad (20)$$

式中: x_t 为输入; $W_{\vec{x}\vec{h}}, W_{\vec{h}\vec{h}}, W_{\vec{h}y}, W_{\vec{y}}$ 为各个环节的权重; $b_{\vec{h}}, b_y$ 为各个环节的偏置。

4 实验结果分析

4.1 实验平台的搭建

为了对所提 10 kV 断路器机械故障声纹识别技术进行验证, 选择在江苏亿丰电气有限公司进行相关研究。图 6 为搭建的实验平台。该平台由 10 kV (ZN63) 12/630A 型户内真空断路器、分合闸控制器、音频采集分析、两个贴片式麦克风、一个直立式电容麦克风、装设故障声纹识别系统的电脑构成。通过分合闸控制对断路器进行重合闸控制。

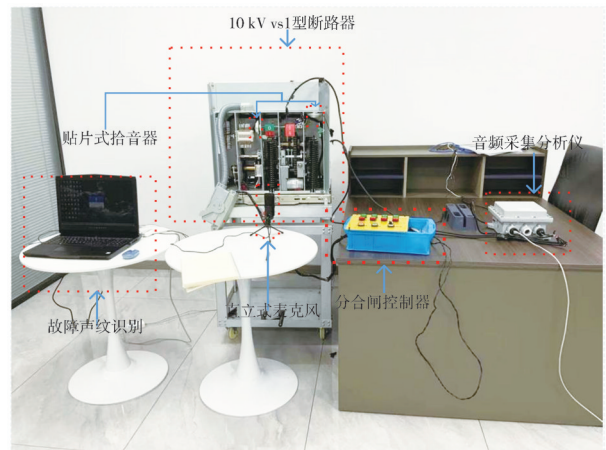


图 6 实验平台

Fig. 6 Experimental platform

声纹数据的采样率设置为 44.1 kHz。音频文件统一被切割成 10 s 的音频切片, 采集断路器正常分合闸声音以及 8 种常见的 10 kV 断路器机械故障, 包括储能电机空转、分闸线圈卡死、空合、链条断裂、机械闭锁未解锁、行程大、合闸脱扣板松动、弹簧储存能量未释放完全。每种情况下分合闸 100 次, 采集故障类型及故障产生原因见表 2 所示。通过音频采集分析仪对采集的声音进行分析与存储。

故障诊断模型软件采用 Tensorflow/Mtlab 平台, 在显卡 GTX1070, Win10 操作系统下, 将训练样本数据进行打乱处理, 并按照 8:2 的比例分割成训练集和测试集。每次批量训练 50 个样本, 采用 Adam 优化方法, 反向传播更新深度学习模型的参数, 学习率设置为 0.001, 使用多分类交叉熵损失函数作为损失函数。

表 2 常见故障类型及其原因
Tab. 2 Common types of faults and their causes

序号	故障类型	原因
1	储能电机空转	驱动凸轮处的离合由于长期运动造成离合卡死或磨损。
2	分闸线圈卡死	分闸电磁铁失磁或卡死,造成分闸无动作。
3	空合	分闸扇形板因长期工作而造成磨损或连杆发生物理变形,导致扇形板没有能够挂上钩,造成假合现象。
4	链条断裂	链条断裂或脱轨,导致电机空转。
5	机械闭锁未解锁	断路器小车没有能够操作到位,使得其机械闭锁未能打开,脱扣板无法实现运作,合闸也就无法实现。
6	合闸脱扣板松动	合闸脱扣板松动,造成合闸铁芯松动后,合闸脱扣板未能带动合闸掣子运动。
7	行程大	真空灭弧室动静触头之间距离超行程。
8	弹簧储存能量未释放完全	掣子的硬度达不到一定的标准或磨损,使得其发生形变,进而提高VS1断路器内部的零部件的摩擦力,导致内部零部件卡住,从而导致弹簧不能完全的释放出能量。

4.2 降噪结果分析

10 kV 断路器周围常见的噪声基本分为连续噪

声和突发噪声。噪声的存在可能混淆或覆盖断路器产生的故障声音,使得识别系统更难从中提取准确的声纹特征,这可能导致识别准确性下降。

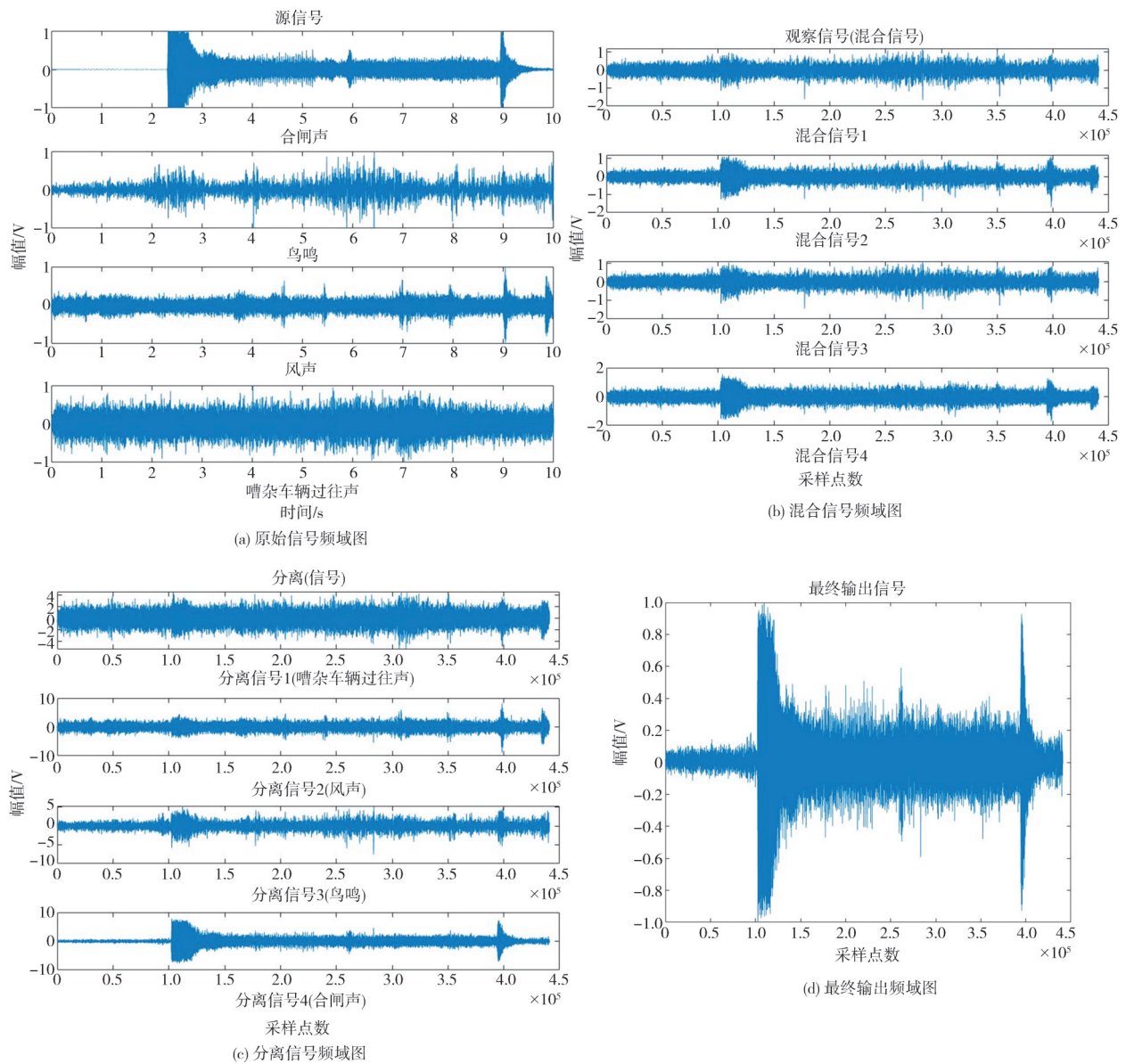


图 7 噪声分离结果图

Fig. 7 Noise separation results

因此,本文提出了改进的FastICA算法对上述噪声进行分离。为验证分离结果,将断路器正常合

闸的声音与10 kV 断路器周围常见的噪声(连续噪声风声与时断时续的鸟声以及嘈杂的车辆过往声)通

过随机矩阵构建源信号 S , 利用随机矩阵 A 对源信号进行混音构成混合信号 Y , 为使 FastICA 算法能够正确分离出多源混合信号, 混合信号 Y 的路数应大于源信号 S 的路数, 因此构建了混合信号 1~4。通过 FastICA 算法进行迭代, 分离结果见图 7 所示。

如图 7 可知, FastICA 算法存在固有的两个问题: 1) 信号序列的不确定性, 表现为无法固定所需检测的断路器状态声纹信号位置; 2) 信号尺度的不确定性, 表现为尺度不标准化。为此引入皮尔逊相关系数对 FastICA 算法进行改进, 计算分离信号的皮尔逊相关系数, 相关系数最大的即为需检测的断路器状态声纹信号。上述声纹信号的采样率均为 44.1 kHz, 长度为 10 s。

4.3 识别结果分析

为验证提出的基于 Bi-LSTM 的多特征融合的 10 kV 断路器机械故障声纹诊断方法的有效性, 将基于传统声纹特征和提出的融合特征, 单层 LSTM 与双层 Bi-LSTM 的训练结果进行比较, 结果如图 8 所示。

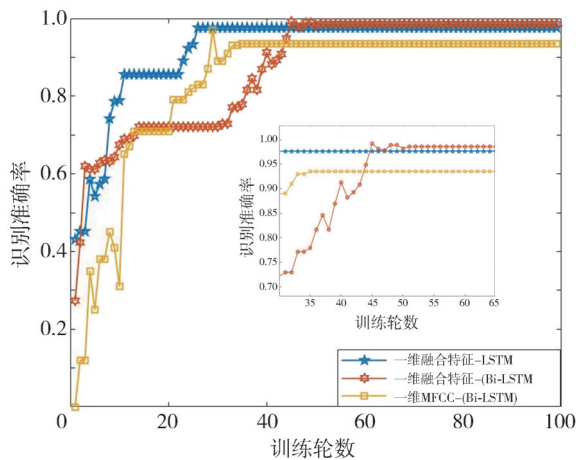


图 8 训练结果图

Fig. 8 Training results chart

从图 8 中可以看出, 单层 LSTM 相比于双层 Bi-LSTM 具有更快的收敛性。Bi-LSTM 的结构导致计算复杂度更高, 在每个时间步上, 双层 LSTM 需要处理更多的信息, 这可能导致梯度下降算法需要更多的迭代才能找到最优解。但 Bi-LSTM 的识别准确率略高于 LSTM。同时, 为验证提取的融合特征的有效性, 构建了 MFCC-(Bi-LSTM) 模型, 相较于融合特征而言, 常规的 MFCC 特征的识别准确率只能达到 93.5%, 而基于 Bi-LSTM 的多特征融合识别率可达 99.3%。由此表明基于融合特征和 Bi-LSTM 网

络在常见的 10 kV 断路器机械故障识别方面有较高的识别准确性。

5 结论

1) 常见 10 kV 断路器周围的噪声分为连续噪声和突发噪声。FastICA 算法能够有效分离噪声, 但存在无序性和尺度多变性。通过皮尔逊系数对传统 FastICA 算法进行改进, 有效地解决了上述问题, 使得输出结果为 10 kV 断路器源状态声音。

2) 针对传统单一声学特征识别准确率低的问題, 通过傅里叶变化分析 8 种 10 kV 断路器机械故障声纹和正常分合闸的频域信息, 选取均方根能量、过零率、频谱质心、频谱平坦度、梅尔倒频谱系数的特征(方差、平均值、最大值)构成初步特征, 然后通过差异度分析, 选取特征贡献度大的特征形成最终的一维融合特征。实验表明该方法相较于基于单一的梅尔倒频谱系数的故障诊断模型, 识别准确率提高了 5.8 个百分点。

参考文献:

- [1] 王俊波, 李国伟, 何胜红, 等. 10 kV 高压断路器电气试验机器人接线定位误差分析及动态补偿[J]. 高电压技术, 2021, 47(10): 3642-3649.
WANG Junbo, LI Guowei, HE Shenghong, et al. Wiring location error analysis and dynamic compensation for 10 kV high voltage circuit breaker electrical experiment robot [J]. High Voltage Engineering, 2021, 47(10): 3642-3649. (in Chinese)
- [2] 张迅, 黄军凯, 赵超, 等. 基于 KPCA-SVM 的高压断路器机械故障诊断[J]. 测试技术学报, 2023, 37(2): 158-164.
ZHANG Xun, HUANG Junkai, ZHAO Chao, et al. High voltage circuit breaker mechanical fault diagnosis technology based on KPCA-SVM [J]. Journal of Test and Measurement Technology, 2023, 37(2): 158-164. (in Chinese)
- [3] 豆龙江, 何玉灵, 万书亭, 等. 基于振动信号的高压断路器弹簧疲劳程度检测方法[J]. 电工技术学报, 2022, 37(24): 6420-6430.
DOU Longjiang, HE Yuling, WAN Shuting, et al. Detecting method of high voltage circuit breaker spring fatigue based on vibration signal [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2022, 37(24): 6420-6430. (in Chinese)
- [4] 陈进, 邢占礼, 张陵, 等. 基于 PMS 的输变电设备故障诊断系统设计[J]. 测试技术学报, 2022, 36(5):

- 449-454.
- CHEN Jin, XING Zhanli, ZHANG Ling, et al. Design of fault diagnosis system for power transmission and transformation equipment based on PMS[J]. Journal of Test and Measurement Technology, 2022, 36(5): 449-454. (in Chinese)
- [5] 刘晓晶, 陈显达, 曹帅, 等. 基于数据稀疏特征的架空电力线路故障可视化运检技术[J]. 测试技术学报, 2023, 37(2): 135-139. (in Chinese)
- LIU Xiaojing, CHEN Xianda, CAO Shuai, et al. Visual operation and inspection technology for overhead power line faults based on sparse data features [J]. Journal of Test and Measurement Technology, 2023, 37(2): 135-139. (in Chinese)
- [6] 崔佳嘉, 马宏忠. 基于改进MFCC和3D-CNN的变压器铁心松动故障声纹识别模型[J]. 电机与控制学报, 2022, 26(12): 150-160.
- CUI Jijia, MA Hongzhong. A voiceprint recognition model for transformer iron core loosening fault based on improved MFCC and 3D-CNN [J] Journal of Motor and Control, 2022, 26(12): 150-160. (in Chinese)
- [7] 刘云鹏, 王博闻, 韩帅, 等. 基于混合倒谱系数与CNN的OLTC动作声信号快速分辨方法[J]. 振动与冲击, 2022, 41(21): 45-52.
- LIU Yunpeng, WANG Bowen, HAN Shuai, et al. Fast resolution method of OLTC action acoustic signal based on mixed cepstrum coefficient and CNN [J]. Journal of Vibration and Shock, 2022, 41(21): 45-52. (in Chinese)
- [8] 包伟川, 宿浩, 李璐, 等. 基于电流—振动信号联合分析的高压断路器操动机构故障诊断方法[J]. 高压电器, 2023, 59(8): 164-172.
- BAO Weichuan, SU Hao, LI Lu, et al. Fault diagnosis method of operating mechanism for high voltage circuit breaker based on combined analysis of current and vibration signals [J]. High Voltage Apparatus, 2023, 59(8): 164-172. (in Chinese)
- [9] 曹宇鹏, 罗林, 王乔, 等. 基于卷积深度网络的高压真空断路器机械故障诊断方法[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(3): 39-47.
- CAO Yupeng, LUO Lin, WANG Qiao, et al. Fault diagnosis of high-voltage vacuum circuit breaker with a convolutional deep network [J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(3): 39-47. (in Chinese)
- [10] 杨婧媛, 高文华, 董增寿, 等. 改进小波阈值去噪和胶囊直连网络的轴承故障诊断[J]. 机床与液压, 2023, 51(8): 200-204.
- YANG Jingyuan, GAO Wenhua, DONG Zengshou, et al. Bearing fault diagnosis based on improved wavelet threshold denoising and capsule direct network [J]. Machine Tool & Hydraulics, 2023, 51(8): 200-204. (in Chinese)
- [11] 周晶, 罗日成, 黄军. 基于改进小波阈值—CEEMDAN的变压器局部放电超声波信号白噪声抑制方法[J]. 高压电器, 2024, 60(1): 163-171.
- ZHOU Jing, LUO Richeng, HUANG Jun. White noise suppression method of partial discharge ultrasonic signal of transformer based on improved wavelet threshold-CEEMDAN [J]. High Voltage Apparatus, 2024, 60(1): 163-171. (in Chinese)
- [12] 朱柯佳. 高噪声环境下变压器声纹特征提取方法研究[D]. 北京: 华北电力大学, 2021.
- [13] 李慕子, 易永利. VS1型手车式断路器弹簧操动机构常见故障及检修[J]. 电气防爆, 2023(1): 26-29.
- LI Muzi, YI Yongli. Common faults and maintenance of spring operating mechanism of VS1 circuit breaker [J]. Electric Explosion Protection, 2023(1): 26-29. (in Chinese)
- [14] 吴国鑫. 变压器故障声纹检测与诊断方法研究[D]. 北京: 华北电力大学, 2021.
- [15] 高宝明, 孙国繁, 冯俊杰, 等. 面向变电站智能运检的声音谱特征语音识别方法[J]. 高压电器, 2023, 59(11): 40-47.
- GAO Baoming, SUN Guofan, FENG Junjie, et al. Speech recognition method of sound spectrum feature for intelligent operation and maintenance of substations [J]. High Voltage Apparatus, 2023, 59(11): 40-47. (in Chinese)
- [16] 刘鹏, 乔晓艳. 基于深度自编码和LSTM循环网络的脑电情感识别[J]. 测试技术学报, 2022, 36(2): 129-134.
- LIU Peng, QIAO Xiaoyan. EEG emotion recognition based on deep auto-encoder and LSTM [J]. Journal of Test and Measurement Technology, 2022, 36(2): 129-134. (in Chinese)