

## 基于声音信号的12 kV真空断路器健康状态评估与预测

莫楚安<sup>1,2</sup>, 童昕<sup>1,2</sup>, 杨长洲<sup>3</sup>, 李占福<sup>1,2</sup>, 李元冬<sup>1,2</sup>

(1. 福建工程学院福建省智能加工技术及装备重点实验室, 福州 350118; 2. 福建工程学院福建省数控装备产业技术创新研究院, 福州 350118; 3. 北京星网锐捷网络技术网络有限公司, 北京 100036)

**摘要:**为实现断路器的健康状态预测,提出了一种基于声音信号的断路器健康评估和预测方法。该方法采用经验模态算法(empirical mode decomposition, EMD)分解断路器的分闸声音信号得到多个本征模态函数(intrinsic mode functions, IMF)分量,通过核主成分(kernel principal component analysis, KPCA)分析方法融合多个本征模态函数分量的时域特征指标,进而建立断路器的综合健康指数(health indicator, HI)以表征断路器的运行健康状况。并通过构建一维卷积(1D-CNN)神经网络模型实现断路器的健康状态预测。最后以某12 kV户内真空断路器实验数据为例。结果显示,该方法构建的断路器HI曲线具有良好的单调性,能对断路器的健康状态进行较为准确的评估和预测。

**关键词:**断路器; 声音信号; 健康指数; 卷积神经网络; 健康评估预测

### Health Status Assessment and Prediction of 12 kV Vacuum Circuit Breaker Based on Acoustical Signal

MO Chu'an<sup>1,2</sup>, TONG Xin<sup>1,2</sup>, YANG Changzhou<sup>3</sup>, LI Zhanfu<sup>1,2</sup>, LI Yuandong<sup>1,2</sup>

(1. Fujian Key Laboratory of Intelligent Machining Technology and Equipment, Fujian University of Technology, Fuzhou 350118, China; 2. CNC Equipment Industry Research Institute, Fujian University of Technology, Fuzhou 350118, China; 3. Beijing Star-net Ruijie Networks Co., Ltd., Beijing 100036, China)

**Abstract:** For achieving the health status prediction of circuit breaker, a method for health assessment and prediction of circuit breaker based on acoustical signal analysis is proposed. This method adopts the empirical mode decomposition(EMD) algorithm to decompose the circuit breaker's opening acoustical signal to obtain multiple intrinsic mode functions(IMF) component. The time-domain feature indicators of these IMFs are then fused using kernel principal component analysis(KPCA) to establish a comprehensive health indicator(HI) of the circuit breaker so to characterize the operational health condition of the circuit breaker. Additionally, a one-dimensional convolutional neural network(1D-CNN) model is set up to predict the health status of the circuit breaker. Finally, the experimental data from a 12 kV indoor vacuum circuit breaker is taken as an example. The result shows that the HI curve of the circuit breaker constructed by the method exhibits good monotonicity and can perform accurate assessment and prediction on the health status of the circuit breaker.

**Key words:** circuit breaker; acoustical signal; health indicator; convolutional neural network; health assessment and prediction

## 0 引言

在电力系统中,断路器在保证电气设备正常运

行中有着不可替代的作用<sup>[1]</sup>。然而,断路器出现故障会导致电力系统的损失和安全事故的发生。因此,如何准确、快速地诊断其健康状态成为了目前

收稿日期:2025-07-20; 修回日期:2025-10-11

基金项目:福建省重大专项专题项目(2014HZ0004-4);福建省自然科学基金资助项目(2020J01870, 2020J05180)。

Project Supported by Major Special Project of Fujian Province(2014HZ0004-4), Natural Science Foundation of Fujian Province(2020J01870, 2020J05180).

亟需解决的问题<sup>[2]</sup>。

断路器健康状态评估和预测是对断路器的运行状态进行评估和监测,通过研究其机理和寿命模型预测其健康状态<sup>[3-4]</sup>。目前主流的方法使用分合闸的振动信号进行状态识别<sup>[4]</sup>。但振动传感器需要接触断路器才能获取信号,对断路器本身影响比较大<sup>[5]</sup>。相对于振动信号,声音信号具有实时性强、便携性好、非侵入性等优点,但信号本身特性的不确定性是其评估中遇到的难题,信号通常会存在非线性和非平稳等复杂特性,需对信噪比、信号频率范围等多个因素进行处理<sup>[6]</sup>。目前,针对机械故障的声音信号处理和特征提取方法主要采用时域分析、频域分析、小波分析和经验模态分解(EMD)等方法提取不同的特征参数<sup>[7-11]</sup>。文[7]利用K-S检验搜索异常声信号与正常声信号的幅值分布差异区间构成特征向量进行断路器健康状态识别。但该方法简单易行,但缺乏对信号局部特性的解析能力。文[7]利用小波包分解提取声音特征,以时频指标作为退化特征实现机械密封寿命预测。但小波分析方法具有多分辨率分析能力,对于非线性和非平稳信号分析存在不足。基于EMD分解的方法很好的解决了非线性和非平稳信号分析的难点,并应用于断路器故障诊断中。文[8]以集合经验模态分解声信号成多个IMF分量,并通过比对包络谱特征识别断路器合闸声音信号中的不同分量,从而判断断路器的健康状态。

对于断路器声音信号的多信道、高维度、大量冗余等复杂特性,使用EMD分解可以更好地将信号进行分解,将其复杂特性转化为一系列简单的本征

模态函数<sup>[12]</sup>。然后,对每个本征模态函数进行特征提取和分析以表征断路器的综合退化趋势。

综上所述,文中提出一种基于声音信号的断路器健康状态评估和预测方法,通过对声音信号进行经验模态分解,采用了多个本征模态函数的时域特征指标进行特征提取,从而增强了特征信息的丰富性和准确性。其次,采用核主成分(KPCA)分析方法融合多个本征模态函数的时域特征指标,并将满足一定要求的多个核主成分作为综合特征建立断路器的综合健康指数,以表征断路器的健康状况。最后,通过构建一维卷积神经网络预测模型,将所得到的健康指数作为网络的输入,以实现断路器健康状态的自动化评估和预测。

### 1 基于声音信号的断路器健康状态评估

建立断路器的健康评估指标在于找到一个能反映断路器运行状态变化规律的指标,从而确定断路器性能退化的起始时间和最终失效时间,为断路器健康状态预测奠定良好的基础<sup>[13]</sup>。

#### 1.1 特征选择

在断路器分合闸动作中,机械结构碰撞产生的声波信息量很大,并以声波的形式在空气中传播,并且机械结构会随时间推移会出现磨损,这会导致采集到的声音信号与历史采集到的信号相比,存在一定的差异。因此,可以通过采集断路器的声音信号并采用特征分析方法来分析机械结构的健康状态变化。文中采用15个时域特征来对信号进行特征提取,见表1。

表1 声音信号特征选取

Table 1 Sound signal feature selection

特征指标	计算公式	特征指标	计算公式
最大值	$X_{\max} = \max(x_i)$	峭度	$K = \frac{\sum_{i=1}^n [x_i - \bar{x}]^4}{(N-1)X_{\text{std}}^4}$
最小值	$X_{\min} = \min(x_i)$	方根幅值	$X_r = (\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sqrt{ x_i })^2$
平均值	$\bar{x} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i$	波形因子	$W = \frac{X_{\text{rms}}}{\bar{x}}$
均方根	$X_{\text{rms}} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^2}$	峰值因子	$C = \frac{X_{\text{peak}}}{X_{\text{rms}}}$
方差	$X_{\text{var}} = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2$	脉冲因子	$I = \frac{X_{\text{peak}}}{\bar{x}}$
标准差	$X_{\text{std}} = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2$	偏度	$S = \frac{\sum_{i=1}^n [x_i - \bar{x}]^3}{(N-1)X_{\text{std}}^3}$
绝对平均值	$X_{\text{ma}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N  x_i $	裕度因子	$L = \frac{X_{\text{peak}}}{X_r}$
峰值	$X_{\text{peak}} = X_{\max} - X_{\min}$		

## 1.2 健康指数构建及评估

为了定量描述断路器的运行工况,引入健康指数(health index, HI)表征断路器的健康状态,该指数通常采用0表示设备失效,1表示设备良好,即 $\delta_{HI} \in [0, 1]$ <sup>[14-15]</sup>。根据现场运行工况,确定表示设备完好的寿命阈值 $T$ 后,设备的实际健康度为<sup>[16]</sup>

$$\delta_{HI} = \frac{T-t}{T} \quad 0 \leq t \leq T \quad (1)$$

对所有时间点上的 $m$ 个特征数据和实际健康度进行线性回归计算,得到回归参数<sup>[17]</sup>。每个时间点的健康度为

$$HI_i = \alpha + \beta_m x_m^T = \alpha + \sum_{i=1}^m \beta_i x_i \quad (2)$$

式(2)中: $x_m$ 为 $m$ 维特征数; $\alpha$ 、 $\beta$ 为线性回归参数。

对各个特征拟合便可得到断路器的综合健康指标,表示为 $HI(t)=[t_1, t_2, \dots, t_i]$ , $t_i$ 表示设备在第 $i$ 点的健康度。

设备的综合健康指数 $HI(t) \in [0, 1]$ ,在实际工程中,采用定性的方法评估设备的健康状况。一般而言,把设备的健康指数进行的等级划分为健康、比较健康、亚健康、不健康、故障和严重故障6个等级<sup>[15, 18]</sup>。依据实际运行数据经验,将断路器的健康指数和运行状态评级映射到6个等级,见表2。

表2 断路器综合健康指数等级划分

Table 2 Classification of comprehensive health index of circuit breakers

健康等级	$HI(t)$ 取值范围	健康状况描述
1级:健康	$0.8 \leq HI(t) \leq 1.0$	健康状况非常好
2级:比较健康	$0.6 \leq HI(t) < 0.8$	健康状况良好
3级:亚健康	$0.4 \leq HI(t) < 0.6$	出现异常征兆
4级:不健康	$0.3 \leq HI(t) < 0.4$	出现轻微故障现象
5级:故障	$0.1 \leq HI(t) < 0.3$	出现严重异常征兆
6级:严重故障	$0.0 \leq HI(t) < 0.1$	设备失效

## 2 断路器健康状态预测模型建立

对断路器的运行健康状态进行预测是根据当前设备的运行状态预测未来的发展趋势。文中采用一维卷积神经网络(1D-CNN)建立预测模型,以实现断路器健康状态的快速预测。

### 2.1 1D-CNN网络

1D-CNN是一种端到端的模型结构,常用于处理时间序列和信号处理的相关问题<sup>[19]</sup>。与二维卷积神经一样,通过卷积层、池化层和全连接层等网络结构对时序数据进行处理和关键特征提取。在网络迭代过程中,通常分为正向传播和反向传播两个

步骤<sup>[20]</sup>。

正向传播中,卷积层通过使用卷积核以局部感受野的方式对输入数据进行局部卷积操作,并学习到对应的特征矩阵。卷积层使用多种卷积核,并采用了权重共享机制,以提取输入数据的不同特征<sup>[21]</sup>。正向传播为

$$x^i = f(W^i x^{i-1} + b^i) \quad (3)$$

式(3)中: $x^i$ 为第 $i$ 个输出的特征; $W^i$ 为第 $i$ 层所用到的卷积核; $b^i$ 为第 $i$ 个特征的偏置。为提高网络结构的稀疏性,防止过拟合,激活函数 $f(x)$ 使用ReLU。

网络通过反向传播来计算每层的误差梯度,优化特征提取效果,提高预测准确率。判别器通过计算网络预测值和真实值之间的误差,并将误差梯度沿着网络后向传播,迭代地计算每一层的误差梯度,使得网络进入最优状态<sup>[22]</sup>。反向传播可为:

$$E = \text{Loss}(y, t) \quad (4)$$

$$\delta^i = (W^{i+1})^T \delta^{i+1} f'(u^i) \quad (5)$$

$$\frac{\partial E}{\partial W^i} = x^{i-1} (\delta^i)^T \quad (6)$$

$$\Delta W^i = -\eta \frac{\partial E}{\partial W^i} \quad (7)$$

式(4)-(7)中: $y$ 、 $t$ 分别为预测值与真实值; $E$ 为预测值与真实值之间的误差大小; $\text{Loss}(t)$ 为损失函数; $\delta^i$ 、 $\Delta W^i$ 为分别为第 $i$ 层的敏感度和权重变化量。

通过对1D-CNN网络输入断路器历史运行数据进行模型训练,然后以断路器当前运行状态参数为输入预测其健康状态。文中采用的1D-CNN网络模型见表3。

表3 1D-CNN网络模型训练参数

Table 3 Training parameters of 1D-CNN network model

编号	网络层	参数
1	卷积1	16个卷积核,尺寸3×1,步长为1
2	池化1	尺寸3×1,步长为2
3	卷积2	32个卷积核,尺寸3×1,步长为1
4	池化2	尺寸3×1,步长为2
5	卷积3	32个卷积核,尺寸3×1,步长为1
6	池化3	尺寸3×1,步长为2
7	卷积4	32个卷积核,尺寸3×1,步长为1
8	池化4	尺寸3×1,步长为2
9	全连接层	单神经元(预测值)
10	迭代次数	700

### 2.2 评价指标

为了对比模型的预测效果,文中采用了均方根

误差  $e_{\text{RMSE}}$  和判定系数  $R^2$  两种指标<sup>[23]</sup>。均方根误差是反映估计值与真实值之间差异程度的度量方法,较小的均方根误差表示模型的预测值与真实值数据较为接近,模型的泛化能力较强。判定系数  $R^2$  用来表征回归模型中变量变化的可靠程度,是一种反映一个随机变量与多个随机变量之间数字特征的统计指标。当判定系数  $R^2$  更接近1时,表示模型的预测效果更好。

$$e_{\text{RMSE}} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (8)$$

$$R^2 = 1 - \frac{e_{\text{MSE}}(y_i, \hat{y}_i)^2}{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (9)$$

### 3 健康状态评估与预测总流程

文中提出的方法总体流程可分为健康状态评估和预测两个阶段,见图1。

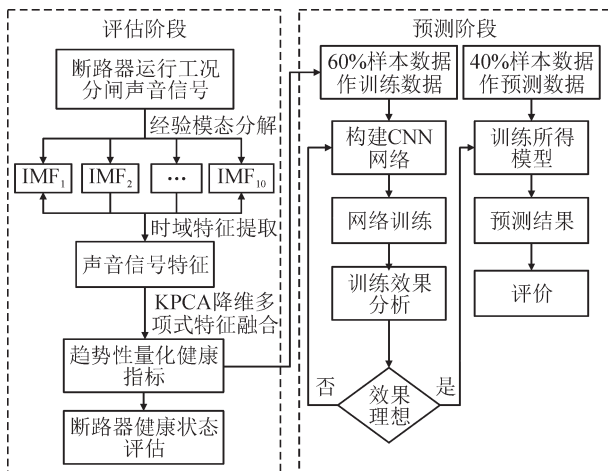


图1 断路器健康状态评估和预测方法流程图

Fig. 1 Flow chart of health assessment and prediction methods for circuit breakers

具体包括以下步骤:

1)获取断路器运行工况分闸数据,利用双门限法端点检测技术对分闸声音数据去除无声段并裁剪成固定采样长度的数据。

2)采用经验模态(EMD)分解成多个IMF分量,然后对每个IMF分量进行时域特征提取,并对所提取的时域特征进行排序筛选,挑出趋势性明显的特征并构建特征参数序列以供后续分析使用。

3)利用KPCA分析选取累计贡献率大于90%的核主元对断路器的健康状态进行表征,构建断路器的健康指数,并划分等级对断路器的健康状态进行评估。

4)构建1D-CNN网络预测模型,以60%的健康指数作为模型训练,40%的健康指数作为预测,通过评

价函数对预测结果进行评价。

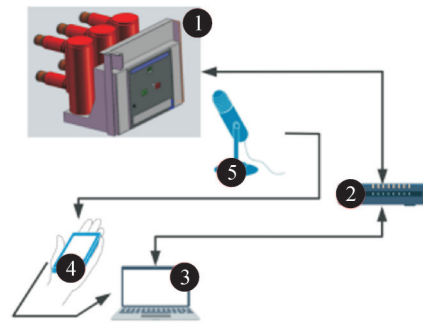
### 4 断路器健康状态预测实验

#### 4.1 实验装置

为了验证基于声音信号的断路器健康状态评估与预测方法的有效性,文中以型号为ZN63A的户内12 kV真空断路器为例,搭建实验平台见图2,图2中序号分别为:①断路器;②机械特性测试仪;③电脑;④数据采集卡;⑤声音传感器。



(a) 实物图



(b) 原理图

图2 断路器实验平台

Fig. 2 Circuit breaker experimental platform

通过声音传感器获取断路器的分闸声音信号样本数据作为验证。实验中以44 kHz的采样频率对断路器的分合闸声音进行采样,并以双门限法端点检测技术对分闸数据进行裁剪得到采样长度为74 970个点分闸声音数据,至断路器出现故障失效,实验中共获得2 000个有效声音样本。

#### 4.2 断路器健康状态评估

首先对断路器的分闸声音信号进行EMD分解,见图3,得到10个IMF分量。分别提取表1中的15个时域特征指标,得到150个特征参数,经EMD分解后的声音部分时域特征结果见图4。

从部分时域指标看出,各个指标体现断路器的退化趋势不同。EMD分解后的分闸声音特征退化主要体现在前4个IMF分量,说明断路器声音的退化信息主要集中在高频部分,且大部分退化特性信息体现在均值、方差、均方根、方根幅值和绝对平均值等5个时域特征上。虽然EMD分解可以有效提

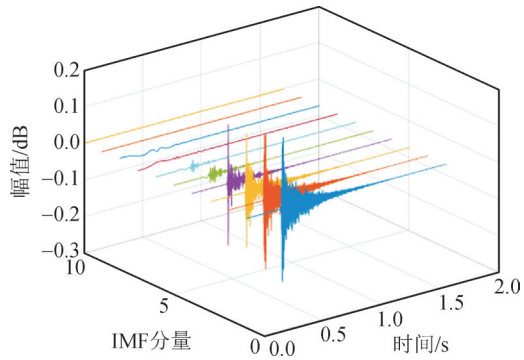


图3 断路器声音信号的经验模态分解

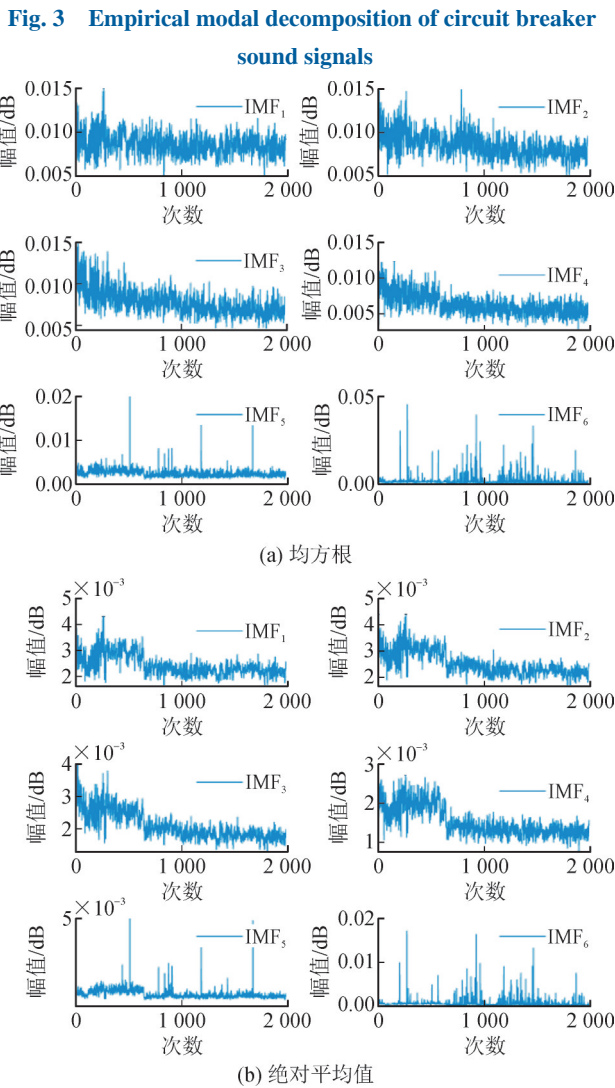


图4 EMD分解后的时域特征

Fig. 4 Time domain characteristics after EMD decomposition

取断路器的退化信息,但大部分特征无趋势性,不能很好地体现其退化情况,因此有必要剔除无效特征的影响。

核主成分分析(KPCA)是一种非线性主元分析方法,用于提取非线性数据的主成分<sup>[24]</sup>。首先对150个特征参数进行单调性计算,结果见图5,然后

选取趋势性比较明显的20个特征参数进行核主成分分析,并将各个核主成分的贡献率进行排序,见表4,前4个核主元的累计方差贡献率大于90%,包含了装置工况特征集的大部分信息,可以表示断路器运行工况的健康状态变化过程。

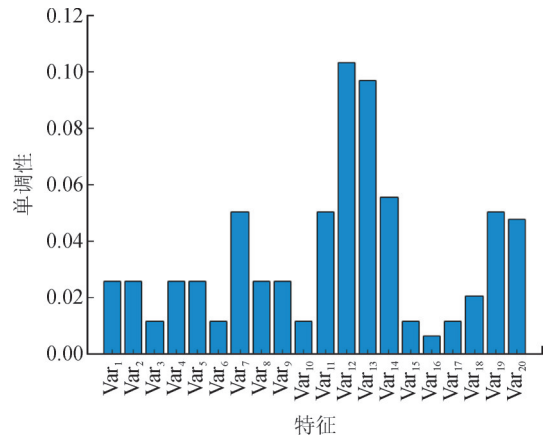


图5 特征单调性

Fig. 5 Characteristic monotonicity

表4 KPCA贡献率

Table 4 KPCA contribution rate

序号	贡献率/%	累计贡献率/%	序号	贡献率/%	累计贡献率/%
1	67.395	67.395	5	3.905	95.841
2	10.939	78.334	6	2.272	98.113
3	7.326	85.660	7	0.641	98.754
4	6.276	91.936	8	0.409	99.163

由式(1)计算断路器每个时间节点的健康度 $\delta_{HI}$ ,再对4个核主元进行多元线性回归处理得到参数为: $[\alpha, \beta]=[0.5, -0.199 0, -0.027 7, 0.358, -0.017]$ 。由式(2)计算各个点的健康度 $HI_t$ 并进行拟合,得到断路器的健康状态指数 $HI(t)$ 曲线见图6。

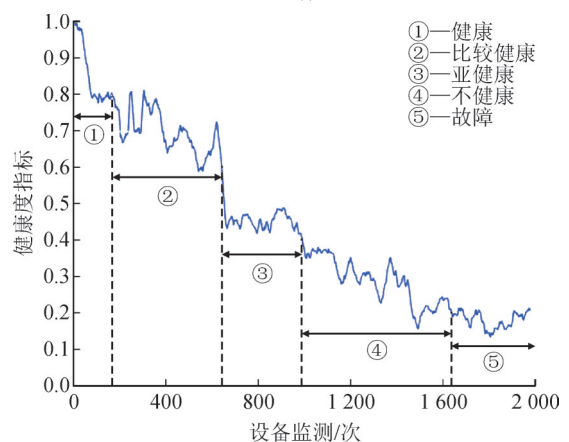


图6 健康指数曲线

Fig. 6 Curve of health index

从图6中可知,断路器的健康状态指数缓慢变化,所提方法构建的健康状态指数具有明显的单调

性,能够较好的反应了断路器在运行过程中的退化状态。根据表2的健康指数划分,前600次分闸动作中断路器的健康指数良好,设备运行稳定。但600次后,显示出异常状态,需要采取保养措施或做出相应的调整。随着断路器的分闸次数不断增加,健康状态不断下降,直至出现故障。

### 4.3 断路器健康状态预测

文中采用一维卷积神经网络(1D-CNN)对断路器健康状态曲线趋势进行预测。将断路器共2000余次分闸数据的前1200次划分为训练集和测试集,对1200至2000次的数据进行预测。为了验证1D-CNN网络模型的优势,文中采用BP神经网络和支持向量机(SVM)进行对比。其中BP神经网络由5个隐含层和1个输出层组成,输出层的节点为1,隐含层使用RELU函数作为激活函数,SVM预测模型使用高斯核函数,使用交叉验证和网格搜索的方法来确定惩罚系数 $C$ 和核函数 $\gamma$ ,最终确定惩罚系数 $C$ 为6, $\gamma$ 为0.2。

对网络模型训练时,1D-CNN和BP神经网络均使用均方误差作为模型的损失函数,使用Adam作为优化器,学习率为0.001,训练迭代次数为700。不同模型的训练效果见表5。表5中结果显示,模型训练结果较好,测试误差较小。

表5 断路器健康指数测试误差

Table 5 Test error of circuit breaker health index

预测模型	$e_{RMSE}$	$R^2$
BP	0.005 8	0.999
SVM	0.004 0	0.999
1D-CNN	0.003 9	0.999

利用预测集样本对模型的预测能力进行验证,3个不同的预测模型结果见表6。比较发现,1D-CNN在预测中获得最佳效果,均方误差根 $e_{RMSE}$ 为0.007 5, $R^2$ 为0.98,均优于BP神经网络和SVM预测模型。

表6 断路器健康指数预测误差

Table 6 Prediction error of circuit breaker health index

预测模型	$e_{RMSE}$	$R^2$
BP	0.023 8	0.802
SVM	0.017 6	0.891
1D-CNN	0.007 5	0.980

此外,断路器健康状态曲线预测效果图见图7,可以看出,1D-CNN预测模型的健康状态曲线拟合效果均优于其余两个模型。

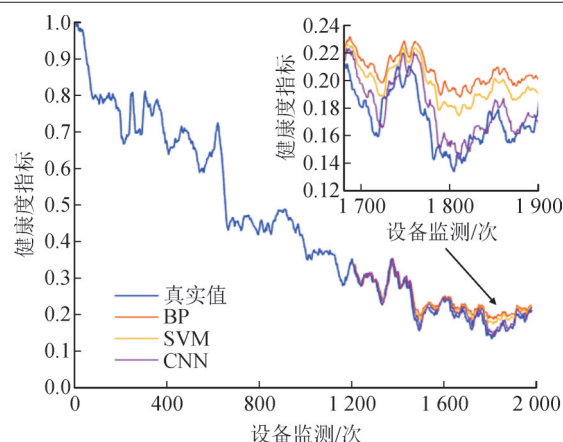


图7 预测结果对比

Fig. 7 Comparison of prediction results

## 5 结论

评估和预测断路器的健康状态对于保证电力系统的安全可靠运行至关重要。文中提出了一种基于声音信号的断路器健康状态评估与预测方法,并得出以下结论:

- 1)通过EMD对断路器的声音信号进行分解,增强了特征信息的丰富性和准确性。其次,采用了核主成分分析方法融合多个特征指标构建断路器的综合健康指数,提高了特征表达的稳定性和可靠性。
- 2)通过对比发现,1D-CNN网络预测模型在断路器健康状态预测中效果较好,可用于断路器健康状态预测。

## 参考文献:

- [1] 万书亭,马晓棣,陈磊,等.基于振动信号短时能熵比与DTW的高压断路器状态评估及故障诊断[J].高电压技术,2020,46(12):4249-4257.  
WAN Shuting, MA Xiaodi, CHEN Lei, et al. State evaluation and fault diagnosis of high-voltage circuit breaker based on short-time energy entropy ratio of vibration signal and DTW[J]. High Voltage Engineering, 2020, 46(12): 4249-4257.
- [2] 卢扬,李永丽.基于实时状态评估与剩余寿命计算的高压断路器预测性维护策略[J].高电压技术,2022,48(7):2716-2726.  
LU Yang, LI Yongli. Predictive maintenance policy for high-voltage circuit breakers based on real-time state estimation and remanent useful life calculation[J]. High Voltage Engineering, 2022, 48(7): 2716-2726.
- [3] 高海昆,张冉喆,黄涛,等.基于CEEMDANTQWT方法的变压器局部放电信号降噪[J].电力科学与技术学报,2024(1):272-284.  
SHANG Haikun, ZHANG Ranzhe, HUANG Tao, et al. Partial discharge signal denoising based on CEEMDANTQWT method for power transformers[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2024(1): 272-284.

- [4] 孙曙光, 张伟, 王景芹, 等. 基于动作过程振动检测的低压断路器机械寿命预测[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(12): 146-157.  
SUN Shuguang, ZHANG Wei, WANG Jingqin, et al. Mechanical life prediction of low-voltage circuit breaker based on vibration detection during operation[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(12): 146-157.
- [5] 孙玉伟, 罗林根, 陈敬德, 等. 含噪背景下基于盲源分离与NSVDD的断路器机械故障诊断方法[J]. 高电压技术, 2022, 48(3): 1104-1112.  
SUN Yuwei, LUO Lingen, CHEN Jingde, et al. Mechanical fault diagnosis method of circuit breaker based on blind source separation and NSVDD under noisy background[J]. High Voltage Engineering, 2022, 48(3): 1104-1112.
- [6] 易林, 夏小飞, 彭在兴, 等. 基于非参数检验的高压断路器机械故障声信号特征值提取方法[J]. 高压电器, 2021, 57(10): 83-90.  
YI Lin, XIA Xiaofei, PENG Zaixing, et al. Acoustical signal feature extraction method on mechanical fault of high voltage circuit breaker based on nonparametric test[J]. High Voltage Apparatus, 2021, 57(10): 83-90.
- [7] 杨元威, 关永刚, 陈士刚, 等. 基于声音信号的高压断路器机械故障诊断方法[J]. 中国电机工程学报, 2018, 38(22): 6730-6736.  
YANG Yuanwei, GUAN Yonggang, CHEN Shigang, et al. Mechanical fault diagnosis method of high voltage circuit breaker based on sound signal[J]. Proceedings of the CSEE, 2018, 38(22): 6730-6736.
- [8] 张思聪, 傅攀, 蒋恩超. 基于声发射信号的机械密封寿命预测[J]. 润滑与密封, 2018, 43(11): 74-79.  
ZHANG Sicong, FU Pan, JIANG Enchao. Prediction of life of mechanical seal based on acoustic emission signal[J]. Lubrication Engineering, 2018, 43(11): 74-79.
- [9] 朱文卫, 冯祝华, 徐一峰, 等. 基于时域反射法和模式识别网络的节能导线故障诊断方法[J]. 电网与清洁能源, 2025, 41(12): 65-74.  
ZHU Wenwei, FENG Zhuhua, XU Yifeng, et al. Diagnosis of energy-saving wire failures based on time domain reflection and pattern recognition network[J]. Power System and Clean Energy, 2025, 41(12): 65-74.
- [10] 邢云琪, 王子涵, 杨广正, 等. 低压直流断路器双金属片性能退化特性及机理分析[J]. 电工技术学报, 2024, 39(22): 7266-7277.  
XING Yunqi, WANG Zihan, YANG Guangzheng, et al. Degradation characteristics and mechanism analysis of bimetal sheet of low voltage DC circuit breaker[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2024, 39(22): 7266-7277.
- [11] 郝阳阳, 逯暄, 彭甫睿. 一种自适应波形匹配的EMD端点延拓算法[J]. 电子设计工程, 2024, 32(15): 7-11.  
HAO Yangyang, LU Xuan, PENG Furong. An EMD endpoint continuation algorithm of adaptive waveform matching[J]. Electronic Design Engineering, 2024, 32(15): 7-11.
- [12] HUANG N E, SHEN Z, LONG S R, et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis[J]. Proceedings of the Royal Society of London Series A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences, 1998, 454(1971): 903-995.
- [13] 马飞越, 姚晓飞, 刘志远, 等. 2/3匝线圈式纵磁触头大开距真空断路器分闸速度设计[J]. 电工技术学报, 2024, 39(13): 4139-4152.  
MA Feiyue, YAO Xiaofei, LIU Zhiyuan, et al. Design of opening velocities for large-gap vacuum circuit breakers with 2/3 coil-type axial magnetic field contacts[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2024, 39(13): 4139-4152.
- [14] 吕大青, 杨欢红, 杜浩良, 等. 基于小波KPCA与Bi-LSTM的特高压换流站测控装置健康评估和预测[J]. 电力系统保护与控制, 2022, 50(19): 80-87.  
LYU Daqing, YANG Huanhong, DU Haoliang, et al. Health status assessment and prediction of operational condition of a measurement and control device in a UHV converter station based on KPCA and Bi-LSTM[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(19): 80-87.
- [15] 张彦如, 耿梦晓. 基于健康指数的设备运行状态评价与预测[J]. 合肥工业大学学报(自然科学版), 2015(10): 1318-1323.  
ZHANG Yanru, GENG Mengxiao. Equipment comprehensive health status evaluation and prediction based on health index[J]. Journal of Hefei University of Technology(Natural Science), 2015(10): 1318-1323.
- [16] 李劲松, 张惠娟, 杨忠, 等. 基于退化曲线相似性的剩余使用寿命估计方法[J]. 应用科技, 2018, 45(5): 82-86.  
LI Jinsong, ZHANG Huijuan, YANG Zhong, et al. Remaining useful life estimation based on similarity of degenerate curves[J]. Applied Science and Technology, 2018, 45(5): 82-86.
- [17] 李琪, 高占宝, 李善营, 等. 变工况条件下基于相似性的剩余使用寿命预测方法[J]. 北京航空航天大学学报, 2016, 42(6): 1236-1243.  
LI Qi, GAO Zhanbao, LI Shanying, et al. Similarity-based remaining useful life prediction method under varying operational conditions[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2016, 42(6): 1236-1243.
- [18] 李振恩, 张新燕, 胡威, 等. 基于健康指数的风电机组高速轴承状态评估与预测[J]. 太阳能学报, 2021, 42(10): 290-297.  
LI Zhen'en, ZHANG Xinyan, HU Wei, et al. State assessment and prediction of wind turbine high speed shaft bearing based on health index[J]. Acta Energetica Solaris Sinica, 2021, 42(10): 290-297.
- [19] ZHENG Guangyuan, HAN Guanghui, SOOMRO N Q. An inception module CNN classifiers fusion method on pulmonary nodule diagnosis by signs[J]. Tsinghua Science and Technology, 2020, 25(3): 368-383.
- [20] 金列俊, 詹建明, 陈俊华, 等. 基于一维卷积神经网络的钻杆故障诊断[J]. 浙江大学学报(工学版), 2020, 54(3): 467-474.  
JIN Liejun, ZHAN Jianming, CHEN Junhua, et al. Drill pipe fault diagnosis method based on one-dimensional convolutional neural network[J]. Journal of Zhejiang University(Engineering Science), 2020, 54(3): 467-474.
- [21] 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.

- ZHU Lili, YANG Zhipeng, YUAN Hua. Analysis and development of particle swarm optimization[J]. Computer Engineering and Applications, 2007, 43(5): 24-27.
- [20] 谢平, 江国乾, 武鑫, 等. 基于多尺度熵和距离评估的滚动轴承故障诊断[J]. 计量学报, 2013, 34(6): 548-553.
- XIE Ping, JIANG Guoqian, WU Xin, et al. Rolling bearing fault diagnosis based on multiscale entropy and distance evaluation[J]. Acta Metrologica Sinica, 2013, 34(6): 548-553.
- [21] 刘长良, 武英杰, 甄成刚. 基于变分模态分解和模糊C均值聚类的滚动轴承故障诊断[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(13): 3358-3365.
- LIU Changliang, WU Yingjie, ZHEN Chenggang. Rolling bearing fault diagnosis based on variational mode decomposition and fuzzy C means clustering[J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(13): 3358-3365.
- [22] 唐贵基, 王晓龙. 参数优化变分模态分解方法在滚动轴承早期故障诊断中的应用[J]. 西安交通大学学报, 2015, 49(5): 73-81.
- TANG Guiji, WANG Xiaolong. Parameter optimized variational mode decomposition method with application to incipient fault diagnosis of rolling bearing[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2015, 49(5): 73-81.
- [23] PANDEY A, WANG Deliang. TCNN: Temporal convolutional neural network for real-time speech enhancement in the time domain [C]//IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). Brighton, UK: IEEE, 2019: 6875-6879.
- [24] FARHA Y A, GALL J. MS-TCN: Multi-stage temporal convolutional network for action segmentation [C]//Computer Vision & Pattern Recognition (CVPR). Long Beach, USA: IEEE, 2019: 3570-3579.
- [25] 刘树鑫, 宋健, 刘洋, 等. 交流接触器触头系统运动分析及故障诊断研究[J]. 电工技术学报, 2021, 36(s2): 477-486.
- LIU Shuxin, SONG Jian, LIU Yang, et al. Research on motion analysis and fault diagnosis of contact system of AC contactor[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2021, 36(s2): 477-486.
- [26] 向玲, 邓泽奇, 赵玥. 基于LPF-VMD和KELM的风速多步预测模型[J]. 电网技术, 2019, 43(12): 4461-4467.
- XIANG Ling, DENG Zeqi, ZHAO Yue. Multi-step wind speed prediction model based on LPF-VMD and KELM[J]. Power System Technology, 2019, 43(12): 4461-4467.
- 王谦(1979—), 男, 硕士, 工程师, 主要从事输变电设备现场试验及状态检修技术研究。
- 杨童亮(1996—), 男, 硕士研究生, 主要从事电力设备在线监测与故障诊断研究(通信作者)(E-mail: 375464831@qq.com)。
- 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.
- [22] 李静, 易晨曦, 彭世东, 等. 高海拔环境下大容量直流空气断路器灭弧性能研究[J]. 电工技术学报, 2024, 39(3): 863-874.
- LI Jing, YI Chenxi, PENG Shidong, et al. Study on interrupting characteristics of large capacity DC air circuit breaker at high altitude[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2024, 39(3): 863-874.
- [23] 黄华, 姚嘉靖, 王永和, 等. 基于多通道一维卷积神经网络的刀具磨损动态预测模型[J]. 振动与冲击, 2023, 42(2): 60-67.
- HUANG Hua, YAO Jiajing, WANG Yonghe, et al. Dynamic prediction model for tool wear based on a multi-channel one-dimensional convolutional neural network[J]. Journal of Vibration and Shock, 2023, 42(2): 60-67.
- [24] 范兴明, 李涛, 张鑫. 基于电容自然充电换相的混合式直流断路器设计与仿真[J]. 电工技术学报, 2024, 39(11): 3510-3521.
- FAN Xingming, LI Tao, ZHANG Xin. Design and simulation of hybrid DC circuit breaker based on capacitor natural charging commutation[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2024, 39(11): 3510-3521.
- 莫楚安(1998—), 男, 硕士研究生, 研究方向为断路器故障诊断与寿命评估(通信作者)(E-mail: 425926274@qq.com)。
- 童昕(1964—), 男, 教授, 博士, 博士生导师, 主要从事机电系统动态分析与控制、数字化分析与设计的研究(E-mail: xtong@fjut.edu.cn)。

(上接第7页)