

# 三相变频器回路串联故障电弧检测方法研究\*

高洪鑫 王坤远 王智勇 蔡佳成

(辽宁工程技术大学电气与控制工程学院 葫芦岛 125105)

**摘要:** 串联故障电弧是引发电气火灾的主要因素之一,针对未知工况条件下串联故障电弧难以准确检测的问题,提出了一种基于实时训练更新核极限学习机(KELM)预测模型的串联故障电弧检测方法。首先,利用三相电动机和变频器负载开展了不同电源谐波、变频器载波频率、变频器运行频率和电流等级条件下的串联故障电弧实验;其次,利用奇异值分解滤波、改进一次指数平滑滤波依次对电流信号进行降噪处理;再次,利用前两个周波电流信号训练更新 KELM 预测模型,并计算预测模型对下一个周波电流信号的预测残差,然后利用预测残差绝对值构建矩阵,结合非负矩阵分解将残差矩阵降维成一维向量,并利用一维向量的最大值作为故障特征,结合固定阈值实现串联故障电弧检测;最后,测试了提出方法在未知工况条件下的串联故障电弧检测性能和抗噪性能。结果表明:提出方法可以有效检测出未知电源谐波、变频器载波频率、变频器运行频率和电流等级 4 类未知工况条件下的串联故障电弧,且具有较强的抗噪能力。

**关键词:** 串联故障电弧;核极限学习机;奇异值分解滤波;改进一次指数平滑滤波;预测残差;非负矩阵分解

**中图分类号:** TM501;TN06;TH89

**文献标识码:** A

**国家标准学科分类代码:** 460.40

## Research on series arc fault detection method in three-phase frequency converter circuit

Gao Hongxin Wang Kunyuan Wang Zhiyong Cai Jiacheng

(Faculty of Electrical and Control Engineering, Liaoning Technical University, Huludao 125105, China)

**Abstract:** The series arc fault is one of the main causes of the electrical fire. Aiming at the problem that the series arc fault is difficult to detect accurately under unknown working conditions, a series arc fault detection method based on real-time training and updating kernel based extreme learning machine prediction model was proposed. First, the series arc fault experiments under different power supply harmonics, the carrier frequency and operating frequency of the frequency converter and current level conditions were carried out by using the three-phase motor with frequency converter load circuit. Second, the current signal was denoised by using singular value decomposition filtering and improved single exponential smoothing filtering in turn. Third, the kernel based extreme learning machine prediction model was trained and updated by using the first two cycle current signals, and the predicted residual of the next cycle current signal was calculated. Then, a matrix was constructed by using the absolute value of the predicted residual, the residual matrix was reduced to one-dimensional vector by combining the non-negative matrix factorization, and the maximum value of the one-dimensional vector was used as the fault feature. The series arc fault was detected by using a fixed threshold. Finally, the series arc fault detection and anti-noise performance of the proposed method were tested under unknown working conditions. The results indicated that the proposed method can effectively detect the series arc fault under four kinds of unknown working conditions, which are unknown power supply harmonics, carrier frequency and operating frequency of the frequency converter, and current level, respectively. It showed that method has a strong anti-noise ability.

**Keywords:** series arc fault; kernel based extreme learning machine; singular value decomposition filtering; improved single exponential smoothing filtering; predicted residual; non-negative matrix factorization

## 0 引言

工业领域中广泛使用变频器控制的三相电动机负载,其供电线路和接线端子长期处于环境恶劣的工业现场中,且在工作过程中会受外部拖拽、挤压、振动等外力作用,时常出现电缆断线、电连接器松动或锈蚀等问题,进而引发接触点发热、辉光或火花放电等物理现象,严重时将引发串联故障电弧。串联故障电弧产生的高温远远高于电缆绝缘和其他可燃物的燃点,是引发电气火灾的主要原因之一。实际工业现场供电电源电能质量、变频器载波频率和运行频率、三相电动机电流等工况条件复杂多变,且串联故障电弧故障特征本身较为微弱,使得未知工况条件下的串联故障电弧检测变得更为困难,目前尚无有效的解决手段。因此,研究适用于未知工况条件下的串联故障电弧检测方法具有重要意义。

基于电流信号的串联故障电弧检测方法是目前的研究热点。文献[1-6]采用阈值法实现串联故障电弧检测;其中,文献[1]提取了电流信号的绝对值平均值、谐波幅值、小波能量熵作为故障特征;文献[2]对电流信号相邻周期相减,再经过小波阈值降噪后提取幅值作为故障特征;文献[3]对电流信号进行线性调频 Z 变换,并计算一组低频特征指标作为故障特征;文献[4]计算了电流信号零休时间比例系数和改进型归一化绝对值最大互相关系数,经过模糊逻辑器融合后作为故障特征;文献[5]提出一种正则化阶数可在线调整范数的稀疏表示方法,利用残差比和投影系数比作为故障特征;文献[6]利用电流信号的离散小波系数构建矩阵,计算矩阵奇异值的平均值、均方根和标准差作为故障特征。文献[7]利用光谱特征对耦合的高频差分信号进行重构处理,结合切比雪夫距离和高阶中心距实现串联故障电弧检测。文献[8-10]分别利用电流信号的相邻周波绝对差的随机特征、周期间皮尔逊相关系数的导数特征、时域灰度图像特征,结合卷积神经网络实现串联故障电弧检测。文献[11]利用电流信号的傅里叶系数、Mel-倒谱系数和小波系数特征,结合多特征融合神经网络实现串联故障电弧检测。文献[12]利用电流信号的时域敏感特征和经验小波变换复合熵值特征,结合概率神经网络实现串联故障电弧检测。文献[13-17]采用支持向量机实现串联故障电弧检测;其中,文献[13]对电流信号进行广义 S 变换,计算 2 kHz 分量的均方根值和能量作为故障特征;文献[14]利用经验小波变换对电流信号进行五层分解,提取各分解信号改进吸引子轨迹矩阵的奇异值作为故障特征;文献[15]利用分数阶傅里叶变换得到单相电流从时域到频域的变化过程,提取两级分块矩阵奇异值作为故障特征;文献[16]利用变分模态分解对电流信号进行

分解,提取样本熵和能量熵作为故障特征;文献[17]利用自适应噪声的完全集合经验模态分解对电流信号进行分解,提取模态分量局部特征作为故障特征。文献[18]利用改进的完备集合经验模态分解提取电流信号中的故障特征并降维,结合随机森林实现串联故障电弧检测。文献[19-20]分别利用电流信号的稀疏编码特征、时域和频域特征,结合全连接神经网络实现串联故障电弧检测。文献[21]利用自适应噪声的完整集成经验模态分解和希尔伯特变换特征,结合长短期记忆网络实现串联故障电弧检测。文献[22]通过小波变换提取电流信号的高频信号特征,结合 XGBoost 模型实现串联故障电弧检测。文献[23]直接利用原始电流信号,结合基于卷积神经网络的 ArcNet 模型实现串联故障电弧检测。文献[24]提取电流信号的频谱赫斯特指数和时域奇异值特征,结合 BP 神经网络实现串联故障电弧检测。

上述研究成果在对应实验条件下均取得了较好的串联故障电弧检测性能,对推动串联故障电弧检测理论与技术发展起到了重要作用。但仍存在以下问题:

1) 文献[1-7]直接提取电流信号中的故障特征,结合阈值实现串联故障电弧检测,此类方法不依赖大量的实验数据,仅使用少量实验数据整定出阈值即可;但供电电源电能质量、变频器运行状态等工况条件均会影响电流信号,造成提取的故障特征发生变化,采用统一阈值实现不同工况条件下的串联故障电弧检测较为困难。

2) 文献[8-24]利用支持向量机、神经网络等有监督识别方法实现串联故障电弧检测,此类方法需要大量的串联故障电弧数据来训练识别模型,并十分依赖标签信息;但工业现场工况条件十分复杂多变,实际现场条件下的故障样本数量少,难以覆盖全部工况;仅采用有限工况条件下的数据建立识别模型,只能对同等条件或相近条件下的样本进行准确分类,对未知工况条件下的串联故障电弧检测难度较大。

在正常工作的电路中,虽然不同工况下的电流信号存在差异,但其不可预测性不会明显增加。然而,在存在串联故障电弧的情况下,由于故障电弧的随机性和不稳定性,电流信号的不可预测性显著增加。通过使用实时训练更新的预测模型残差来衡量电流信号的不可预测性,可以在一定程度上弱化工况变化对串联故障电弧特征的影响,有助于实现不同工况下的阈值统一,从而解决未知工况下的串联故障电弧检测问题。此外,在恶劣的电磁环境中,随机噪声可能引入电流信号,因此需要设置滤波环节来抑制这些随机噪声干扰。

根据上述分析,提出一种适用于未知工况条件下的三相变频器负载回路的串联故障电弧检测方法,主要创新点为:

1) 基于故障电弧随机特性,提出了一种实时训练更

新预测模型和预测残差特征的串联故障电弧检测新思路;用以弱化工况条件对提取故障特征的影响,可为未知工况条件下的串联故障电弧检测提供参考。

2) 引入差分谱改进了一次指数平滑 (single exponential smoothing, SES) 算法,并提出一种奇异值分解结合改进一次指数平滑 (singular value decomposition with improved single exponential smoothing, SVD-ISES) 的滤波方法。

3) 首次将非负矩阵分解 (non-negative matrix factorization, NMF) 应用于故障电弧特征提取领域;提出了基于核极限学习机 (kernel based extreme learning machine, KELM) 预测模型残差与 NMF 的串联故障电弧特征提取方法。

首先采用变频器和三相电动机为负载开展了不同工况条件下的串联故障电弧实验;然后依次利用 SVD 滤波和 ISES 滤波对电流信号进行降噪处理;再利用滤波后实时电流数据训练 KELM 预测模型,并计算模型预测残差,结合 NMF 降维得到故障特征,利用单一实验条件整定阈值实现串联故障电弧检测;最后测试了提出方法在未知电源谐波、变频器载波频率、变频器运行频率和电流等级工况条件下的串联故障电弧检测准确率和抗噪性能。

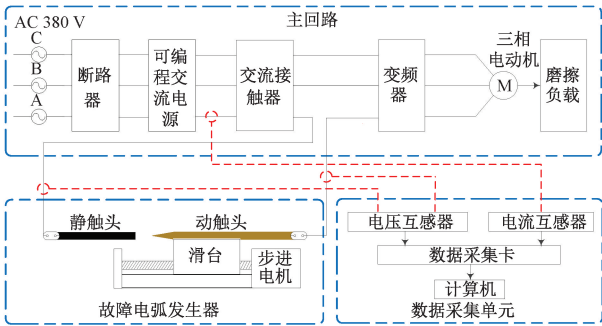
1 串联故障电弧实验

1.1 实验平台

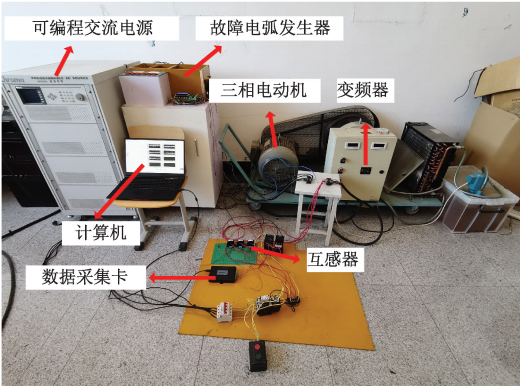
串联故障电弧实验平台如图 1 所示。三相供电电源经过 Chroma 6590 型可编程交流电源为实验提供不同谐波含量的供电电源;实验负载采用 VFD110E43A 变频器和 Y160 M-6-11 kW 三相异步电动机,通过调节三相电动机所带的摩擦负载设置实验电流。故障电弧发生器按照 IEC 62606 标准研制,动、静触头分别采用尖头铜棒和平头碳棒,并串联在变频器前端的 A 相线路中;开展串联故障电弧实验时,在动、静触头良好接触的状态下,通过步进电机缓慢的控制动触头向右移动,当动、静触头分离并产生故障电弧时,停止移动动触头。实验过程中通过 LHB100A5VY2 型电流互感器和 LHB-T1 型电压互感器同步采集线路电流和电弧电压,经过 USB3200 型数据采集卡上传至计算机中,计算机通过 Labview 软件实现数据的显示与储存。其中,采集的电弧电压信号仅用来辅助判断线路的工作状态,不做数据分析使用。

1.2 实验方案

分别开展不同供电电源、变频器载波频率和运行频率、电流等级条件下的正常状态和串联故障电弧实验,数据采样频率设置为 10 kHz。实验采用的供电电源分别为 U1、U2、U3;U1 为直接采用市电电源;U2、U3 为采用可编



(a) 结构  
(a) Structure



(b) 照片  
(b) Photographs

图 1 实验平台

Fig. 1 Experimental platform

程交流电源,其谐波参数如表 1 所示。

表 1 电源 U2、U3 谐波参数

Table 1 Harmonic parameters of power supply U2 and U3

| 谐波次数 | U2      | U3      |
|------|---------|---------|
|      | 谐波含量/相角 | 谐波含量/相角 |
| 3    | 1.1%/0° | 2.2%/0° |
| 5    | 2.8%/0° | 5.6%/0° |
| 7    | 1.4%/0° | 2.8%/0° |
| 9    | 2.3%/0° | 4.6%/0° |
| 11   | 1.5%/0° | 3.0%/0° |
| 15   | 0.0%/0° | 1.4%/0° |
| 21   | 0.0%/0° | 1.0%/0° |

具体实验方案如表 2 所示。实验编号 S1 对应的实验数据用来提出检测方法及确定阈值等关键参数,实验编号 S2~S9 对应的实验数据用来测试提出方法在未知工况条件下的串联故障电弧检测性能;NS 表示为正常状态,FS 表示为故障状态。

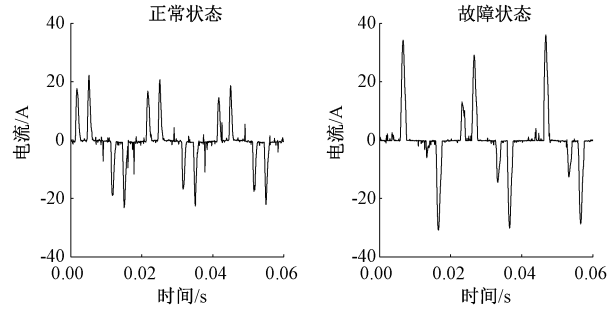
1.3 实验结果

实验测得的电流波形如图 2 所示。在正常状态时,市电电源条件下的变频器负载电流信号呈现双峰特性,在 S3 条件下电流信号产生了明显的畸变,S5、S7、S9 条

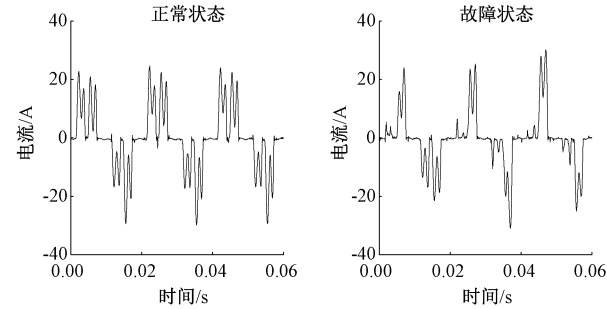
件下出现双峰幅值变化、毛刺减少等现象;说明了工况条件对变频器负载电流具有十分重要的影响。在串联故障电弧发生时,故障电流信号普遍具有双峰幅值差变化的特征,甚至出现了单峰现象。

表 2 实验方案  
Table 2 Experimental scheme

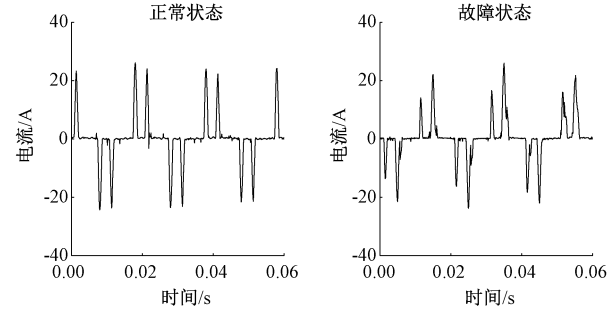
| 实验<br>编号 | 电源 | 变频器载波<br>频率/kHz | 变频器运行<br>频率/ Hz | 电流/A | 实验<br>状态 |
|----------|----|-----------------|-----------------|------|----------|
| S1       | U1 | 8               | 50              | 12   | NS、FS    |
| S2       | U2 | 8               | 50              | 12   | NS、FS    |
| S3       | U3 | 8               | 50              | 12   | NS、FS    |
| S4       | U1 | 13              | 50              | 12   | NS、FS    |
| S5       | U1 | 3               | 50              | 12   | NS、FS    |
| S6       | U1 | 8               | 45              | 12   | NS、FS    |
| S7       | U1 | 8               | 40              | 12   | NS、FS    |
| S8       | U1 | 8               | 50              | 13.5 | NS、FS    |
| S9       | U1 | 8               | 50              | 15   | NS、FS    |



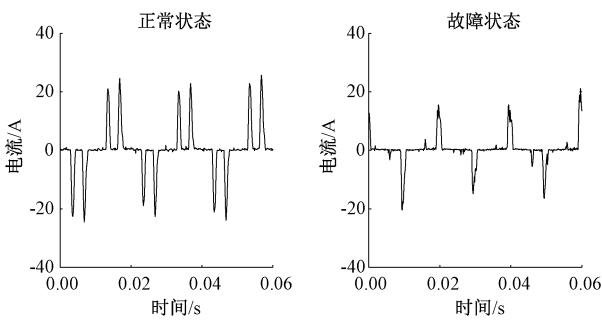
(a) 实验编号S1  
(a) Experiment number S1



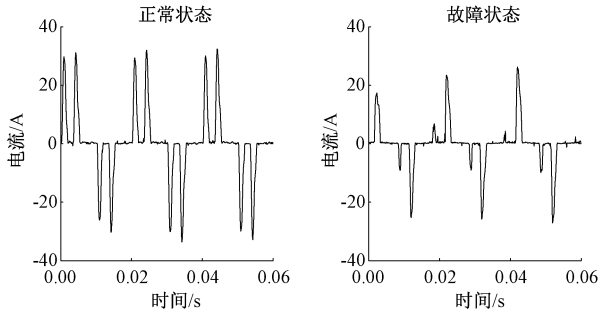
(b) 实验编号S3  
(b) Experiment number S3



(c) 实验编号S5  
(c) Experiment number S5



(d) 实验编号S7  
(d) Experiment number S7



(e) 实验编号S9  
(e) Experiment number S9

图 2 电流波形  
Fig. 2 Current waveforms

综上所述,工况条件对变频器负载电流具有十分重要的影响,进而造成串联故障电弧检测方法提取的故障特征发生较大变化,影响串联故障电弧的识别。

2 滤波方法研究

工业现场的随机噪声同样会使预测模型的预测残差增大,进而影响串联故障电弧检测结果。为了提高检测方法的抗干扰能力,提出了一种 SVD-ISES 滤波的降噪方法。

2.1 SVD 滤波原理

SVD 是一种常用的矩阵分解方法,已经在信号特征提取与降噪领域获得广泛应用。SVD 滤波是通过去除无用奇异值并重构,从而实现信号的降噪。对于一维时间序列的 SVD 滤波,常用的方法是利用时间序列构建 Hankel 矩阵<sup>[25]</sup>。

设时间序列为  $Q = \{q_1, q_2, \dots, q_s\}$ , 构造的  $m \times n$  阶的 Hankel 矩阵为:

$$E = \begin{bmatrix} q_1 & q_2 & \cdots & q_n \\ q_2 & q_3 & \cdots & q_{n+1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ q_m & q_{m+1} & \cdots & q_{m+n-1} \end{bmatrix} \tag{1}$$

式中:  $m + n - 1 = s$ ; 则矩阵  $E$  的 SVD 为:

$$\mathbf{E} = \mathbf{U}\mathbf{\Sigma}\mathbf{V}^T \quad (2)$$

式中:  $\mathbf{U} \in \mathbf{R}^{m \times m}$  和  $\mathbf{V} \in \mathbf{R}^{n \times n}$  是正交矩阵;  $\mathbf{\Sigma} \in \mathbf{R}^{m \times n}$  为对角矩阵, 其中对角元素为矩阵的奇异值。

将矩阵  $\mathbf{\Sigma}$  中无用的奇异值置 0, 得到新的对角矩阵  $\hat{\mathbf{\Sigma}}$ , 则滤波后的矩阵为:

$$\hat{\mathbf{E}} = \mathbf{U}\hat{\mathbf{\Sigma}}\mathbf{V}^T \quad (3)$$

将  $\hat{\mathbf{E}}$  第一行和最后一列首尾相接得到滤波后的信号。

## 2.2 ISES 滤波原理

SES 是一种时间序列分析方法, 通过一种权值按指数规律变化的加权平均计算方法实现时间序列的平滑处理, 从而降低高频噪声干扰。设时间序列为  $\mathbf{R} = \{r_1, r_2, \dots, r_t\}$ , SES 滤波公式为<sup>[26]</sup>:

$$\begin{cases} f_1 = r_1 \\ f_t = \lambda \times r_t + (1 - \lambda) \times f_{t-1} (t \geq 2) \end{cases} \quad (4)$$

式中:  $f_1$  为初始时刻的滤波值;  $f_t$  为  $t$  时刻的滤波值;  $\lambda$  为平滑系数。

平滑系数  $\lambda$  的取值范围在 0~1 之间;  $\lambda$  值越小, 平滑作用越强, 对实际值数据变化越不敏感。

使用 SES 对时间序列进行滤波时, 通常  $\lambda$  设置为固定值, 在时间序列波动性发生变化时, 不能及时调整平滑作用, 缺乏一定的适应能力。为了解决这一问题, 提出一种 ISES 滤波方法, 该方法通过引入时间序列差分谱来自适应更新平滑系数  $\lambda$ , 公式为:

$$\begin{cases} d_t = |r_t - r_{t-1}| \\ \lambda_t = \alpha_1 - \alpha_2 \times \frac{d_t - d_{t_{\min}}}{d_{t_{\max}} - d_{t_{\min}}} (t \geq 2) \end{cases} \quad (5)$$

式中:  $d_t$  为  $t$  时刻的差分值,  $d_{t_{\max}}$  和  $d_{t_{\min}}$  分别为时间序列差分谱的最大值和最小值; 参数  $\alpha_1$ 、 $\alpha_2$  可根据实际滤波问题设置为常数, 但取值应使  $0 < \lambda_t < 1$  条件成立。

由式(5)可知, 当时间序列的差分变大时, 平滑系数  $\lambda$  将减小, 增强算法的平滑效果, 降低信号的突变特性。

## 2.3 SVD-ISES 滤波方法

使用的电流样本长度为 3 个电流周期, 即 600 个采样点。SVD-ISES 滤波方法分为以下两个阶段: 1) SVD 滤波阶段: 利用电流信号构建  $300 \times 301$  阶的 Hankel 矩阵, 选取前 33.3% 的奇异值重构矩阵, 得到 SVD 滤波信号; 2) ISES 滤波阶段: 对 SVD 滤波后的信号进行 ISES 滤波, 参数  $\alpha_1$ 、 $\alpha_2$  分别设置为 0.6、0.2, 使平滑系数  $\lambda_t$  的变化范围在 0.4~0.6。上述滤波参数是通过分析实验数据, 并综合考虑噪声抑制能力与串联故障电弧特征损失程度两个因素进行设定的。

实验编号为 S1 条件下的电流滤波信号如图 3 所示, 通过图 2(a) 可知, 通过 SVD-ISES 滤波, 电流信号中毛刺和尖峰明显减弱。

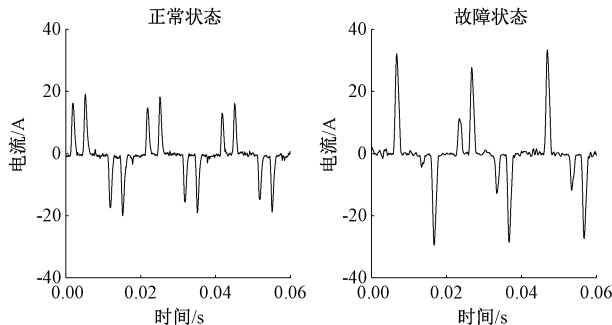


图 3 电流滤波信号

Fig. 3 Current filtered signal

利用 MATLAB 软件在实验编号为 S1 条件下的电流信号中添加 20 dB 的高斯白噪声, 加噪电流信号及滤波结果如图 4 所示, 添加 20 dB 高斯噪声后的电流信号中的毛刺明显增加; 通过 SVD 滤波后基本滤除了幅值较大的尖峰脉冲; 再经过 ISES 滤波平滑处理后, 基本上滤除了信号中的毛刺。采用 SVD-ISES 滤波可以有效抑制电流信号中的高斯白噪声。

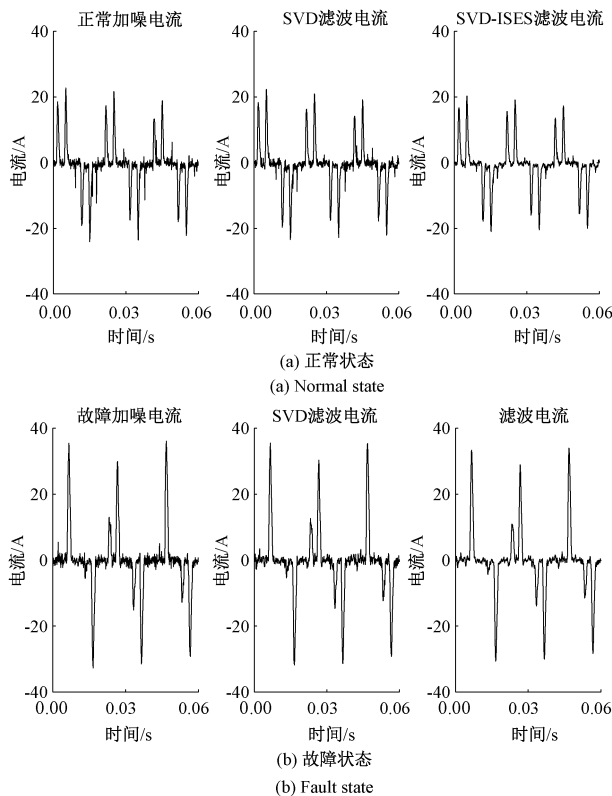


图 4 加噪电流信号及滤波结果

Fig. 4 Noise current signal and filtering results

### 3 串联故障电弧检测方法研究

#### 3.1 KELM 预测模型

为了提高串联故障电弧检测方法对不同工况条件的适应能力,在每次检测时都需要重新训练预测模型,预测模型的训练速度直接决定了串联故障电弧检测的实时性。极限学习机(extreme learning machine, ELM)是一种用于训练单隐含层前馈神经网络的快速学习算法,但其隐含层节点随机映射可能会导致其稳定性和泛化能力较差<sup>[27]</sup>。KELM 引入核函数代替 ELM 隐含层节点的特征映射,将低维空间问题转化为高维空间内积运算问题,以获得更强的网络输出稳定性和泛化能力<sup>[28]</sup>。因此,选择 KELM 作为预测模型。

ELM 的网络结构如图 5 所示,网络主要有输入层、隐含层和输出层。从输入层到隐含层之间是全连接的。设有  $N$  个任意的样本  $(\mathbf{x}_i, \mathbf{y}_i)$ , 其中  $\mathbf{y}_i = [y_{i1}, y_{i2}, \dots, y_{im}]^T \in \mathbf{R}^m$ ,  $\mathbf{x}_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in}] \in \mathbf{R}^n$ ,  $\mathbf{x}_i$  为  $N$  维训练样本,具有  $L$  个隐含层神经元和激活函数  $g(\cdot)$  的神经网络可以表示为:

$$\mathbf{y}_i = \sum_{j=1}^L \beta_j g(\mathbf{w}_j \cdot \mathbf{x}_i + b_j) \quad (6)$$

式中:  $b_j$  是第  $j$  个隐含层神经元的偏置,  $\mathbf{w}_j = [w_{j1}, w_{j2}, \dots, w_{jn}]^T$  是连接第  $j$  个隐含层单元与输入神经元权重,  $\beta_j = [\beta_{j1}, \beta_{j2}, \dots, \beta_{jm}]^T$  是第  $j$  个隐含层单元的输出权重。

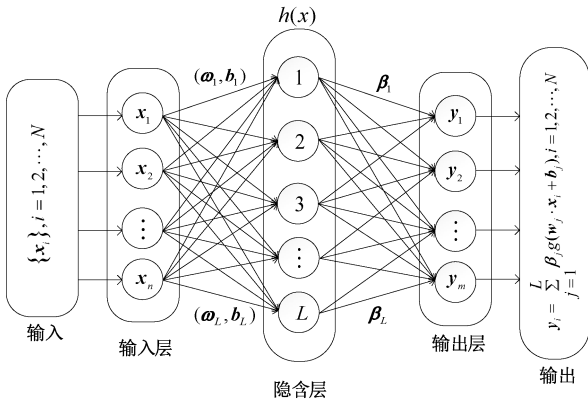


图 5 ELM 结构

Fig. 5 The structure of ELM

式(6)的矩阵表达式为:

$$\mathbf{Y} = \mathbf{H}\boldsymbol{\beta} \quad (7)$$

式中:  $\mathbf{Y}$  为期望输出的向量,  $\mathbf{H}$  是隐含层的输出矩阵,其公式为:

$$\mathbf{H}(\mathbf{w}_1, \mathbf{w}_2, \dots, \mathbf{w}_L, \mathbf{b}_1, \mathbf{b}_2, \dots, \mathbf{b}_L, \mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_N) =$$

$$\begin{pmatrix} g(\mathbf{w}_1 \mathbf{x}_1 + \mathbf{b}_1) & \cdots & g(\mathbf{w}_L \mathbf{x}_1 + \mathbf{b}_L) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ g(\mathbf{w}_1 \mathbf{x}_N + \mathbf{b}_1) & \cdots & g(\mathbf{w}_L \mathbf{x}_N + \mathbf{b}_L) \end{pmatrix} \quad (8)$$

根据广义逆理论,隐含层输出权值  $\boldsymbol{\beta}$  的最优解为:

$$\boldsymbol{\beta} = \mathbf{H}^+ \mathbf{Y} \quad (9)$$

式中:  $\mathbf{H}^+$  是矩阵  $\mathbf{H}$  的 Moore-Penrose 广义逆矩阵。

KELM 在 ELM 的基础之上引入核函数,核矩阵定义为:

$$\begin{cases} \boldsymbol{\Omega}_{ELM} = \mathbf{H}\mathbf{H}^T \\ \boldsymbol{\Omega}_{ELM(i,j)} = h(\mathbf{x}_i)h(\mathbf{x}_j) = K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) \end{cases} \quad (10)$$

式中:  $h(\mathbf{x})$  为隐含层节点的输出函数,  $K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)$  为核函数,将核矩阵  $\boldsymbol{\Omega}_{ELM}$  代替 ELM 中的随机矩阵  $\mathbf{H}\mathbf{H}^T$ 。

使用 RBF 径向基函数作为核函数,表达式为:

$$K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \exp(-\gamma \|\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j\|^2) \quad (11)$$

式中:  $\|\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j\|$  为样本间的欧式范数,  $\gamma$  为核参数。

KELM 的输出和隐含层与输出层之间的权重更新为:

$$\begin{cases} f(\mathbf{x}) = \begin{bmatrix} K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_1) \\ \vdots \\ K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_D) \end{bmatrix}^T \left( \frac{\mathbf{I}}{C} + \boldsymbol{\Omega}_{ELM} \right)^{-1} \mathbf{Y} \\ \boldsymbol{\beta} = (\mathbf{I}/C + \boldsymbol{\Omega}_{ELM})^{-1} \mathbf{T} \end{cases} \quad (12)$$

式中:  $D$  为样本输入向量个数,  $C$  是正则化系数。

#### 3.2 基于 NMF 的串联故障电弧特征提取

为了充分利用 KELM 模型预测残差中的信息,通过预测残差建立矩阵,并引入 NMF 降维实现串联故障电弧特征的提取。

NMF 是一种数据降维方法,广泛应用于模式识别、数据挖掘和信息检索等领域<sup>[29]</sup>。定义  $\mathbf{A} = [\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2, \dots, \mathbf{a}_n] \in \mathbf{R}_+^{m \times n}$  表示为非负元素的  $m \times n$  矩阵,由  $m$  维  $n$  个观测值  $\mathbf{a}_j, j = 1, 2, \dots, n$  表示。NMF 旨在将  $\mathbf{A}$  分解为两个低秩的非负矩阵的乘积,公式表达为:

$$\mathbf{A} \approx \mathbf{P}\mathbf{Q} \quad (13)$$

式中:  $\mathbf{P} \in \mathbf{R}^{m \times k}$  是基矩阵,  $\mathbf{Q} \in \mathbf{R}^{k \times n}$  是系数矩阵,并且矩阵  $\mathbf{P}$  和  $\mathbf{Q}$  中的元素都是非负的,  $k$  是降维后的维数。

NMF 的目标函数通常是最小化矩阵  $\mathbf{A}$  与矩阵  $\mathbf{P}, \mathbf{Q}$  乘积之间的差异,表达式为:

$$\min_{\mathbf{P}, \mathbf{Q}} \|\mathbf{A} - \mathbf{P}\mathbf{Q}\|_F^2 \text{ s. t. } \mathbf{P} \geq 0, \mathbf{Q} \geq 0 \quad (14)$$

式中:  $\|\cdot\|_F$  表示矩阵的 Frobenius 范数。

目前, NMF 广泛使用基于欧氏距离和 KL 散度的原型乘法模型作为基准方法的更新规则,对应的目标函数为:

$$\Gamma_1 = \mathbf{O}_F(\mathbf{A} || \mathbf{P}\mathbf{Q}) = \frac{1}{2} \|\mathbf{A} - \mathbf{P}\mathbf{Q}\|_F^2 = \frac{1}{2} \sum_{i,j} (a_{ij} - [\mathbf{P}\mathbf{Q}]_{ij})^2 \quad (15)$$

$$\Gamma_2 = \mathcal{O}_{KL}(A || PQ) = \sum_{i,j} (x_{ij} \log \frac{a_{ij}}{[PQ]_{ij}} - a_{ij} + [PQ]_{ij}) \quad (16)$$

对目标函数进行优化时,常采用交替最小二乘算法,更新迭代公式为:

$$\begin{cases} \min_{P \geq 0} \mathcal{O}_F(A || PQ) = \min_{P \geq 0} \frac{1}{2} \|A - PQ\|_F^2 \\ \min_{Q \geq 0} \mathcal{O}_F(A || PQ) = \min_{Q \geq 0} \frac{1}{2} \|A - PQ\|_F^2 \end{cases} \quad (17)$$

在更新计算过程中,初始矩阵  $P_0$  和  $Q_0$  可以随机生成。在给定迭代的终止条件后,按照式(17)交替更新,当满足迭代终止条件时可得到最终的矩阵  $P$  和  $Q$ 。

### 3.3 串联故障电弧检测方法实现原理

串联故障电弧检测方法的总体流程如图 6 所示,整个过程主要分为数据预处理及样本创建、KELM 预测模型构建和串联故障电弧特征提取与识别三部分,具体为:

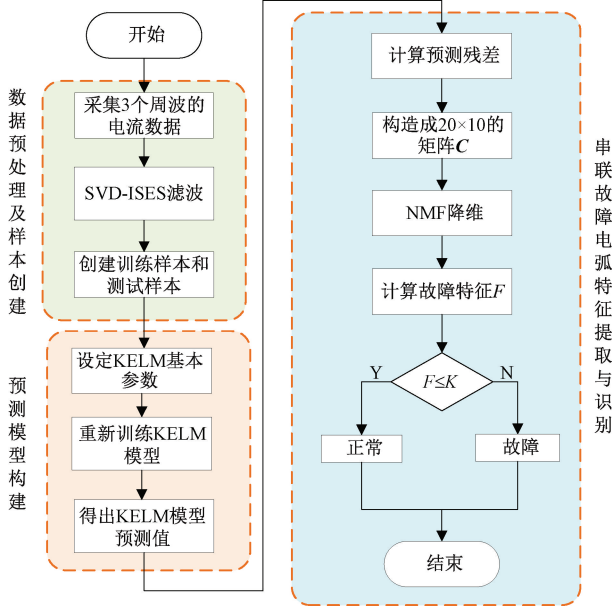


图 6 串联故障电弧检测方法总体流程

Fig. 6 Overall process of series arc fault detection method

#### 1) 数据预处理及样本创建

在实验数据样本中截取 3 个周波的电流信号,设为  $P = [p_1, p_2, \dots, p_{600}]$ , 对其进行 SVD-ISES 滤波,得到滤波后的信号为  $Z = [z_1, z_2, \dots, z_{600}]$ ; 样本创建的具体方法如图 7 所示。使用  $[z_1, z_2, \dots, z_{400}]$  构建 200 个训练样本,将连续截取的 200 个采样点作为每个训练样本的输入向量,并将下一时刻的采样点作为该训练样本的输出;使  $[z_{201}, z_2, \dots, z_{600}]$  构建 200 个测试样本,将连续截取的 200 个采样点作为每个测试样本的输入向量,并将下一时刻的采样点作为该测试样本的期望输出。

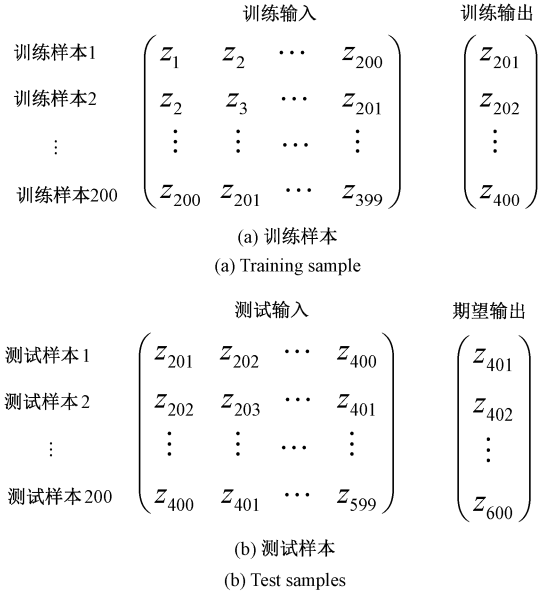


图 7 样本构建方法

Fig. 7 Sample construction method

#### 2) KELM 预测模型构建

将 KELM 正则化系数  $C$  设置为 80、核函数参数因子  $\gamma$  设置为 165; 将训练样本输入到 KELM 模型, 建立 KELM 预测模型; 将测试数据代入到训练好的 KELM 模型中得到模型的预测输出。

#### 3) 串联故障电弧特征提取与识别

利用预测输出与期望输出计算预测残差的绝对值为  $[c_1, c_2, \dots, c_{200}]$ , 将获得的结果构建成  $20 \times 10$  的矩阵  $C$ , 式为:

$$C = \begin{bmatrix} c_1 & c_2 & \dots & c_{10} \\ c_{11} & c_{12} & \dots & c_{20} \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ c_{191} & c_{192} & \dots & c_{200} \end{bmatrix} \quad (18)$$

利用非负矩阵分解将矩阵  $C$  降维为  $1 \times 10$  的向量, 并求取最大值  $F$  作为故障特征, 通过与阈值  $K$  比较判断回路是否发生串联故障电弧, 阈值  $K$  的确定方法见 3.4 节。

#### 3.4 串联故障电弧检测结果

为了测试提出的串联故障电弧检测方法的性能, 利用计算机上的 MATLAB 2023b 软件编写了检测方法的程序代码, 并对检测方法的过程结果与统计结果进行了计算与分析; 使用计算机的 CPU 为 3 GHz 主频的 Intel(R) Core(TM) i5-9500、内存为 8 GB、操作系统为 64 位的 Windows 10 专业版。

实验编号 S1 条件下电流数据经 SVD-ISES 滤波后的预测残差如图 8 所示。

在串联故障电弧发生时, 模型的预测残差整体呈现

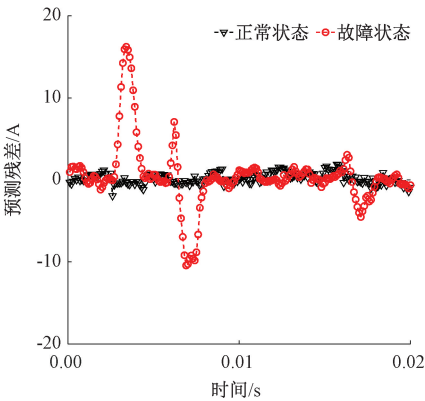


图 8 预测残差  
Fig. 8 Predicted residuals

增大趋势,与引言中理论分析结果是一致的。

在实验编号 S1 条件下分别截取 200 段正常电流数据和 200 段串联故障电弧电流数据,利用 3.3 节中的串联故障电弧检测方法计算的故障特征  $F$  如图 9 所示。

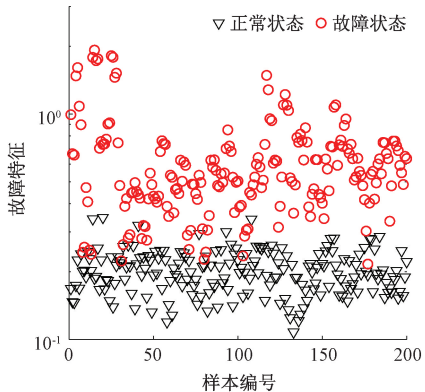


图 9 故障特征  
Fig. 9 Fault feature

串联故障电弧发生时,故障特征  $F$  明显增大,可以结合阈值来区分线路中是否发生了串联故障电弧。

为了确定阈值  $K$ ; 在 0.1 ~ 0.6 范围内,按步长为 0.001 进行搜索,不同阈值下对实验编号 S1 条件下的串联故障电弧检测准确率如图 10 所示。由于故障电弧检测的最优阈值  $K$  在不同工况条件下会存在一定的差异,为了保证选定阈值在不同工况条件下具有更好的通用性,在具有较高的串联故障电弧检测准确率对应的阈值区间内取中值作为阈值  $K$ 。依据上述原则,通过图 10 确定串联故障电弧检测准确率高于 92% 时对应的阈值区间为 0.255 ~ 0.363,此阈值区间的中值即为选定的阈值,则阈值  $K = 0.309$ 。此阈值下串联故障电弧检测准确率为 93.5%,验证了提出方法可以有效地检测出变频器负载回路中发生的串联故障电弧。

统计得到提出的串联故障电弧检测方法在使用的计

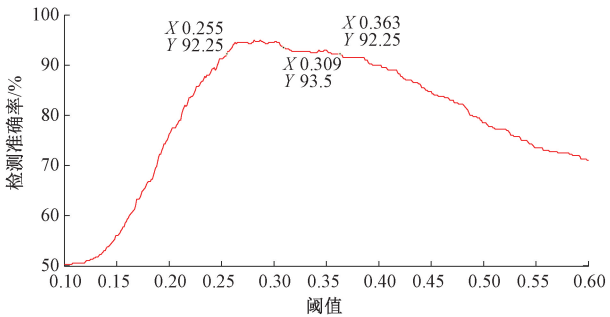


图 10 不同阈值下的串联故障电弧检测准确率  
Fig. 10 Detection accuracy of series arc fault under different thresholds

算机和软件环境下对 400 组数据的平均运算时间为 15.4 ms,能够满足 IEC 62606-2017 和 GB/T 31143-2014 标准对串联故障电弧检测的实时性要求<sup>[30-31]</sup>。

## 4 串联故障电弧检测方法性能分析

### 4.1 未知工况条件下串联故障电弧检测性能测试

为了测试提出的串联故障电弧检测方法在未知工况条件下的检测性能,分别利用实验编号为 S2 ~ S3、S4 ~ S5、S6 ~ S7、S8 ~ S9 对应的实验数据来测试检测方法对未知电源谐波、变频器载波频率、变频器运行频率和电流等级条件下的串联故障电弧检测准确率。

在实验编号 S2 ~ S9 条件下分别截取 200 组正常状态和 200 组故障状态下的电流信号,利用 3.3 节的串联故障电弧检测方法计算的未知工况条件下的故障特征如图 11 所示。未知电源谐波、变频器载波频率、变频器运行频率和电流等级条件下的正常状态和故障状态仍然可以采用 3.4 节中确定的阈值 0.309 进行分类。统计了 4 种未知工况条件下的串联故障电弧检测准确率如表 3 所示。在 4 种工况条件下串联故障电弧检测准确率均高于 90%,验证了提出方法在未知工况条件下的有效性。

表 3 未知工况条件下的串联故障电弧检测准确率  
Table 3 Detection accuracy of series arc fault under unknown working conditions

| 未知工况      | 实验条件  | 故障电弧检测准确率/% |
|-----------|-------|-------------|
| 未知电源谐波    | S2~S3 | 98.88       |
| 未知变频器载波频率 | S4~S5 | 92.75       |
| 未知变频器运行频率 | S6~S7 | 92.00       |
| 未知电流等级    | S8~S9 | 90.50       |

### 4.2 串联故障电弧检测方法抗噪性能测试

为了测试提出的串联故障电弧检测方法在噪声干扰条件下的检测性能,利用 MATLAB 软件在原始电流信号

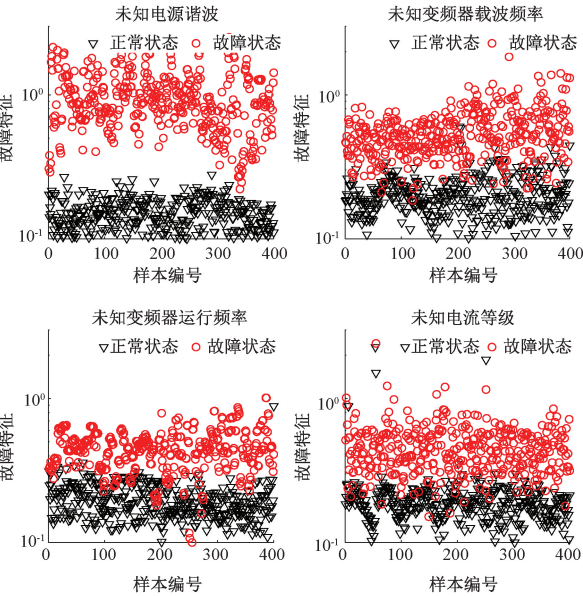


图 11 未知工况条件下的故障特征

Fig. 11 Fault feature under unknown working conditions

中分别添加了信噪比为 25、20 和 15 dB 的高斯白噪声，测试了提出方法对加噪电流信号的串联故障电弧检测准确率，结果如表 4 所示，其中  $A_{25}$ 、 $A_{20}$ 、 $A_{15}$  分别为 25、20 和 15 dB 的高斯白噪声条件下的串联故障电弧检测准确率。由表 4 可知，在信噪比不低于 20 dB 的高斯白噪声作用下，提出的检测方法在不同工况条件下的串联故障电弧检测准确率均能达到 88% 以上，验证了提出方法具有良好的抗噪性能。

表 4 不同噪声强度条件下的串联故障电弧检测准确率

Table 4 Detection accuracy of series arc fault under different noise intensity conditions

| 工况条件      | 实验条件  | $A_{25}/\%$ | $A_{20}/\%$ | $A_{15}/\%$ |
|-----------|-------|-------------|-------------|-------------|
| 已知工况条件    | S1    | 93.75       | 95.00       | 91.50       |
| 未知电源谐波    | S2~S3 | 99.00       | 99.00       | 79.25       |
| 未知变频器载波频率 | S4~S5 | 93.38       | 92.25       | 88.00       |
| 未知变频器运行频率 | S6~S7 | 91.50       | 89.75       | 78.38       |
| 未知电流等级    | S8~S9 | 91.13       | 88.00       | 56.38       |

4.3 多工况参数同时变化时的串联故障电弧检测性能测试

为了测试提出的串联故障电弧检测方法在多个工况参数同时发生变化时的检测性能。利用 1.1 节的实验平台，开展了多工况参数同时变化时的串联故障电弧实验，实验方案如表 5 所示。

在 S10~S13 实验条件下分别截取 200 组正常状态和 200 组故障状态下的电流数据，利用提出方法计算的

多工况参数同时变化时的故障特征如图 12 所示，统计得到 S10、S11、S12、S13 实验条件下的串联故障电弧检测准确率分别为 95.5%、98.25%、92.75%、96.25%。验证了提出方法在多工况参数同时变化时的有效性。

表 5 多工况参数同时变化时的实验方案

Table 5 Experimental scheme under multiple-working parameters change conditions

| 实验编号 | 电源 | 变频器载波频率/kHz | 变频器运行频率/Hz | 电流/A | 实验状态  |
|------|----|-------------|------------|------|-------|
| S10  | U1 | 10          | 47         | 14   | NS、FS |
| S11  | U2 | 12          | 42         | 12.5 | NS、FS |
| S12  | U1 | 5           | 43         | 13   | NS、FS |
| S13  | U2 | 3           | 50         | 10   | NS、FS |

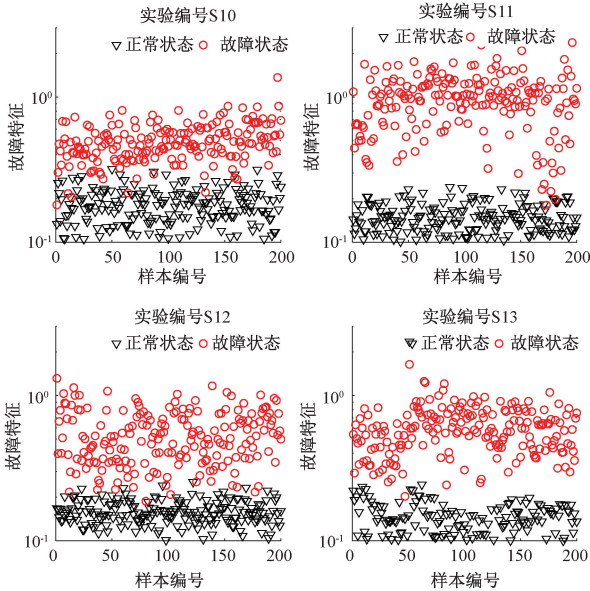


图 12 多工况参数同时变化时的故障特征

Fig. 12 Fault feature under multiple-working parameters change conditions

4.4 不同生弧方式下的串联故障电弧检测性能测试

为了测试提出的串联故障电弧检测方法在不同生弧方式下的检测性能。在实验编号 S1、S4 对应的实验条件下开展了振动生弧方式下的串联故障电弧实验。这种生弧方式首先通过故障电弧发生器控制动、静触头处于接触与发生故障电弧的临界状态，然后控制动触头左右往复运动来产生振动条件下的串联故障电弧。

在实验编号 S1、S4 对应实验条件下的振动生弧实验数据中分别截取 200 组电流数据。利用提出方法计算的振动生弧方式下的故障特征如图 13 所示。对两种实验条件下 200 次串联故障电弧的检测结果分别进行了统计，在 200 次振动状态下的串联故障电弧中，分别检测到

了 166 和 169 次。验证了提出方法在振动生弧方式下的有效性。

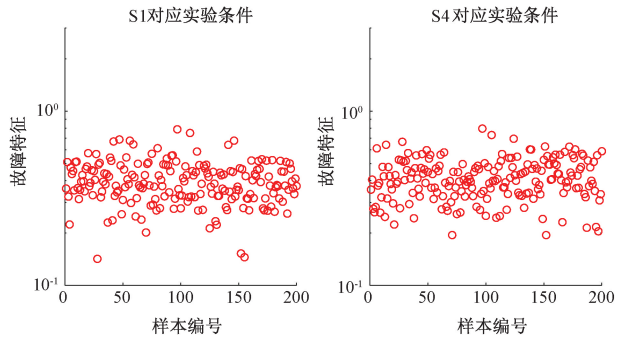


图 13 振动生弧方式下的故障特征

Fig. 13 Fault feature under vibration arc mode conditions

4.5 与其他串联故障电弧检测方法的对比分析

为了验证提出方法在未知工况条件下串联故障电弧检测的优越性,采用 11 种不同串联故障电弧检测方法与提出方法进行了对比分析。对比方法全部采用 3.4 节中截取的数据来重新整定阈值或训练识别模型,并采用 4.1 节中截取的数据样本作为测试数据,得到了不同检测方法对未知工况条件和不同噪声干扰条件下的串联故障电弧检测性能,结果如表 6 所示。其中, $B_0$ 、 $B_{25}$ 、 $B_{20}$ 、 $B_{15}$  分别为不添加高斯噪声、添加 25 dB、添加 20 dB 和添加 15 dB 高斯噪声条件下的串联故障电弧检测准确率。

在表 6 中,前 5 种方法为现有的串联故障电弧检测方法,分别来源于文献[2]、[6]、[14]、[23]和[24],对于未知工况条件下的串联故障电弧检测准确率均未超过 85%。文献[2]和[6]中采用的阈值类方法,主要是由于不同工况条件下造成故障特征变化,使得不同工况条件下分类阈值发生明显变化,造成串联故障电弧检测准确率下降。文献[14]、[23]和[24]采用支持向量机、卷积神经网络、BP 神经网络来识别串联故障电弧,由于未知工况条件下的实验数据未包含在训练集中,造成串联故障电弧检测准确率下降。提出方法虽然采用阈值法分类,但通过利用实时数据进行训练更新预测模型,预测模型可以随工况条件变化而变化,减弱工况条件变化对预测模型残差的影响,更有利于阈值的统一;因此,提出方法在未知工况条件下的串联故障电弧检测具有一定的优势。

在表 6 中,KELM-NMF 方法为去掉提出方法中的 SVD-ISES 滤波环节,小波阈值降噪-KELM-NMF、SES-KELM-NMF、ISES-KELM-NMF、SVD-KELM-NMF、SVD-SES-KELM-NMF 这 5 种方法分别是将提出方法中的 SVD-ISES 滤波替换为小波阈值降噪、SES 滤波、ISES 滤波、SVD 滤波和 SVD 结合 SES 滤波;不同滤波方法的滤波参数均根据测试结果整定为最优值。通过对比可知,

小波阈值降噪、SES、ISES、SVD 滤波的抑制高斯噪声干扰能力明显不如 SVD-SES 和 SVD-ISES 两种滤波方法;且通过引入自适应平滑系数的 ISES 比 SES 滤波性能更优。

表 6 不同检测方法对未知工况条件下串联故障电弧的检测准确率

Table 6 Detection accuracy of series arc fault under unknown working conditions by using different detection methods (%)

| 串联故障电弧检测方法       | $B_0$ | $B_{25}$ | $B_{20}$ | $B_{15}$ |
|------------------|-------|----------|----------|----------|
| 文献[2]            | 84.56 | 84.84    | 85.91    | 79.31    |
| 文献[6]            | 45.97 | 45.00    | 43.97    | 45.16    |
| 文献[14]           | 82.16 | 83.03    | 83.28    | 83.67    |
| 文献[23]           | 60.13 | 59.91    | 60.19    | 59.53    |
| 文献[24]           | 64.62 | 68.50    | 65.3     | 65.35    |
| KELM-NMF         | 93.22 | 93.84    | 75.78    | 53.56    |
| 小波阈值降噪-KELM-NMF  | 91.66 | 87.22    | 68.84    | 53.25    |
| SES-KELM-NMF     | 92.22 | 92.19    | 86.34    | 59.78    |
| ISES-KELM-NMF    | 92.84 | 92.75    | 88.97    | 65.78    |
| SVD-KELM-NMF     | 93.50 | 91.22    | 80.94    | 56.13    |
| SVD-SES-KELM-NMF | 93.34 | 93.56    | 91.91    | 77.22    |
| 提出方法             | 93.53 | 93.75    | 92.25    | 75.50    |

5 结 论

为了解决工业变频器负载回路在未知工况条件下的串联故障电弧检测问题,基于串联故障电弧随机特性,提出了一种实时训练更新预测模型和预测残差的串联故障电弧检测思路;并提出了一种 SVD-ISES 滤波和 KELM 预测模型结合 NMF 降维的串联故障电弧检测方法。串联故障电弧发生时,KELM 预测模型的预测残差将明显增大,且通过实时训练更新预测模型的方式可以有效的减弱工况条件对预测残差的影响;利用 NMF 降维可以有效的提取 KELM 预测残差中的串联故障电弧特征,结合固定阈值 0.309 可以准确的检测变频器负载回路中的串联故障电弧;且算法通过 SVD-ISES 滤波可以显著增加抗干扰能力,在信噪比不低于 20 dB 的高斯白噪声作用下对多种工况条件下的串联故障电弧检测准确率均高于 88%。可为串联故障电弧电流信号降噪和研制复杂工况条件下的工业串联故障电弧断路器提供参考。未来,将围绕提出方法的检测准确率和运算时间两方面开展优化研究,并利用微处理器开发串联故障电弧在线检测装置。

参考文献

[1] 何志鹏,李伟林,邓云坤,等. 低压交流串联故障电

- 弧辨识方法[J]. 电工技术学报, 2023, 38(10): 2806-2817.
- HE ZH P, LI W L, DENG Y K, et al. The detection of series AC arc fault in low-voltage distribution system[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2023, 38(10): 2806-2817.
- [2] 张冠英, 张晓亮, 刘华, 等. 低压系统串联故障电弧在线检测方法[J]. 电工技术学报, 2016, 31(8): 109-115.
- ZHANG G Y, ZHANG X L, LIU H, et al. Online detection method for series arcing fault in low voltage system [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2016, 31(8): 109-115.
- [3] ARTALE G, CATALIOTTI A, CONSENTINO V, et al. Arc fault detection method based on CZT low-frequency harmonic current analysis [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2017, 66(5): 888-896.
- [4] 赵怀军, 秦海燕, 刘凯, 等. 基于相关理论及零休特征融合的串联故障电弧检测方法[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(4): 218-228.
- ZHAO H J, QIN H Y, LIU K, et al. A series fault arc detection method based on the fusion of correlation theory and zero current feature [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(4): 218-228.
- [5] QU N, WANG J H, LIU J H. An arc fault detection method based on current amplitude spectrum and sparse representation[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2019, 68(10): 3785-3792.
- [6] 卢其威, 王涛, 李宗睿, 等. 基于小波变换和奇异值分解的串联电弧故障检测方法[J]. 电工技术学报, 2017, 32(17): 208-217.
- LU Q W, WANG T, LI Z R, et al. Detection method of series arcing fault based on wavelet transform and singular value decomposition [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2017, 32(17): 208-217.
- [7] JIANG R, ZHENG Y SH. Series arc fault detection using regular signals and time-series reconstruction[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2023, 70(2): 2026-2036.
- [8] 丁锐, 陈羽, 孙伶雁, 等. 基于邻波电流差与随机性的交流串联电弧故障识别[J]. 电力系统保护与控制, 2023, 51(8): 169-178.
- DING R, CHEN Y, SUN L Y, et al. Series arc fault detection in low-voltage AC power lines based on absolute difference of the neighboring waveform of the current and randomness[J]. Power System Protection and Control, 2023, 51(8): 169-178.
- [9] 巩泉役, 彭克, 陈羽, 等. 基于电弧随机性和卷积网络的交流串联电弧故障识别方法[J]. 电力系统自动化, 2022, 46(24): 162-169.
- GONG Q Y, PENG K, CHEN Y, et al. Identification method of AC series arc fault based on randomness of arc and convolutional network [J]. Automation of Electric Power Systems, 2022, 46(24): 162-169.
- [10] 褚若波, 张认成, 杨凯, 等. 基于多层卷积神经网络的串联电弧故障检测方法[J]. 电网技术, 2020, 44(12): 4792-4798.
- CHU R B, ZHANG R CH, YANG K, et al. A series arc fault detection method based on multi-layer convolutional neural network [J]. Power System Technology, 2020, 44(12): 4792-4798.
- [11] 龙官微, 穆海宝, 张大宁, 等. 基于多特征融合神经网络的串联电弧故障识别技术[J]. 高电压技术, 2021, 47(2): 463-471.
- LONG G W, MU H B, ZHANG D N, et al. Series arc fault detection technology based on multi-feature fusion neural network [J]. High Voltage Engineering, 2021, 47(2): 463-471.
- [12] 王毅, 刘黎明, 李松浓, 等. 基于经验小波变换复合熵值与特征融合的故障电弧检测[J]. 电网技术, 2023, 47(5): 1912-1919.
- WANG Y, LIU L M, LI S N, et al. Arc fault detection based on empirical wavelet transform composite entropy and feature fusion[J]. Power System Technology, 2023, 47(5): 1912-1919.
- [13] 崔芮华, 佟德栓, 李泽. 基于广义S变换的航空串联电弧故障检测[J]. 中国电机工程学报, 2021, 41(23): 8241-8250.
- CUI R H, TONG D SH, LI Z. Aviation arc fault detection based on generalized S transform[J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(23): 8241-8250.
- [14] GAO H X, WANG ZH Y, HAN C X, et al. Feature extraction method of series arc fault occurred in three-phase motor with inverter circuit[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2022, 37(9): 11164-11173.
- [15] GAO H X, WANG ZH Y, TANG A X, et al. Research on series arc fault detection and phase selection feature extraction method[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2021, 70(5): 1-8.

- [16] WANG ZH Y, HAN C X, GAO H X, et al. Identification of series arc fault occurred in the three-phase motor with frequency converter load circuit via VMD and entropy-based features [J]. *IEEE Sensors Journal*, 2022, 22(24): 24320-24332.
- [17] 杨帆, 宿磊, 杨志淳, 等. 基于改进 CEEMDAN 分解与时空特征的低压供电线路串联故障电弧检测[J]. *电力系统保护与控制*, 2022, 50(12): 72-81.  
YANG F, SU L, YANG ZH CH, et al. Series fault arc detection in low voltage power supply line based on improved CEEMDAN decomposition and spatial-temporal features [J]. *Power System Protection and Control*, 2022, 50(12): 72-81.
- [18] 江永鑫, 陈丽安, 郭梦倩, 等. 基于改进 CEEMD 和 RF 的低压串联故障电弧识别方法[J]. *电力系统保护与控制*, 2024, 52(1): 97-108.  
JIANG Y X, CHEN L AN, GUO M Q, et al. Identification method of low voltage series fault arc based on improved CEEMD decomposition and RF[J]. *Power System Protection and Control*, 2024, 52(1): 97-108.
- [19] WANG Y K, ZHANG F, ZHANG SH W. A new methodology for identifying arc fault by sparse representation and neural network [J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2018, 67(11): 2526-2537.
- [20] WANG Y K, ZHANG F, ZHANG X H, et al. Series AC arc fault detection method based on hybrid time and frequency analysis and fully connected neural network[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2019, 15(12): 6210-6219.
- [21] ZHANG ZH Y, REN J, TANG X T, et al. Novel approach for arc fault identification with transient and steady state based time-frequency analysis [J]. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 2022, 58(4): 4359-4369.
- [22] 罗晨, 喻锐, 曾祥君, 等. 基于高频重构信号与 Bayes-XGBoost 的低压电弧故障辨识方法研究[J]. *电力系统保护与控制*, 2023, 51(13): 91-101.  
LUO CH, YU K, ZENG X J, et al. Low voltage arc fault identification method based on high frequency reconstructed signal and Bayes-XGBoost[J]. *Power System Protection and Control*, 2023, 51(13): 91-101.
- [23] WANG Y, HOU L M, PAUL K C, et al. ArcNet: Series AC arc fault detection based on raw current and convolutional neural network [J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2022, 18(1): 77-86.
- [24] 江军, 李威, 李波, 等. 电流频谱 Hurst 指数在串联电弧故障检测中的应用[J]. *控制理论与应用*, 2022, 39(3): 561-569.  
JIANG J, LI W, LI B, et al. Application of the hurst index of current frequency spectrum in series arc fault detection [J]. *Control Theory & Applications*, 2022, 39(3): 561-569.
- [25] 周龙, 宋树祥, 杨军, 等. 基于 VMD-SVD 的拉曼分布式光纤测温系统降噪方法[J]. *电子测量技术*, 2023, 46(12): 172-177.  
ZHOU L, SONG SH X, YANG J, et al. Noise reduction method of rama distribute optical fiber temperature measurement system based on WMD-SVD[J]. *Electronic Measurement Technology*, 2023, 46(12): 172-177.
- [26] XIE Y L, JIN M P, ZOU ZH P, et al. Real-time prediction of docker container resource load based on a hybrid model of ARIMA and triple exponential smoothing [J]. *IEEE Transactions on Cloud Computing*, 2022, 10(2): 1386-1401.
- [27] 米根锁, 窦媛媛. 基于 CEEMDAN 与改进核极限学习机的 S700K 转辙机健康状态诊断[J]. *电子测量与仪器学报*, 2023, 37(6): 232-239.  
MI G S, DOU Y Y. Health state diagnosis of S700K switch machine based on CEEMDAN and improved kernel based extreme learning machine [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2023, 37(6): 232-239.
- [28] SUN L, WANG T X, DING W P, et al. Partial multilabel learning using fuzzy neighborhood-based ball clustering and kernel extreme learning machine [J]. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 2023, 31(7): 2277-2291.
- [29] WANG Y J, GUAN T H, ZHOU G, et al. SOJNMF: Identifying multidimensional molecular regulatory modules by sparse orthogonality-regularized joint non-negative matrix factorization algorithm [J]. *IEEE/ACM Transactions on Computational Biology and Bioinformatics*, 2022, 19(6): 3695-3703.
- [30] IEC 62606-2017 General requirements for arc fault detection devices[S]. *Abroad: International Standards - International Electrotechnical Commission IX-IEC*, 2017.
- [31] 全国低压电器标准化技术委员会. 电弧故障保护电器 (AFDD) 的一般要求: GB/T 31143-2014[S]. 北京: 中国标准出版社, 2014.  
National technical committee on low voltage apparatus of

standardization administration. General requirements for arc fault protective devices (AFDD): GB/T 31143-2014[S]. Beijing: Standards Press of China, 2014.

作者简介



**高洪鑫** (通信作者), 2013 年于辽宁工程技术大学获得学士学位, 2015 年于辽宁工程技术大学获得硕士学位, 2019 年于辽宁工程技术大学获得博士学位, 现为辽宁工程技术大学副教授, 主要研究方向为电接触理论及其应用。

E-mail: gaohongxin\_lntu@163.com

**Gao Hongxin** (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Liaoning Technical University in 2013, M. Sc.

degree from Liaoning Technical University in 2015 and Ph. D. degree from Liaoning Technical University in 2019, respectively. Now he is an associate professor in Liaoning Technical University. His main research interests include electrical contact theory and its applications.



**王坤远**, 2022 年于辽宁工程技术大学获得学士学位。现为辽宁工程技术大学硕士研究生, 主要研究方向为电接触与电弧理论。

E-mail: wangkunyuan\_lntu@163.com

**Wang kunyuan** received his B. Sc. degree from Liaoning Technical University in 2022. Now he is a M. Sc. candidate in Liaoning Technical University. His main research interests include electrical contact and arc theory.