

DOI:10.12158/j.2096-3203.2024.06.017

# 基于 ERF 和 BO-SVC 的交流接触器触头故障识别方法

刘树鑫, 祁新智, 吕先锋

(沈阳工业大学(教育部特种电机与高压电器重点实验室), 辽宁 沈阳 110870)

**摘要:**针对交流接触器各状态样本不均衡导致故障状态识别精度低和特征冗余度高的问题,文中提出一种基于嵌入式随机森林(embedded random forest, ERF)和贝叶斯优化非线性支持向量机(Bayesian optimization-support vector classification, BO-SVC)的复合识别方法。首先,通过交流接触器全寿命试验平台提取接触器状态特征,并针对各状态样本间不均衡导致识别精度低现象,提出一种基于权重法的样本均衡处理策略。然后,使用 ERF 对均衡后样本进行特征选择和降维,提取最能表征触头状态变化规律的最优特征。最后,将最优特征输入到 BO-SVC 识别模型,与另外 2 种代表性模型作为对比,以精确率、召回率和 F1-分数 3 个指标对各模型性能进行评估。在 3 个指标上,文中方法的结果分别达到 95.22%、98.91% 和 97.01%,均高于对比模型。以 F1-分数为指标,在 4 组样本上对各模型性能进行测试,结果表明文中方法的 F1-分数平均高出对比模型 0.56% 和 27.28%,验证文中研究有效解决了交流接触器特征冗余和故障识别精度低的问题。

**关键词:**交流接触器;故障识别;样本不均衡;特征选择;嵌入式随机森林(ERF);贝叶斯优化非线性支持向量机(BO-SVC)

中图分类号:TM572.2

文献标志码:A

文章编号:2096-3203(2024)06-0173-10

## 0 引言

在“双碳”战略目标和电力系统转型需求的背景下,新能源大规模并网,特高压工程规模不断扩大,导致连锁脱网、电压支撑能力下降、宽频振荡等问题时有发生,使得电力系统安全问题日趋复杂。在国家电网公司新总结的电力系统转型面临的 4 项安全问题中,2 项与控制系统相关<sup>[1-6]</sup>,因此对控制系统稳定性和可靠性提出了更高要求。交流接触器作为低压配电系统和控制系统中广泛应用的一种低压控制电器,其状态的好坏直接影响控制系统的正常运行。特别是在频繁通断场合,随着开断次数的增加,交流接触器触头因持续遭受电弧烧蚀,分断能力不断退化,直至失效,进而产生误动或拒动等问题,严重影响线路正常通断能力<sup>[7-8]</sup>,威胁电力系统安全和稳定。因此,精确识别交流接触器状态,为控制系统的运维提供科学依据,具有重要意义。

近年来,国内外学者以触头开合过程中各类特征作为研究对象,探究其电寿命周期内触头状态规律,取得了不少研究成果。文献[9]使用自编码器将电特征参量与机械特征参量融合,衍生出一种新的表征矩阵。文献[10]基于燃弧能量角度,构建触头退化模型,以较低的误差预测了触头剩余寿命。

收稿日期:2024-03-15;修回日期:2024-05-28

基金项目:辽宁省科学技术计划资助项目(2022JH1/108000-15)

文献[11-15]以各类神经网络模型对触头剩余寿命进行预测,取得了较好的结果。文献[16]提出一种基于辐射电磁波和动态电阻的触头状态评估方法,该方法能够在设备不解体情况下精确地评估触头烧蚀状态。文献[17]基于累积电弧侵蚀量的退化模型,提出一种较高精度的触头状态评估方法。以上研究中,部分学者从多特征角度开展相关研究,但并未考虑到特征冗余问题,此外,故障样本和正常样本之间比例不平衡问题也未被充分考虑。

从提取方法上看,接触器状态特征是由其通断过程中电压、电流与时间三者之间的关系计算得到,因此这些特征具有共同信息源。从物理意义上看,燃弧能量、燃弧时间、平均燃弧功率共同反映电弧烧蚀的强度<sup>[18]</sup>,其中,燃弧能量与平均燃弧功率皆从能量角度描述电弧强度。此外,电弧累积烧蚀作用增大时,触头劣化加速,形变加剧,表面接触电阻增大,引起开合动作不稳定,进而加剧弹跳时间等特征的非平稳性。同时,开合动作不稳定会促进电弧的产生与发展,从而增大电弧烧蚀作用。以上 2 个角度皆说明这些特征之间相互联系相互影响,且所含信息存在冗余。同时,在正常状态与故障状态样本比例差异过大的情况下,若使用准确率作为模型评估指标,会导致模型有偏差<sup>[19-20]</sup>,从而使得模型对故障样本的识别能力较弱,识别精度较低。

综上所述,为解决交流接触器触头状态特征冗余度高和故障识别精确率低的问题,文中提出一种基于嵌入式随机森林(embedded random forest,

ERF)和贝叶斯优化非线性支持向量机(Bayesian optimization-support vector classification, BO-SVC)的交流接触器触头故障识别模型。首先,根据正常状态与故障状态样本的数量调整对应样本的权重,缓解样本不均衡问题。其次,通过ERF算法选出最优特征,解决特征冗余问题。然后,以最优特征为输入,在非线支持向量机(support vector classification, SVC)基础上构建交流接触器触头系统故障识别模型,并使用BO-SVC的相关参数,提高泛化能力。最后,以精确率、召回率和F1-分数为评估指标,对BO-SVC与同类模型在不同数据集上的表现进行综合比较,结果表明BO-SVC在解决故障识别精度低问题上具有较大优势。综上所述,文中所提ERF和BO-SVC方法有效解决了不均衡样本下触头故障状态识别精度低和特征冗余度高的问题。

## 1 基本理论

### 1.1 ERF 算法

ERF算法的本质在于利用嵌入法(embedded method, EM)控制随机森林(random forest, RF)筛选重要特征的过程<sup>[21-23]</sup>,流程如图1所示,具体的步骤如下。

(1) 设数据集  $D = \{(\mathbf{x}_1, y_1), (\mathbf{x}_2, y_2), \dots, (\mathbf{x}_i, y_i), \dots, (\mathbf{x}_N, y_N)\}$ ,  $i = 1, 2, \dots, N$ ,  $N$  为样本量;  $y_i$  为第  $i$  个样本的状态类别,取值为  $\{-1, 1\}$ , 分别表示正常状态样本与故障状态样本;  $\mathbf{x}_i$  为第  $i$  个样本的特征向量。当特征个数为  $K$  时,  $\mathbf{x}_i = (x_{1,i}, x_{2,i}, \dots, x_{j,i}, \dots, x_{K,i})$ ,  $j = 1, 2, \dots, K$ ,  $x_{j,i}$  为第  $i$  个样本的第  $j$  个特征取值。

(2) 从  $D$  中抽取  $f(f < K)$  个特征及对应数据,重构为数据集  $D_f = \{(\mathbf{x}_{f,1}, y_1), (\mathbf{x}_{f,2}, y_2), \dots, (\mathbf{x}_{f,i}, y_i), \dots, (\mathbf{x}_{f,N}, y_N)\}$ ,  $\mathbf{x}_{f,i}$  为第  $i$  个样本的  $f$  个特征取值构成的特征向量。从  $D_f$  中抽取  $n(n < N)$  个样本,并将其随机划分为大小相近的 7 份数据子集,进行 7 轮计算,第  $l$  轮( $l = 1, 2, \dots, 7$ )取第  $l$  份子集作为测试集,其余 6 份子集作为训练集,用于训练  $n$  棵决策树。

(3) 投票选择第  $l$  轮在测试集上表现最好的 1 棵树,并将该树计算的特征重要性作为此轮计算结果输出。取 7 轮计算结果的均值作为最终输出,记为  $R = \{r_1, r_2, \dots, r_j, \dots, r_f\}$ ,  $r_j$  为第  $j$  个特征的重要性。

(4) 设定对比阈值  $\theta$ ,将重要性小于  $\theta$  的特征值从  $D_f$  中删去,并重复以上过程,直至某次迭代中  $D_f$  所有特征重要性皆高于  $\theta$ 。

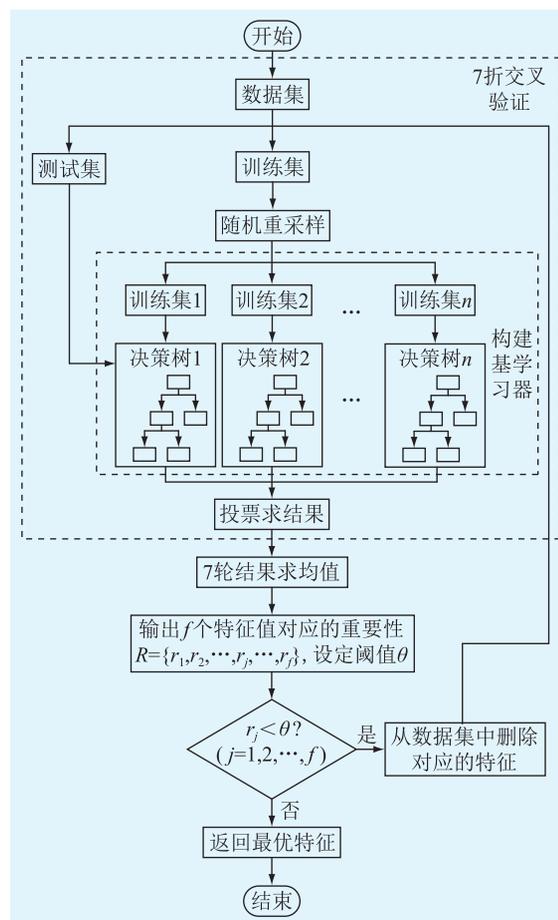


图1 ERF 算法流程

Fig.1 The ERF algorithm flow

### 1.2 SVC 算法

SVC 是支持向量机(support vector machine, SVM)的一种改进,用于处理非线性数据,基本原理是使用高斯径向基函数将数据映射到高一维空间,在新空间中找到一个边际最大的超平面作为决策边界,以此划分不同类别的样本<sup>[24-25]</sup>。

设最优特征为  $S(S \leq K)$  个,那么 SVC 输入数据集可以表示为  $D_S = \{(\mathbf{x}_{S,1}, y_1), (\mathbf{x}_{S,2}, y_2), \dots, (\mathbf{x}_{S,i}, y_i), \dots, (\mathbf{x}_{S,N}, y_N)\}$ , 其中  $\mathbf{x}_{S,i}$  为第  $i$  个样本的  $S$  个特征取值构成的特征向量。使用映射函数  $\varphi$  将数据映射到高一维空间,此时  $D_S$  中第  $i$  个样本可表示为  $(\varphi(\mathbf{x}_{S,i}), y_i)$ , 决策边界为:

$$f(\mathbf{x}_{\text{test}}) = \text{sign} \left( \sum_{i=1}^N \alpha_i y_i \varphi(\mathbf{x}_{S,i}) \varphi(\mathbf{x}_{\text{test}}) + b \right) \quad (1)$$

式中:  $\alpha_i$  为第  $i$  个样本对应的拉格朗日乘子;  $b$  为决策边界的截距;  $\mathbf{x}_{\text{test}}$  为用于测试的任意样本;  $\varphi(\mathbf{x}_{\text{test}})$  表示将  $\mathbf{x}_{\text{test}}$  映射至高维空间。

$$K(\mathbf{x}_{S,i}, \mathbf{x}_{\text{test}}) = \varphi(\mathbf{x}_{S,i}) \varphi(\mathbf{x}_{\text{test}}) = e^{-\gamma \|\mathbf{x}_{S,i} - \mathbf{x}_{\text{test}}\|^2} \quad (2)$$

式中:核函数  $K(\mathbf{x}_{S,i}, \mathbf{x}_{\text{test}})$  为  $\varphi(\mathbf{x}_{S,i})$ 、 $\varphi(\mathbf{x}_{\text{test}})$  在高维空间中的内积;  $\gamma$  为核函数系数,用于控制  $K$  的宽度。

### 1.3 BO 算法

贝叶斯优化 (Bayesian optimization, BO) 是目前优化领域中较为广泛使用的全局优化算法。相较于传统优化算法,BO 鲁棒性更强,优化步骤如下。

(1) 以精确率  $P$  为目标函数  $f(\psi)$ ,  $\psi$  为相关模型的参数组合。

精确率是指模型识别出的故障状态样本中,分类正确的故障状态样本所占的比例,计算如下:

$$P = \frac{T_p}{T_p + F_p} \quad (3)$$

式中:  $T_p$  为分类正确的故障状态样本数量;  $F_p$  为分类错误的故障状态样本数量。

(2) 使用先验概率密度函数  $p(y=1)$  和  $p(y=0)$  分别表示较优和非优参数组合的初始概率;使用条件概率密度函数  $p(\psi | y=1)$  和  $p(\psi | y=0)$  分别表示被数据集验证的较优和非优参数组合的条件概率。

(3) 计算后验比例。

$$\frac{p(y=1 | \psi)}{p(y=0 | \psi)} = \frac{p(\psi | y=1)}{p(\psi | y=0)} \times \frac{p(y=1)}{p(y=0)} \quad (4)$$

式中:  $p(y=1 | \psi)$ 、 $p(y=0 | \psi)$  分别为在给定参数组合  $\psi$  的情况下,该参数组合是较优和非优参数组合的后验概率。

(4) 根据后验比例,通过采集函数  $f_{\text{EI}}$  寻找下一个参数组合  $\psi_{\text{next}}$ 。

采集函数  $f_{\text{EI}}$  计算如下:

$$f_{\text{EI}} = \begin{cases} (f_{\text{best}} - f^*(\psi_{\text{next}}))\Phi(Z) + \sigma\rho(Z) & \sigma > 0 \\ 0 & \sigma = 0 \end{cases} \quad (5)$$

式中:  $f_{\text{best}}$  为已求得的目标函数最大值;  $f^*(\psi_{\text{next}})$  为对  $f(\psi_{\text{next}})$  的约束期望值的估计量;  $\sigma$  为  $f(\psi_{\text{next}})$  期望值的标准差;  $\Phi(Z)$ 、 $\rho(Z)$  分别为高斯分布的累积分布和密度函数;  $Z$  为与  $f^*(\psi_{\text{next}})$  相关的随机量。

### 1.4 7 折交叉验证

交叉验证可减少模型对特定数据的依赖及降低单次划分数据的随机性,以 1.2 节 SVC 输入数据集  $D_S$  为例,将其随机分割为 7 份大小相近的数据子集  $\{D_1, D_2, \dots, D_7\}$ ,进行 7 轮迭代,具体地,第  $l$  轮迭代取  $D_l$  作为测试集,其余 6 份子集作为训练集,并计算此轮精确率  $P_l$ ,相关原理如图 2 所示。在 7 次迭代完成后,以 7 轮精确率均值为最终精确率,计算如下:

$$P = \sum_{l=1}^7 P_l / 7 \quad (6)$$

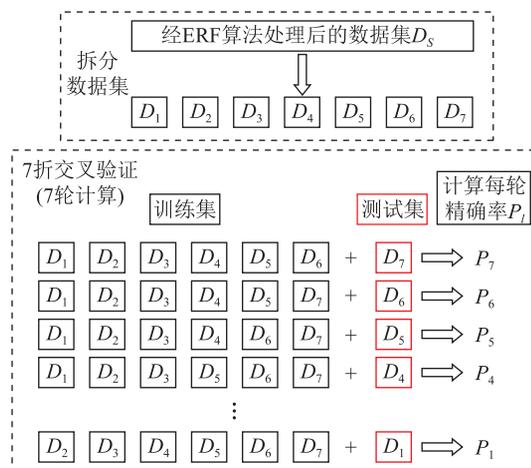


图 2 7 折交叉验证原理

Fig.2 Principle of seven-fold cross-validation

## 2 试验平台设计及特征提取

### 2.1 试验条件

CJX 系列交流接触器是目前应用最为广泛的接触器产品,是最具代表性的试验对象。不同接触器结构虽然存在差异,但起弧原理与状态退化原理相似。试验所采用的接触器型号为 CJX2-5011,并按照 GB 14048.4—2010 相关规定搭建其全寿命试验平台,试验参数见表 1。

表 1 试验参数

Table 1 Experimental parameters

试验参数	数值
工作制	AC-4
线圈电压/V	AC220
功率因数	0.35
操作频率/(次·h <sup>-1</sup> )	300

### 2.2 试验平台

全寿命试验平台主要包括采集模块和测量模块,其原理如图 3 所示。其中,以 USB6356 型数据采集卡作为采集模块,对三相主触头电压电流和线圈电流进行八通道同步采集,采样率设置为 1 MHz。测量模块由电压和电流传感器组成。测量主触头电压采用 LV25-400 型电压传感器,额定测量电压为  $\pm 400$  V,最大测量电压为  $\pm 600$  V,总精度为  $\pm 0.8\%$ 。测量主触头电流采用 LF310-S 型电流传感器,额定测量电流为  $\pm 300$  A,最大测量电流为  $\pm 500$  A,总精度为  $\pm 0.2\%$ 。考虑到线圈电流信号较弱,为确保测量精准度,测量线圈电流采用 LT58-S7 型传感器,额定测量电流为  $\pm 50$  A,最大测量电流为  $\pm 70$  A,总

精度为±0.8%。装置在试验平台中的具体布局与连接方式的照片如图4所示。

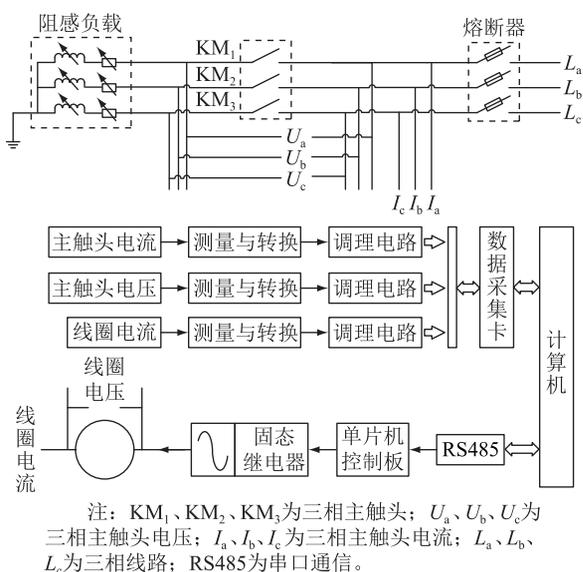


图3 全寿命试验平台原理

Fig.3 Schematic diagram of full life experimental platform

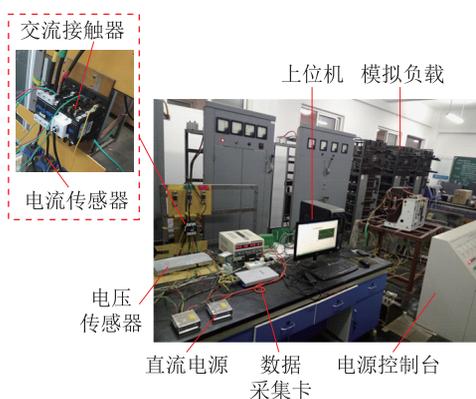


图4 试验平台实物

Fig.4 Experimental platform

### 2.3 特征提取

文献[9-11]研究表明,接触电阻等特征直接表征接触器全寿命周期中不同退化状态的信息。通过全寿命实验平台获取的吸合和开断过程的电压电流数据,可提取出能够表征触头状态的多种特征。

接触器动静触头吸合过程的电压电流曲线如图5所示。 $t_d$ 时刻,动触头线圈得电,线圈电流开始波动,电磁吸力增大,动触头即将运动。 $t_e$ 时刻,动静触头第一次吸合,触头电流波动,但由于电动力作用,动触头持续弹跳,动静触头之间电压出现微波动。 $t_f$ 时刻,动静触头稳定吸合,触头之间电压降为0。

弹跳时间  $t_x$  为触头第一次吸合到稳定吸合所需要的时间,计算如下:

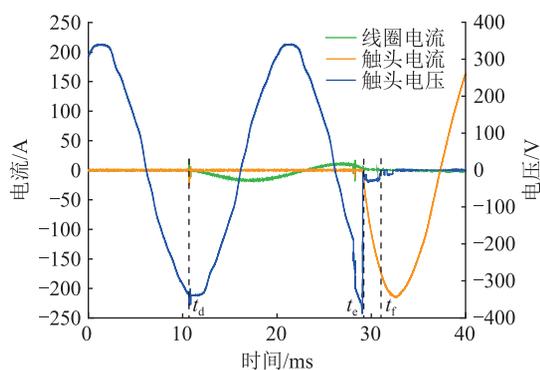


图5 接触器吸合过程的电压-电流曲线

Fig.5 Voltage-current curve of the contactor suction process

$$t_x = t_f - t_e \quad (7)$$

吸合时间  $t_x$  为线圈得电到触头第一次吸合所需要的时间,计算如下:

$$t_x = t_e - t_d \quad (8)$$

接触器动静触头开断过程的电压电流曲线如图6所示。相对于触头电压,线圈电压幅值较小,在5V左右,为确保坐标一致性,将其放大100倍。 $t_c$ 时刻,动触头线圈掉电,线圈电磁吸力减小,不足以维持动静触头的吸合,二者即将分离。 $t_a$ 时刻,动静触头刚分离,电弧产生,触头电压激增。 $t_b$ 时刻,触点电流过0,电弧熄灭,电路被切断。

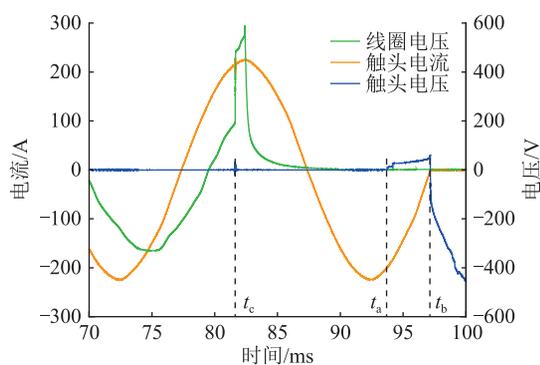


图6 接触器开断过程的电压-电流曲线

Fig.6 Voltage-current curve of the contactor breaking process

燃弧时间  $t_{arc}$  为电弧刚产生到熄灭所需要的时间。

$$t_{arc} = t_b - t_a \quad (9)$$

燃弧能量  $E$  为燃弧时间内电弧产生的能量,计算如下:

$$E = \frac{\sum_{t=t_a}^{t_b} u_t i_t}{f_c} \quad (10)$$

式中: $f_c$ 为采样率; $u_t$ 、 $i_t$ 分别为  $t$  时刻触头的电压和电流。

平均燃弧功率  $P_{\text{arc}}$  为燃弧时间内电弧的平均功率。

$$P_{\text{arc}} = \frac{\sum_{t=t_a}^{t_b} u_t i_t}{N_c} \quad (11)$$

式中:  $N_c$  为燃弧时间内的采样点数。

释放时间  $t_s$  为线圈掉电到触头刚分开所需要的时间, 计算如下:

$$t_s = t_a - t_c \quad (12)$$

接触电阻  $R$  为触头稳定吸合到线圈掉电时间段内电压电流的均方根比值。

$$R = \sqrt{\frac{\sum_{t=t_f}^{t_c} u_t^2}{\sum_{t=t_f}^{t_c} i_t^2}} \quad (13)$$

### 3 模型搭建与评估

首先, 文中对试验平台提取的特征数据进行标准化处理和样本不均衡处理。其次, 将处理后的数据输入 ERF 以筛选最优特征。然后, 将最优特征数据输入 SVC 中进行训练, 并使用 BO 算法对 SVC 相关参数进行调整, 提高其泛化性。最后, 以 2 种常用的识别模型作为对比, 从多指标角度和多样本角度验证文中方法的优势, 具体流程如图 7 所示。

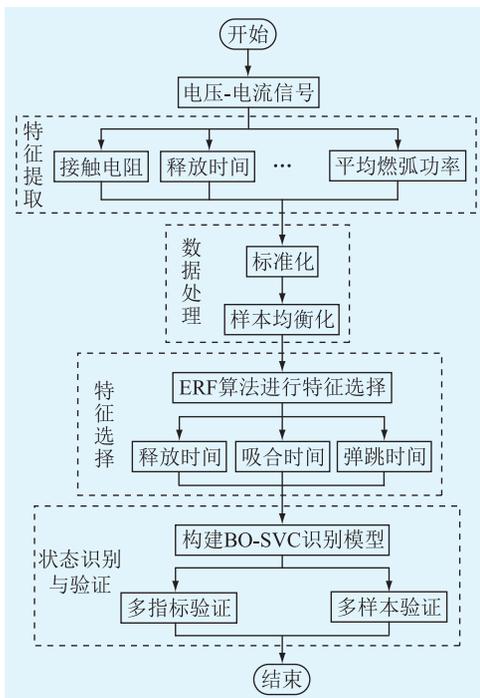


图 7 交流接触器触头系统故障状态识别流程

Fig.7 Flow chart of AC contactor contacts system fault state recognition

#### 3.1 ERF 特征选择过程

##### 3.1.1 标准化处理

表征交流接触器状态的特征包含时间、功率、

阻值等, 各特征量包含多个量纲, 数量级相差较大, 为使模型更好拟合数据, 需要进行标准化处理, 消除量纲并将数量级缩放至相同尺度, 标准化表达式如下:

$$x_{\text{new},j} = \frac{x_{\text{old},j} - \mu_j}{\sigma_j} \quad (14)$$

式中:  $x_{\text{old},j}$  为特征提取阶段的第  $j$  个特征数值;  $\mu_j$ 、 $\sigma_j$  分别为第  $j$  个特征数值的均值与标准差;  $x_{\text{new},j}$  为标准化后用于均衡处理和模型输入的第  $j$  个特征数值。

##### 3.1.2 均衡化处理

文中试验的部分特征变化趋势见图 8。本试验通断次数共计 39 486 次, 在 30 000 次左右时, 接触电阻和释放时间的波形产生明显变化, 说明触头开始进入退化状态, 表面劣化严重引起动作不稳定, 此时触头表面形态见图 9, 故将 30 000 次后触头状态定义为故障状态, 此时数据集  $D$  中正常样本与故障样本的比例大致为 3:1, 即发生样本不均衡现象。

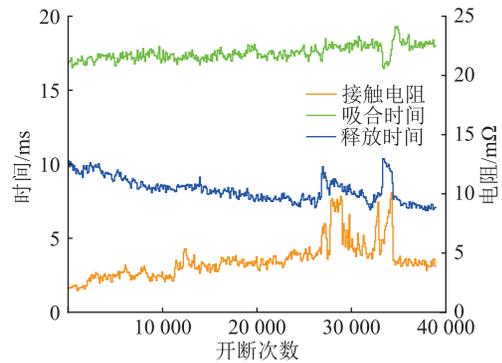


图 8 部分特征的变化趋势

Fig.8 Trends in selected characteristics



图 9 30 000 次开断时的三相主触头表面形态

Fig.9 Surface morphology of three-phase main contacts during 30 000 disconnections

传统采样法解决不均衡问题时, 往往会因过采样或欠采样的处理方式, 增加或丢失数据, 而权重法对不均衡数据本身不做修改, 通过调整 2 类样本的权重<sup>[26-29]</sup>, 使模型不受样本基数差异影响而产生有偏性, 权重调整表达如式 (15) 所示。

$$w_y = \frac{N}{2N_y} \quad (15)$$

式中： $w_y$ 为状态类别  $y$  的样本所占的权重； $N_y$ 为数据集  $D$  中  $y$  类样本的数量。当  $N_y$  越小时，其对应的  $w_y$  越大，使少数类别样本得到模型更多关注。

同时，为说明样本不均衡对模型识别准确率的影响，以式(16)所示 7 折交叉验证的测试集准确率  $A_{cc}$  为评估指标，以 SVM 和 RF 为对比，计算样本均衡处理前后各模型的准确率，结果如表 2 所示。

$$A_{cc} = \frac{T_P + F_P}{T_P + T_N + F_P + F_N} \times 100\% \quad (16)$$

式中： $T_N$ 为分类正确的正常样本数量； $F_N$ 为分类错误的正常样本数量。

表 2 均衡处理前后的准确率  
Table 2 Accuracy before and after sample balancing %

模型	准确率	
	未均衡	均衡
SVM	42.35	90.07
SVC	44.20	95.00
RF	93.90	93.78

表 2 中，SVC 类模型在样本均衡前准确率仅在 40% 以上，在均衡化后准确率提升至 90% 以上，而由于 RF 存在随机重采样过程和投票机制，样本不均衡对其影响较为微弱，故对于无随机采样过程和集成性质的模型来说，均衡化处理是必要的。

### 3.1.3 特征选择

由于接触器 7 个特征是由电压、电流和时间三者关系提取出，特征之间存在冗余性，需要进行特征选择以剔除冗余特征。传统特征选择方法常使用相关系数等后验算法来筛选最优特征<sup>[30-33]</sup>，其局限性在于：一是主观性较大，阈值设置过于依赖研究者的经验；二是合理性和可解释性由模型结果决定，一旦算法与模型之间融合不合适，就会相互制约，影响相关指标。文中采用 ERF 算法筛选最优特征，结合主观经验与客观数据特性来获取可靠结果。

将燃弧时间、释放时间、接触电阻、吸合时间、弹跳时间、燃弧能量和平均燃弧功率 7 个特征用序号 1—7 代替，并将相关数据输入到 ERF 以筛选最优特征，相关结果如图 10、图 11 所示。

图 10 中  $\theta$  取值范围在 0.126~0.142 时，ERF 对接触器不同状态的识别准确率最高，接近 93%。考虑到  $\theta$  取值越高，最优特征数目越少，模型获得信息量越少，文中将  $\theta=0.126$  作为最佳阈值。该阈值下的各特征重要性如图 11 所示，序号 1、3、6、7 特征重

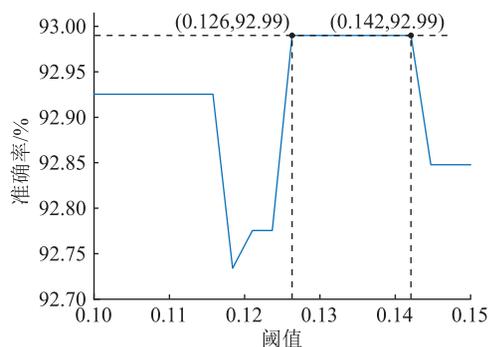


图 10 阈值对 ERF 的控制过程

Fig.10 Control process of ERF with threshold

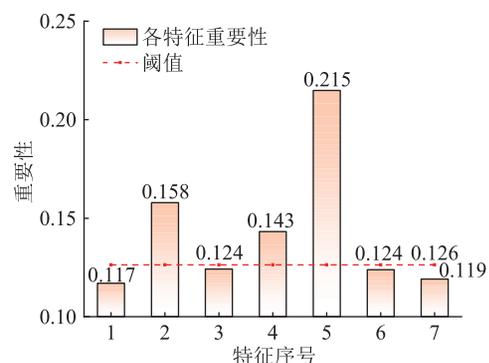


图 11 各特征的重要性

Fig.11 The importance of each feature

要性均低于该阈值，即燃弧时间、接触电阻、燃弧能量和平均燃弧功率为冗余特征；序号 2、4、5 特征重要性均高于该阈值，即释放时间、吸合时间和弹跳时间为最优特征，将这 3 种最优特征对应的时序数据用作识别模型的输入。

### 3.2 基于 BO 的参数寻优

工程实际中，往往会因自然环境变化、设备异常振动和传输丢包等因素造成数据异常，使模型表现较差。调整模型参数，不仅可以提高模型的泛化能力，使其适应不同样本数据，还可以充分挖掘模型潜力，最大化其优势。

依据 1.3 节，采用 BO 对 SVC 进行参数寻优，具体过程为设定优化过程的最大迭代次数为 300，确定参数寻优范围为 0.01~100，步长为 0.01，以精确率为目标函数，具体结果如表 3 所示。

表 3 SVC 优化结果  
Table 3 SVC optimization results

参数	数值范围	步长	最优值
惩罚系数 $C$	(0.01,100)	0.01	52.76
核函数系数 $\gamma$	(0.01,100)	0.01	0.22
精确率 $P$	(0,1)	0.000 1	0.989 1

### 3.3 多指标验证

为突出文中 BO-SVC 模型的优势，文中以精确

率  $P$ 、召回率  $R_e$  和 F1-分数  $F_1$  为指标,将贝叶斯优化支持向量机 (Bayesian optimization-support vector machine, BO-SVM) 和贝叶斯优化随机森林 (Bayesian optimization-random forest, BO-RF) 作为对比模型,各模型均采用相同处理方法,具体结果如图 12 所示。

$$P = \frac{T_p}{T_p + F_p} \times 100\% \quad (17)$$

$$R_e = \frac{T_p}{T_p + F_n} \times 100\% \quad (18)$$

$$F_1 = \frac{2R_e P}{R_e + P} \times 100\% \quad (19)$$

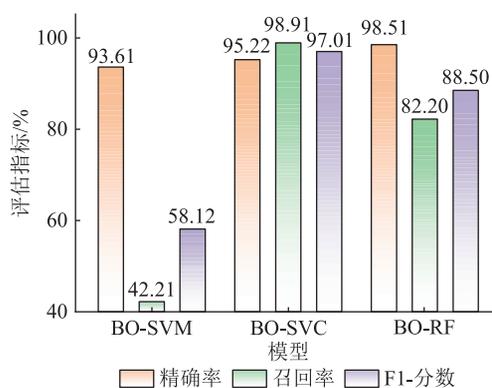


图 12 多指标验证结果

Fig.12 Multi-metric validation results

由图 12 可知,各模型精确率均达到 93% 以上,其原因在于采用了以精确率为目标函数的 BO 优化方式。但在其余 2 个指标上,BO-SVM 和 BO-RF 结果均在 90% 以下,原因在于交流接触器的状态特征数据具有非线性和非平稳,SVM 只在线性数据处理上较有优势,对于非线性数据的处理能力不足,而 RF 隶属于集成学习,其性能极大程度上取决于基学习器数量,每个基学习器训练方式不同,所求结果不同,存在随机性,当以精确率为优化目标时,RF 以该指标最大化的基学习器为最终结果,忽略其他指标最大化,陷入单一指标最优。与 RF 相比,SVC 不存在随机重采样和构建基学习器过程,训练所使用的数据集更为全面,能更好地认识和把握接触器退化规律。与 SVM 相比,SVC 采用高斯径向基函数作为映射函数,对非线性数据处理能力更强。因此,BO-SVC 的 3 个指标均能达到 95% 以上,优于另外 2 种对比模型。

### 3.4 普适性验证

即使是同型号交流接触器,其退化规律也存在部分差异,为进一步验证文中构建的 BO-SVC 模型应用于工程实际的优势,在 2.2 节接触器全寿命试验平台上进行 4 次试验,并对 4 次得到的试验数据

进行相同的数据处理。为方便对比,将 4 组试验样本分别标记为序号 Y1(36 785 次开断)、Y2(47 691 次开断)、Y3(94 999 次开断)、Y4(98 110 次开断)。由式(19)可知,F1-分数是精确率和召回率的调和平均数,能较全面衡量模型性能,故以 F1-分数作为评估指标,其结果如图 13 所示。

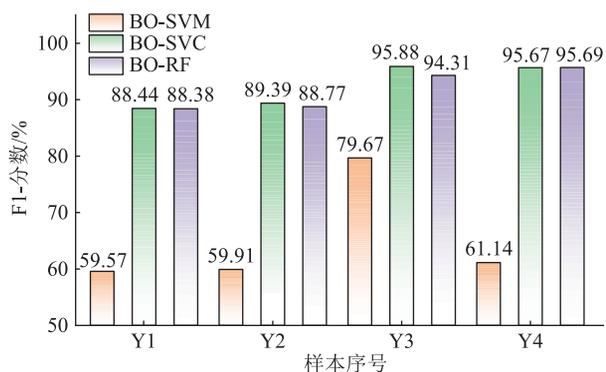


图 13 多样本验证结果

Fig.13 Multi-sample validation results

由图 13 可见,BO-SVM 在 3 组样本上的 F1-分数仅为 60% 左右,仅在 Y3 样本上可接近 80%。相较于前者,BO-SVC 和 BO-RF 的 F1-分数随样本量增加而呈现逐步增长趋势,其中,在 Y1、Y2 和 Y3 样本上,BO-SVC 的 F1-分数相较于 BO-RF,分别高出 0.06%、0.62% 和 1.57%,仅在 Y4 样本上,略低 0.02%。汇总所有测试结果可知,BO-SVM、BO-SVC 和 BO-RF 的平均 F1-分数分别为 65.07%、92.35% 和 91.79%。综合比较,BO-SVC 的 F1-分数平均比 BO-SVM 和 BO-RF 分别高出 27.28% 和 0.56%,这表明 BO-SVC 拥有较好泛化性。

根据 3.3 节和 3.4 节不同角度的验证结果,文中提出的 BO-SVC 相较于 2 种对比模型,在识别交流接触器状态上具有较高精确度和较强泛化性,可有效解决识别精度低的问题。

## 4 结论

文中提出一种基于 ERF 和 BO-SVC 的交流接触器触头故障状态识别方法,通过试验数据分析,得出以下结论:

(1) 对比 3 种模型在样本均衡前后的准确率结果,说明了样本均衡处理的必要性,并针对性提出一种基于权重法的样本均衡策略,为后续研究提供一种提高识别结果可信度的数据处理方法。

(2) 文中提出的 ERF 特征选择方法将 7 维特征降至 3 维,模型整体精确率达到 93%,可有效筛选出最优特征,解决交流接触器特征冗余度高的问题。

(3) 文中设置 2 组对比方法,在 4 组试验样本

上进行测试,以精确率、召回率和 F1-分数为评估指标,结果表明文中构建的 BO-SVC 模型稳定性和泛化性皆高于其他方法,可较全面认识和把握接触器状态规律,实用性较高。

综上所述,在样本不均衡下,文中提出的 ERF 和 BO-SVC 交流接触器触头故障识别方法可有效解决特征冗余度高和识别精度低的问题,经过多种方法验证,证明文中方法在工程实践中对交流接触器故障状态进行识别方面有较高优势。

#### 参考文献:

- [1] 辛保安,李明节,贺静波,等. 新型电力系统安全防御体系研究[J]. 中国电机工程学报,2023,43(15):5723-5731.  
XIN Baoan, LI Mingjie, HE Jingbo, et al. Research on new power system security defense system[J]. Proceedings of the CSEE, 2023, 43(15): 5723-5732.
- [2] 辛保安,单葆国,李琼慧,等. “双碳”目标下“能源三要素”再思考[J]. 中国电机工程学报,2022,42(9):3117-3126.  
XIN Baoan, SHAN Baoguo, LI Qionghui, et al. Rethinking of the “three elements of energy” toward carbon peak and carbon neutrality[J]. Proceedings of the CSEE, 2022, 42(9): 3117-3126.
- [3] 王新宝,葛景,韩连山,等. 构网型储能支撑新型电力系统建设的思考与实践[J]. 电力系统保护与控制,2023,51(5):172-179.  
WANG Xinbao, GE Jing, HAN Lianshan, et al. Theory and practice of grid-forming BESS supporting the construction of a new type of power system[J]. Power System Protection and Control, 2023, 51(5): 172-179.
- [4] 郝文斌,孟志高,张勇,等. 新型电力系统下多分布式电源接入配电网承载力评估方法研究[J]. 电力系统保护与控制,2023,51(14):23-33.  
HAO Wenbin, MENG Zhigao, ZHANG Yong, et al. Carrying capacity evaluation of multiple distributed power supply access to the distribution network with the background of a new power system[J]. Power System Protection and Control, 2023, 51(14): 23-33.
- [5] 樊伟,李旭东,王尧,等. 新型电力系统灵活性资源聚合两阶段调度优化模型[J]. 电力建设,2023,44(2):25-37.  
FAN Wei, LI Xudong, WANG Yao, et al. Two-stage scheduling optimization model of flexible resource aggregation in new power system[J]. Electric Power Construction, 2023, 44(2): 25-37.
- [6] 张硕,肖阳明,李英姿,等. 新型电力系统电-碳-绿证市场协同运行的区块链关键技术[J]. 电力建设,2023,44(11):1-12.  
ZHANG Shuo, XIAO Yangming, LI Yingzi, et al. Collaborative operation of electricity-carbon-green market of new-type power system based on blockchain technology[J]. Electric Power Construction, 2023, 44(11): 1-12.
- [7] 李永丽,辛双乔,李涛,等. 基于多端信息的风电场集电线路单相接地故障定位算法[J]. 电力工程技术,2022,41(5):1-11.  
LI Yongli, XIN Shuangqiao, LI Tao, et al. Single phase ground-
- ing fault location algorithm of wind farm collector lines based on multi-terminal information [J]. Electric Power Engineering Technology, 2022, 41(5): 1-11.
- [8] 陈金刚,刘志坚,张金宝. 低压交流接触器的参数选择和故障解析[J]. 船电技术,2020,40(2):62-64.  
CHEN Jingang, LIU Zhijian, ZHANG Jinbao. Select maintenance and fault resolution of the low pressure AC contactor[J]. Marine Electric & Electronic Engineering, 2020, 40(2): 62-64.
- [9] 蒋幸伟,曹云东,刘洋,等. 基于多特征增强融合的交流接触器状态表征[J]. 高电压技术,2024,50(1):282-291.  
JIANG Xingwei, CAO Yundong, LIU Yang, et al. State characterization of AC contactor based on multi-feature enhanced fusion[J]. High Voltage Engineering, 2024, 50(1): 282-291.
- [10] 高志成. 交流接触器电寿命试验数据处理及剩余电寿命预测研究[D]. 天津:河北工业大学,2019.  
GAO Zhicheng. Data processing and residual electrical life prediction of AC contactor electrical life test [D]. Tianjin: Hebei University of Technology, 2019.
- [11] 刘树鑫,高士珍,刘洋,等. 基于 LSTM 的交流接触器剩余寿命预测[J]. 高电压技术,2022,48(8):3210-3220.  
LIU Shuxin, GAO Shizhen, LIU Yang, et al. Residual life prediction of AC contactor based on long short-term memory[J]. High Voltage Engineering, 2022, 48(8): 3210-3220.
- [12] CUI H C, WU Z R, WU G C, et al. Convolutional neural networks for electrical endurance prediction of alternating current contactors[J]. IEEE Transactions on Components, Packaging and Manufacturing Technology, 2019, 9(9): 1785-1793.
- [13] 李勤. 基于卷积神经网络的万能式断路器机械故障诊断方法研究[D]. 天津:河北工业大学,2020.  
LI Qin. Research on mechanical fault diagnosis method of conventional circuit breaker based on convolution neural network [D]. Tianjin: Hebei University of Technology, 2020.
- [14] 丁璨,李江,袁召,等. 带铁心横磁-纵磁触头结构的优化设计[J]. 电工技术学报,2024,39(11):3499-3509.  
DING Can, LI Jiang, YUAN Zhao, et al. Optimal design of transverse magnetic-axial magnetic contact structure with iron core[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2024, 39(11): 3499-3509.
- [15] LIU S X, GAO S Y, PENG S D, et al. Residual-electrical-endurance prediction of AC contactor based on CNN-GRU[J]. Machines, 2022, 10(11): 1067.
- [16] 马宏明,程志万,王伟,等. 基于辐射电磁波和动态电阻的高压断路器触头烧蚀状态评估[J]. 高压电器,2020,56(7):193-197,204.  
MA Hongming, CHENG Zhiwan, WANG Wei, et al. Evaluation of contact ablative state of high voltage circuit breaker based on radiated electromagnetic wave and dynamic resistance[J]. High Voltage Apparatus, 2020, 56(7): 193-197, 204.
- [17] 王浩然,项石虎,李奎,等. 考虑竞争失效的交流接触器可靠性评估方法[J]. 仪器仪表学报,2023,44(4):40-51.  
WANG Haoran, XIANG Shihu, LI Kui, et al. Reliability assessment method for AC contactors considering competing failure

- [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(4): 40-51.
- [18] KSIAZKIEWICZ A, DOMBEK G, NOWAK K, et al. Electrodynamic contact bounce induced by fault current in low-voltage relays[J]. Energies, 2019, 12(20): 3926.
- [19] 邵凯文, 赵芝芸, 王梦灵, 等. 基于 NSGAI-RF 的样本不平衡下设备故障诊断[J/OL]. 控制工程, 1-10[2024-04-10]. <https://doi.org/10.14107/j.cnki.kzgc.20220230>. SHAO Kaiwen, ZHAO Zhiyun, WANG Mengling, et al. Equipment fault diagnosis under sample imbalance based on NSGAI-RF[J/OL]. Control Engineering; 1-10[2024-04-10]. <https://doi.org/10.14107/j.cnki.kzgc.20220230>.
- [20] 刘书池, 刘颂凯, 张磊, 等. 考虑样本不平衡的电力系统鲁棒暂态稳定评估[J]. 智慧电力, 2022, 50(7): 16-22, 73. LIU Shuchi, LIU Songkai, ZHANG Lei, et al. Robust transient stability assessment of power system considering sample imbalance[J]. Smart Power, 2022, 50(7): 16-22, 73.
- [21] 李加笑. 基于误差修正的 RF-TCN-SA 超短期风电功率预测模型[D]. 西安: 西安理工大学, 2023. LI Jiexiao. Wind power ultra-short-term prediction model of RF-TCN-SA based on error correction[D]. Xi'an: Xi'an University of Technology, 2023.
- [22] 唐文虎, 林泽康, 辛妍丽, 等. 基于 RF-BiLSTM 的柔直阀冷入阀水温预测及冷却能力评估[J]. 电力工程技术, 2023(3): 102-111, 148. TANG Wenhui, LIN Zekang, XIN Yanli, et al. Prediction of valve inlet water temperature and cooling evaluation of VSC-HVDC convert valve cooling system based on random forest and bi-directional long short-term memory[J]. Electric Power Engineering Technology, 2023(3): 102-111, 148.
- [23] 周璇, 熊智翔, 黄晓斐, 等. 基于两步特征选择和贝叶斯优化 LightGBM 的冷水机组故障诊断策略研究[J]. 建筑科学, 2022, 38(12): 51-60, 75. ZHOU Xuan, XIONG Zhixiang, HUANG Xiaofei, et al. Research on fault diagnosis strategy of chiller based on two-step feature selection and LightGBM with Bayesian optimization[J]. Building Science, 2022, 38(12): 51-60, 75.
- [24] 张玉良, 马宏忠, 蒋梦瑶. 基于 VMD-MSVM 的同步调相机载荷分配故障诊断方法[J]. 电力工程技术, 2022, 41(1): 185-191. ZHANG Yuliang, MA Hongzhong, JIANG Mengyao. Load distribution fault diagnosis method of synchronous condenser based on VMD-MSVM[J]. Electric Power Engineering Technology, 2022, 41(1): 185-191.
- [25] 刘子春. 基于数据驱动的交流接触器全寿命状态评估研究[D]. 沈阳: 沈阳工业大学, 2019. LIU Zichun. Research on life cycle state assessment of AC contactor based on data driven[D]. Shenyang: Shenyang University of Technology, 2019.
- [26] 马歆宇. 非均衡数据处理方法及在轴向柱塞泵故障诊断中的应用研究[D]. 秦皇岛: 燕山大学, 2022. MA Xinyu. The method of imbalanced data processing and its application research in fault diagnosis of axial piston pump[D]. Qinhuangdao: Yanshan University, 2022.
- [27] UL HASSAN I, ALI R H, UL ABIDEEN Z, et al. Significance of machine learning for detection of malicious websites on an unbalanced dataset[J]. Digital, 2022, 2(4): 501-519.
- [28] SHEN F, LIU Y Y, WANG R, et al. A dynamic financial distress forecast model with multiple forecast results under unbalanced data environment[J]. Knowledge-Based Systems, 2020, 192: 105365.
- [29] JUN S, QI X, LI X Y, et al. Meta-weight-net: learning an explicit mapping for sample weighting[C]//33rd Conference on Neural Information Processing Systems. Vancouver, Canada, 2020: 1919-1930.
- [30] 高峰, 邵雪焱. 基于特征选择和 iJaya-SVR 的年度电力消费预测研究[J]. 控制与决策, 2024, 39(3): 1039-1047. GAO Feng, SHAO Xueyan. Prediction of annual electricity consumption based on feature selection and iJaya-SVR[J]. Control and Decision, 2024, 39(3): 1039-1047.
- [31] LIU S X, LI Y K, GAO S Y, et al. Prediction of residual electrical life in railway relays based on convolutional neural network bidirectional long short-term memory[J]. Energies, 2023, 16(17): 6357.
- [32] 张宏杰, 陈贵凤, 闫宏伟, 等. 基于 SMOTE 与 Bayes 优化的 LSTM 网络变压器故障诊断[J]. 中国电力, 2023, 56(10): 164-170. ZHANG Hongjie, CHEN Guifeng, YAN Hongwei, et al. Fault diagnosis of LSTM network transformer based on SMOTE and Bayes optimization[J]. Electric Power, 2023, 56(10): 164-170.
- [33] 方子豪, 陈潇一, 孙佳伦. 基于指数目标函数优化的变压器局部放电故障最佳定位点估计方法[J]. 智慧电力, 2023, 51(5): 51-56, 118. FANG Zihao, CHEN Xiaoyi, SUN Jialun. Optimal estimation of partial discharge fault location in transformer based on exponential objective function optimization[J]. Smart Power, 2023, 51(5): 51-56, 118.

#### 作者简介:



刘树鑫

刘树鑫(1982),男,博士,副教授,研究方向为电器状态监测与电器智能化(E-mail: liushuxin@sut.edu.cn);

祁新智(1999),男,硕士在读,研究方向为电器状态监测与电器智能化;

吕先锋(1998),男,硕士在读,研究方向为电器状态监测与电器智能化。

## AC contactor fault recognition based on ERF and BO-SVC

LIU Shuxin, QI Xinzhi, LYU Xianfeng

(Shenyang University of Technology (Ministry of Education Key Laboratory of Special Motors and High Voltage Electrical Apparatus), Shenyang 110870, China)

**Abstract:** In response to the challenges posed by imbalanced samples leading to low recognition accuracy and high feature redundancy in AC contactor, a novel composite recognition methodology which leverages embedded random forest (ERF) and Bayesian optimization-support vector classification (BO-SVC) is introduced. Firstly, the extraction of contactor state features from the full life testing platform designed for contactor is initiated. To counteract the low recognition accuracy caused by the imbalance among different state samples, a sample balancing strategy based on the weighted method is proposed. Subsequently, the ERF is employed to perform feature selection and reduction on the balanced samples. This process leads to the extraction of optimal features that represent the dynamic patterns of AC contactor state changes. Following the feature extraction step, the selected optimal features are fed into BO-SVC recognition model. A comprehensive evaluation of BO-SVC's fault recognition capabilities is undertaken, compared with two other representative models, the performance of each model is evaluated based on three indicators: accuracy, recall, and F1-score. The results of the proposed method reaches 95.22%, 98.91%, and 97.01%, respectively, all of which are higher than the comparison models. Using F1-score as an indicator, the performance of each model is tested on four sets of samples, and the results showed that the F1-score of the proposed method is on average 0.56% and 27.28% higher than the compared models, respectively. The research in the article effectively solves the problems of redundant characteristics and low fault recognition accuracy of AC contactors.

**Keywords:** AC contactor; fault recognition; imbalanced samples; feature selection; embedded random forest (ERF); Bayesian optimization-support vector classification (BO-SVC)

(编辑 吴昊)

(上接第 152 页)

## Flexible DC distribution line protection based on measuring voltage Fréchet distance

JIN Enshu, ZHANG Shuangshuang, HU Xiaochen, WANG Rutian

(Northeast Electric Power University (Key Laboratory of Modern Power System Simulation Control and Green Energy New Technology Ministry of Education), Jilin 132011, China)

**Abstract:** The multi-terminal flexible DC distribution system has developed rapidly and has obvious advantages in integrating new energy. However, rapid and reliable fault identification is one of the challenges in its development. To address the issue of the inconspicuous high-resistance fault characteristics of multi-terminal flexible DC distribution lines and the associated protection difficulties, this paper proposes a single-ended protection scheme for flexible DC distribution lines based on measuring voltage Fréchet distance by analyzing the transient voltage fault characteristics before the converter station blocking. Firstly, the protection start-up criterion is constructed based on the transient change rates of voltage and current measured by the positive and negative electrodes. Secondly, single-pole and bipolar faults are distinguished by the voltage change rate measured by the positive and negative electrodes. Finally, the internal and external faults in the unipolar and bipolar regions are identified by using the single and bipolar measurement voltage Fréchet distance to construct the integral, and the unipolar fault is selected according to the positive electrode voltage change rate. The PSCAD/EMTDC simulation results show that this scheme can simultaneously meet the requirements for rapidity and sensitivity in protection, and has good resistance to transition resistance, which is not affected by the distributed capacitance of the line.

**Keywords:** flexible DC distribution system; symmetric monopole; Fréchet distance; single-ended protection; transition resistance; measuring voltage

(编辑 陆海霞)