第 50 卷 第 2 期：535-542 高电压技术 Vol.50, No.2: 535-542
2024 年 2 月 29 日 High Voltage Engineering February 29, 2024
DOI: 10.13336/j.1003-6520.hve.20221623

基于改进 Kruskal-Wallis 检验的低压开关电器状态表征参数选择

刘　洋，曹云东，刘树鑫
（沈阳工业大学教育部特种电机与高压电器重点实验室，沈阳 110870）

摘　要：由于状态数据的多属性、高维度和大数据量，以及特征参数难以满足正态性和方差齐性检验的事实，低压开关电器的状态表征参数难于选择。针对该问题，基于非参数单体多状态样本的分组状态间秩差异性，以及特征参数 Kruskal-Wallis(KW)检验统计量的计算规则和变化趋势，研究论证了单体样本特征参数表征显著性鉴别机理。同时，基于状态序列斜率变化增量和子序列变异增量，提出样本状态时序分类算法，并将该算法与参数鉴别机理相结合，形成单体多状态样本改进 KW 检验理论。最后，基于改进理论提出低压开关电器状态表征参数选择新方法。以交流接触器为例进行验证，结果表明该文方法适用于具有非线性、非平稳、动态随机分布等特点的低压开关电器状态表征参数选择。实例证明，基于该方法获得状态表征曲线的拟合优度可达 0.91，状态划分显著性 P 值可达 $8.428\,48\times10^{-266}$，表征与分类精度较参数选择前及同类方法提升明显，为下一步研究低压开关电器状态的精确划分与识别奠定了理论基础。

关键词：低压开关电器；状态表征；参数选择；Kruskal-Wallis 检验；状态划分

Selection of State Characterization Parameters for a Low-voltage Switching Device Based on Improved Kruskal-Wallis Test

LIU Yang, CAO Yundong, LIU Shuxin
(Key Laboratory of Special Electric Machines and High Voltage Apparatus of the Ministry of Education, Shenyang University of Technology, Shenyang 110870, China)

Abstract: Due to the multi attributes, high dimensionality and big data of state data, and the fact that feature parameters cannot meet the normal distribution and variance homogeneity test, the state characterization parameters of a low-voltage switching device is difficult to select. To solve this problem, based on the rank differences between grouping states of a single nonparametric multi-state sample, as well as the calculation rules and change trend of Kruskal Wallis (KW) test statistics of the feature parameter, this paper studies and demonstrates the identification mechanism of characteristic parameters of a single sample. At the same time, based on the increment of slope change in the state sequence and the increment of subsequence variation, a sample state segmentation algorithm is proposed, and this algorithm is combined with the parameter identification mechanism to form an improved KW test theory for a single multi-state sample. Finally, a new method of selecting parameters for the state characterization of low-voltage switching devices is proposed based on the improved theory. An AC contactor is used to verify the method, which shows that this method is suitable for state characterization parameter selection of low-voltage switching devices with nonlinear, non-stationary and dynamic random distribution characteristics. It is proved that the goodness of fit of the state characterization curve obtained based on this method can reach 0.91, and the P-value of state segmentation significance can reach $8.428\,48\times10^{-266}$, which improves the characterization and segmentation accuracy significantly compared with that before parameters selection and the similar method. The results lay a theoretical foundation for the further research on the accurate segmentation and identification of the state of low-voltage switching devices.

Key words: low-voltage switching device; state characterization; parameter selection; Kruskal-Wallis test; state segmentation

基金资助项目：辽宁省科技重大专项 (2020JH1/10100012)。
Project supported by Major Special Project of Science and Technology in Liaoning Province (2020JH1/10100012).

0 引言

低压开关电器是低压配电系统和用电设备控制系统中常用的主要元件[1-2]。未来智能电网的特征之一是要求电网与用户互动，提供优质电力，这些特性尤其体现在低压配电系统上[1]，而当前低压开关电器的智能化程度显然难以满足这一要求。由于低压开关电器本体具有电磁系统、传动系统、灭弧系统等多属性复杂结构，其状态表征参数和影响参数众多，且它们不仅呈动态随机分布，还具有交互耦合特点，难以满足正态性和方差齐性检验条件。这给低压开关电器状态的精确表征和预测带来极大困难，严重影响低压开关电器向高智能化发展的进程。因此，状态表征参数筛选既是破解低压开关电器智能化发展瓶颈的必要手段，亦是智能电网建设过程中须解决的关键问题之一。

目前，科研人员主要基于低压开关电器退化机理和经验积累选取状态表征参数，进行寿命预测、退化分析和故障诊断等研究，继而促进低压开关电器智能化发展。例如：文献[3-5]认为交流接触器失效的主要因素是电弧侵蚀，选择累积电弧侵蚀量作为特征参数进行交流接触器电寿命预测与分布情况分析；文献[6]通过对某型号航天继电器进行贮存加速实验，提出采用吸合时间表征簧片应力松弛贮存退化特性，建立了退化模型；文献[7]经过分析选择释放时间作为特征参数来表征铁路继电器的劣化程度，提出一种用于铁路继电器寿命预测的神经网络方法；文献[8]通过研究不同起弧相角下电弧重燃概率，计算获取其作用下的电弧侵蚀量，并以此为特征参数建立重燃电弧烧蚀模型，评估重燃情况下低压断路器寿命分布特性。然而，上述方法均基于单特征参数，在信息覆盖面和特征映射度层面存在缺陷和不足。与此同时，基于多信息融合的寿命预测与退化分析研究取得了快速发展。其中，文献[9]通过研究交流接触器的电寿命与其开断特性的密切关系，选择了燃弧时间、燃弧能量、燃弧功率作为特征参数，并基于条件密度估计建立了交流接触器剩余寿命预测模型；文献[10]利用燃弧时间、燃弧能量、吸合时间等电特征参量和机械特征参量，实现了基于长短期记忆神经网络(long short-term memory，LSTM)的交流接触器剩余寿命预测；文献[11-12]基于电流、振动信号实现了对低压万能式断路器机械退化状态的分析预测；文献[13]以累积燃弧能量和吸合时间为输入参量，建立了基于 BP 神经网络的交流接触器电寿命预测模型；文献[14]基于斯皮尔曼等级相关系数选择接触电压和燃弧能量作为特征参数，实现了对交流接触器电气寿命状态的综合评价；文献[15]基于交流接触器状态退化特性，选择燃弧时间、弹跳时间、接触电阻等 8 个参数作为特征参数进行了状态表征研究等。上述方法虽然一定程度上解决了状态表征过程中信息覆盖和映射度问题，但强相关、交互耦合等问题依然存在，致使状态表征与分类精度不高，不利于动态识别等后续研究。因此，研究较为完备的低压开关电器状态表征参数筛选方法十分必要。

Kruskal-Wallis(KW)检验是非参数统计中用于多个样本间差异检验的方法，其应用简单、计算复杂度低，且不受样本正态性和方差齐性等条件约束，可通过样本间差异判定影响样本分布的主要因素，因而得到广泛应用[16-18]。但目前该方法仅限于多个样本间的差异性评估，尚不具备单体样本特征参数表征显著性鉴别能力，无法直接应用于低压开关电器状态表征参数选择。

针对上述问题，本文提出一种基于改进 KW 检验的低压开关电器状态表征参数选择方法。该方法以单体多状态样本特征参数 KW 检验统计量计算规则与变化趋势为基础，将样本状态时序分类与特征参数鉴别机理相融合，提出单体多状态样本改进 KW 检验方法，给出低压开关电器特征参数表征显著性检验与选择的具体实施步骤和操作流程，并以交流接触器为例进行了验证研究。

1 KW 检验及其应用改进

1.1 KW 检验基本理论

KW 检验是将 Wilcoxon 秩和检验由两样本检验推广到多样本检验的方法[19-20]，是单因素方差分析的非参数方法替代。多样本间差异的 KW 检验统计量 H 为：

$$H=\frac{S_{\mathrm{SSt}}}{S_{\mathrm{MST}}}=\frac{12}{n(n+1)}\sum_{j=1}^{k}\frac{R_j^2}{n_j}-3(n+1)\sim\chi^2(k-1) \quad (1)$$

式中：S_{SSt} 为样本处理间平方和；S_{MST} 为总均方；k 为样本组数；n_j 为第 j 个样本容量，$j=1,2,\cdots,k$；$n=\sum_{j=1}^{k}n_j$ 为总体样本容量；R_j 为第 j 个样本的秩和；H 近似服从自由度为 k–1 的 $\chi^2(k-1)$ 分布。

根据式(1)KW 检验统计量可计算出其对应显著

性 P 值，当 $H>\chi_{\alpha}^{2}(k-1)$ 或 $P<\alpha$ 时(α 为显著水平，通常为 0.05)，表示样本间有显著差异。

1.2　KW 检验的应用改进方法

由 KW 检验基本理论可知，传统 KW 检验主要用于多个样本间差异性检验，在单体多状态样本分析中尚未得到有效应用，然而实际工作中状态退化问题往往以单体多状态多参数样本形式存在。针对该问题，本文从特征参数鉴别和样本时序分类两方面提出针对性改进。

1.2.1　特征参数表征显著性鉴别机理

根据文献[19]，S_{SSt} 和 S_{MST} 可分别表示为：

$$S_{\mathrm{SSt}}=\sum_{j=1}^{k}n_j\left(\overline{R}_j-\overline{R}\right)^2 \tag{2}$$

$$S_{\mathrm{MST}}=n(n+1)/12 \tag{3}$$

所以，KW 检验统计量又可表示为：

$$H=\frac{\sum_{j=1}^{k}n_j\left(\overline{R}_j-\overline{R}\right)^2}{n(n+1)/12} \tag{4}$$

式中：$\overline{R}_j$ 为第 j 个样本的秩平均；$\overline{R}$ 为总体样本的秩平均。

此时，若单体多状态样本已知，且可划分为连续多个单状态子样本即分组样本，那么由于分组样本状态不同，其组间必然存在显著性差异；若将该单体样本的各特征参数按照该分组模式统一处理，则式(4)中的样本组数 k、分组样本容量 n_j、总体样本数 n、总体样本的秩平均 $\overline{R}$ 便转为已知恒定参量；由此得出该单体样本各特征参数的KW检验统计量 H 正比于 $\left(\overline{R}_j-\overline{R}\right)^2$，即：

$$H\propto\left(\overline{R}_j-\overline{R}\right)^2 \tag{5}$$

可见，单体多状态样本特征参数的 KW 检验统计量 H 仅随 $\left(\overline{R}_j-\overline{R}\right)^2$ 变化，而 $\left|\overline{R}_j-\overline{R}\right|$ 的大小恰好反应特征参数在该分组模式下的组间差异性。因此，当分组差异性较大时，得到 H 值较大，对应 P 值较小，表明该特征参数用于样本状态表征的分类效果较好，表征显著性较强。

1.2.2　样本状态时序分类算法

针对特征参数表征显著性鉴别机理，为满足其应用假设前提，本节基于样本状态序列斜率变化和子序列变异差异，提出单体多状态样本时序分类(划分)算法。

1）转折点与分割点提取。将样本状态表示为时间序列 $H(t)=f(t,x)$，时间序列的时间间隔相等。一阶求导获取 t_j 时刻样本状态斜率为 $f'\left(t_j,x_j\right)$，表示该时刻样本状态的趋势特征。当相邻时刻样本状态趋势特征发生变化时，其斜率随之变化，形成斜率变化增量 $\left|\Delta k_j\right|$，可表示为：

$$\left|\Delta k_j\right|=\left|f'\left(t_{j+1},x_{j+1}\right)-f'\left(t_j,x_j\right)\right|,\ j=1,2,\cdots,N-1 \tag{6}$$

式中：N 为总体样本容量。

当 $\left|\Delta k_j\right|$ 较大时，表示该时刻样本状态出现较大幅度波动，对应点 $H(t_j)$可视为该样本状态的转折点。又因为波动幅度较大的转折点带有较多的样本变化信息[21-22]，可提取 m–1 个 $\left|\Delta k_j\right|$ 最大的转折点作为分割点，将样本状态序列分割为 m 个子序列：

$$H(t)=\begin{cases}f_1(t,x_1),t\in\left[t_1,t_{\mathbf{F}_1}\right]\\ f_2(t,x_2),t\in\left[t_{\mathbf{F}_1},t_{\mathbf{F}_2}\right]\\ \vdots\\ f_i(t,x_i),t\in\left[t_{\mathbf{F}_{i-1}},t_{\mathbf{F}_i}\right]\\ \vdots\\ f_m(t,x_k),t\in\left[t_{\mathbf{F}_{m-1}},t_N\right]\end{cases} \tag{7}$$

式中：$i=1,2,\cdots,m$；$f_i(t,x_i)$ 表示第 i 个子序列；$t_{\mathbf{F}_i}$ 表示第 i 个分割点对应时刻；t_1、t_N 分别为样本状态的起始时刻和终止时刻。

2）关键分割点选取与样本状态时序分类。考虑样本状态序列客观存在的噪声干扰和波动偶然性，利用式(6)提取的分割点中会存在无效分割点——分割点前后子样本状态并未发生实质性改变，因此，需要对已提取分割点进行二次筛选。

可利用式(8)计算各子序列变异系数 C_{V} 进行子样本状态对比，以寻找全局有效最优关键分割点。

$$C_{\mathbf{V}}(f_i(t,x_i))=\sqrt{\sum_{j=t_{\mathbf{F}_{i-1}}}^{t_{\mathbf{F}_i}}\left(x_{ij}-\overline{x}_i\right)^2\Big/\left(t_{\mathbf{F}_i}-t_{\mathbf{F}_{i-1}}\right)}\Big/\overline{x}_i \tag{8}$$

式中：x_{ij} 为该子序列内 t_j 时刻的记录值；$\overline{x}_i$ 为该子序列均值。

由于变异系数可反映对应数据集的离散程度即变异情况，当第 i 个分割点前后 2 个相邻子序列状态存在差异或发生变化时，会形成子序列状态间的变异系数变化增量 $\left|\Delta C_{\mathbf{V}_i}\right|$，可表示为：

$$\left|\Delta C_{\mathbf{V}_i}\right|=\left|C_{\mathbf{V}}\left(f_{i+1}(t,x_{i+1})\right)-C_{\mathbf{V}}\left(f_i(t,x_i)\right)\right| \tag{9}$$

当 $\left|\Delta C_{\mathbf{V}_i}\right|$ 较大时，说明 2 个相邻子序列状态差异较大或发生了较大突变，由此可根据实际需要选取 M–1 个 $\left|\Delta C_{\mathbf{V}_i}\right|$ 最大的分割点作为关键分割点，将样本状态划分为 M 个区间，从而实现样本状态的时

序分类。

1.3 单体多状态样本的改进 KW 检验

基于上述方法进行 KW 检验理论应用改进，可得到单体多状态样本第 i 个特征参数的组间差异统计量 H_i' 为：

$$H_i' = \frac{12}{N(N+1)}\sum_{j=1}^{M}\frac{R_{ij}^2}{N_j} - 3(N+1) \sim \chi^2(M-1) \tag{10}$$

式中：M 为样本状态时序分类个数即样本组数；N_j 为第 j 个状态子样本容量，$j=1,2,\cdots,M$；$N=\sum_{j=1}^{M}N_j$；R_{ij} 为第 i 个特征参数的第 j 个状态子样本的秩和，H_i' 近似服从自由度为 $M-1$ 的 $\chi^2(M-1)$ 分布。

类似传统 KW 检验，可根据统计量 H_i' 求取其对应 P_i' 值，当 $H_i' > \chi_\alpha^2(M-1)$ 或 $P_i' < \alpha$（α 通常为 0.05)时，该特征参数呈现表征显著性；当类间差异较大时，H_i' 值较大，P_i' 值较小，该特征参数表征显著性较强。

2 基于改进 KW 检验的低压开关电器状态表征参数选择

利用本文方法对低压开关电器状态特征参数进行表征显著性分析和排序，并根据参数选择前后表征情况对比和实际需要即可确认最终的表征参数。具体操作流程(见图 1)和实施步骤如下：

步骤 1：由监测数据提取多属性特征参数 X_i。

步骤 2：获取低压开关电器状态表征时间序列，表示为 $H(t)=f(t,x)$，并计算其斜率变化增量 $|\Delta k_j|$，以寻找转折点。

步骤 3：提取 m–1 个 $|\Delta k_j|$ 最大的转折点作为分割点，将状态序列分割为 m 个子序列 $f_i(t,x_i)$。

步骤 4：计算各子序列变异系数 $C_{\mathrm{V}}(f_i(t,x_i))$，获取分割点前后两个相邻子序列间的变异增量 $|\Delta C_{\mathrm{V}_i}|$，并将 M–1 个 $|\Delta C_{\mathrm{V}_i}|$ 最大的分割点确定为关键分割点，将低压开关电器状态划分为 M 个区间，形成时序分类。

步骤 5：按照该分组模式，对低压开关电器特征参数进行显著性分析，并将具有显著性的特征参数根据 P'值大小进行排序；特征参数不具有显著性时重复步骤 1，提取下一个特征参数进行检验。

步骤 6：综合三相特征参数表征显著性排序情况进行表征参数选择，形成整体状态表征时间序列。

步骤 7：特征选择前后表征情况对比分析，若满足实际需求操作结束；若未满足则返回步骤 6，调整表征参数选取。

3 实例分析与验证

3.1 试验平台及实测情况

试验平台由 CJX2-5011 交流接触器、负载、传感器、数据采集卡、上位机及控制台等组成。试验共获得接触器全寿命周期有效分合闸全过程触点电压、电流等监测数据 99 103 组，其中负载由电阻与电抗串联构成，三相中性点接地，具体试验条件及参数配置如表 1，试验平台及实测情况如图 2 所示。

3.2 表征参数选择与分析

基于试验监测数据，利用文献[15]方法提取燃弧时间、燃弧能量、燃弧功率、触头磨损、吸合时间、释放时间、接触电阻、弹跳时间 8 个特征参数，并形成状态表征时间序列。

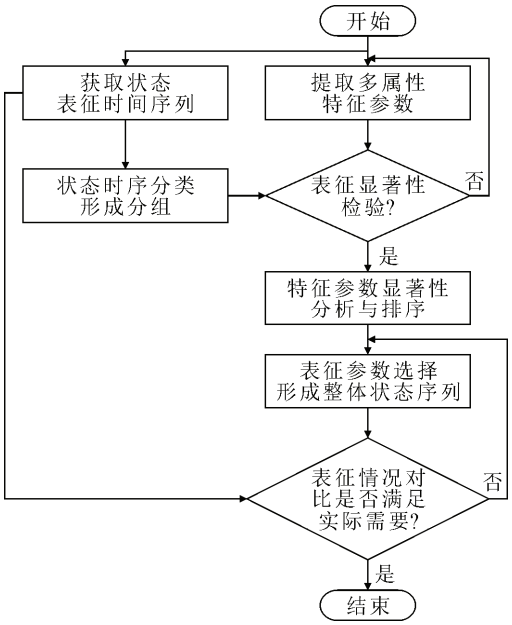


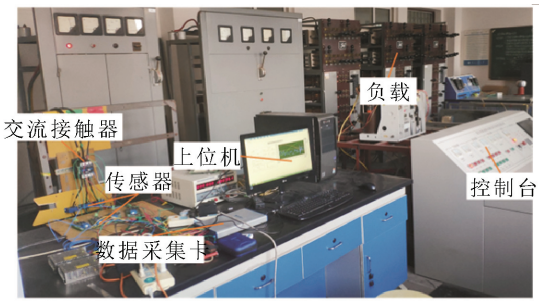
图 1 低压开关电器状态表征参数选择流程图

Fig.1 Flow chart of state characterization parameter selection of a low-voltage switching device

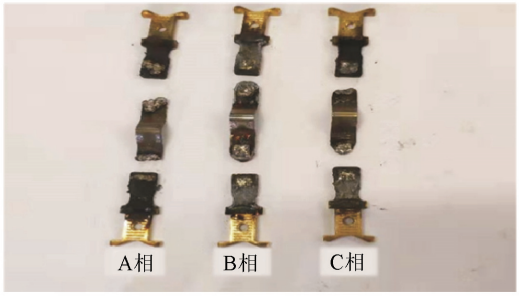
表 1 交流接触器参数及试验条件

Table 1 AC contactor parameters and test conditions

参数	数值	参数	数值
额定电流 I_e/A	24	试验电流	$6I_e$
线圈电压 U_c/V	220(交流)	功率因数	0.35
线电压/V	380	采样频率/MHz	1
电力频率/Hz	50	试验类别	AC-4



(a) 试验平台



(b) 试验后三相触头烧蚀情况

图 2　试验平台与实测情况

Fig.2　Test platform and actual measurement

以交流接触器 A 相为例，其状态表征时间序列如图 3。考虑状态数据分散性和噪声干扰，在每 50 次取均值条件下进行中位数滤波，再利用式(6)进行接触器状态时间序列转折点计算，并提取斜率变化量$\left|\Delta k_j\right|$最大的前 20 个转折点作为分割点，将接触器全寿命周期状态序列分割为 21 个子序列。其中，分割点提取情况如表 2。

再利用式(8)、式(9)计算求取相邻子序列间的变异增量$\left|\Delta C_{\mathbf{V}_i}\right|$，并依此将$\left|\Delta C_{\mathbf{V}_i}\right|$最大的前 4 个分割点确定为关键分割点，将接触器全寿命状态划分为 5 个时序阶段。其中，关键分割点选取情况如表 3，分阶段状态分布情况如图 4。

在此基础上，进行各参数表征显著性检验如表 4。由表 4 可知，交流接触器 A 相特征参数对于其状态表征皆呈现出显著性，其中释放时间和弹跳时间最为显著。

为进一步探析接触器三相状态序列特征参数显著性排序异同情况，按照同样方法对交流接触器 B、C 相特征参数进行检验，获得三相特征参数显著性排序情况如表 5 所示。由表 5 可知，由于接触器三相状态退化存在差异性，三相状态特征参数的显著性排序不尽相同。

鉴于上述分析，考虑由三相状态退化不同引起特征选择存在差异性，可选取各相最显著的特征参数作为表征参数，进行接触器整体状态表征。

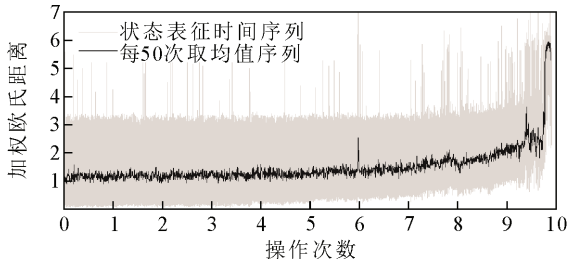


图 3　A 相全寿命周期状态时间序列

Fig.3　Life cycle state time series of phase A

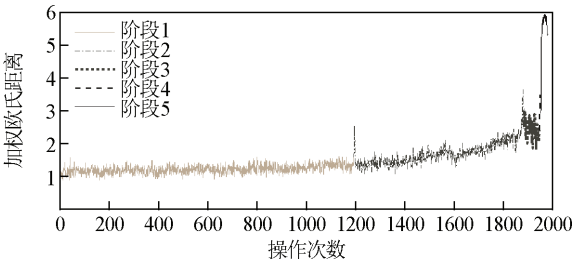


图 4　A 相状态分阶段分布情况

Fig.4　Distribution of phase A state by stages

表 2　交流接触器 A 相状态分割点

Table 2　Segmentation points of phase A state of the AC contactor

序号	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
重要转折点	51	138	139	1101	1194	1195	1197	1198	1353	1471
序号	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
重要转折点	1547	1711	1888	1889	1947	1948	1953	1954	1977	1978

表 3　交流接触器 A 相状态关键分割点

Table 3　Key segmentation points of phase A state of the AC contactor

序号	1	2	3	4
关键分割点	1195	1888	1948	1953

3.3　同类方法比较

为进一步验证本文方法的有效性和优越性，将该方法与 ReliefF 算法[23]，以及表征参数筛选前的表征情况进行对比分析。基于 3 种方法获得的状态表征序列进行每 50 次取均值和多项式拟合对比，结果如图 5 所示。

同时，引入可决系数 R^2[24-25]和单调性 M_{Mon}[26]进行表征指标对比，其定义为：

$$R^2=\sum_{i=1}^{n_1}\left(\hat{y}_i-\bar{Y}\right)^2\Big/\sum_{i=1}^{n_1}\left(y_i-\bar{Y}\right)^2 \tag{11}$$

表 4 交流接触器 A 相参数表征显著性分析

Table 4 Significance analysis of phase A characteristic parameters of the AC contactor

参数	燃弧时间	燃弧能量	燃弧功率	释放时间	吸合时间	弹跳时间	电磨损	接触电阻
P'值	1.3518×10^{-209}	5.7299×10^{-70}	5.0485×10^{-159}	2.5946×10^{-284}	3.3727×10^{-156}	4.9442×10^{-236}	1.2212×10^{-146}	4.7915×10^{-132}
排序	3	8	4	1	5	2	6	7

表 5 交流接触器三相特征参数显著性排序

Table 5 Significance ranking of characteristic parameters of three phases of the AC contactor

特征参数	A 相		B 相		C 相	
	P'值	排序	P'值	排序	P'值	排序
燃弧时间	1.3518×10^{-209}	3	1.7380×10^{-63}	6	1.9203×10^{-32}	6
燃弧能量	5.7299×10^{-70}	8	4.5490×10^{-70}	5	2.6645×10^{-30}	7
燃弧功率	5.0485×10^{-159}	4	4.4593×10^{-74}	4	1.9241×10^{-35}	4
释放时间	2.5946×10^{-284}	1	1.3000×10^{-62}	8	5.0662×10^{-63}	3
吸合时间	3.3727×10^{-156}	5	7.2438×10^{-75}	3	2.9441×10^{-35}	5
弹跳时间	4.9442×10^{-236}	2	4.8273×10^{-188}	1	1.9398×10^{-111}	1
电磨损	1.2212×10^{-146}	6	5.6894×10^{-63}	7	1.1992×10^{-70}	2
接触电阻	4.7915×10^{-132}	7	1.1496×10^{-130}	2	2.6070×10^{-29}	8

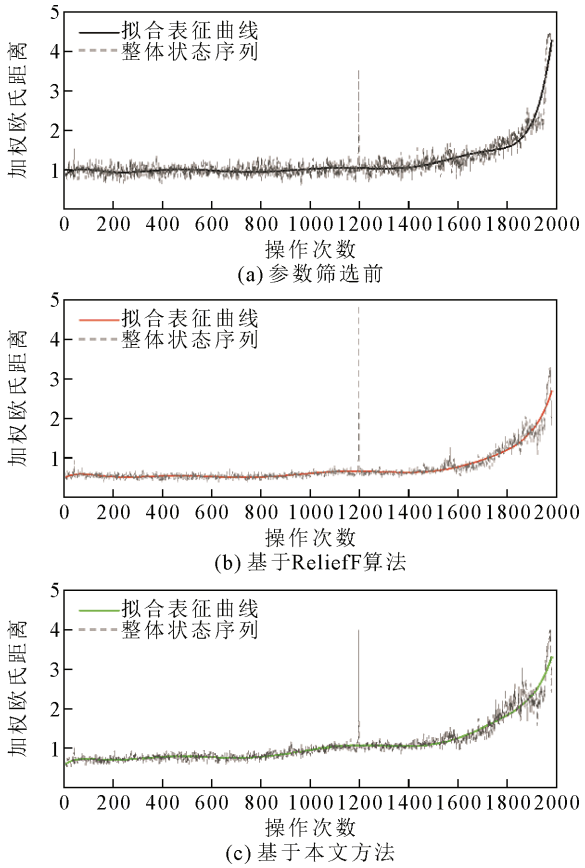


图 5 基于 3 种方法的交流接触器状态表征情况对比

Fig.5 Comparison of state characterization of the AC contactor based on the three methods

$$M_{\text{Mon}}=\frac{1}{n_1-1}\left|N_{\text{Num}^+}-N_{\text{Num}^-}\right| \tag{12}$$

式中：y_i 和 $\hat{y}_i$ 分别为表征序列测量值和拟合值；$\bar{Y}$ 为测量值的均值；N_{Num^+} 表示相邻拟合值 $\hat{y}_{i+1}$ 与 $\hat{y}_i$ 之差为正数的个数；N_{Num^-} 表示相邻拟合值 $\hat{y}_{i+1}$ 与 $\hat{y}_i$ 之差为负数的个数；n_1 为测量值个数。

根据式(11)、式(12)，获得 3 种方法表征指标对比如表 6 所示。综合图 5 和表 6 可知，本文方法在表征曲线拟合优度和退化趋势方面优势明显。

此外，利用 1.2.2 节状态分类算法和传统 KW 检验理论，对基于 3 种方法获得的状态表征序列进行状态分类和显著性比较，得到状态分类情况如图 6、分类显著性如表 7。可见，本文方法在执行交流接触器整体状态分类过程中所得到的分类状态差异性更显著，各阶段状态的有效区分性更清晰。

综上所述，本文方法有效、可行，相比其他 2 种方法，具有更好的状态表征与分类精度。

4 结论

1）本文基于统计量计算规则和变化趋势论证特征参数表征显著性鉴别机理，结合样本时序分类算法，提出单体多状态样本改进 KW 检验方法。该方法适用于具有非线性、非平稳、动态随机分布等特点的低压开关电器特征参数检验与选择研究。

2）基于本文方法可筛选得到低压开关电器三相状态特征参数显著性排序，结合实际需要选取表征参数可实现低压开关电器整体状态表征，且对状态退化规律的呈现更清晰、趋势更明显。

3）实例证明，本文方法在状态表征与分类精度两方面均具有显著优越性，所获得表征曲线的拟

表 6　交流接触器状态表征曲线拟合情况对比

Table 6　Comparison of fitting of the AC contactor state characterization curve

指标	参数筛选前	ReliefF 算法	本文方法
拟合优度 R^2	0.8674	0.8186	0.9100
单调性 M_{Mon}	0.3872	0.3306	0.4871

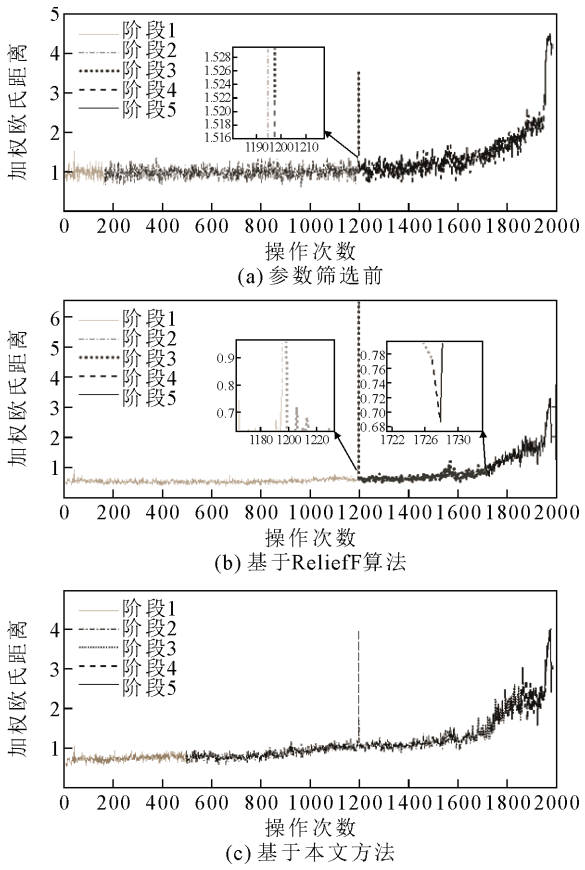


图 6　基于 3 种方法的交流接触器状态分类情况对比

Fig.6　Comparison of the AC contactor status classification based on the three methods

表 7　交流接触器状态划分显著性分析

Table 7　Significance analysis of the AC contactor state segmentation

KW 检验	参数筛选前	ReliefF 算法	本文方法
P 值	$2.911\,91\times10^{-162}$	$1.885\,47\times10^{-255}$	$8.428\,48\times10^{-266}$

合优度为0.91、状态分类显著性P值为$8.428\,48\times10^{-266}$，更加有利于下一步对低压开关电器状态精确划分与识别工作的深入研究。

参考文献　References

[1] 王建华，张国钢，宋政湘，等. 物联网+大数据+智能电器——电力设备发展的未来[J]. 高压电器，2018，54(7)：1-9，19.
WANG Jianhua, ZHANG Guogang, SONG Zhengxiang, et al. Internet of things, big data, intelligent electrical apparatus——the future development of power equipment[J]. High Voltage Apparatus, 2018, 54(7): 1-9, 19.

[2] 赵成晨，李　奎，郝运佥，等. 基于竞争失效的低压开关电器可靠性建模方法研究[J]. 中国电机工程学报，2020，40(21)：7094-7106.
ZHAO Chengchen, LI Kui, HAO Yunqian, et al. Research on the reliability modeling method for low-voltage switches based on competing failure[J]. Proceedings of the CSEE, 2020, 40(21): 7094-7106.

[3] ZHENG S M, NIU F, LI K, et al. Analysis of electrical life distribution characteristics of AC contactor based on performance degradation[J]. IEEE Transactions on Components, Packaging and Manufacturing Technology, 2018, 8(9): 1604-1613.

[4] 李　奎，高志成，武　一，等. 基于统计回归和非线性 Wiener 过程的交流接触器剩余寿命预测[J]. 电工技术学报，2019，34(19)：4058-4070.
LI Kui, GAO Zhicheng, WU Yi, et al. Remaining lifetime prediction of AC contactor based on statistical regression and nonlinear Wiener process[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2019, 34(19): 4058-4070.

[5] LI K, ZHAO C C, NIU F, et al. Electrical performance degradation model and residual electrical life prediction for AC contactor[J]. IEEE Transactions on Components, Packaging and Manufacturing Technology, 2020, 10(3): 400-417.

[6] 叶雪荣，林义刚，黄晓毅，等. 航天继电器贮存过程吸合时间退化机理研究[J]. 电工技术学报，2017，32(11)：173-179.
YE Xuerong, LIN Yigang, HUANG Xiaoyi, et al. Research on storage degradation mechanism of aerospace electromagnetic relay pick-up time[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2017, 32(11): 173-179.

[7] SUN Y K, CAO Y, ZHOU M J, et al. A hybrid method for life prediction of railway relays based on multi-layer decomposition and RBFNN[J]. IEEE Access, 2019, 7: 44761-44770.

[8] LIU Z J, HUANG S P, ZHAO C C. Study on the influence of reignition on electrical life distribution of low-voltage circuit breakers[J]. IEEE Access, 2021, 9: 91500-91511.

[9] WU Z R, WU G C, HUANG H L, et al. A novel residual electrical endurance prediction method for low-voltage electromagnetic alternating current contactors[J]. IEEE Transactions on Components, Packaging and Manufacturing Technology, 2015, 5(4): 465-473.

[10] 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.

[11] 孙曙光，邵　旭，王景芹，等. 基于振电信号分析与二元维纳的断路器附件机械寿命预测[J/OL]. 高电压技术，2022：1-11[2023-10-27]. https://doi.org/10.13336/j.1003-6520. hve. 20221244.
SUN Shuguang, SHAO Xu, WANG Jingqin, et al. Remaining mechanical useful life prediction of circuit breaker accessory based on joint analysis of vibro-electrical signals and binary wiener[J/OL]. High Voltage Engineering, 2022: 1-11[2023-10-27]. https://doi.org/10.13336/j. 1003-6520. hve. 20221244.

[12] 孙曙光，唐　尧，王景芹，等. 基于多信号特征融合的断路器操作机构寿命预测[J]. 高电压技术，2022，48(11)：4455-4468.
SUN Shuguang, TANG Yao, WANG Jingqin, et al. Life prediction of operating mechanism for circuit breaker based on multiple signal feature fusion[J]. High Voltage Engineering, 2022, 48(11): 4455-4468.

[13] 李　奎，李晓倍，郑淑梅，等. 基于 BP 神经网络的交流接触器剩

余电寿命预测[J]. 电工技术学报，2017，32(15)：120-127.
LI Kui, LI Xiaobei, ZHENG Shumei, et al. Residual electrical life prediction for AC contactor based on BP neural network[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2017, 32(15): 120-127.

[14] SUN S G, WANG Q F, DU T H, et al. Quantitative evaluation of electrical life of AC contactor based on initial characteristic parameters[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2021, 70: 3503510.

[15] 刘　洋，刘树鑫，曹云东. 基于模态相似性度量的开关电器状态表征研究[J]. 中国电机工程学报，2022，42(2)：844-852.
LIU Yang, LIU Shuxin, CAO Yundong. Research on state characterization of switching device based on modal similarity measurement[J]. Proceedings of the CSEE, 2022, 42(2): 844-852.

[16] MAKHOUL A, HARB H. Data reduction in sensor networks: performance evaluation in a real environment[J]. IEEE Embedded Systems Letters, 2017, 9(4): 101-104.

[17] 梁馨月，徐梦珍，吕立群，等. 基于地貌特征的青藏高原边缘泥石流沟分类[J]. 地理学报，2020，75(7)：1373-1385.
LIANG Xinyue, XU Mengzhen, LÜ Liqun, et al. Geomorphological characteristics of debris flow gullies on the edge of the Qinghai-Tibet Plateau[J]. Acta Geographica Sinica, 2020, 75(7): 1373-1385.

[18] SIULY S, KHARE S K, BAJAJ V, et al. A computerized method for automatic detection of schizophrenia using EEG signals[J]. IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 2020, 28(11): 2390-2400.

[19] 王　星. 非参数统计[M]. 3 版. 北京：电子工业出版社，2020：130-132.
WANG Xing. Nonparametric statistics[M]. 3rd ed. Beijing, China: Publishing House of Electronic Industry, 2020: 130-132.

[20] 任文龙. 基于多基因背景控制和 Kruskal-Wallis 检验的多位点全基因组关联分析 KWeBP 方法建立与软件开发[D]. 南京：南京农业大学，2016.
REN Wenlong. Methodological establishment and software development of multi-locus genome-wide association study with polygenic background control and Kruskal-Wallis test[D]. Nanjing, China: Nanjing Agricultural University, 2016.

[21] HU Y P, GUAN P Y, ZHAN P, et al. A novel segmentation and representation approach for streaming time series[J]. IEEE Access, 2019, 7: 184423-184437.

[22] 刘意杨，李俊朋，白洪飞，等. 基于转折点和趋势段的时间序列趋势特征提取[J]. 计算机应用，2020，40(增刊 1)：92-97.
LIU Yiyang, LI Junpeng, BAI Hongfei, et al. Trend feature extraction method for time series based on turning point and trend segment[J]. Journal of Computer Applications, 2020, 40(Supplement1): 92-97.

[23] 邵　阳，武建文，马速良，等. 用于高压断路器机械故障诊断的 AM-Relief F 特征选择下集成 SVM 方法[J]. 中国电机工程学报，2021，41(8)：2890-2900.
SHAO Yang, WU Jianwen, MA Suliang, et al. Integrated SVM method with AM-ReliefF feature selection for mechanical fault diagnosis of high voltage circuit breakers[J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(8): 2890-2900.

[24] 卓　然，唐　炬，张晓星，等. 空气绝缘输电线路中不同气压对 UHF 信号与放电量之间关系的影响[J]. 高电压技术，2014，40(5)：1475-1480.
ZHUO Ran, TANG Ju, ZHANG Xiaoxing, et al. Relationship between UHF signals and discharge quantity under various pressures in air insulated transmission line[J]. High Voltage Engineering, 2014, 40(5): 1475-1480.

[25] ZIYABARI S, DU L, BISWAS S K. Multibranch attentive gated ResNet for short-term spatio-temporal solar irradiance forecasting[J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2022, 58(1): 28-38.

[26] 周玉彬，肖　红，王　涛，等. 基于动作周期退化相似性度量的机械轴健康指标构建与剩余寿命预测[J]. 计算机应用，2021，41(11)：3192-3199.
ZHOU Yubin, XIAO Hong, WANG Tao, et al. Health index construction and remaining useful life prediction of mechanical axis based on action cycle degradation similarity measurement[J]. Journal of Computer Applications, 2021, 41(11): 3192-3199.



刘　洋
1982—，男，硕士，讲师
主要从事电器状态监测与电器智能化等方面的研究工作
E-mail: liuy@sut.edu.cn

LIU Yang



曹云东(通信作者)
1963—，男，博士，教授，博导
主要从事智能电器与电器智能化、现代电器设计与应用等方面的研究工作
E-mail: Caoyd@sut.edu.cn

CAO Yundong
Ph.D., Professor
Corresponding author



刘树鑫
1982—，男，博士，副教授
主要从事电器寿命预测、电器智能化等方面的研究工作
E-mail: liushuxin@sut.edu.cn

LIU Shuxin
Ph.D.
Associate professor

收稿日期　2022-09-27　修回日期　2022-12-30　　编辑　卫李静