第 50 卷 第 2 期：503-514 高电压技术 Vol.50, No.2: 503-514
2024 年 2 月 29 日 High Voltage Engineering February 29, 2024
DOI: 10.13336/j.1003-6520.hve.20221244

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

孙曙光[1]，邵　旭[1]，王景芹[2]，魏　硕[1]
（1. 河北工业大学人工智能与数据科学学院，天津 300130；2. 河北工业大学省部共建电工装备可靠性与智能化国家重点实验室，天津 300130）

摘　要：分闸附件作为动作触发机构，其机械性能对于万能式断路器可靠运行至关重要。针对其寿命预测，提出了一种基于二元维纳性能退化分析的寿命预测方法。该方法结合分闸附件的工作机制，采取振电联合分析模式。首先，利用 CEEMDAN-WD 与短时能熵比双门限法，实现分闸过程触发阶段特定动作振动事件的精准标定；然后，研究振动事件所对应的机构动作时间以及驱动能量参数作为性能退化指标；在此基础之上构建二元维纳模型，以振电联合分析指标作为预测模型的输入，最终实现剩余寿命的定量预测。通过对 3 台断路器的测试表明，基于振电协同分析的寿命预测方法具有更高的预测精度，3 台试品平均相对误差分别为 4.3%、9.77%、8.46%，兼具有工程实用性。

关键词：万能式断路器；振电信号；性能退化；二元维纳过程；剩余寿命预测

Mechanical Life Prediction of Circuit Breaker Accessory Based on Joint Analysis of Vibro-electrical Signals and Binary Wiener

SUN Shuguang[1], SHAO Xu[1], WANG Jingqin[2], WEI Shuo[1]
(1. College of Artificial Intelligence and Date Science, Hebei University of Technology, Tianjin 300130, China; 2. State Key Laboratory of Reliability and Intelligence of Electrical Equipment, Hebei University of Technology, Tianjin 300130, China)

Abstract: As an action trigger mechanism, the mechanical performance of the opening accessory is very important for the reliable operation of conventional circuit breaker. Aiming at its life prediction, a life prediction method based on binary Wiener performance degradation analysis is proposed. Combining the working mechanism of the opening accessory, the method adopts the vibro-electrical joint analysis mode. First, CEEMDAN-WD and double-threshold method based on short-term energy entropy ratio are used to realize the accurate calibration of the vibration events for the specific actions in the triggering stage of the opening process. Then, the time and driving energy parameters of the mechanism action corresponding to the vibration event are used as the performance degradation index. On this basis, a binary Wiener model is constructed with the vibro-electrical joint analysis index as the input of the prediction model, and the quantitative prediction of the remaining life is realized finally. The tests on three circuit breakers show that the life prediction method based on vibro-electrical synergistic analysis has higher prediction accuracy. The average relative errors of the three test products are 4.3%, 9.77%, and 8.46%, respectively, which has engineering practicality.

Key words: conventional circuit breaker; vibro-electrical signals; performance degradation; binary Wiener process; remaining useful life prediction

0　引言

万能式断路器作为重要的开关电气设备，在配电系统中起到开关、控制、保护等作用，其可靠性影响着系统的安全、稳定运行。触头系统作为断路器的执行机构，当配电系统中出现故障时，要求能够快速地切断故障回路，实现对系统的保护作用。考虑到万能式断路器的运行原理，储能附件机构以及分合闸附件运动到位是保证断路器触头能正常动作的前提。通常情况下，随着断路器动作次数的增加，操作附件会受到机械磨损以及外部环境影响，导致其性能出现退化，当达到一定程度时，会导致

基金资助项目：河北省自然科学基金 (E2021202136)。
Project supported by Natural Science Foundation of Hebei Province (E2021202136).

分合闸动作迟缓，甚至造成断路器动作失效。因此，考虑到断路器操作附件的重要作用，通过监测到的数据分析其退化规律，及时预测剩余寿命(remaining useful life，RUL)，对于提高断路器的运行可靠性具有重要意义[1-3]。

目前，针对断路器机械状态研究，赵书涛等提取断路器储能过程中振动信号的时频谱特征，结合 K 最近邻算法对储能操作机构状态进行辨识[4]。文献[5]进一步采用电–振信号熵权特征联合对断路器储能机构故障类型进行诊断。但上述文献对断路器性能退化的研究还需深入，文献[6]利用断路器分合闸操作附件的电流信号进行性能退化分析，并建立了寿命预测模型。文献[7-8]通过分析断路器在动作过程产生的振动信号，提取关键振动区间的深度特征与参数化特征作为寿命评估模型的输入，实现触头系统剩余机械寿命的预测。上述研究主要采用单一信号分析断路器关键机构的运行状态，但断路器内部结构复杂，实际工况多变，其退化过程具有复杂性与不确定性。因此，更需要挖掘多源退化特征以全面反映机械退化状态，并构建符合其退化特点的寿命预测模型，以实现对断路器操作附件剩余寿命的精准预测。

针对多源数据监测，由于分合闸线圈电流波形能够反映动铁芯、锁闩、与连锁机构在操作过程中的工作情况，故对分合闸线圈电流波形的变化特征进行提取分析，可以对断路器操作附件的运行状态进行评估[9-10]。Li 等对电流信号进行处理，利用 K 近邻算法(K-nearest neighbor，KNN)对操作附件故障进行诊断和识别[11]。同时，振动信号是由断路器运行过程中一系列机构冲击产生，其中蕴含着丰富且重要的机械状态信息，对设备的状态评估起着重要的作用[12]。振动信号不仅涉及触头动作，同时也关联操作附件的运行状态。Meng 等通过采集断路器分闸过程的振动信号，从而检测各极触头的动作时刻[13]。万书亭等利用振动信号实现了操作附件运行状态的判定[14]。基于上述分析，本文利用对运行状态敏感的振电信号，对断路器操作附件的机械状态进行全方面地检测。此外由于振动信号具有非平稳、非线性的特性，用于断路器状态监测时一般需要对其进行模态分析[15]，经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)在振动信号处理中应用较为广泛[16]，但会产生模态混叠、端点效应等问题。而自适应白噪声完整集成经验模态分解(complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise, CEEMDAN)使固有模态分量中的残留噪声更少，有效减小了重构误差，且在分解的每个阶段都有一个全局停止标准，分解效率更高[17]，更适用于振动信号的模态分析。

寿命预测模型主要包括基于失效机理和数据驱动两种方式[18-19]。基于失效机理的方法需提前获取设备的失效形式，由于设备在运行过程中其失效模式会受到不确定因素的影响，在一定程度上限制了该方法在寿命预测中的应用。数据驱动方法只需要对设备的监测数据进行处理，获取能反映设备运行状况的退化指标，对其进行建模，最终得到设备的 RUL。其中 Wiener 过程适用于描述非单调的性能退化过程，具有良好的统计特性，因此广泛应用于设备退化分析以及 RUL 预测研究中。考虑到电器设备的退化过程具有波动性，文献[20]通过随机 Wiener 过程完成对接触器退化过程的描述。文献[21]提出通过自适应 Wiener 过程，对锂离子电池退化数据进行建模，并验证了该方法的有效性。文献[22]结合风机轴承的性能退化数据建立了基于数据融合与 Wiener 过程的 RUL 预测模型。上述研究主要以单一的特征参数对设备进行建模分析，为进一步提升预测性能，文献[23]利用多个传感器得到轴承退化数据，并对各特征参数进行相关性分析，建立多元性能退化指标的 RUL 预测模型。

考虑到万能式断路器内部结构复杂，且运行过程中操作附件会发生不同程度的退化，仅以单一指标难以全面、准确地反映其健康状态。因此，本文提出一种基于振电联合分析的分闸附件寿命预测方法。该方法利用振电信号对分闸过程动作事件精准标定，进行协同分析获取分闸附件的关键退化指标，并构建二元维纳模型，实现分闸附件剩余寿命预测。

1 分闸附件机械寿命预测方法

首先，利用 CEEMDAN 联合小波去噪(wavelet denoising，WD)对分闸附件动作过程中产生的振动信号进行去噪预处理，减少噪声对后续特定动作振动事件精准标定的影响。其次，通过短时能熵比(short time energy entropy ratio，STEER)与双门限法(double threshold method，DTM)对振动事件发生时刻进行标定，结合分闸附件的动作过程分析，通过 Spearman 秩相关系数法选取合适的退化指标表征分闸附件机械状态。最终，建立基于时间与驱动能

量退化指标的二元 Wiener 过程 RUL 模型，实现分闸附件的阶段化剩余寿命预测。整体寿命预测流程如图 1 所示。图中，η_{W}、η_{T}和σ_{W}、σ_{T}分别为驱动能量和时间参数的漂移系数和扩散系数；$T_{\mathrm{n}}^{(M)}$为不同检测周期 M 的剩余寿命次数。

1.1　振动信号 CEEMDAN 预处理

CEEMDAN 是一种基于傅里叶变换的信号分解方法，用于分析处理非线性和非平稳信号。CEEMDAN 在保留 EMD、EEMD 的完备性、分量调制性的同时，解决了 EEMD 加入白噪声后引入的重构误差问题。CEEMDAN 具体算法步骤可参考文献[17]，原信号经过 CEEMDAN 分解后可表示为：

$$x(n)=\sum_{k=1}^{K}S_k(n)+R(n) \tag{1}$$

式中：$k=1,2,\cdots,K$，其中 K 为分解得到的本征模态分量(intrinsic mode functions，IMF，用 S_k 符号表示)个数；$R(n)$为最终剩余分量。

1.2　分闸附件动作事件标定方法

对于断路器机械结构之间相互碰撞产生的复杂振动信号，考虑到信号具有非平稳、时变的特性，因此可应用短时分析方法。常用的短时分析法有短时能量[24]、短时过零率[25]、短时能熵比[26]等。由于短时能熵比具有较强的噪声抑制能力，可以兼顾分闸附件在动作过程中产生的微小振动信号，进而凸显振动事件发生时刻的波形特征，因此本文采取短时能熵比对经 CEEMDAN-WD 初步降噪处理后长度为 N 的振动信号 $y(n)$进行处理。

进行短时分析前，需要预先通过窗函数将信号划分成以帧为单位的时间序列，称为分帧。由于海宁窗在处理信号过程中，能有效减少频谱泄漏以及高频干扰，因此本文通过海宁窗对振动信号进行处理，其定义如下：

$$\omega(v)=0.5-(1-\cos(2\pi v/(L-1))),\ 0\le v\le L-1 \tag{2}$$

式中：L 为帧长。对 $y(n)$进行分帧处理后得到的第 i 帧振动信号 $z_i(l)$为：

$$z_i(l)=\omega(v)\times y\big((i-1)\tau+l\big) \tag{3}$$

式中：$l=1,2,\cdots,L$；$i=1,2,\cdots,I$；I 为帧移后的总帧数；τ 为帧移长度。

对 $z_i(l)$进行快速傅里叶变换，其中第 q 条谱线频率分量 f_q 的能量谱为 $S_i(q)$，则每个频率分量的归一化谱概率密度函数 $p_i(q)$ 定义为：

$$p_i(q)=S_i(q)\Big/\sum_{i=0}^{N/2}S_i(q) \tag{4}$$

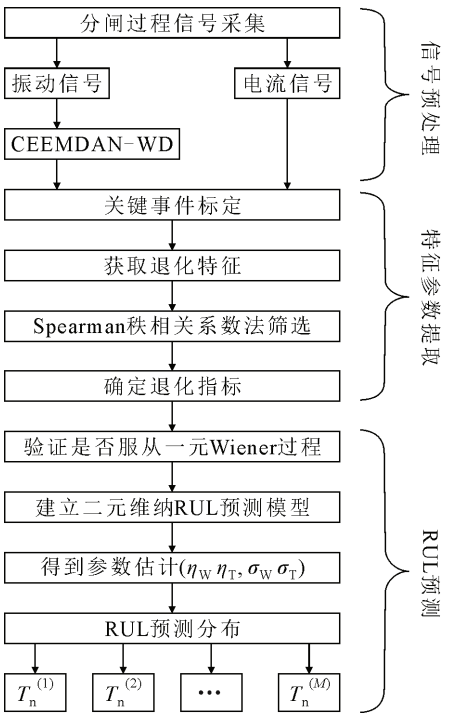


图 1　分闸附件 RUL 预测流程

Fig.1　RUL prediction flow of opening accessory

$z_i(l)$的短时谱熵定义为：

$$H_i=-\sum_{q=0}^{N/2}p_i(q)\lg p_i(q) \tag{5}$$

计算得到信号每帧的能量为：

$$E_i=\lg(1+\sum_{l=1}^{L}z_i^2(l)/a) \tag{6}$$

式中：a 为常数。适当选择 a 值，可有助于进一步区分噪声信号和有效信号。

通过式(5)和式(6)，得到能熵比为：

$$G_i=\sqrt{1+\left|E_i/H_i\right|} \tag{7}$$

振动信号经短时能熵比处理后，可有效增强信号的冲击特征变化，在此基础上可利用双门限法进行端点检测，完成振动事件的区间标定。双门限原理如图 2 所示。首先计算各帧振动信号的短时能熵比，设定 2 个门限值 Y_1=0.2、Y_2=0.86。当能熵比大于上门限 Y_2 时，即为初始起点 A、B，从 A 向左、B 向右搜索，找到下门限 Y_1 与短时能熵比的交点 C、D，完成对触头分离时刻振动事件即下文图 8 中的 t_4 的标定，其他事件的标定类似处理。

1.3　振电信号联合分析退化指标

分闸附件在动作过程产生的振动信号以及线圈电流信号如图 3 所示，据此可对分闸附件动作过程分析，具体见下文实验分析处，提取各阶段中的

驱动能量 W 以及动作时间 T 作为附件性能退化指标。图中 g 为重力加速度。

1）时间参数 T：每个动作事件发生时刻 t_{start} 与终止时刻 t_{stop} 的时间差。

$$T = t_{\text{stop}} - t_{\text{start}} \tag{8}$$

值得注意的是：本文中整体分闸事件起始时刻由电流发生时刻确定，分闸过程中的动作子事件由振动信号确定。

2）驱动能量 W：动作过程中驱动分闸附件所消耗的能量。

$$W = (\sum_{n=1}^{N} u(n)) \times i(n) \tag{9}$$

式中：$u(n)$、$i(n)$为分闸附件线圈电压、电流；N 为所分析的信号长度，$N=T/T_{\text{S}}$，其中 T_{S} 为采样周期。

1.4 二元维纳寿命预测模型

1.4.1 一元维纳过程

假设分闸附件的性能退化指标 $X(t)$变化符合 Wiener 过程，在 t 时刻退化量可表示为：

$$X(t) = x_0 + \eta t + \sigma_{\text{B}} B(t) \tag{10}$$

式中：x_0 为退化初始值；η 为漂移系数，表征性能退化速度；σ_{B} 为扩散系数，且 $\sigma_{\text{B}}>0$；$B(t)$为标准布朗运动。

对于任意时刻 t_j，$j=1,2,\cdots,J$，其性能退化增量为 $\Delta X(t_j) = X(t_j) - X(t_{j-1})$，由维纳性质可知：

$$\Delta X(t_j) \sim N(\eta \Delta t_j, \sigma_{\text{B}}^2 \Delta t_j) \tag{11}$$

式中：$\Delta t_j = t_j - t_{j\text{-}1}$ 为两个相邻时刻的间隔。将退化过程中的相对增量 $\Delta X(t_1), \Delta X(t_2), \cdots, \Delta X(t_J)$ 看作是取自正态总体的一个样本，可知样本的概率密度函数为：

$$f(\Delta X(t_j); \eta, \sigma_{\text{B}}^2) = \frac{1}{\sqrt{2\sigma_{\text{B}}^2 \pi \Delta t_j}} \exp\left(-\frac{(\Delta X_j - \eta \Delta t_j)^2}{2\sigma_{\text{B}}^2 \Delta t_j} \right) \tag{12}$$

通过式(12)得到退化指标的似然函数为：

$$L(\eta, \sigma_{\text{B}}^2) = \prod_{j=1}^{J} f(\Delta X(t_j); \eta, \sigma_{\text{B}}^2) \tag{13}$$

对似然函数取对数，并求偏导，可得到漂移系数 η 和扩散系数 σ_{B} 的极大似然估计值为：

$$\eta = \frac{1}{J} \sum_{j=1}^{J} \frac{\Delta X_j}{\Delta t_j} \tag{14}$$

$$\sigma_{\text{B}} = \left(\frac{1}{J} \sum_{j=1}^{J} \frac{\Delta X_j - \eta \Delta t_j}{\Delta t_j} \right)^{1/2} \tag{15}$$

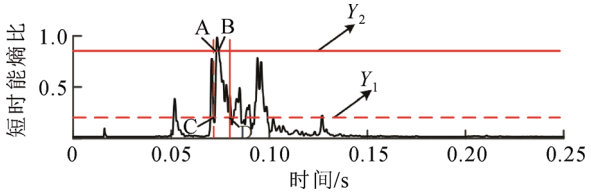


图 2 双门限原理

Fig.2 Principle of DTM

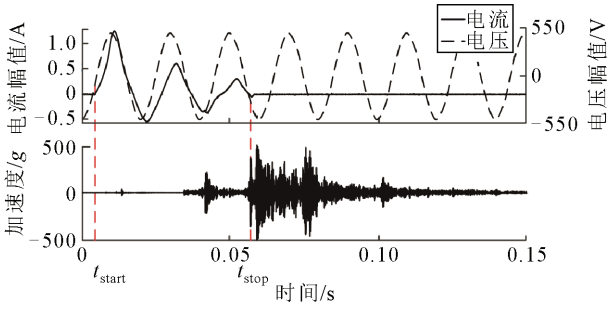


图 3 退化指标的构建

Fig.3 Construction of degradation index

当性能退化量 $\{X(t),\ t \geq 0\}$ 达到或超过规定阈值 h 时，通常认为性能失效。因此，分闸附件在当前时刻 t 的剩余寿命 T_{RUL} 为：

$$T_{\text{RUL}} = \{\inf : X(t) > h\} \tag{16}$$

当确定参数 η、σ_{B} 以及 h 的值后，可得到分闸附件的剩余寿命概率密度函数表达式为：

$$f(t|h, \eta, \sigma_{\text{B}}) = \frac{h - x_0}{\sqrt{2\pi\sigma_{\text{B}}^2 t^3}} \exp\left(-\frac{(h - x_0 - \eta t)^2}{2\sigma_{\text{B}}^2 t} \right) \tag{17}$$

1.4.2 二元维纳过程模型建立

当利用退化指标 X_T 和 X_W 对分闸附件进行寿命预测时，由于指标之间不一定是相互独立的，需要考虑其相关性。Copula 函数是一种连接边缘分布函数及其对应多元联合分布函数的特殊函数，多用于分析不同退化指标间的相关性。当已知各退化指标的边缘分布函数时，可根据 Sklar 定理得到联合分布函数 F 为：

$$F(X_T, X_W) = C(u_T, u_W) \tag{18}$$

式中：$F(X_T, X_W)$ 为联合分布函数；$C(u_T, u_W)$ 为 Copula 函数；u_T、u_W 为各退化指标对应的边缘分布函数。

利用 Copula 函数分析可得到 X_T 和 X_W 的联合概率密度函数：

$$f(X_T, X_W) = c(F_T(t), F_W(t)) \times \prod_{k=1}^{2} f(t^k | h^k, \eta^k, \sigma_{\text{B}}^k) \tag{19}$$

式中：$F_T(t)$、$F_W(t)$ 为 2 个退化指标的概率分布函数；$c(F_T(t),F_W(t))$ 为 Copula 函数概率密度函数。

通过上述分析可知，Copula 函数对于联合概率密度函数的构建十分关键，常用的 Copula 函数包括：Gaussian、Frank、Gumbel、Clayton，选择不同的 Copula 函数会出现不同的结果，因此需要根据分闸附件实际性能退化情况来选取合适的 Copula 函数。可采用赤池信息量准则(Akaike information criterion，AIC)判断 Copula 函数拟合的优良性，其表达式如下：

$$E_{\mathrm{AIC}} = -2\ln A + 2b \tag{20}$$

式中：ln$A$ 为对数似然函数；b 为似然函数中未知参数的数量。E_{AIC} 值越小，说明该模型拟合效果越好。

2　断路器机械特性测试系统

本文以同一规格不同厂家的 3 台 DW15–1600 型万能式断路器作为试品。为对分闸附件即分励脱扣器运行状态进行全面分析，设计了机械特性测试系统，以实现机械寿命试验过程中的信号采集。由于目前针对的是分闸附件机械寿命预测，所以断路器的主回路为空载运行。测试系统原理如图 4 所示。

工控机下发的指令经过 ISA 总线传输到 PCL–720+板卡中，之后板卡输出逻辑电平用于控制固态继电器通断，进而完成断路器储能、合闸、分闸控制过程。在此过程中利用加速度传感器对分励脱扣器及触头系统振动信号进行实时采集，以充分分析振动事件产生机制。并利用电流、电压传感器分别对分励脱扣器线圈的电流、电压信号及触头换位电压信号进行检测。

对于加速度传感器，本文选择朗斯 LC0159 内装 IC 压电加速度传感器，其灵敏度为 10 mV/g、量程 500g、频率响应范围 1~12 000 Hz；采用粘合与永磁体吸附式结合的固定方式，分别将 LC0159 传感器安装于断路器横梁处以及分励脱扣器附近，实现振动信号采集；考虑到加速度传感器中存在的直流偏压问题，通过 LC0201 信号调理器向压电传感器提供 24 V、4 mA 恒流供电，同时隔除偏置电压，调理器内部滤波器的频率范围为 0.1 Hz~30 kHz。最后通过 USB–7648A 数据采集卡进行信号采样，其采集频率设置为 20 kHz。

分励脱扣器实物以及 LC0159 传感器安装位置如图 5 所示，分励脱扣器主要由线圈、动铁芯、顶杆、挡板及传动机构等构成，通过顶杆与挡板相撞，使传动机构带动脱扣装置动作，从而打开分闸锁扣，完成分闸动作。断路器能否正常完成分闸动作，与传动机构等的卡涩程度，以及分闸锁扣打开的及时性有关。

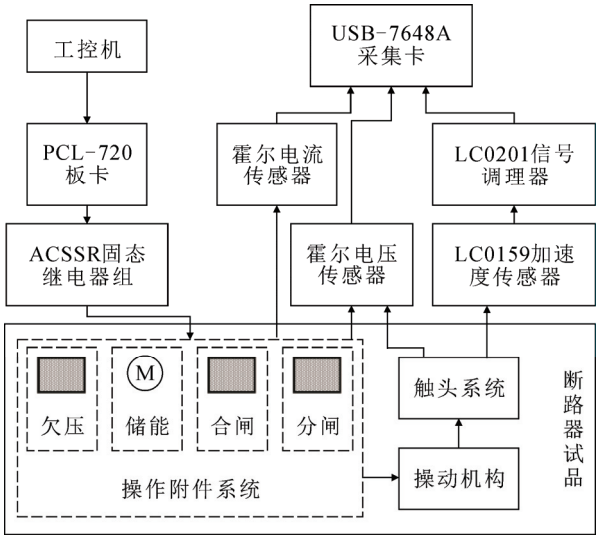


图 4　断路器寿命试验测试系统

Fig.4　Circuit breaker life test system

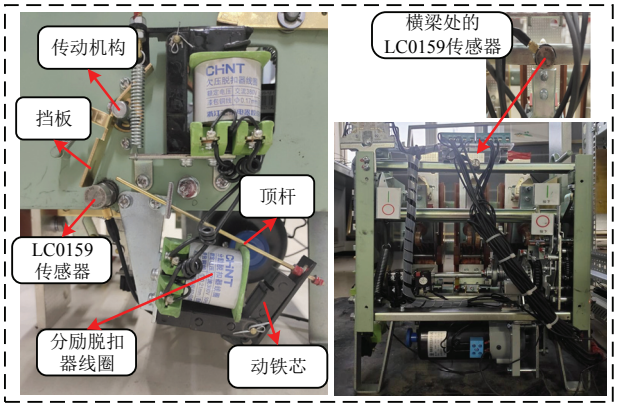


图 5　分励脱扣器以及传感器

Fig.5　Shunt release and sensor

3　应用实例与测试分析

本章利用 3 台试品的振电信号测量数据对所提分闸附件机械寿命预测方法进行测试。

3.1　CEEMDAN-WD 联合降噪

利用 CEEMDAN 算法对振动信号进行处理，将分闸过程的振动信号分解为频率从高到低排列的本征模态 IMF 及剩余分量 R。分解结果如图 6 所示。

为准确提取信号中占主导地位的有效 IMF，分别计算各 IMF 分量与原始振动信号的互相关系数，

结果如表 1 所示。

由于高频分量 IMF1—IMF4 与原信号存在显著相关性，且易受噪声影响，因此需要对这些高频分量进行 WD 处理，并与其他分量进行重组，得到降噪后的信号，如图 7 所示，可以看出经过初始降噪后的振动信号的冲击特征更加明显，有利于后续动作事件的标定。

3.2 基于 STEER-DTM 的动作事件标定

为进一步研究分闸附件各动作阶段的退化过程，反映各退化指标表征含义。本文将海宁窗窗长选为 10，帧移选为 5，对降噪后的振动信号进行加窗处理，采用短时能熵比法对振动信号进行分析。

如图 8 所示，短时能熵比法有效地凸显了信号的微小冲击事件，同时利用双门限法选择适当的阈值，完成 4 个振动事件时刻 t_1、t_2、t_3、t_4 的标定，3.3 节将对各个振动事件产生机制进行分析，以及构建相应的退化指标量。

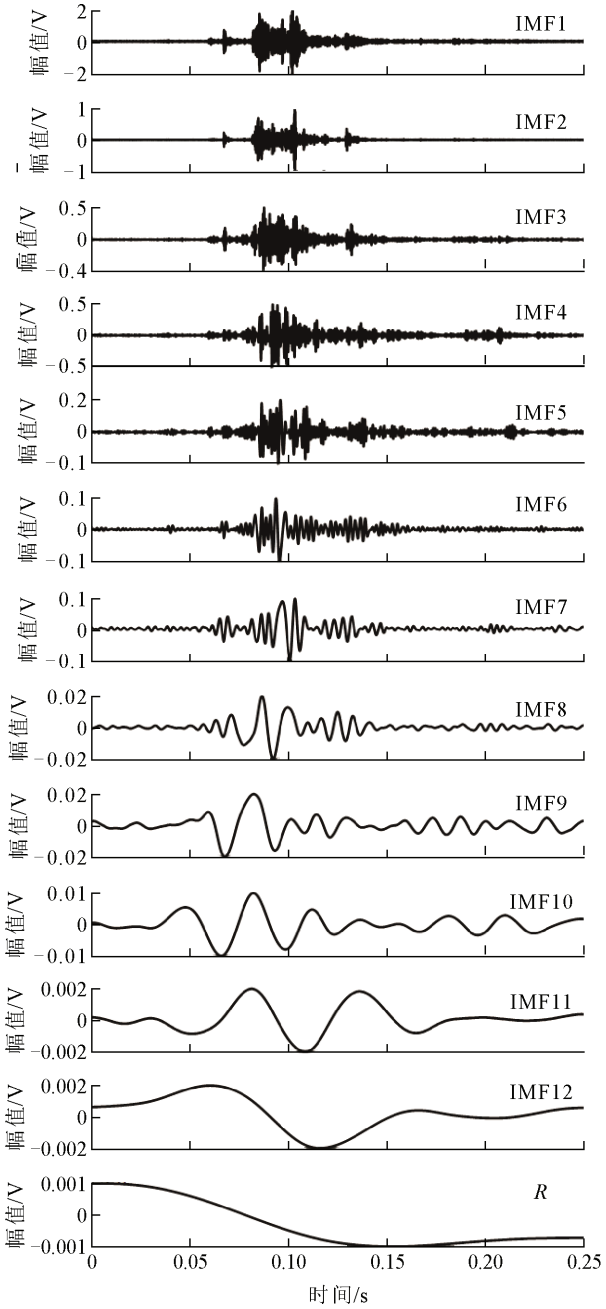


图 6 CEEMDAN 分解结果

Fig.6 Decomposition results of the CEEMDAN

表 1 各分量与原信号互相关系数

Table 1 Cross-correlation coefficient between each IMF and original signal

IMF 分量	相关系数	IMF 分量	相关系数
IMF1	0.764	IMF7	0.145
IMF2	0.662	IMF8	0.076
IMF3	0.583	IMF9	0.043
IMF4	0.522	IMF10	0.021
IMF5	0.324	IMF11	0.010
IMF6	0.217	IMF12	0.004

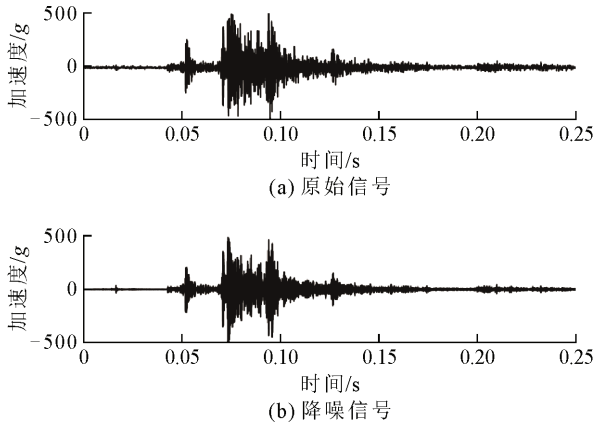


图 7 原始以及降噪后的信号

Fig.7 Comparison of original and denoised signals

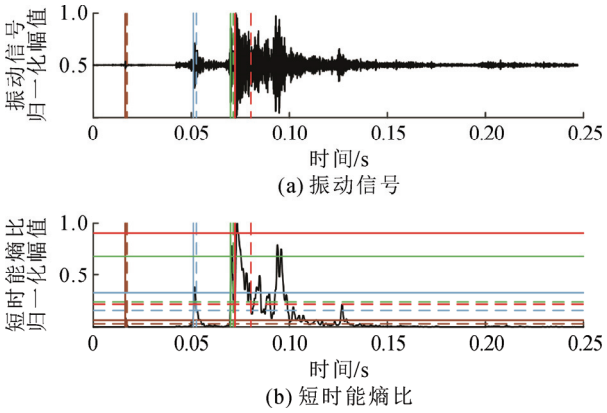


图 8 振动信号的短时能熵比分析

Fig.8 STEER analysis of vibration signal

3.3　振电信号联合分析与关键退化指标

图 9 为断路器分闸过程中的测量信号，从上至下依次为触头换位电压信号、分闸线圈电流信号、横梁及分闸附件处振动信号。利用触头换位电压信号可判断断路器是否有效完成分闸动作。通过分析分闸附件在动作过程中振动信号及电流信号，可确定上述各个振动事件所代表的机械状态，分闸附件在动作过程中主要有以下几个关键阶段：

t_0~t_1 阶段：分闸操作命令发出后，线圈开始通电，在 t_1 时刻之前，电流产生的电磁力小于动铁芯所受的外界阻力，因此动铁芯保持静止状态。

t_1~t_2 阶段：随着电流的上升，动铁芯由静止状态变为运动状态，此时吸附在分闸附件处的振动传感器可检测到微弱的振动信号。该阶段可以反映出动铁芯在运动过程中的卡涩情况。

t_2~t_3 过程：t_2 时刻顶杆撞击挡板，产生轻微振动，在 t_3 时刻传动机构的锁扣被打开，分闸弹簧的约束被解除，产生明显的振动。动触头开始动作，触头换位电压信号发生跳变。该阶段反映了传动机构机械性能的退化以及脱扣装置是否发生故障等。

t_3~t_4 阶段：t_4 时刻动触头达到最大开距，并撞击止停销，产生剧烈振动；辅助触点动作，分闸附件线圈电流降为 0，分闸动作结束。

接下来，分别从“振”、“电”两方面对分闸附件的退化过程进行分析，提取各个阶段的退化指标，以各个阶段的时间参数和驱动能量作为退化指标。结合图 9 动作阶段的划分，及 1.3 节退化指标的构建原理，得到表 2。

为分析不同指标对分闸附件退化表征能力的差异，通过 Spearman 秩相关系数法，对表征能力强的指标进行筛选，即通过 Spearman 系数计算各动作次数下的退化指标与剩余寿命之间的相关性。本文中的剩余寿命以操作次数为单位，为分闸附件全寿命减去当前状态下的动作次数，全寿命的判定方法见下文。综合 3 个试品的分析，结果如图 10 所示。

根据 Spearman 秩相关系数法可知，当 $0.5<|\rho|\le 0.8$ 时，指标间存在显著相关性；$|\rho|>0.8$ 时，指标间存在高度相关性[27]。由图 10 可知，W_3、T_2、T_3 与分闸附件的性能退化即剩余寿命次数呈现高相关性，由于各指标间存在耦合关系，还需计算指标间的相关性，去除冗余退化指标。

通过 Spearman 秩相关系数法求得 T_2 和 T_3 间的相关系数，试品 1 为 0.85、试品 2 为 0.82、试品 3 为 0.92，因此 T_2 与 T_3 间呈高相关性，通过对分闸附件动作过程分析可知，在 t_2~t_3 阶段，分闸锁扣作为分闸过程中最重要的机构，其退化程度及触发的及时性将直接影响到其能否正常进行分闸操作，因此选取 T_2 作为分析分闸附件的性能退化指标，同时

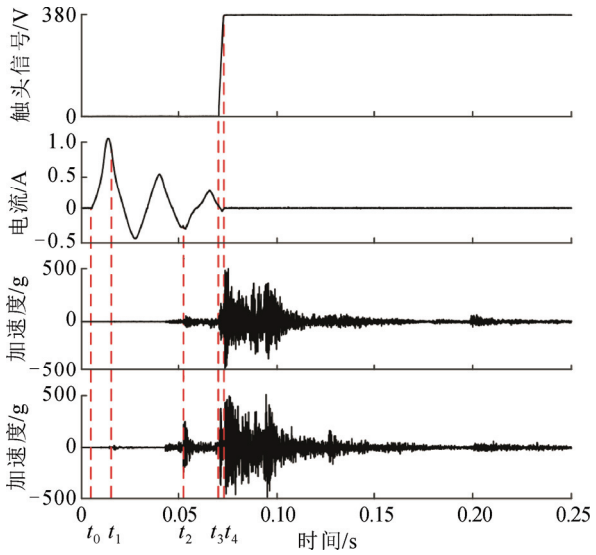


图 9　分闸过程信号

Fig.9　Signals of the opening process

表 2　退化指标

Table 2　Degradation indexes

动作阶段	驱动能量	时间参数
t_0~t_1	W_0	T_0
t_1~t_2	W_1	T_1
t_2~t_3	W_2	T_2
t_0~t_3	W_3	T_3

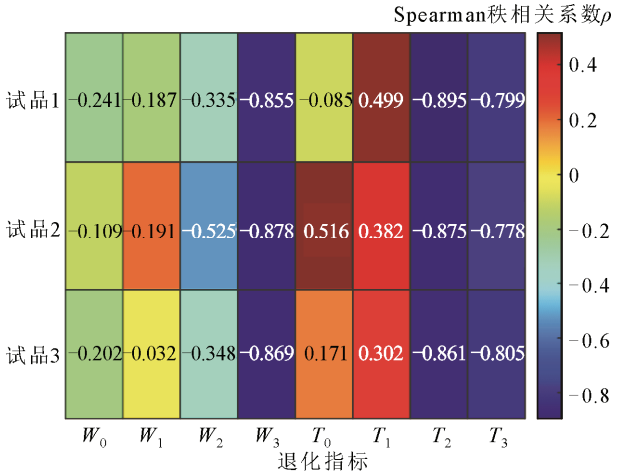


图 10　各退化指标与寿命的 Spearman 秩相关性热图

Fig.10　Spearman correlation heatmap of each degradation index and life

作为机械寿命失效判断依据。结合上述分析，最终选取 W_3 和 T_2 作为性能退化指标，其整体的退化趋势如图 11、12 所示。由于试品 2 在第 2877 次试验时出现拒分现象，因此将第 2876 次的时间参数 T_2 作为分闸附件机械寿命失效阈值，如图 11 所示。当时间参数 T_2 达 34 ms 时，认为分闸附件机械寿命失效。因此，可得 3 台试品分闸附件的寿命次数分别为 4010、2876、4354。通过对 3 台试品的退化指标 T_2 进行分析可发现，分闸附件在动作初期退化较稳定，然而随着动作次数的增加进入退化期，各试品退化期起始点分别为 1500、806、2124 动作次数，在退化期内 W_3、T_2 均呈现非单调上升趋势，且 T_2 对寿命的退化敏感性较强，但局部波动性较为剧烈，因此仅利用 T_2 对分闸附件剩余寿命进行分析，会导致局部预测不准确，影响寿命预测精度；个别试品的 W_3 对寿命退化敏感性较弱，但局部波动性较为平缓。因此，可考虑将 T_2 和 W_3 进行多元性能退化分析，以提高对分闸附件寿命预测的精度。

3.4 分闸附件机械寿命预测效果

如上所述，分闸附件前期退化较为平缓，因此在分闸附件进入退化期后进行剩余寿命预测。以试品 1 为例，得到其驱动能量 W_3 及时间参数 T_2 的退化轨迹如图 13 所示。

基于二元 Wiener 过程对分闸附件进行寿命预测，需要 2 个性能指标都满足一元 Wiener 过程的条件，即退化指标的相对增量符合正态分布。

2 个退化指标的相对增量如图 14 所示，在显著水平 α=0.05 的条件下，其 95%的置信区间分别为[–0.0418, 0.0477]、[–0.0031, 0.0016]。为进一步验证退化数据的有效性，计算每个退化指标的相对增量累计概率 $F(t)$，如图 15 所示，相对增量累计概率与相对增量基本上成线性关系，表明选取的退化指标均服从 Wiener 过程。

以试品 1 为例，从退化期开始至寿命终结的动作次数为 2510，即为基于维纳理论的剩余寿命检测区间。为满足统计及分析要求，本文将上述区间的退化数据分成 10 个检测周期，每个周期由 250 组数据组成，类似试品 2、3 的每个周期分别由 200 及 220 组数据组成。以动作次数作为时间间隔，即 $\Delta t_k=1$。通过式(14)和式(15)，完成对试品 1 各检测周期漂移系数和扩散系数的估计，如表 3 所示。

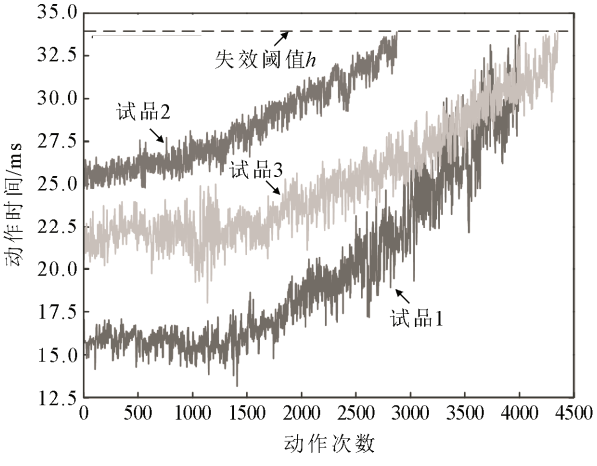


图 11 T_2 指标退化趋势

Fig.11 Variation of index T_2

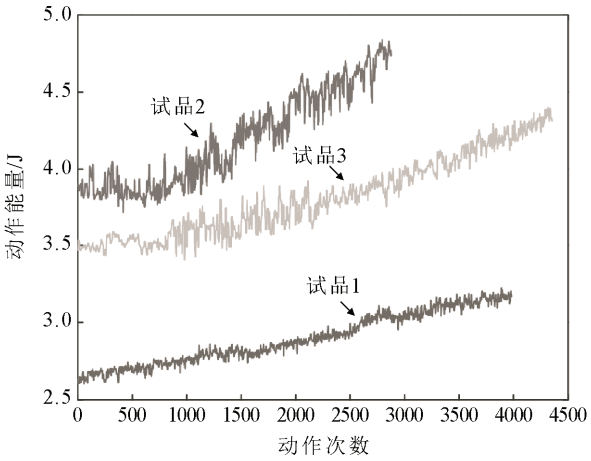


图 12 W_3 指标退化趋势

Fig.12 Variation of index W_3

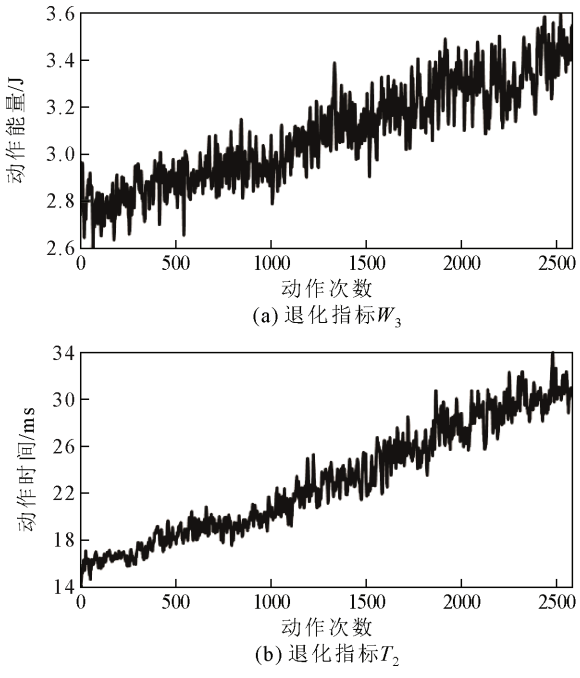


图 13 性能退化曲线

Fig.13 Performance degradation curve

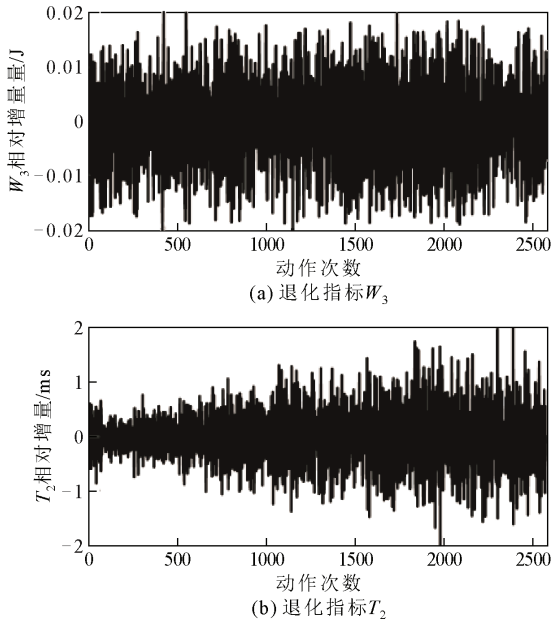


图 14　退化指标相对增量

Fig.14　Relative increment of degradation index

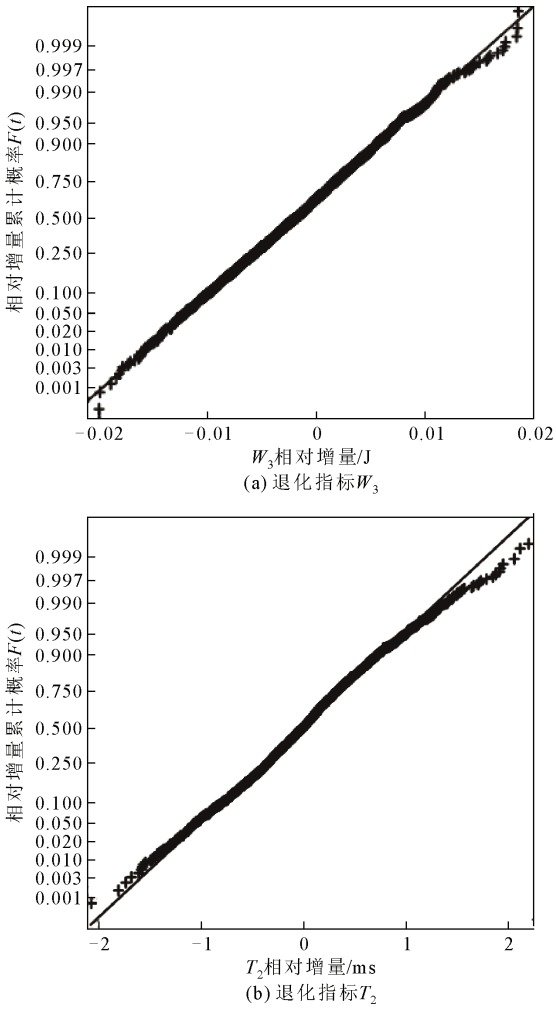


图 15　退化指标相对增量的正态分布检验

Fig.15　Normal distribution test for relative increment of degradation index

根据表 3 中参数，并结合式(17)得到不同检测周期内各退化指标的概率密度函数。通过赤池信息准则法，选择合适的 Copula 函数，描述两个退化指标间的相关性，结果如表 4 所示。

AIC 值越小，说明拟合效果越好。因此，选择 Gaussian Copula 函数来描述 2 个退化指标之间的相关性，结合式(19)求取 2 个退化指标的联合概率密度函数，并且函数最大值处所对应的动作次数，即为该检测周期所对应的剩余寿命。

最终得到 3 个试品的剩余寿命概率密度函数以及预测结果如图 16 所示。图中每个周期的实际剩余寿命值为总机械寿命与各检测周期末端对应的动作次数之差。为体现二元维纳预测的优势，同时给出基于能量以及时间参数的一元维纳预测结果。为进一步验证本文方法在分闸附件寿命预测中的效果，根据式(21)计算预测结果的相对误差 δ。

$$\delta=\left|\left(L_{\mathrm{p}}-L_{\mathrm{r}}\right)/L_{\mathrm{r}}\times 100\%\right| \tag{21}$$

式中：L_{p} 为预测值；L_{r} 为真实值。

由图 16 可知，随着断路器动作次数增加，基于时间参数和驱动能量性能退化指标的概率密度，在不同检测周期内峰值波动较大，使得预测结果不精准，这是由于分闸附件的退化具有不确定性，从而导致一元维纳预测精度较低。然而，基于二元维纳过程的联合概率密度函数峰值呈现稳步增长趋势，且该峰值所对应的区间逐渐变窄，克服了寿命预测过程中退化不确定性的影响。

表 3　各检测周期参数估计

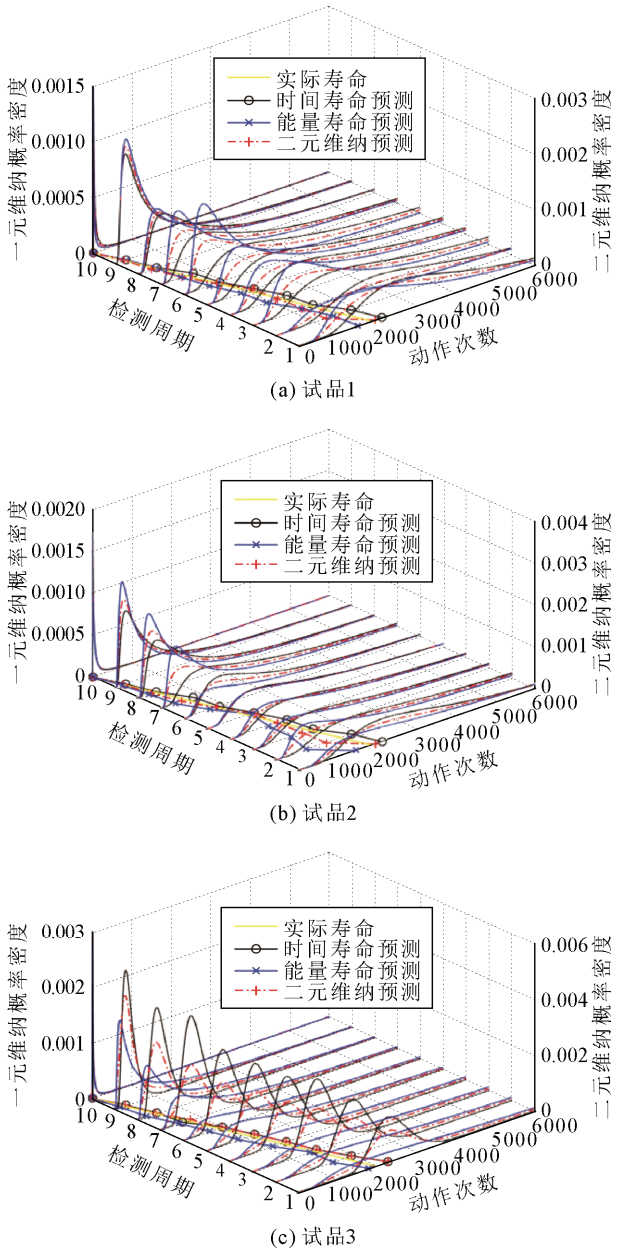
Table 3　Parameter estimation for each monitoring period

检测周期	漂移系数(η_{W}, η_{T})	扩散系数(σ_{W}, σ_{T})
周期 1(1—250)	(0.000 524,0.004 61)	(0.0206,0.1426)
周期 2(251—500)	(0.000 521,0.004 36)	(0.0211,0.1462)
周期 3(501—750)	(0.000 579,0.003 46)	(0.0205,0.1584)
周期 4(751—1000)	(0.000 425,0.003 54)	(0.0215,0.1562)
周期 5(1001—1250)	(0.000 438,0.003 49)	(0.0221,0.1679)
周期 6(1251—1500)	(0.000 668,0.003 15)	(0.0224,0.1738)
周期 7(1501—1750)	(0.000 546,0.003 14)	(0.0228,0.1822)
周期 8(1751—2000)	(0.000 474,0.003 27)	(0.0219,0.2005)
周期 9(2001—2250)	(0.000 539,0.003 71)	(0.0212,0.2218)
周期 10(2251—2500)	(0.000 522,0.003 28)	(0.0244,0.2349)

表 4　4 种 Copula 函数模型的 AIC 值

Table 4　AIC values of four Copula function models

函数类型	Frank	Clayton	Gaussian	Gumbel
AIC	–4848	–3834	–5088	–4583



(a) 试品1

(b) 试品2

(c) 试品3

图 16 各周期 RUL 预测结果

Fig.16 RUL prediction of each period

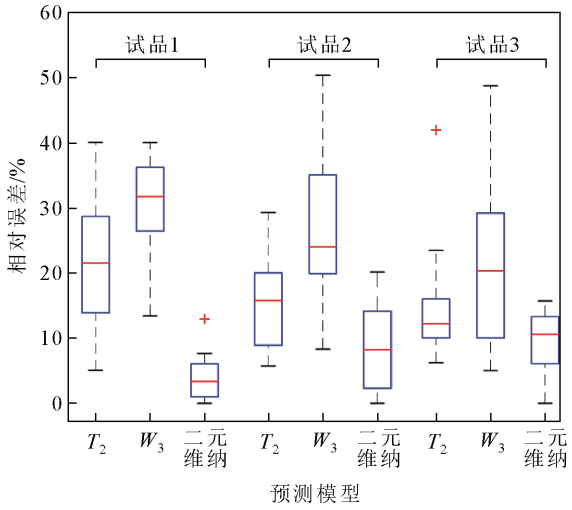


图 17 剩余寿命预测误差

Fig.17 Error of RUL prediction

图 17 为 W_3 与 T_2 的一元维纳与二元维纳各周期寿命预测结果的相对误差箱线图，自下而上 5 条横线分别代表最小值、下四分位数、中位数、上四分位数与最大值。

由图 17 可以看出，基于二元 Wiener 过程的剩余寿命预测最大相对误差小于 20%，且 3 台试品平均相对误差分别为 4.3%、9.77%、8.46%。以试品 1 为例，基于时间和能量的一元维纳过程平均相对误差分别为 23.3%和 28.2%，与基于时间参数的一元 Wiener 方法相比，本文方法平均相对误差减少 19%，类似地，另外两个试品误差分别减少 5.83%与 8.94%。因此振电联合分析结合二元维纳预测大大提高了 RUL 预测精度，具有工程实用性。

4 结论

本文针对分闸附件动作过程检测信号多源性的特点，进行振电信号协同分析，实现剩余寿命预测，得出如下结论：

1）引入 CEEMDAN-WD 联合降噪、STEER-DTM 对振动信号分析，实现了分闸过程触发阶段特定动作振动事件的精准标定；联合振电信号，提取各动作阶段的退化指标，并通过相关性分析，最终将时间参数 T_2 和驱动能量 W_3 作为反映分闸附件退化过程的关键退化指标，二者的退化特点有利于进行多元性能退化分析，可以比较全面地反映分闸附件的机械退化状态。

2）为准确地反映分闸附件的健康状态，构建了符合其退化特点的二元维纳过程寿命预测模型，利用 3 个不同生产厂家的试品进行寿命预测测试，结果表明，所提模型与一元 Wiener 过程相比，预测平均相对误差分别减少 19%、5.83%以及 8.94%，表明本文方法不仅具有较高的预测精度，同时具有较好的预测迁移性能。

本文研究工作尚存在不足之处，后续应融入机械松动与主回路带载对断路器机械特性退化以及振动信号测量的影响，研究更优的信号处理方法以及性能退化模型，进一步提升本文方法的工程实用性。

参考文献　References

[1] 周俊刚，李玲玲. 电气寿命试验监测方法研究及其保护装置的设计[J]. 电测与仪表，2020，57(4)：36-42.
ZHOU Jungang, LI Lingling. Research on monitoring method of electrical life test and design of its protection device[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2020, 57(4): 36-42.

[2] 周仙娥，史芳颖，康子雄，等. 断路器用液压操动机构储能碟簧的可靠性研究[J]. 高压电器，2015，51(1)：98-104.
ZHOU Xiane, SHI Fangying, KANG Zixiong, et al. Reliability research of storage disc springs of hydraulic operating mechanism for circuit breaker[J]. High Voltage Apparatus, 2015, 51(1): 98-104.

[3] 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.

[4] 赵书涛，许文杰，李云鹏，等. 基于优选泛特征的真空断路器弹簧机构储能状态辨识方法[J]. 高电压技术，2021，47(11)：3777-3784.
ZHAO Shutao, XU Wenjie, LI Yunpeng, et al. Identification method for energy storage state of spring mechanism of vacuum circuit breaker based on optimal multi-characteristics[J]. High Voltage Engineering, 2021, 47(11): 3777-3784.

[5] 赵书涛，李云鹏，王二旭，等. 基于电—振信号熵权特征的断路器储能机构故障诊断方法[J]. 高压电器，2019，55(11)：204-210.
ZHAO Shutao, LI Yunpeng, WANG Erxu, et al. Fault diagnosis method of circuit breaker energy storage mechanism based on electro-vibration signal entropy weight feature[J]. High Voltage Apparatus, 2019, 55(11): 204-210.

[6] 孙曙光，王佳兴，王景芹，等. 基于 Wiener 过程的万能式断路器附件剩余寿命预测[J]. 仪器仪表学报，2019，40(2)：26-37.
SUN Shuguang, WANG Jiaxing, WANG Jingqin, et al. Remaining useful life prediction of accessories for the conventional circuit breaker based on Wiener process[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(2): 26-37.

[7] SUN S G, WEN Z T, DU T H, et al. Remaining life prediction of conventional low-voltage circuit breaker contact system based on effective vibration signal segment detection and MCCAE-LSTM[J]. IEEE Sensors Journal, 2021, 21(19): 21862-21871.

[8] 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.

[9] 赵莉华，付荣荣，荣　强，等. 基于自适应神经模糊推理系统的高压断路器操作机构状态评估[J]. 高电压技术，2017，43(6)：2007-2015.
ZHAO Lihua, FU Rongrong, RONG Qiang, et al. State evaluation of high voltage circuit breaker operating mechanism based on adaptive neural fuzzy inference system[J]. High Voltage Engineering, 2017, 43(6): 2007-2015.

[10] 张永奎，赵智忠，冯　旭，等. 基于分合闸线圈电流信号的高压断路器机械故障诊断[J]. 高压电器，2013，49(2)：37-42.
ZHANG Yongkui, ZHAO Zhizhong, FENG Xu, et al. Mechanical fault diagnosis of high voltage circuit breakers based on opening/closing coil current parameters[J]. High Voltage Apparatus, 2013, 49(2): 37-42.

[11] LI T, ZHOU Q, LIU L N, et al. High-voltage circuit breaker fault diagnosis model based on coil current and KNN[C]//Proceedings of 2018 Prognostics and System Health Management Conference. Chongqing, China: IEEE, 2018: 405-409.

[12] MA S L, YUAN Y, WU J W, et al. Multisensor decision approach for HVCB fault detection based on the vibration information[J]. IEEE Sensors Journal, 2021, 21(2): 985-994.

[13] MENG Y P, JIA S L, SHI Z Q, et al. The detection of the closing moments of a vacuum circuit breaker by vibration analysis[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2006, 21(2): 652-658.

[14] 万书亭，李　聪，豆龙江，等. 基于振电结合的高压断路器特征提取及分类方法研究[J]. 华北电力大学学报，2019，46(4)：31-38，53.
WAN Shuting, LI Cong, DOU Longjiang, et al. Study on the signal feature extraction and classification of high voltage circuit breaker based on vibration signal and current signal[J]. Journal of North China Electric Power University, 2019, 46(4): 31-38, 53.

[15] 杨秋玉，阮江军，庄志坚，等. 高压断路器机械振动信号的参数自适应降噪方法[J]. 高电压技术，2021，47(12)：4274-4287.
YANG Qiuyu, RUAN Jiangjun, ZHUANG Zhijian, et al. Parameter adaptive noise reduction method for mechanical vibration signals of high-voltage circuit breakers[J]. High Voltage Engineering, 2021, 47(12): 4274-4287.

[16] 缪希仁，吴晓梅，石敦义，等. 采用 HHT 振动分析的低压断路器合闸同期辨识[J]. 电工技术学报，2014，29(11)：154-161.
MIAO Xiren, WU Xiaomei, SHI Dunyi, et al. Switching synchronism identification of low voltage circuit breaker utilizing HHT analysis to vibration signal[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2014, 29(11): 154-161.

[17] 舒　畅，金　潇，李自品，等. 基于 CEEMDAN 的配电变压器放电故障噪声诊断方法[J]. 高电压技术，2018，44(8)：2603-2611.
SHU Chang, JIN Xiao, LI Zipin, et al. Noise diagnosis method of distribution transformer discharge fault based on CEEMDAN[J]. High Voltage Engineering, 2018, 44(8): 2603-2611.

[18] VICHARE N M, PECHT M G. Prognostics and health management of electronics[J]. IEEE Transactions on Components and Packaging Technologies, 2006, 29(1): 222-229.

[19] 唐文虎，牛哲文，赵柏宁，等. 数据驱动的人工智能技术在电力设备状态分析中的研究与应用[J]. 高电压技术，2020，46(9)：2985-2999.
TANG Wenhu, NIU Zhewen, ZHAO Boning, et al. Research and application of data-driven artificial intelligence technology for condition analysis of power equipment[J]. High Voltage Engineering, 2020, 46(9): 2985-2999.

[20] 李　奎，段　宇，黄少坡，等. 基于 Wiener 过程的交流接触器剩余电寿命预测[J]. 中国电机工程学报，2018，38(13)：3978-3986.
LI Kui, DUAN Yu, HUANG Shaopo, et al. Residual electrical life prediction of ac contactor based on the Wiener process[J]. Proceedings of the CSEE, 2018, 38(13): 3978-3986.

[21] ZHAI Q Q, YE Z S. RUL prediction of deteriorating products using an adaptive wiener process model[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2017, 13(6): 2911-2921.

[22] 杨志凌，刘俊华. 基于数据融合和 Wiener 过程的风电轴承剩余寿命预测[J]. 太阳能学报，2021，42(10)：189-194.
YANG Zhiling, LIU Junhua. Remaining life prediction of wind turbine

bearings based on data fusion and Wiener processes[J]. Acta Energiae Solaris Sinica, 2021, 42(10): 189-194.

[23] 金晓航，李建华，孙　毅. 基于二元维纳过程的轴承剩余寿命预测[J]. 仪器仪表学报，2018，39(6)：89-95.
JIN Xiaohang, LI Jianhua, SUN Yi. Bearing remaining useful life prediction based on two-dimensional wiener process[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018, 39(6): 89-95.

[24] 王静君，王　飞，杨元威，等. 短时能量法在断路器机械振动信号分析中的应用[J]. 高压电器，2017，53(12)：14-19.
WANG Jingjun, WANG Fei, YANG Yuanwei, et al. Application of short-time energy method in the analysis of mechanical vibration signal of circuit breaker[J]. High Voltage Apparatus, 2017, 53(12): 14-19.

[25] 唐俊龙，刘远治，禹智文，等. 语音端点检测中能零比方法的改进[J]. 电子测试，2020(7)：47-49.
TANG Junlong, LIU Yuanzhi, YU Zhiwen, et al. Speech endpoint detection method based on improved energy-zero ratio[J]. Electronic Test, 2020(7): 47-49.

[26] 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.

[27] 杨　琦，陈智才. 基于 EMD 和相关系数法的列车滚动轴承故障诊断方法研究[J]. 电力机车与城轨车辆，2018，41(3)：15-17，23.
YANG Qi, CHEN Zhicai. Fault diagnosis method for train rolling bearing based on EMD and CCM[J]. Electric Locomotives & Mass Transit Vehicles, 2018, 41(3): 15-17, 23.



孙曙光
1979—，男，博士，副教授，硕导
主要从事智能检测与故障诊断的研究工作
E-mail: sunshuguang_2000@163.com

SUN Shuguang
Ph.D.
Associate professor



邵　旭
1998—，男，硕士生
主要从事检测技术与自动化装置的研究工作
E-mail: 307519536@qq.com

SHAO Xu



王景芹(通信作者)
1964—，女，博士，教授，博导
主要从事电接触和可靠性的研究工作
E-mail: jqwang@hebut.edu.cn

WANG Jingqin
Ph.D., Professor
Corresponding author

收稿日期　2022-07-21　修回日期　2022-11-29　　编辑　卫李静