

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J1905286

基于性能退化模型的万能式断路器操作附件 实时剩余寿命预测*

孙曙光¹, 李勤¹, 王佳兴¹, 杜太行¹, 王景芹²

(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:针对万能式断路器操作附件的个体差异性以及在实际使用过程中动作不频繁的特性,提出一种基于性能退化模型的万能式断路器操作附件实时机械剩余寿命(RUL)预测方法。不同于传统的RUL预测方法,该方法融合了操作附件的历史退化数据与实时更新的状态监测(CM)数据。首先,考虑到操作附件性能退化过程具有线性非单调的特点,建立基于Wiener过程的操作附件性能退化模型;其次,对操作附件的历史退化数据采用极大似然估计法和一维搜索法确定模型参数的先验分布;然后,运用贝叶斯方法并结合操作附件实时更新的CM信息对模型参数进行迭代更新;基于首达时间的概念建立了RUL预测模型,实现对断路器操作附件实时RUL的预测。最后,通过操作附件的寿命数据对本文所提方法进行验证,结果表明本文方法不仅可实现操作附件的实时剩余机械寿命预测,同时相较于其他文献方法具有更高的预测精度。

关键词: 万能式断路器; Wiener过程; 操作附件; 退化模型; 实时预测

中图分类号: TM561 TH 165.3 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 470.40

Real-time remaining useful life prediction of operating accessories for the conventional circuit breaker based on performance degradation model

Sun Shuguang¹, Li Qin¹, Wang Jiaying¹, Du Taihang¹, Wang Jingqin²

(1. School of Artificial Intelligence, 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: Considering the individual difference and infrequent action in actual operating accessories for the conventional circuit breaker, a real-time remaining mechanical life prediction method based on performance degradation model is proposed. Different from the traditional remaining useful life (RUL) prediction method, this method combines the historical degradation data of the operating accessories with the real-time condition monitoring (CM) data. Firstly, the linear and non-monotonic degradation process of operating accessories is considered. A performance degradation model is formulated based on Wiener process. Secondly, the historical degradation data are utilized to determine the prior distribution of model parameters by the maximum likelihood estimation method and the one-dimensional search method. Then, the Bayesian method is used to update the model parameters iteratively with the real-time CM data. Based on the concept of first hitting time, the RUL prediction model is formulated to realize the real-time prediction. Finally, the proposed method is evaluated by the life data of operating accessories. Experimental results show that the proposed method cannot only realize the real-time remaining mechanical life prediction of the operating accessories, but also has higher prediction accuracy than the methods utilized in other literatures.

Keywords: conventional circuit breaker; Wiener process; operating accessories; degradation model; real-time prediction

0 引言

随机退化设备的剩余寿命 (remaining useful life, RUL) 预测研究一般通过多个同类设备的历史状态监测 (condition monitoring, CM) 数据对预测模型的参数进行估计, 从而获得所研究对象的 RUL, 但由于万能式断路器在设计、生产以及制造过程中存在不确定性因素, 导致同类断路器中存在差异。因此, 断路器的 CM 数据不仅受到退化过程中时变不确定性因素的影响, 还会受到设备间差异所带来的不确定性因素的影响。此外, 在实际使用过程中断路器动作并不频繁, 这就使得随其动作进行实时 RUL 预测的尤为为重要, 但同时也造成无法在短时间内获取充足的 CM 数据, 难以实现实时 RUL 预测, 因此, 传统的 RUL 预测方法在此并不适用^[1-2]。

随着传感器技术与信号处理技术的发展, 数据驱动的方法逐渐成为 RUL 预测方法的主流^[3], 其主要由人工智能和统计数据驱动的方法组成。其中, 人工智能方法通常需要大量的训练样本, 而断路器具有长寿命和高可靠性的特点, 难以获得足够训练样本, 此方法也难以得到体现 RUL 随机不确定性特征的概率分布函数。相比之下, 统计数据驱动的方法基于随机过程对 CM 数据进行建模, 进而获得 RUL 结果的点估计以及概率分布, 便于量化剩余寿命预测结果的不确定性。Wiener 过程是一种常见的随机过程, 又称为具有线性漂移项的布朗运动, 其一般用来对具有线性趋势的非单调退化过程进行建模^[4-5], 这是因为系统在实际退化过程往往受到多种不确定性因素影响, 导致其退化速率不一致, 使得退化轨迹在小范围内随机波动, 但整体退化轨迹仍是线性的。此外 Wiener 过程还具有良好的数学特性, 能够得到健康管理所需的 RUL 分布, 而不是单一的点估计, 近年来已广泛用于设备可靠性分析和 RUL 预测^[6-9]。Tseng 等^[10] 利用 Wiener 过程对 LED 灯的性能退化过程进行了建模并实现了预测 RUL, 但该文献中仅考虑了设备当前时刻的 CM 信息。进一步地, 在文献^[11] 中, Peng 等将退化建模过程中的漂移参数视为随机变量进行研究, 并推导出了 RUL 分布的解析式。李奎等^[12] 选取触头侵蚀量作为退化参量, 建立基于 Wiener 过程的交流接触器退化模型, 解决了预测其剩余电寿命的问题。胡姚刚等^[13] 基于 Wiener 过程以温度作为特征量对风电轴承的 RUL 预测问题进行了研究, 取得了较好的预测效果。Hu 等^[14] 研究了不完善维护活动对 RUL 预测的影响, 基于 Wiener 过程构建了随机退化模型, 利用贝叶斯方法对参数进行估计, 达到了对受不良维修活动干预的设备进行 RUL 预测的目的。

以上研究拓宽了 Wiener 过程在 RUL 预测领域中的

应用范围, 但上述方法的退化模型参数多是利用当前某一部分数据进行估计得到, 没有将设备全部历史退化数据考虑其中, 忽略了设备间的差异性; 或没有利用设备实时更新的数据, 导致其预测结果实时性低。鉴于此, 合理的 RUL 预测要依赖于服役设备个体的性能退化轨迹, 同时还要将设备退化过程本身的时变不确定性和设备个体差异造成的不确定性考虑其中。王兆强等^[15] 基于 Wiener 过程对炼钢厂风机振动数据建模, 提出了一种基于极大似然估计 (maximum likelihood estimation, MLE) 的退化模型参数实时估计方法, 实现了风机 RUL 的实时在线预测。张明泽等^[16] 在 Wiener 随机模型理论上, 利用贝叶斯定则与最大期望算法实现了对变压器油纸绝缘的实时 RUL 预测。黄亮等^[17] 针对航空发动机 RUL 预测问题, 将发动机历史性能退化数据与实时 CM 信息相融合, 通过 MLE 与贝叶斯方法分别完成模型参数的实时更新。

针对上述分析, 本文以万能式断路器的关键操作附件为研究对象, 从操作附件实际使用特点出发提出了一种基于性能退化模型的万能式断路器操作附件实时 RUL 预测方法。本文选取操作附件动作为性能退化参数, 首先基于 Wiener 过程建立操作附件的性能退化模型, 基于操作附件的退化轨迹, 联合 MLE 方法和一维搜索法对模型参数进行先验分布估计, 在此基础上, 一旦获得新的 CM 数据, 运用贝叶斯方法对模型参数的后验分布进行更新; 其次, 基于首次达时间 (first hitting time, FHT) 的概念建立实时 RUL 预测模型, 推导出 RUL 逆高斯分布, 从而实现万能式断路器操作附件 RUL 的实时精准预测。

1 考虑个体差异的操作附件性能退化模型

本文通过操作附件的分合闸线圈电流获取动作时间, 并将其作为操作附件的退化特征量, 线圈电流信号不仅易于检测, 而且蕴含着操作附件及其连锁机构的机械状态信息, 能够很好地解释操作附件动作时间变化的机理, 并体现出退化过程的随机性。操作附件在运行过程中的动作时间整体呈现线性上升趋势, 但会受到润滑不良、连锁机构磨损程度不一等不确定因素的影响, 导致动作时间在小范围内随机波动。这符合 Wiener 过程所描述的具有线性趋势的非单调退化过程。因此本文中采用 Wiener 过程对操作附件的退化过程进行描述。在 t 时刻操作附件的退化特征量 $X(t)$ 的表达式为:

$$X(t) = x_0 + \theta t + \sigma_B B(t) \quad (1)$$

式中: x_0 为退化特征量初始值; θ 为漂移系数, 表示操作附件的退化速度; σ_B 为扩散系数, 且 $\sigma_B > 0$, 表示退化过程中的不确定性; $B(t)$ 为标准布朗运动, 且 $B(t) \sim N(0, t)$, 表

示退化过程的随机动态特性。式(1)由 $B(t)$ 驱动,其描述了随机退化过程固有的随时间变化的不确定性。此外,同类操作附件中的不同个体由于不同的运行条件,其退化轨迹会表现出不同的退化速率。基于此,从实际的角度出发,将这种个体差异所导致的不确定性融入到设备退化建模中更为合理。为此,将漂移系数 θ 作为随机参数用来描述操作附件个体差异,而 σ_B 作为固定参数用来描述操作附件的共同特性。本文在贝叶斯框架下假设 $\theta \sim N(\mu_\theta, \sigma_\theta^2)$,即 θ 服从均值为 μ_θ 、方差为 σ_θ^2 的高斯分布,且与 $B(t) \sim N(0, t)$ 独立。

基于随机退化过程 $\{X(t), t \geq 0\}$ 的马尔科夫性,并结合式(1),可得动作时间相对增量表达式为^[18]:

$$\Delta X(t_i) = X(t_i) - X(t_{i-1}) = \theta \Delta t_i + \sigma_B \Delta B(t_i) \quad (2)$$

式中: $\Delta t_i = t_i - t_{i-1}$, $\Delta B(t_i) = B(t_i) - B(t_{i-1})$, 其中 $i \in N^+$ 。对于给定的 t_i ,在任意 $t \geq 0$ 时,令 $\{B(t), t \geq 0\}$ 表示标准布朗运动,那么可得随机过程 $\Delta B(t_i) = B(t_i) - B(t_{i-1})$ 仍是标准布朗运动,即 $\Delta B(t_i) \sim N(0, \Delta t_i)$ 成立。因此可得:

$$\Delta X(t_i) \sim N(\theta \Delta t_i, \sigma_B^2 \Delta t_i) \quad (3)$$

所以由式(3)可知,能否利用 Wiener 过程对操作附件退化过程进行建模的关键在于其动作时间相对增量是否符合正态分布。

上述的随机参数和高斯分布的假设是基于 Wiener 过程进行退化建模研究的常见假设^[19-20]。

2 退化模型参数估计与实时 RUL 预测

文献[12-13]中所用基于 Wiener 过程的 RUL 预测方法通常需要将所研究对象的寿命预先分为若干预测阶段,只有当前监测数据累计到每个阶段规定的数目才能进行模型参数估计,进而预测 RUL。对于断路器操作附件等设备,在进行 RUL 预测前通常已经得到部分离线数据,考虑到在实际应用中操作附件动作并不频繁,短时间内难以满足各阶段的数据量要求,而本文方法只需利用实时的 CM 信息即可进行在线参数估计。鉴于此,本文方法中模型参数估计可分为两部分:

1) 基于操作附件的历史退化数据,利用 MLE 和一维搜索法确定退化模型参数的初始值;

2) 基于操作附件的实时 CM 数据,利用贝叶斯估计方法对参数进行在线更新。

2.1 退化模型参数离线估计

断路器操作附件的退化过程 $\{X(t), t \geq 0\}$ 是直接可观测的且在时间点 $t_0 \leq t_1 \leq t_2 \leq \dots \leq t_f$ 上是离散监测的,即在当前监测时刻 t_i ,对应的第 i 个 CM 点 $X(t_i)$ 是可观测的。根据这一特性可以假设操作附件所得到的离线历史退化数据为 $[t_0, X(t_0)]$ 、 $[t_1, X(t_1)]$ 、 \dots 、 $[t_f, X(t_f)]$,

其中 $f+1$ 表示操作附件的历史退化数据的个数。令 $\Theta = (\mu_{\theta_0}, \sigma_{\theta_0}^2, \sigma_B^2)'$ 表示模型未知参数向量,其中 $(\cdot)'$ 表示向量转置, $(\mu_{\theta_0}, \sigma_{\theta_0}^2)$ 表示漂移系数 θ 的均值与方差的离线估计值,也表示贝叶斯实时更新阶段的初始值。根据式(1),操作附件在第 i 个监测时间 t_i 的退化特征量可表示为:

$$X(t_i) = x_0 + \theta t_i + \sigma_B B(t_i) \quad (4)$$

令 $\mathbf{t} = (t_0, \dots, t_f)'$, $\mathbf{x} = (x_0, \dots, x_f)'$ 。根据式(4)和标准布朗运动的独立增量性质, x 服从多变量高斯分布,其均值和协方差分别为^[21]:

$$\begin{cases} \boldsymbol{\mu} = \mu_{\theta_0} \mathbf{t} \\ \boldsymbol{\Sigma} = \sigma_B^2 \mathbf{t} \mathbf{t}' + \boldsymbol{\Omega} \end{cases} \quad (5)$$

$$\text{式中: } \boldsymbol{\Omega} = \sigma_B^2 \mathbf{Q}, \mathbf{Q} = \begin{bmatrix} t_0 & t_0 & \dots & t_0 \\ t_0 & t_1 & \dots & t_1 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ t_0 & t_1 & \dots & t_f \end{bmatrix}。$$

在 CM 数据 \mathbf{x} 下,关于参数向量 Θ 的对数似然函数可表示为:

$$\begin{aligned} (\Theta | \mathbf{x}) = & -\frac{f}{2} \ln(2\pi) - \frac{1}{2} \ln |\sigma_{\theta_0}^2 \mathbf{t} \mathbf{t}' + \boldsymbol{\Omega}| - \\ & \frac{1}{2} (\mathbf{x} - \mu_{\theta_0} \mathbf{t})' (\sigma_{\theta_0}^2 \mathbf{t} \mathbf{t}' + \boldsymbol{\Omega})^{-1} (\mathbf{x} - \mu_{\theta_0} \mathbf{t}) \end{aligned} \quad (6)$$

进一步求取式(6)关于 μ_{θ_0} 和 $\sigma_{\theta_0}^2$ 的一阶偏导数,分别可得:

$$\frac{\partial (\Theta | \mathbf{x})}{\partial \mu_{\theta_0}} = \frac{1}{\sigma_{\theta_0}^2} \mathbf{t}' (\boldsymbol{\Omega} + \mathbf{t} \mathbf{t}')^{-1} (\mathbf{x} - \mu_{\theta_0} \mathbf{t}) \quad (7)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial (\Theta | \mathbf{x})}{\partial \sigma_{\theta_0}^2} = & \frac{1}{2\sigma_{\theta_0}^4} (\mathbf{x} - \mu_{\theta_0} \mathbf{t})' (\sigma_{\theta_0}^2 \mathbf{t} \mathbf{t}' + \boldsymbol{\Omega})^{-1} \cdot \\ & (\mathbf{x} - \mu_{\theta_0} \mathbf{t}) - \frac{f}{2\sigma_{\theta_0}^2} \end{aligned} \quad (8)$$

对于每个给定的 σ_B^2 值,令式(7)和式(8)等于0,则 μ_{θ_0} 和 $\sigma_{\theta_0}^2$ 的 MLE 结果可分别表示为:

$$\hat{\mu}_{\theta_0} = \frac{\mathbf{t}' (\mathbf{t} \mathbf{t}' + \boldsymbol{\Omega})^{-1} \mathbf{x}}{\mathbf{t}' (\mathbf{t} \mathbf{t}' + \boldsymbol{\Omega})^{-1} \mathbf{t}} \quad (9)$$

$$\hat{\sigma}_{\theta_0}^2 = \frac{1}{f} (\mathbf{x} - \hat{\mu}_{\theta_0} \mathbf{t})' (\mathbf{t} \mathbf{t}' + \boldsymbol{\Omega})^{-1} (\mathbf{x} - \hat{\mu}_{\theta_0} \mathbf{t}) \quad (10)$$

基于此, σ_B 关于 μ_{θ_0} 和 $\sigma_{\theta_0}^2$ 的极大似然估计值的对数似然函数可以表示为:

$$\begin{aligned} (\sigma_B | \mathbf{x}, \hat{\mu}_{\theta_0}, \hat{\sigma}_{\theta_0}^2) = & -\frac{f}{2} \ln(2\pi) - \frac{f}{2} - \frac{f}{2} \ln \hat{\sigma}_{\theta_0}^2 - \\ & \frac{1}{2} \ln |\mathbf{t} \mathbf{t}' + \boldsymbol{\Omega}| \end{aligned} \quad (11)$$

则 σ_B 的极大似然估计值可以利用一维搜索方法使式(11)极大化得到。之后将得到的 σ_B 的极大似然估计值带入式(9)与(10),即可得到 μ_{θ_0} 与 $\sigma_{\theta_0}^2$ 的极大似然估计值。

2.2 退化模型参数在线更新

将断路器操作附件实时运行到 t_k 时刻所获取的所有 CM 数据记为 $X_{0:k} = \{X(t_j), 0 \leq j \leq k\}$, 显然有 $k = f + 1$ 。通过 2.1 节的 MLE 估计结果可得, 随机参数 θ 的先验分布为 $p_0(\theta) \sim N(\mu_{\theta 0}, \sigma_{\theta 0}^2)$, θ 的后验分布 $p(\theta | X_{0:k})$ 可通过贝叶斯定理进行更新, 计算如下:

$$p(\theta | X_{0:k}) \propto p(\theta | X_{0:k}) \cdot p_0(\theta) \propto \exp\left\{-\sum_{j=1}^k \frac{[X(t_j) - X(t_{j-1}) - \theta(t_j - t_{j-1})]^2}{2\sigma_B^2(t_j - t_{j-1})}\right\} \cdot \exp\left\{-\frac{(\theta - \mu_{\theta 0})^2}{2\sigma_{\theta 0}^2}\right\} \propto \exp\left\{-\frac{(\theta - \mu_{\theta k})^2}{2\sigma_{\theta k}^2}\right\} \quad (12)$$

根据高斯分布的随机变量的特点, 可得 $\theta | X_{0:k}$ 是高斯分布的, 因此有:

$$p(\theta | X_{0:k}) = \frac{1}{\sigma_{\theta k} \sqrt{2\pi}} \exp\left\{-\frac{(\theta - \mu_{\theta k})^2}{2\sigma_{\theta k}^2}\right\} \quad (13)$$

通过式 (11) 与 (12) 可得在 t_k 时刻随机参数 θ 更新后的结果如下:

$$\begin{cases} \mu_{\theta k} = \frac{\mu_{\theta 0}\sigma_B^2 + X(t_k)\sigma_{\theta 0}^2}{\sigma_B^2 + t_k\sigma_{\theta 0}^2} \\ \sigma_{\theta k}^2 = \frac{\sigma_B^2\sigma_{\theta 0}^2}{\sigma_B^2 + t_k\sigma_{\theta 0}^2} \end{cases} \quad (14)$$

从式 (14) 可知, 随机参数 θ 的后验估计可以在每获取一个新的 CM 数据之后进行一次更新, 即对随机参数的更新是实时的。

2.3 实时 RUL 预测

基于随机过程 FHT 的概念, 断路器操作附件的寿命 T 可定义为:

$$T = \inf\{t; X(t) \geq w | X(0) < w\} \quad (15)$$

式中: w 为预先设定的失效阈值, 可通过产品性能指标、工业标准和专家经验确定。

进一步将此模型的时间尺度变换为剩余时间 l_k , 根据寿命的定义, 操作附件在当前时刻 t_k 的剩余寿命 T_k 为:

$$T_k = \inf\{l_k; X(t_k + l_k) \geq w\} \quad (16)$$

通过以上定义并结合截止 t_k 时刻的 CM 数据 $X_{0:k}$, 可得操作附件在 t_k 时刻的 RUL 概率密度函数为^[22]:

$$f_{T_k}(l_k | \theta) = \frac{w - x_k}{\sigma_B \sqrt{2\pi l_k^3}} \exp\left\{-\frac{(w - x_k - \mu l_k)^2}{2\sigma_B^2 l_k}\right\} \quad (17)$$

式中: x_k 是操作附件在 t_k 时刻的退化状态。进一步考虑到 θ 的随机性, 利用全概率公式可得:

$$f_{T_k}(l_k) = \int f_{T_k | \theta}(l_k | \theta) p(\theta) d\theta \quad (18)$$

将式 (17) 代入式 (18) 可得:

$$f_{T_k}(l_k) = \frac{w - x_k}{\sqrt{2\pi l_k^3}(\sigma_B^2 + \sigma_{\theta k}^2 l_k)} \cdot \exp\left\{-\frac{(w - x_k - \mu_{\theta k} l_k)^2}{2l_k(\sigma_B^2 + \sigma_{\theta k}^2 l_k)}\right\} \quad (19)$$

式 (19) 即为操作附件在 t_k 时刻实时 RUL 的概率密度函数解析式, 将 2.2 节中得到参数估计值代入式 (19), 即可完成对 RUL 的在线更新。考虑到操作附件常以动作次数表征其寿命, 所以在实际操作中以动作次数值代替上述相应时间值即可。

3 操作附件 RUL 实时预测方法

综合第 1、2 节的分析, 可得出本文所提出的基于 Wiener 过程的万能式断路器操作附件的实时 RUL 预测方法, 具体步骤如下。

1) 对所监测历史性能退化数据进行分布检验, 判断其增量是否符合正态分布假设, 从而验证操作附件随机退化是否服从 Wiener 过程, 若服从则建立基于 Wiener 过程的性能退化模型;

2) 基于历史性能退化数据, 利用 MLE 方法和一维搜索方法求得性能退化模型中的漂移参数 θ 的先验分布和扩散系数 σ_B 的估计值;

3) 将步骤 2) 中求得的漂移参数 θ 的均值和方差作为贝叶斯更新阶段参数的初始值, 当获取操作附件实时 CM 数据后, 在贝叶斯理论框架下, 利用式 (14) 对模型随机参数进行实时更新;

4) 在步骤 2) 和 3) 的基础上, 将所得到的参数 $(\mu_{\theta k}, \sigma_{\theta k}^2, \sigma_B)$ 代入式 (19) 中, 根据概率密度函数定义可知, 概率密度函数 $f_{T_k}(l_k)$ 最大值处所对应的动作次数即为的操作附件剩余寿命 T_k , 从而实现操作附件实时 RUL 预测。

4 操作附件寿命预测试验分析

4.1 操作附件测量信号与动作过程分析

本文选用 DW15-1600 型万能式断路器的分励脱扣器与释能电磁铁两种操作附件作为研究对象, 其分别承担着断路器分闸与合闸功能。其中, 分励脱扣器为机械式拍合电磁装置, 由分闸线圈、衔铁、顶杆和支架组成; 释能电磁铁为机械式装甲螺旋电磁装置, 由合闸线圈、动铁芯和支架组成。同时, 本文构建了万能式断路器操作附件机械寿命试验系统, 完成对操作附件线圈电流的采集。该系统通过工控机控制 PCL-720 板卡对固态继电器组进行操作, 用以控制断路器的动作过程。操作附件线圈电流信号由 CHB-50SF 霍尔电流传感器进行测量, 并利用

高速采集卡 USB-7 648 A 将电流传感器采集的信号上传给工控机。需要说明的是,考虑到实际中断路器操作附件线圈回路通电时分合闸相角具有一定随机性,不同相角对电流波形影响较大,然而,本文仅为操作附件实时剩余寿命预测方法的初步探索,仅研究附件性能随动作次数的退化规律,因此,在寿命试验中分合闸相角均被控制为固定角度。

依据断路器相关标准和操作附件动作特性将试验操作频率定为 20 次/h,采集速率为 20 kHz,时长为 70 ms。对单台试品的操作附件进行全寿命试验,其线圈电流波形如图 1 所示。

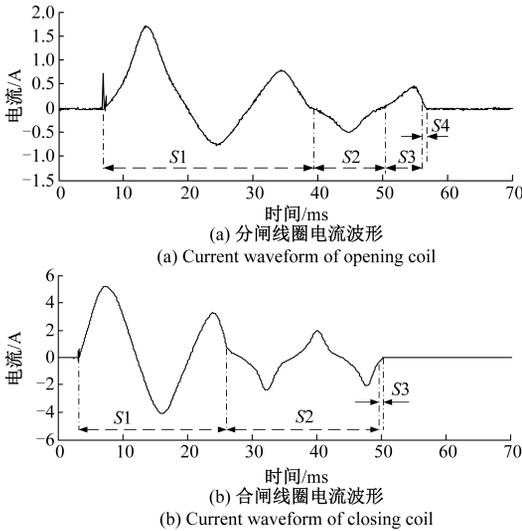


图 1 操作附件线圈电流波形

Fig.1 Current waveform of operating accessories

如图 1 所示,根据电流波形并结合操作附件动作特性可将动作时间分为若干个阶段,不同阶段分合闸线圈电流波形不同,且各阶段电流持续时间随动作次数的增加会发生相应的变化^[23],具体为分闸线圈电流的 S1 阶段长度没有发生显著变化,基本保持稳定;S2 阶段长度变化最为明显,后期会变为长度约 1 个周期且幅值逐渐减小的尖顶波;S3 随 S2 长度的增加而后移,且长度随动作次数的增加而增加;S4 阶段在整个过程中基本保持在 0.05~0.35 ms。合闸线圈电流波形只有 S1 阶段随机构的磨损其长度有明显变化;S2 阶段基本保持不变;S3 阶段时长与分闸线圈 S4 阶段接近。结合万能式断路器行业标准以及操作附件产品性能指标,将本文中操作附件动作时间失效阈值设定为 60 ms。

4.2 操作附件动作时间分布特性检验

分励脱扣器与释能电磁铁完整的动作时间退化轨迹如图 2 所示,分别在第 2 570、3 016 个 CM 点首次达到失

效阈值。可以发现,在整个退化过程中,其退化轨迹呈现出非单调线性趋势,导致这一现象的主要原因是上千次重复的操作造成的衔铁与动铁芯行程增加、运动阻力变大以及机械结构卡涩。

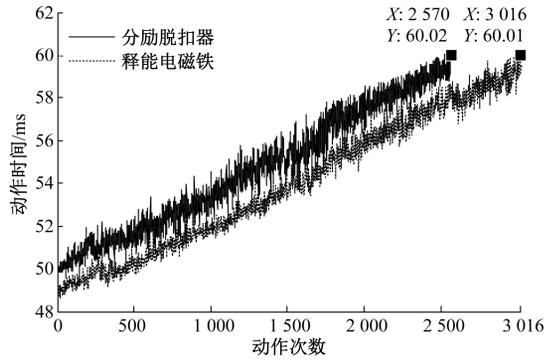


图 2 操作附件动作时间退化轨迹

Fig.2 Degradation trajectories of action time for operating accessories

本文目的是对操作附件进行实时 RUL 预测,同时与其他方法进行对比,为便于比较,将文献[12-13]中所用方法统称为方法 1,将本文所提方法称为方法 2。如前所述方法 1 需预先将对象寿命分为若干阶段,且只能预测每个阶段结束后的 RUL,因此,为实现两种方法可在相同预测点处对比,根据两个操作附件的实际机械寿命次数,分别选取 250 次和 300 次作为方法 1 的预测阶段间隔。同时,对操作附件寿命的中后期进行预测更加关键,所以本文假设对分励脱扣器与释能电磁铁进行实时 RUL 预测之前已分别获取 999 与 899 组历史退化数据,即在方法 1 中两个操作附件分别处于第 4 和第 3 个预测阶段末尾。通过图 2 中操作附件的动作时间退化数据,利用式(2)可得到其历史退化数据的动作时间相对增量,如图 3 所示。

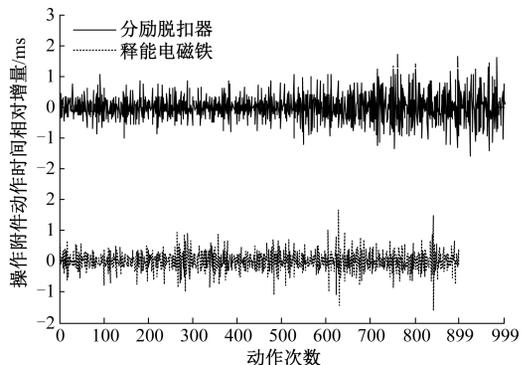


图 3 操作附件动作时间相对增量

Fig.3 Relative increments of action time for operating accessories

可以发现,两种操作附件的动作时间相对增量大多集中于(-1,+1)之间,且随动作次数的增加围绕着零点进行双向波动。

根据式(3)可知 Wiener 过程具有高斯增量的特性,利用这一特性对操作附件历史数据动作时间相对增量进行正态分布检验,结果如图 4 所示。

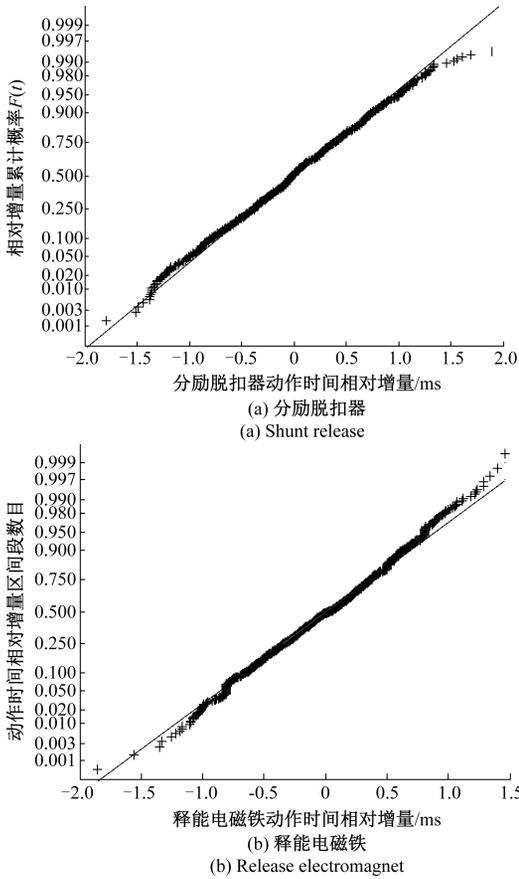


图 4 操作附件动作时间相对增量正态分布检验
Fig.4 Normal distribution test of the relative increment of action time for operating accessories

由图 4 可以看出动作时间相对增量累计概率 $F(t)$ 基本成一条直线排列,符合正态分布特征,可以认为相对增量服从正态分布。因此,操作附件退化过程可以采用 Wiener 过程进行描述。

4.3 分励脱扣器实时 RUL 预测结果与分析

对分励脱扣器前 999 次 CM 数据利用 MLE 方法和一维搜索方法,即可获得分励脱扣器性能退化模型漂移参数 θ 的先验分布和扩散系数 σ_B 的估计值。此外,本例还分别选取前 1 249、1 499、1 749、1 999 和 2 249 次 CM 数据作为离线数据。针对上述离线数据量,方法 2 中退化模型参数离线估计结果如表 1 所示。

表 1 参数离线估计结果

Table 1 Off-line estimation results of parameters

离线数据量	$\mu_{\theta 0}$	$\sigma_{\theta 0}$	σ_B
999	0.004 086	0.001 089	0.041 794
1 249	0.004 075	0.001 089	0.040 943
1 499	0.004 079	0.001 104	0.041 277
1 749	0.004 010	0.001 093	0.041 794
1 999	0.004 066	0.001 123	0.042 423
2 249	0.004 053	0.001 096	0.041 585

在获得分励脱扣器性能退化模型参数离线估计结果之后,将其作为贝叶斯在线更新的初始值,在贝叶斯理论框架下,基于实时获取的 CM 数据对退化模型参数的后验分布进行更新,参数更新结果如表 2 所示。

表 2 参数在线更新结果

Table 2 On-line update results of parameters

预测点	$\mu_{\theta k}$	$\sigma_{\theta k}$	σ_B
1 000	0.004 076	0.001 099	0.041 794
1 250	0.004 076	0.001 090	0.040 943
1 500	0.004 078	0.001 104	0.041 277
1 750	0.004 011	0.001 088	0.041 794
2 000	0.004 065	0.001 133	0.042 423
2 250	0.004 054	0.001 095	0.041 585

得到退化模型参数在线更新的估计值后,可以对分励脱扣器剩余 RUL 进行实时预测。图 5 所示为分励脱扣器运行到第 1 000 次之后的剩余 RUL 概率密度分布。

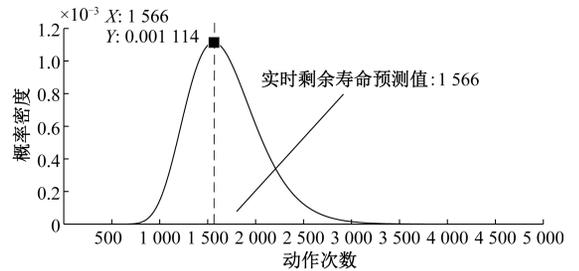


图 5 分励脱扣器实时 RUL 概率密度分布

Fig.5 Probability density distribution of the real-time RUL for shunt release

为直观对比方法 1 与方法 2 两种方法的预测效果,图 6 所示为利用两种方法对分励脱扣器在上述 6 个预测点处所得到的 RUL 预测结果。从图 6 可以看出,通过两种方法得到的 RUL 概率密度分布曲线虽然都可以涵盖分励脱扣器真实 RUL,但相较于方法 1 得到的分布曲线,

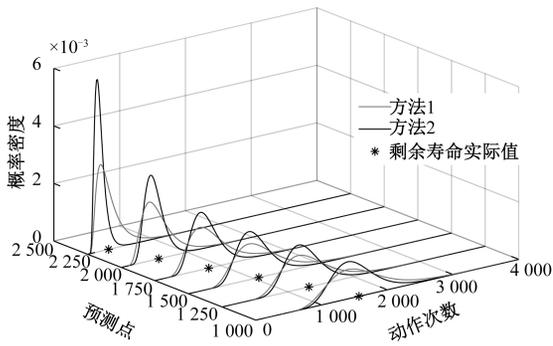


图6 两种方法下分励脱扣器预测结果对比

Fig.6 Comparison of prediction results of shunt release by two methods

由方法2得到的概率密度分布曲线的最大值处所对应横坐标值更加接近分励脱扣器的RUL真实值。因此,相对于方法1,方法2可以更加准确预测RUL。此外,在同一预测点处利用方法2获得的RUL概率密度分布曲线相对于方法1获得的曲线更高也更窄,这表明方法2的预测结果的方差更小,即不确定性更低。

为更加直观说明方法1与方法2对操作附件RUL预测结果的精度,采用相对误差 δ 对其进行分析。

$$\delta = (T_k - \bar{T}_k) / \bar{T}_k \times 100\% \quad (20)$$

式中: T_k 为第 k 个预测点处RUL预测值; \bar{T}_k 为第 k 个预测点处RUL实际值。两种方法RUL预测结果的相对误差具体对比如表3所示。

表3 两种方法下分励脱扣器预测结果的相对误差对比

Table 3 Relative errors comparison of prediction results for shunt release by two methods

预测点/次	剩余寿命预测值/次		剩余寿命实际值/次	相对误差/%	
	方法1	方法2		方法1	方法2
1 000	1 560	1 566	1 570	-0.64	-0.25
1 250	1 304	1 312	1 320	-1.21	-0.61
1 500	1 084	1 075	1 070	1.31	0.47
1 750	835	831	820	1.83	1.34
2 000	560	574	570	-1.75	0.70
2 250	329	323	320	2.81	0.94

从表3中可看出,基于方法2得到的各预测点处相对误差绝对值均小于由方法1得到的预测相对误差,表明了方法2用于万能式断路器操作附件RUL预测的结果更加精确,主要原因是方法2的模型参数估计过程将操作附件的历史退化数据与实时监测数据相结合,此外,将设备个体差异考虑其中,使得所构建的退化模型更符合操作附件实际退化轨迹。

为进一步比较两种方法对操作附件RUL的预测能力,计算RUL预测的均方误差(mean squared error, MSE)。

$$MSE = \sum_{m=1}^n [T_{k,m} - \bar{T}_{k,m}]^2 / n \quad (21)$$

式中: n 表示进行MSE计算的预测点个数; $T_{k,m}$ 为 n 个预测点中第 m 个预测点处RUL实际值; $\bar{T}_{k,m}$ 为第 m 个预测点处RUL真实值。MSE越小表明RUL预测越精准。

图7所示为两种方法在表3中6个预测点处的MSE;此外,为体现方法2预测的实时性,还对上述预测间隔的中间点处进行了RUL预测,并绘制了新的MSE曲线。

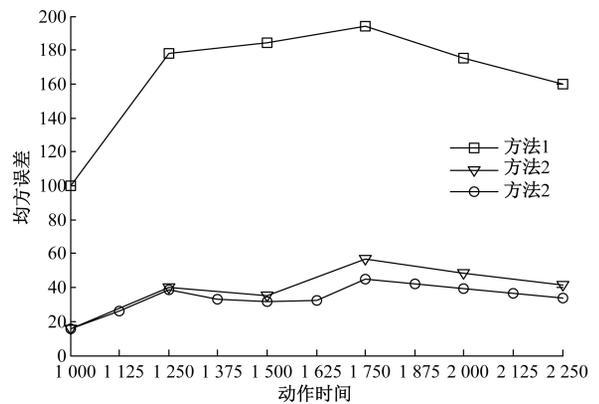


图7 两种方法下分励脱扣器RUL预测结果MSE对比

Fig.7 MSE comparison of RUL prediction results for shunt release by two methods

可以看出方法2的MSE在所有预测点处均小于方法1,不仅表明了本文方法预测的实时性,同时也表明了本文方法具有更高的预测精度。

4.4 释能电磁铁实时RUL预测结果与分析

释能电磁铁动作时间在第3 016个CM点首次达到失效阈值。本例分别选取前899、1 199、1 499、1 799、2 099、2 399和2 699次CM数据作为离线数据,再分别选取其后1个更新的CM点作为预测点,对这7个点利用上述方法进行实时RUL预测,预测结果如图8所示。

从图8可以看出,相较于方法1得到的分布曲线,由方法2得到的概率密度分布曲线的最大值处横坐标值同样更加接近分励脱扣器的RUL真实值。

两种方法对释能电磁铁RUL预测结果的相对误差如表4所示。针对方法2除给出表4中7个预测点外,还对预测间隔的中间点进行RUL预测,并绘制了新的MSE曲线,如图9所示。

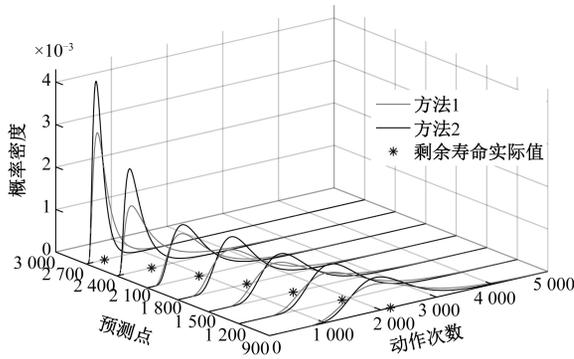


图 8 两种方法下释能电磁铁预测结果对比
Fig.8 Comparison of prediction results of release electromagnet by two methods

表 4 两种方法下释能电磁铁预测结果的相对误差对比
Table 4 Relative errors comparison of prediction results for release electromagnet by two methods

预测点/次	剩余寿命预测值/次		剩余寿命实际值/次	相对误差/%	
	方法 1	方法 2		方法 1	方法 2
900	2 153	2 130	2 116	1.75	0.66
1 200	1 838	1 822	1 816	1.21	0.33
1 500	1 533	1 510	1 516	1.12	-0.40
1 800	1 240	1 225	1 216	1.97	0.74
2 100	929	911	916	1.42	-0.55
2 400	626	624	616	1.62	1.30
2 700	327	319	316	3.48	0.95

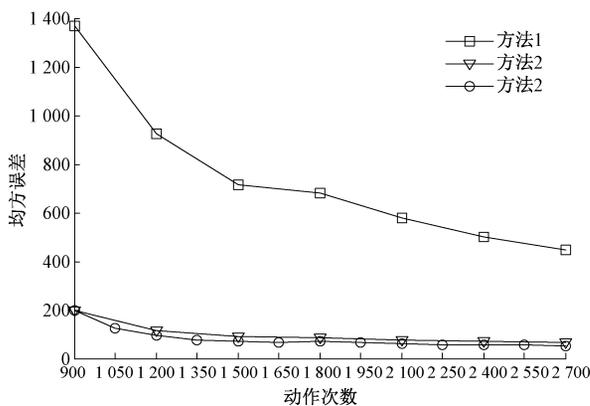


图 9 两种方法下释能电磁铁 RUL 预测结果 MSE 对比
Fig.9 MSE comparison of RUL prediction results for release electromagnet by two methods

从表 4 可看出,基于方法 2 得到的各预测点处相对误差绝对值均小于由方法 1 所得结果,结合图 9 中两种方法的 MSE 对比更加表明了方法 2 的实时性与高精度。通过对释能电磁铁的 RUL 预测也说明本文所提方

法对万能式断路器操作附件的 RUL 预测具有一定适用性。

5 结 论

针对万能式断路器操作附件个体差异性以及在实际使用过程中动作不频繁的特性,在 Wiener 过程理论框架下,对模型参数实时更新过程进行推导,得到了实时 CM 点处的 RUL 概率密度函数,从而提出了一种可在线更新模型参数并进行操作附件实时 RUL 预测的方法。通过万能式断路器操作附件历史性能退化数据与实时更新 CM 数据的实验分析,表明本文所提方法可对操作附件 RUL 进行实时预测;同时,相较于以往文献中的方法,本文方法所得预测结果更加准确,不确定性更低,更加符合万能式断路器的实际使用情况。

本文的试验数据均在实验室条件下获得,未考虑实际使用过程中外界因素的差异对数据的影响;同时在后续的研究中,为进一步满足该方法在实际应用的要求,对操作附件退化过程建模时可将状态监测过程中的测量不确定性考虑其中,这可进一步提高预测结果的准确性。

参考文献

- [1] PECHT M. Prognostics and Health Management of Electronics [M]. New Jersey: Wiley Online Library, 2008: 59-68.
- [2] GUAN Q, TANG Y, XU A. Objective Bayesian analysis accelerated degradation test based on Wiener process models [J]. Applied Mathematical Modelling, 2016, 40(4) : 2743-2755.
- [3] MIAO Q, XIE L, CUI H J, et al. Remaining useful life prediction of lithium-ion battery with unscented particle filter technique [J]. Microelectronic Reliability, 2013, 53(6) : 805-810.
- [4] WANG W, CARR M, XU W, et al. A model for residual life prediction based on Brownian motion with an adaptive drift [J]. Microelectronic Reliability, 2011, 51 (2): 285-293.
- [5] SI X SH, WANG W, HU CH H, et al. Estimating remaining useful life with three-source variability in degradation modelling [J]. IEEE Transactions on Reliability, 2014, 63(1) : 167-190.

- [6] 赵申坤, 姜潮, 龙湘云. 一种基于数据驱动和贝叶斯理论的机械系统剩余寿命预测方法[J]. 机械工程学报, 2018, 54(12): 115-124.
ZHAO SH K, JIANG CH, LONG X Y. Remaining useful life estimation of mechanical systems based on the data-driven method and bayesian theory [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2018, 54(12): 115-124.
- [7] 李玥铤, 刘淑杰, 高斯博, 等. 基于维纳过程的锂离子电池剩余寿命预测[J]. 大连理工大学学报, 2017, 57(2): 126-132.
LI Y X, LIU SH J, GAO S B, et al. Prediction of lithium-ion battery's remaining useful life based on Wiener process [J]. Journal of Dalian University of Technology, 2017, 57(2): 126-132.
- [8] 邓超, 王远航, 吴军, 等. 机电装备性能退化建模与健康状态评估方法[J]. 计算机集成制造系统, 2018, 24(9): 2279-2287.
DENG CH, WANG Y H, WU J, et al. Performance degradation modelling and health state evaluation for mechanical and electrical equipment [J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2018, 24(9): 2279-2287.
- [9] 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 X H, LI J H, SUN Y. Bearing remaining useful life prediction based on two-dimensional Wiener process[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018, 39(6): 89-95.
- [10] TSENG S, TANG J, KU I. Determination of burn-in parameters and residual life for highly reliable products[J]. Naval Research Logistics, 2003, 50(1): 1-4.
- [11] PENG C, TENG S. Mis-specification analysis of linear degradation models [J]. IEEE Transactions on Reliability, 2009, 58(3): 444-455.
- [12] 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, 4039.
LI K, DUAN Y, HUANG SH P, et al. Residual electrical life prediction of AC contactor based on the Wiener process [J]. Proceedings of the CSEE, 2018, 38(13): 3978-3986, 4039.
- [13] 胡姚刚, 李辉, 廖兴林, 等. 风电轴承性能退化建模及其实时剩余寿命预测[J]. 中国电机工程学报, 2016, 36(6): 1643-1649.
HU Y G, LI H, LIAO X L, et al. Performance degradation model and prediction method of real-time remaining life for wind turbine bearings[J]. Proceedings of the CSEE, 2016, 36(6): 1643-1649.
- [14] HU CH H, PEI H, WANG Z Q, et al. A new remaining useful life estimation method for equipment subjected to intervention of imperfect maintenance activities [J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2018, 31(3): 514-528.
- [15] 王兆强, 胡昌华, 王文彬, 等. 基于 Wiener 过程的钢厂风机剩余使用寿命实时预测[J]. 北京科技大学学报, 2014, 36(10): 1361-1368.
WANG ZH Q, HU CH H, WANG W B, et al. Wiener process-based online prediction method of remaining useful life for draught fans in steel mills[J]. Journal of University of Science and Technology Beijing, 2014, 36(10): 1361-1368.
- [16] 张明泽, 刘骥, 陈昕, 等. 基于 Wiener 模型的变压器油纸绝缘老化剩余寿命评估方法[J]. 电工技术学报, 2018, 33(21): 5098-5108.
ZHANG M Z, LIU J, CHEN X, et al. Residual life assessment method of transformer oil-paper insulation aging based on Wiener model[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2018, 33(21): 5098-5108.
- [17] 黄亮, 刘君强, 贡英杰. 基于 Wiener 过程的发动机多阶段剩余寿命预测[J]. 北京航空航天大学学报, 2018, 44(5): 1081-1087.
HUANG L, LIU J Q, GONG Y J. Multi-phase residual useful life prediction of aeroengines based on nonlinear Wiener process [J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2018, 44(5): 1081-1087.
- [18] AALEN O, BORGAN Ø, GJESSING H. Survival and event history analysis: A process point of view[M]. New York: Springer, 2008.
- [19] GEBRAEEL N Z, LAWLEY M A, LI R, et al. Residual-life distributions from component degradation signals: A Bayesian approach[J]. IIE Transactions, 2005, 37(6): 543-557.

- [20] WANG X L, JIANG P, GUO B, et al. Real-time reliability evaluation with a general Wiener process-based degradation model [J]. *Quality and Reliability Engineering International*, 2014, 30(2): 205-220.
- [21] SI X SH, WANG W, HU CH H, et al. Remaining useful life estimation based on a nonlinear diffusion degradation process [J]. *IEEE Transactions on Reliability*, 2012, 61(1): 50-67.
- [22] 司小胜, 胡昌华. 数据驱动的设备剩余寿命预测理论及应用 [M]. 北京: 国防工业出版社, 2016: 88-90.
SI X SH, HU CH H. *Data-driven Remaining Useful Life Prediction Theory and Applications for Equipment* [M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2016: 88-90.
- [23] 孙曙光, 张强, 杜太行, 等. 基于分合闸线圈电流的万能式断路器故障诊断 [J]. *仪器仪表学报*, 2018, 39(2): 130-140.
SUN SH G, ZHANG Q, DU T H, et al. Fault diagnosis for conventional circuit breaker based on switching coil current [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2018, 39(2): 130-140.

作者简介



孙曙光 (通信作者), 分别在 2002 年、2005 年和 2009 年于河北工业大学获得学士、硕士和博士学位, 现为河北工业大学副教授, 主要研究方向为智能检测、故障诊断。
E-mail: sunshuguang_2000@163.com

Sun Shuguang (Corresponding author) received his B. Sc., M. Sc. and Ph. D. degrees all from Hebei University of Technology in 2002, 2005 and 2009, respectively. He is currently an associate professor at Hebei University of Technology. His main research interests include intelligent detection and fault diagnosis.



李勤, 2017 年于淮南师范学院获得学士学位, 现为河北工业大学硕士研究生, 主要研究方向为检测技术与自动化装置。

E-mail: 161282815@qq.com

Li Qin received her B. Sc. degree from Huainan Normal University in 2017. Now she is a M. Sc. candidate at Hebei University of Technology. Her main research interests include measurement technology and automatic equipment.