

基于时间参数融合的电磁继电器故障检测

雷晓霖¹, 王浩¹, 肖乔元², 吴凡², 胡新华¹, 王路瑶³

(1. 空军工程大学航空工程学院, 西安, 710038; 2. 重庆邮电大学自动化学院, 重庆, 400065;
3. 中核战略规划研究总院有限公司系统工程研究所, 北京, 100048)

摘要 针对单一特征难以综合反映电磁继电器退化故障的问题, 依据继电器故障机理选取吸合时间、释放时间、超程时间为多元故障特征变量, 提出一种基于时间参数融合的电磁继电器故障检测方法。首先, 考虑退化故障的模糊不确定性, 根据退化特征的模糊阈值构造模糊隶属度函数, 求取其数据对继电器工作状态的隶属度, 并表示为故障证据; 然后, 应用证据推理算法, 融合多特征故障证据得到继电器故障信息; 最后, 通过迭代融合历史、当前以及预测的下一时刻的故障信息得到故障检测结果, 并自适应调整故障信息的可靠度, 兼顾检测结果的可靠性和灵敏度。实验结果表明, 所提方法的误报率为 5.2%, 漏报率为 2.0%, 与现有方法相比, 在准确性和抗干扰能力上具有显著优势, 能够有效提高电磁继电器退化故障的检测性能。

关键词 电磁继电器; 故障检测; 退化故障; 证据推理

DOI 10.3969/j.issn.2097-1915.2024.06.003

中图分类号 V242; TM58 **文献标志码** A **文章编号** 2097-1915(2024)06-0016-10

A Fault Detection of Electromagnetic Relay Based on Time Parameter Fusion

LEI Xiaoben¹, WANG Hao¹, XIAO Qiaoyuan², WU Fan², HU Xinhua¹, WANG Luyao³

(1. Aviation Engineering School, Air Force Engineering University, Xi'an 710038, China;

2. College of Automation, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China;

3. System Engineering Institute, China Institute of Nuclear Industry Strategic, Beijing 100048, China)

Abstract It is difficult for a single feature to comprehensively reflect the degradation fault of electromagnetic relay. A fault detection method of electromagnetic relay is proposed based on time parameter fusion by selecting the pick-up time, release time and super-path time as multiple fault characteristic variables according to the fault mechanism of relay. Firstly, in consideration of the fuzzy uncertainty of the degraded fault, the fuzzy membership function is constructed according to the fuzzy threshold of the feature, and the membership degree of the data to the working state of the relay is obtained and expressed as fault evidence, and then the evidence reasoning algorithm is applied to the fusion of the multi-feature fault evidence to get the relay fault information. Finally, the fault detection results are obtained by iteratively fusing the historical, current and predicted fault information, and adaptively adjust the reliability of the fault information, taking into account the reliability and sensitivity of the detection results. The experimental results show that the proposed method is 5.2% in mistake report rate, 2.0% in failure to report rate, has significant advantages in accuracy and anti-interference ability, and can effectively improve the performance of electromagnetic relay degradation fault detection.

收稿日期: 2024-03-19

作者简介: 雷晓霖(1972—), 男, 陕西华阴人, 教授, 博士, 研究方向为航空电气工程等。E-mail: leixiaoben@aliyun.com

通信作者: 王浩(1998—), 男, 云南昭通人, 硕士生, 研究方向为电气工程、故障检测等。E-mail: 496706722@qq.com

引用格式: 雷晓霖, 王浩, 肖乔元, 等. 基于时间参数融合的电磁继电器故障检测[J]. 空军工程大学学报, 2024, 25(6): 16-25. LEI Xiaoben, WANG Hao, XIAO Qiaoyuan, et al. A Fault Detection of Electromagnetic Relay Based on Time Parameter Fusion[J]. Journal of Air Force Engineering University, 2024, 25(6): 16-25.

Key words electromagnetic relay; fault detection; degradation fault; evidential reasoning

电磁继电器作为一种控制元件,具有导通状态低阻和断开状态绝缘的特性,广泛用于列车、飞机、船舶、卫星等领域^[1]。关键继电器的故障可能会导致整体系统可靠性大幅下降,甚至引发严重后果。例如某型飞机加力箱故障导致飞行征候和飞行事故频发,严重影响飞行安全,因此需要在起飞前进行故障检测,及时更换故障继电器。继电器故障可划分为突发故障和退化故障^[2],与突发故障相比,退化故障具备一定的特殊性。随着继电器工作到中后期,开断次数的增加,会导致其各个部件的性能产生不同程度的退化,当退化到一定程度时,可能发生吸合不稳、释放粘滞等现象,此类故障被统称为退化故障,其具有故障幅度小、演变缓慢的特点^[3]。由于此时继电器尚未完全丧失正常的开通/关断功能,很难有效通过人工判别其是否发生退化故障。电气参数和时间参数可以表征继电器退化程度,均在一定程度上反映了退化状态^[4],可作为评判退化故障的重要依据。因此,根据继电器退化特征数据,准确及时地检测退化故障,对维护飞行安全有重大的现实意义和实用价值。

继电器退化机理极为复杂^[5],随着反复吸合和关断,其内部机构将发生一系列的物理和化学变化,如触点磨损、线圈绝缘降低、簧片老化等,相应地,继电器的关键特征参数如吸合时间、释放时间、超程时间等,也会逐渐发生偏移。由于继电器触点每次接触的位置存在细微差异,且振动、温度等因素也会使特征参数发生较大范围的变化,因此,继电器退化特征同时受到内部退化状态、外部工况和干扰等多方面因素影响,难以进行机理建模和模型分析。

随着设备故障检测技术的发展,研究者们提出了不同的故障检测算法,包括基于解析模型^[6-7]、基于神经网络^[8-9]以及基于证据理论^[10]的方法等。其中,解析模型依赖于精确物理或者化学模型,对未知模型难以直接适用。神经网络模型依赖于训练数据的完备性,对故障中的不确定信息支持度较低。上述研究的共同缺陷在于,很难有效处理继电器故障检测中存在的 uncertain 信息。Dempster-Shafer 证据理论,不依赖于先验概率和条件概率^[11],在先验知识匮乏的条件下,仍可有效处理 uncertain 信息^[12]。文献^[13]应用 D-S 证据理论分析继电保护系统中的协调关系和故障定位信息,实现对隐性故障的有效检测。现有的继电器故障诊断与预测方法更多是基于单一特征变量^[14-17],将证据理论应用于故障检测,考虑了证据的权重和可靠度,能够解决继电器故

障检测中的 uncertain 信息问题。但是由于继电器故障特征参数较多,仅依赖单一特征检测故障存在故障信息缺失,容易出现故障检测误漏报率高的问题,难以综合反映电磁继电器实际工作状态。

针对现有继电器单一特征故障检测方法存在的缺陷,本文在文献^[16]的基础上设计了一种基于时间参数融合的故障检测算法。首先,考虑退化故障的不确定性,构造隶属度函数,求取其数据对继电器工作状态的隶属度,并表示为故障证据;然后,应用证据推理算法,融合多特征故障证据得到继电器故障信息;最后,通过迭代融合历史、当前以及预测的下一时刻的故障信息得到故障检测结果,并自适应调整故障信息的可靠度,兼顾检测结果的可靠性和灵敏度。所提方法的优势在于,利用证据之间的欧氏距离和相关系数构造模糊阈值优化的目标函数,根据证据相关性设计融合权重优化模型,使融合结果更贴近于实际。试验结果表明,该方法能够有效提升继电器退化故障检测性能。

1 继电器工作原理及退化特征

图1为典型直流电磁继电器的工作原理^[18]。图中虚线框内为继电器主体,当低压电源接通时,控制电路中通过电流,电磁铁会产生吸力,使衔铁往铁芯移动,动触点向常开触点移动,直至衔铁吸合。此时动触点与常开触点完全接触,工作电路导通。当低压电源断开时,控制电路中的电流消失,使磁场消失,衔铁在弹簧的作用下往原位移,动触点向常闭触点移动,直至衔铁返回原位,动触点与常闭触点完全接触。此时动触点与常开触点之间无接触,工作电路断开。

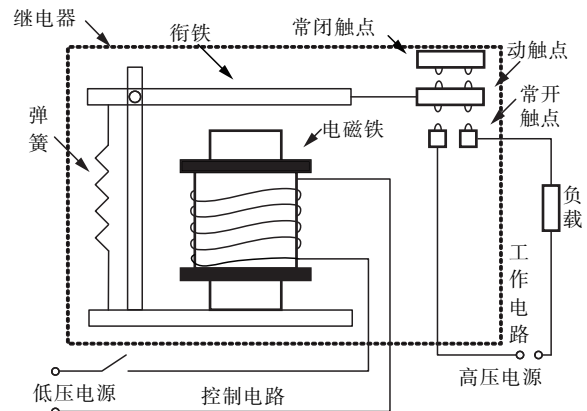


图1 典型直流电磁继电器的工作原理

Fig. 1 Working principle of typical DC electromagnetic relay
为获取关键特征参数,对继电器动作过程中产

生的电信号进行采集,如图 2 所示,根据时间参数的定义,通过曲线波形可以解算出时间参数^[19]。 t_1 为吸合时间, $t_c = t_2 - t_1$ 为超程时间, t_3 为释放时间。3 个时间参数都直接反映了继电器的工况和运行状态,可作为衡量继电器退化程度的关键特征参数,考虑上述参数易于通过电压、电流波形直接获取,故选择上述参数作为多元故障特征变量,以全面反映继电器的吸合/释放及接触能力,弥补基于单一特征参数相关方法的缺陷。

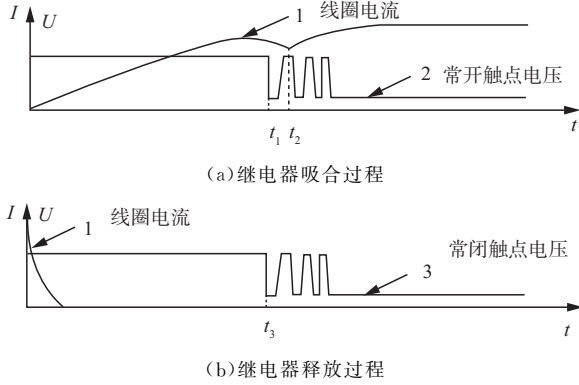


图 2 继电器动作过程
Fig. 2 Relay action process

2 基于时间参数融合故障检测算法

2.1 故障证据获取

根据 D-S 证据理论,建立证据理论框架^[16],定义继电器工作状态集合 $m(H_1, H_2)$,其中 H_1 为退化故障状态, H_2 为正常状态。一条故障证据可表示为以下概率质量分布形式:

$$m = \{m(H_1), m(H_2)\} \quad (1)$$

式中: $m(H_1)$ 为继电器退化故障的概率质量; $m(H_2)$ 为继电器正常的概率质量。

由故障机理分析可知,继电器具有退化特征,在继电器逐渐从正常状态过渡到故障状态过程中,表征退化特征的时间参数呈现较为明显的上升型和下降型变化。

考虑正常状态与故障状态边界模糊不确定性,依据继电器说明手册和专家经验,充分考虑继电器的实时工况,设置时间参数的模糊阈值,建立三角隶属度函数,实现数据归一化处理,从而将模糊不确定性转换为模糊隶属度,并将其表示为故障证据。

根据时间数据的变化趋势,将继电器退化特征分为上升型和下降型。吸合时间和释放时间属于上升型,超程时间属于下降型。

设继电器退化特征的测量数据为 x ,其模糊阈值为 $[T^-, T^+]$ 。如果 x 为上升型特征数据,当 $x \leq T^-$ 时, x 绝对隶属于 H_2 ,当 $x \geq T^+$ 时, x 绝对

隶属于 H_1 ,当 $T^- < x < T^+$ 时, x 在一定程度隶属于 H_1 和 H_2 ,表示为:

$$\mu_{H_1}(x) = \begin{cases} 0, x \leq T^- \\ (x - T^-)/(T^+ - T^-), T^- < x < T^+ \\ 1, x \geq T^+ \end{cases} \quad (2)$$

$$\mu_{H_2}(x) = \begin{cases} 1, x \leq T^- \\ (T^+ - x)/(T^+ - T^-), T^- < x < T^+ \\ 0, x \geq T^+ \end{cases} \quad (3)$$

式中: $\mu_{H_1}(x)$ 和 $\mu_{H_2}(x)$ 分别为 x 对 H_1 和 H_2 的隶属度。

如果 x 为下降型特征数据,当 $x \leq T^-$ 时, x 绝对隶属于 H_1 ,当 $x \geq T^+$ 时, x 绝对隶属于 H_2 ,当 $T^- < x < T^+$ 时, x 在一定程度隶属于 H_1 和 H_2 ,表示为:

$$\mu_{H_1}(x) = \begin{cases} 1, x \leq T^- \\ (T^+ - x)/(T^+ - T^-), T^- < x < T^+ \\ 0, x \geq T^+ \end{cases} \quad (4)$$

$$\mu_{H_2}(x) = \begin{cases} 0, x \leq T^- \\ (x - T^-)/(T^+ - T^-), T^- < x < T^+ \\ 1, x \geq T^+ \end{cases} \quad (5)$$

将数据转换为隶属度,并作为故障证据的概率质量,从而得到故障证据概率分布为:

$$m(H_1) = \mu_{H_1}(x), m(H_2) = \mu_{H_2}(x) \quad (6)$$

利用式(2)~式(6)可以将继电器退化特征数据转换为故障证据。故障证据是否准确反映继电器的工作状态,取决于模糊阈值设置是否合理。

设吸合时间、释放时间、超程时间的训练数据分别为 $x_i (i = 1, 2, 3)$,选取 N 组训练数据 $x_i(1), x_i(2), \dots, x_i(N)$,根据先验知识设置各个特征的模糊阈值为 $[T_i^-, T_i^+]$,其中上下界约束为 $T_i^- \in [a_i, b_i], T_i^+ \in [a_i', b_i']$,由 $[T_i^-, T_i^+]$ 和式(2)~式(6)得到故障证据观测结果 $m_{i,t} (t = 1, 2, \dots, N)$ 。为衡量观测结果与真实状态之间的差距,计算 $m_{r,t}$ 与 $m_{i,t}$ 的欧氏距离 $d(m_{i,t}, m_{r,t})$ 衡量观测结果与真实状态之间的距离,即:

$$d(m_{i,t}, m_{r,t}) = \sqrt{\frac{1}{2} \sum_{j=1}^2 (m_{i,t}(H_j) - m_{r,t}(H_j))^2} \quad (7)$$

当第 t 组训练数据 $x_i(t)$ 处于退化故障状态时, $m_{r,t}(H_1) = 1, m_{r,t}(H_2) = 0$;否则, $m_{r,t}(H_1) = 0, m_{r,t}(H_2) = 1$ 。根据式(7),计算 $m_{i,t}$ 与 $m_{r,t}$ 之间的证据距离总和为:

$$D = \sum_{i=1}^3 \sum_{t=1}^N d(m_{i,t}, m_{r,t}) \quad (8)$$

式中: D 为关于模糊阈值 $[T_i^-, T_i^+]$ 的函数,其反映了故障证据的准确性。 D 越小,代表转换的故障证

据 $m_{i,t}$ 越接近于继电器真实工作状态。综上,可以把 D 作为模糊阈值优化的目标函数,但这种做法忽略了不同特征数据之间的相关性,存在过度矫正的情况。得到的模糊阈值宽度过窄,损失了较多的信息,使得后续的证据融合难以进一步提升检测性能。为此,重新设计关于相关系数的目标函数。

证据相关系数可用于度量 2 个证据之间的相关程度^[20],定义 2 个故障证据 m_1, m_2 之间的相关系数为:

$$r_{\text{BPA}}(m_1, m_2) = \frac{c(m_1, m_2)}{\sqrt{c(m_1, m_1)c(m_2, m_2)}} = \frac{\sum_{j=1}^2 [m_{1,t}(H_k)m_{2,t}(H_k)]}{\sqrt{\sum_{k=1}^2 [m_1(H_k)]^2 \sum_{k=1}^2 [m_2(H_k)]^2}} \quad (9)$$

式中: $c(m_1, m_2)$ 为多个证据之间的关联程度,其表达式为:

$$c(m_1, m_2) = \sum_{i=1}^{2^n} \sum_{j=1}^{2^n} [m_1(A_i)m_2(A_j) \frac{|A_i \cap A_j|}{|A_i \cup A_j|}] \quad (10)$$

式中: A_i 为证据的焦点; $|\cdot|$ 为集合的势。根据式(9)~式(10),可得到故障证据 $m_{i,t}$ 之间的相关系数为:

$$r_{\text{BPA},i,j,t} = r_{\text{BPA}}(m_{i,t}, m_{j,t}) \quad (11)$$

式中: $i, j, t=1, 2, 3$ 且 $i \neq j$ 。将模糊阈值的上下界分别取各个特征训练数据的最小值和最大值,即 $[T_i^-, T_i^+] = [\min(x_i), \max(x_i)]$,对原始数据做 Min-Max 标准化处理。利用该阈值将训练数据转换为故障证据 $\tilde{m}_{i,t}$,由于其包含了数据的完整变化范围,该故障证据信息量最大,称为完全信息证据。与 $m_{i,t}$ 类似,可以计算 $\tilde{m}_{i,t}$ 之间的证据相关系数 $r_{\text{BPA}}(\tilde{m}_{i,t}, \tilde{m}_{j,t})$,记为 $\tilde{r}_{\text{BPA},i,j,t}$ 。 $\tilde{r}_{\text{BPA},i,j,t}$ 反映继电器多特征数据之间的相关性,为了使转换后的故障证据能够尽可能保持相关性, $r_{\text{BPA},i,j,t}$ 应接近于 $\tilde{r}_{\text{BPA},i,j,t}$,同时为了保证故障证据的准确性, D 越小越好,由此设计新的目标函数,建立以下优化模型:

$$\begin{aligned} \min G &= \frac{\omega_1}{3N} D + \frac{\omega_2}{N} \sum_{i=1}^3 \sum_{t=1}^N |r_{\text{BPA},i,j,t} - \tilde{r}_{\text{BPA},i,j,t}| \\ \text{s. t. } &T_i^- \in [a_i, b_i], T_i^+ \in [a'_i, b'_i] \\ &\omega_1 + \omega_2 = 1, i, j = 1, 2, 3, i \neq j \end{aligned} \quad (12)$$

式中: ω_1 和 ω_2 为 2 个优化目标的加权系数, ω_1 越大,表示更加注重准确性, ω_2 越大,表示更加注重保持相关性。在目标函数加入了证据相关性之后,虽然故障证据的准确性有所降低,但保留了相关性信息,为后续故障证据融合提供更大的发挥空间。

通过求解优化模型(12),可以得到继电器 3 种退化特征的最优模糊阈值 $[T_i^-, T_i^+]$,利用 $[T_i^-, T_i^+]$ 将 $x_i(t)$ 转换为故障证据 $m_{i,t}$,其包含各个特征退化过程的退化信息。

2.2 多特征故障证据融合

为了融合多特征数据中的退化信息,应用证据推理算法,将 $m_{i,t}$ 融合为组合故障证据 m_t 。 m_t 反映了 t 时刻继电器的故障状态信息。

根据 D-S 证据融合规则,给出故障证据的证据推理融合算法。设有 L 条故障证据 m_1, m_2, \dots, m_L ,对其进行融合,融合结果记为 $m_c = m_1 \oplus m_2 \oplus \dots \oplus m_L$ 。融合前,对 L 条故障证据做加权处理:

$$\begin{cases} \tilde{m}_n(H_j) = \omega_n m_n(H_j) \\ \tilde{m}_n(H) = 1 - \omega_n \\ \omega_n = \omega_n / (1 + \omega_n - r_n) \end{cases} \quad (13)$$

s. t. $n = 1, 2, \dots, L, j = 1, 2, 0 \leq \omega_n \leq 1$

$$\sum_{n=1}^L \omega_n = 1, 0 \leq r_n \leq 1$$

$$\sum_{n=1}^L \tilde{m}_n(H_j) + \tilde{m}_n(H) = 1$$

式中: ω_n 为各个故障证据的权重; r_n 为各个故障证据的可靠度; $\tilde{m}_n(H)$ 为证据加权系数; $\tilde{m}_n(H)$ 为因证据加权影响而暂时转移的概率质量; $\tilde{m}_n(H_j)$ 为加权后的故障证据。可根据式(14)~式(15)得到故障证据融合结果为:

$$m_c(H_j) = \frac{k \left[\prod_{n=1}^L (\tilde{m}_n(H_j) + \tilde{m}_n(H)) - \prod_{n=1}^L \tilde{m}_n(H) \right]}{1 - k \left[\prod_{n=1}^L \tilde{m}_n(H) \right]} \quad (14)$$

$$k = \left[\sum_{j=1}^2 \prod_{n=1}^L (\tilde{m}_n(H_j) + \tilde{m}_n(H)) - \prod_{n=1}^L \tilde{m}_n(H) \right]^{-1} \quad (15)$$

将上述算法应用于融合继电器多特征故障证据,融合结果表示为 $m_t = m_{1,t} \oplus m_{2,t} \oplus m_{3,t}$ 。设 $m_{i,t}$ 的权重 $\omega_i(t)$ 分别为吸合时间、释放时间、超程时间数据的权重; $m_{i,t}$ 的可靠度 $r_i(t)$ 分别为吸合时间、释放时间、超程时间数据在 t 时刻的可靠度。将 $m_{i,t}, \omega_i(t)$ 以及 $r_i(t)$ 代入式(14)得到 $\tilde{m}_n(H_j)$ 和 $\tilde{m}_n(H)$,将结果代入式(15)~式(16)可以得到融合结果 $m_t = \{m_t(H_1), m_t(H_2)\}$ 。

可靠度是上述算法的重要参数,证据源的可靠程度直接影响故障证据的可靠度,获取时间数据的

可靠程度,一定程度上影响故障证据的可靠程度,必须减少时间数据获取过程中存在的偏差或受到的外界干扰。 $m_{i,t}$ 的可靠度与特征数据 $x_i(t)$ 的分散程度相关,其分散性越强, $m_{i,t}$ 的可靠度越低。假设在滑动窗口内,特征数据 $x_i(t)$ 满足正态分布,根据其概率密度函数,计算 $m_{i,t}$ 的可靠度为:

$$r_i(t) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{(x_i(t) - \bar{x}_i)^2}{2\sigma^2}\right) \quad (16)$$

式中: \bar{x}_i 和 σ 分别为滑动窗口内 x_i 的均值和标准差。

$$\bar{x}_i = \frac{1}{P} \sum_{s=0}^P x_i(t-s) \quad (17)$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{P-1} \sum_{s=0}^P (x_i(t-s) - \bar{x}_i)^2}$$

式中: P 为滑动窗口大小。

权重是故障证据融合的重要参数,需要进行合理设置。根据故障证据之间相关性计算故障证据之间的支持度,利用故障证据的支持度得到故障证据的可信度,并将其描述为融合权重 $\omega_i(t)$ 。故障证据支持度计算式为:

$$\text{Supl}(m_i) = \sum_{j=1, i \neq j}^n r_{\text{BPA}}(m_i, m_j) \quad (18)$$

故障可信度定义为:

$$\text{Crdl}(m_i) = \frac{\text{Supl}(m_i)}{\sum_{i=1}^n \text{Supl}(m_i)} \quad (19)$$

可信度反映了故障证据之间的相对重要程度,可以将其作为证据融合的权重,得到 $m_{i,t}$ 的融合权重为:

$$\omega_i(t) = \text{Crdl}(m_{i,t}) \quad (20)$$

为得到更精确的权重,根据式(16)~式(17)计算训练数据 $x_i(t)$ ($t=1, 2, \dots, N$)的可靠度 $r_i(t)$,根据式(18)~式(20)计算权重 ω_i ,利用证据推理算法融合 $m_{i,t}$ 得到 m_t ,根据式(7)计算 m_t 到参考故障证据 $m_{r,t}$ 的距离 $d(m_t, m_{r,t})$ 。在确定 $r_i(t)$ 和 $m_{i,t}$ 后, $d(m_t, m_{r,t})$ 是关于 $\omega_i(t)$ 的函数, $d(m_t, m_{r,t})$ 越小,融合结果越贴近于继电器的实际工况,权重 $\omega_i(t)$ 与特征的反映能力越匹配。由此设计以下优化模型:

$$\min \sum_{i=1}^N d(m_t, m_{r,t})$$

$$\text{s. t. } 0 \leq \omega_i(t) \leq 1, i = 1, 2, 3 \quad (21)$$

$$\sum_{i=1}^3 \omega_i(t) = 1$$

通过求解优化模型式(21),得到最优特征融合

权重 $\omega_i(t)$,其体现了继电器退化特征对故障的反映能力大小。

2.3 故障证据迭代融合

通过融合多特征故障证据得到的 m_t ,在一定程度上,反映了该时刻继电器的故障状态,但容易受到噪声、扰动的影响,单个时刻的故障信息存在着较大的不确定性,难以准确地判定继电器是否发生故障。因此,融合历史故障信息、当前以及预测下一时刻故障信息,以减小故障检测结果的不确定性。

根据文献[16]中的方法,在滑动窗口中在线预测下一时刻的故障证据,并将其表示为 $m_{1,t+1}$ 。

设计新的故障证据 $m_{0,t}$,用于存储继电器在 t 时刻之前的历史故障信息,称为积累故障证据。当 $t=0$ 时,设定积累故障证据为:

$$m_{0,0} = \{m_{0,0}(H_1) = 0, m_{0,0}(H_2) = 1\} \quad (22)$$

当 $t > 0$ 时,应用证据推理算法,融合上一时刻的积累故障证据 $m_{0,t-1}$ 、当前时刻的组合故障证据 m_t 以及下一时刻故障证据 $m_{1,t+1}$,得到当前时刻的积累故障证据 $m_{0,t}$,记为:

$$m_{1,t} = m_{0,t-1} \oplus m_t \oplus m_{1,t+1} \quad (23)$$

从式(23)可以看出, $m_{0,t}$ 为故障证据迭代融合的结果,其包含了丰富的历史故障信息,根据 $m_{0,t}$ 可以得到更准确的继电器故障检测结果,故障检测判据为:

1)若 $m_{0,t}(H_1) > m_{0,t}(H_2)$,表示故障证据绝对支持 H_1 ,继电器处于退化故障状态,输出 $F(t) = 1$ 。

2)若 $m_{0,t}(H_1) < m_{0,t}(H_2)$,表示故障证据绝对支持 H_2 继电器处于正常状态, $F(t) = 0$ 。

3)若 $m_{0,t}(H_1) = m_{0,t}(H_2)$,则与上一次输出保持不变,即 $F(t) = F(t-1)$ 。

式(23)中, $m_{0,t-1}$ 、 m_t 和 $m_{1,t}$ 的权重及可靠度也需要进行合理设置,设定方法主要考虑动态性能和融合结果的可靠性。继电器退化特征的数据都包含逐渐增加或减小的趋势,具有一定的动态特性,远离当前时刻的历史故障信息未必能充分反映继电器当前工作状态,随着故障证据不断迭代融合,故障检测结果可能过于偏向历史结果。为兼顾故障检测结果的可靠性和灵敏度,根据故障证据的不确定性对可靠度进行自适应调整。当不确定性较大时,提高历史信息的可靠度,使检测结果更加稳定可靠;当不确定性较小时,则需降低历史信息的可靠度以提升动态性能。

计算故障证据 m 的不确定度为:

$$U(m) = 4[m(H_1)m(H_2)]$$

$$Crd1(m_i) = \frac{Sup1(m_i)}{\sum_{i=1}^n Sup1(m_i)} \quad (24)$$

式中: $m(H_1)$ 和 $m(H_2)$ 越接近于 0.5, m 的不确定性越大,当 $m(H_1)=m(H_2)=0.5$ 时,不确定性最大, $U(m)=1$;当 $m(H_1)=0$ 或 $m(H_2)=0$ 时,不确定性最小, $U(m)=0$;利用式(24)计算滑动窗口内 m_i 的平均不确定度,设计 $m_{0:t-1}$ 、 m_t 以及 $m_{1:t+1}$ 的可靠度分别为:

$$r_{0:t-1}(t) = \frac{1}{P} \sum_{i=0}^P U(m_{t-i}) \quad (25)$$

$$r_t(t) = r_{1:t+1}(t) = 1 - r_h(t) \quad (26)$$

根据式(9)、式(18)~式(20)可计算出 $m_{0:t-1}$ 、 m_t 、 $m_{1:t+1}$ 对应的融合权重 $\omega_{0:t-1}$ 、 ω_t 、 $\omega_{1:t+1}$,其分别反映了历史故障信息、当前以及预测下一时刻故障信息对继电器故障检测的重要程度。

2.4 算法流程

综上,基于时间参数融合的电磁继电器故障检测算法的具体步骤如下:

步骤 1 利用模糊阈值 $[\min(x_i), \max(x_i)]$,根据式(2)~式(6)将训练数据 $x_i(1), x_i(2), \dots, x_i(N)$ 转换为 $\tilde{m}_{i,t}$ 。根据先验知识,设置不同特征的模糊阈值上下界约束条件: $T_i^- \in [a_i, b_i]$, $T_i^+ \in [a'_i, b'_i]$,求解优化模型(12),得到最优模糊阈值 $[T_i^-, T_i^+]$ 。利用 $[T_i^-, T_i^+]$,将训练数据转换为故障证据 $m_{i,t}$ 。

步骤 2 根据式(16)~式(17),计算 $m_{i,t}$ 的可靠度 $r_i(t)$,根据式(18)~式(20),计算权重 $\omega_i(t)$,求解优化模型式(21)得到最优特征融合权重 $\omega'_i(t)$ 。

步骤 3 利用 $[T_i^-, T_i^+]$,将 t 时刻继电器的在线监测数据 $x'_i(t)$ ($i=1, 2, 3$)转换为故障证据 $m'_{i,t}$ 。

步骤 4 根据式(16)~式(17),计算 $m'_{i,t}$ 的可靠度 r'_i ,根据 $\omega'_i(t)$ 和 $r'_i(t)$,融合 $m'_{i,t}$ 得到 m'_t 。

步骤 5 根据式(24)~式(26),计算 $m'_{0:t-1}$ 、 m'_t 和 $m'_{1:t+1}$ 的可靠度分别为 $r_{0:t-1}(t)$ 、 $r_t(t)$ 和 $r_{1:t+1}(t)$;根据式(9)、式(18)~式(20)可计算出 $m'_{0:t-1}$ 、 m'_t 和 $m'_{1:t+1}$ 对应的融合权重 $\omega_{0:t-1}$ 、 ω_t 和 $\omega_{1:t+1}$,融合 $m'_{0:t-1}$ 、 m'_t 和 $m'_{1:t+1}$ 得到 $m'_{0,t}$;根据 $m'_{0,t}$ 得到故障检测结果 $F(t)$ 。

步骤 1 和步骤 2 利用训练数据优化算法参数,之后,重复执行步骤 3 到步骤 5 可以得到在线故障检测输出。

3 实验验证

3.1 实验平台设计

为检验所提方法检测效果,建立了继电器故障检测实验平台,该平台的核心部分为自故障检测系统,其结构如图 3 所示。该系统由上位机和继电器参数测量板卡组成,上位机用于发送指令和存储实验数据,并执行故障检测算法,测量板卡用于采集电磁继电器的各项特征参数。该系统的最小分辨率为 $1 \mu s$,将测量结果与示波器人工读数结果进行对比,相差不超过 3%,能够满足故障检测实验的要求。

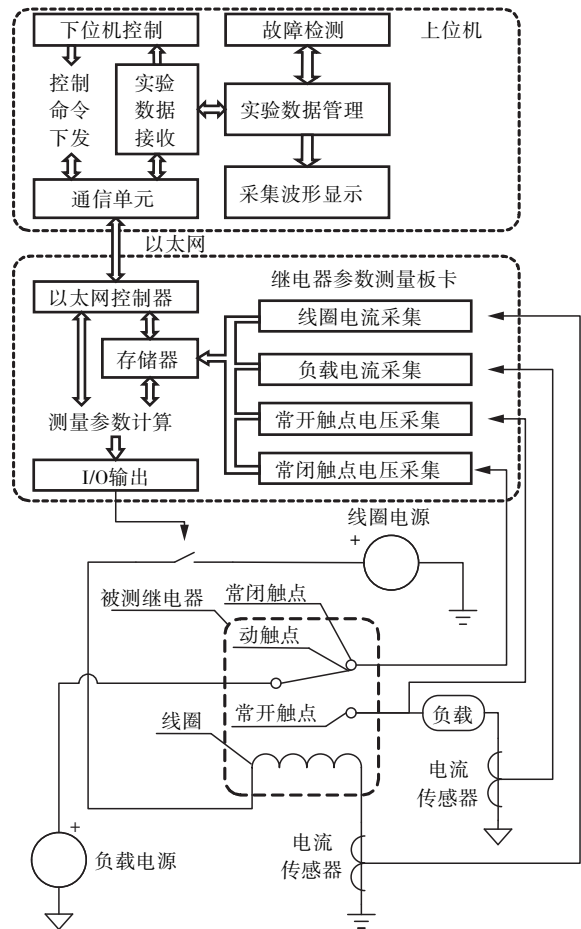


图 3 系统结构

Fig. 3 Structure of system

根据高速相机拍摄机载航空继电器的开通关断过程,如图 4 所示,触点的烧蚀主要发生常开触点由闭合到断开的过程中,因此,在实验中,将机载电磁阀作为常开触点的负载,常闭触点不带载,以达到模拟机载航空继电器的实际工况的目的。实验平台如图 5 所示,首先将被测继电器通过专用测试线缆与检测系统连接;然后通过测量板卡控制继电器开断,并对线圈电流和触点电压进行同步采集,并在波形上搜索关键时刻点,计算继电器故障特征参数;接着

将所采集的波形数据和参数测量值发送至上位机,由上位机显示所测波形,并把测量值存储为特征数据;最后根据特征数据对继电器进行故障检测。

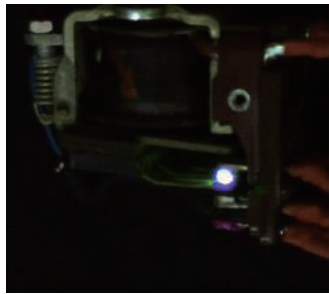
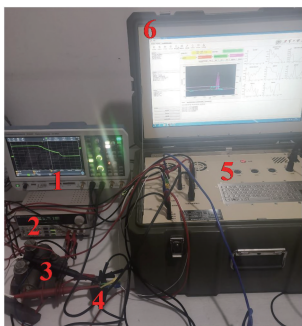


图4 机载航空继电器电弧烧蚀过程

Fig. 4 Arc ablation process of airborne aeronautical relay



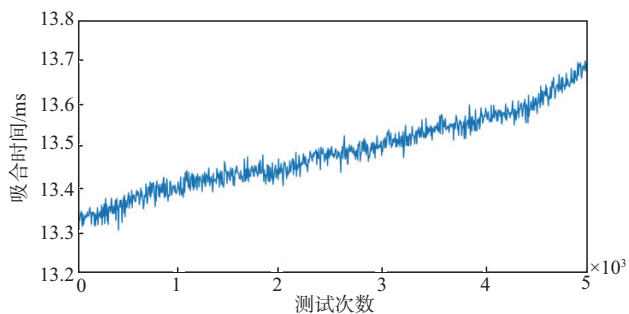
1-示波器 2-电源 3-负载
4-被测继电器 5-下位机 6-上位机程序

图5 实验平台

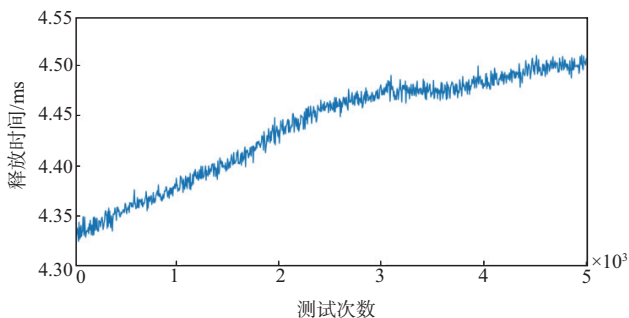
Fig. 5 Experimental platform

3.2 实验结果分析

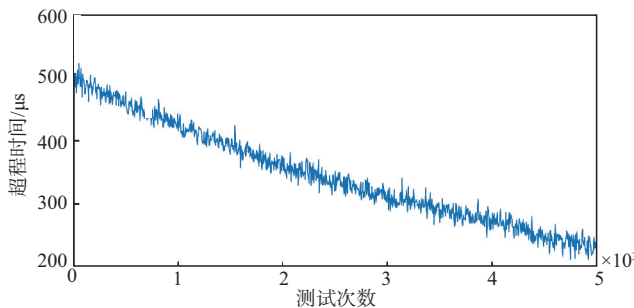
在实验室条件下,对某型航空电磁继电器进行了批次性的全周期寿命退化实验,并同步采集时间数据。对得到的批次性实验数据在 MATLAB 中进行绘图分析可知,同种类型数据的退化趋势具有相似性。因此,本文在数据分析中,选取其中一个继电器在故障前后 5 000 组时间数据进行分析,以验证所提方法的有效性。如图 6 所示,吸合时间从 13.34 ms 增加至 13.68 ms,释放时间从 4.34 ms 增加至 4.50 ms,超程时间从 514 μ s 减小至 226 μ s,数据呈现逐渐增加或减小的趋势,当这些特征参数超出一定范围时,继电器就处于退化故障状态。在第 4 500 组数据附近,该继电器的触点碰撞声音开始出现明显异常,表明此时触点磨损程度较为严重,已经影响继电器正常使用。由于该现象是间歇性的,实际故障发生点可能提前,认为该继电器从 4 400 组数据开始进入退化故障状态。测试结果表明,这些特征可以作为继电器故障的评判依据,从单一特征原始数据上看,数据比较分散,正常与退化故障状态之间的边界较为模糊,仅凭单一退化特征,难以利用故障特征数据综合判断继电器是否处于退化故障状态,有必要设计多变量融合故障检测算法。



(a) 吸合时间测量数据



(b) 释放时间测量数据



(c) 超程时间测量数据

图6 继电器退化特征测量数据

Fig. 6 Measurement data of relay degradation characteristics

将第 3 801~4 800 次中 1 000 组数据划分为训练集和测试集,前 200 组表示数据继电器正常工作,用于正常工作状态训练数据,即 $x_i(1), x_i(2), \dots, x_i(200)$,最后 200 组数据表示继电器处于退化故障状态,用于退化故障训练数据,即 $x_i(201), x_i(202), \dots, x_i(400)$ 。中间 800 组数据作为检测数据,即 $x_i'(1), x_i'(2), \dots, x_i'(800)$,其中前 400 组数据为正常状态下的数据,后 400 组数据为故障状态下的数据。

训练集优化不确定性模糊阈值和特征融合权重,根据专家经验及被测继电器的历史数据,设定吸合时间、释放时间、超程时间的模糊阈值上下界约束条件为: $T_1^- \in [13.530, 13.580]$, $T_1^+ \in [13.600, 13.630]$, $T_2^- \in [4.485, 4.490]$, $T_2^+ \in [4.495, 5.000]$, $T_3^- \in [245, 255]$, $T_3^+ \in [265, 280]$ 。求解优化模型式(12),得到最优模糊阈值 $[T_i^-, T_i^+]$ 分别为: $[T_1^-, T_1^+] = [13.574, 13.612]$, $[T_2^-, T_2^+] = [4.489, 4.496]$, $[T_3^-, T_3^+] = [248, 266]$ 。检测数据 $x_i'(t)$ 和阈值优化结果 $[T_i^-, T_i^+]$ 如图 6 所示。

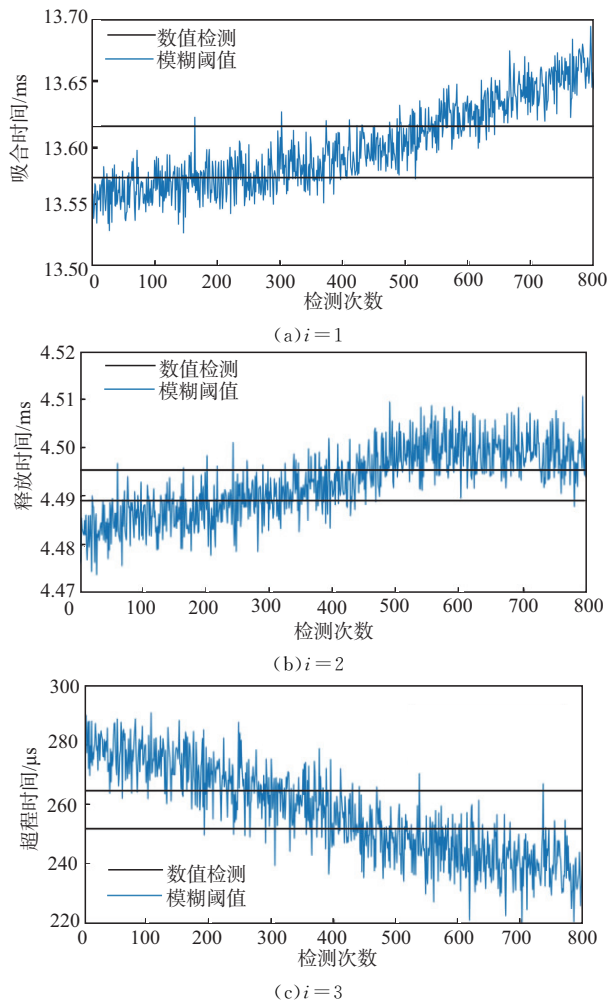


图 7 检测数据 $x_i(t)$ 和模糊阈值 $[T_i^-, T_i^+]$

Fig. 7 Detection data $x_i(t)$ and fuzzy threshold $[T_i^-, T_i^+]$

从图 7 可以看出, 最优模糊阈值设定在故障发生点附近, 除了部分波动幅度比较大的点, 该阈值与故障发生点附近的数据变化范围相当, 能准确描述继电器工况变化的不确定性。

利用 $[T_i^-, T_i^+]$, 将训练数据 $x_i(t)$ 转换为故障证据 $m_{i,t}$, 设置滑动窗口大小 P 为 20, 根据式 (16)~式 (17), 计算 $m_{i,t}$ 的可靠度 $r_i(t)$, 根据式 (18)~式 (20), 计算权重 $\omega_i(t)$, 通过求解优化模型 (21), 得到最优特征融合权重 $\omega'_i(t)$ 。

利用 $[T_i^-, T_i^+]$ 将检测数据 $x_i(t)$ 转换为 $m_{i,t}$, 融合 $m_{i,t}$ 得到 m'_i 如图 8 所示。再迭代融合 $m'_i, m'_{0,t-1}$ 和 $m'_{1,t+1}$, 得到 $m'_{0,t}$ 如图 9 所示。

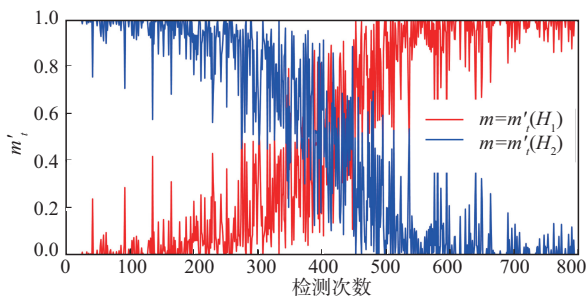


图 8 组合故障证据 m'_i

Fig. 8 Combined failure evidence

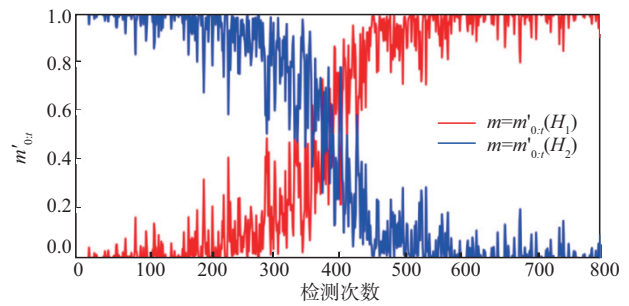


图 9 积累故障证据 $m'_{0,t}$

Fig. 9 Accumulated of fault evidence $m'_{0,t}$

从图 8 可以看出, m'_i 的概率质量的变化曲线呈 S 型, 表明多特征故障证据的融合实现了不同特征的退化信息有效互补, 使概率质量聚焦, 有利于分辨继电器退化故障。

将图 8 和图 9 进行对比, 可以看出 $m'_{0,t}$ 的概率质量分布的重叠区域更小, 说明故障证据迭代融合进一步促进了概率质量的两极分化, 降低了故障检测结果的不确定性, 并且可以抑制噪声和扰动, 具有一定的抗干扰能力。根据 $m'_{0,t}$ 结合故障判据给出故障检测输出结果如图 10 所示, 从图中分析出现误报警和漏报警均在第 400 组附近, 主要原因是因为继电器故障发生时数据波动性大, 存在较大的不确定性。

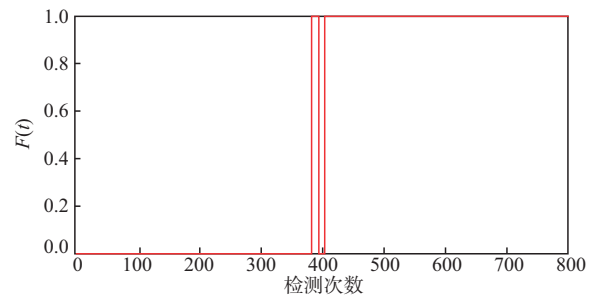


图 10 检测故障输出 $F(t)$

Fig. 10 Detecting fault output $F(t)$

3.3 对比验证

为验证所提方法的有效性, 本文进行了不同方法的对比分析实验。引文所介绍的 ER 报警器^[14]、IER 阈值优化方法^[15]以及超程时间检测方法^[16]均采用本文中的超程时间数据作为故障数据。通过比较本文多特征融合方法与引文所介绍的单一特征方法的漏报率和误报率, 分析不同方法的故障检测结果差异。

表 1 不同故障检测方法的误漏率

Tab. 1 Comparison of different fault detection methods

故障检测方法	误报率/%	漏报率/%
ER 报警器	3.8	7.6
IER 阈值优化方法	6.2	7.2
超程时间检测方法	5.8	2.8
本文方法	5.2	2.0

由表 1 可知,本文方法与其他方法相比,漏报率分别减小 5.6%、5.2% 和 0.8%,漏检率最低。ER 报警器的误报率最低,但是故障的漏检率过高,故障发生后检测不及时。IER 阈值优化方法依赖专家的经验,检测效果易受到数据波动影响。超程时间检测方法考虑了数据的渐变性和不确定性,融合了历史故障证据,效果比 ER 报警器和 IER 阈值优化方法好。

本文方法的实验效果显著优于以上单一检测方法,其主要原因在于:

1)在复杂工况下,本文方法融合历史故障信息、当前故障信息以及预测的下一时刻的故障信息,并自适应调整故障证据的可靠度,能够有效降低噪声及外界扰动对检测结果的影响,具有较强的抗干扰能力。

2)本文方法的所有参数具有较强的可解释性,能结合先验知识或专家经验进行选取或通过求解优化模型获取。由于本文方法考虑了继电器退化特征的权重,不同特征的退化信息之间能够有效互补,减小了数据不确定性的影响,减小了故障检测漏报率和误报率。

3)综合考虑多种时间参数对故障检测的贡献,能够提高检测准确性。

4 结语

本文提出一种基于时间参数融合的电磁继电器故障检测方法。该方法针对继电器故障机理,对现有的单一特征数据故障检测方法进行改进,充分考虑多种特征参数的不确定性和特征参数之间的相关性,使故障证据更贴近于实际。采用证据推理算法对多特征故障证据进行融合,通过求解权重优化模型获取合理的权重,实现退化信息之间有效互补。通过融合历史、当前以及预测的下一时刻的故障信息得到故障检测结果,并自适应调整故障证据的可靠度,降低了数据噪声及外部扰动的影响。与现有单一检测方法相比,能够降低误报率和漏报率,具有较高的准确性和较强的抗干扰能力。

参考文献

[1] 翟国富,崔行磊,杨文英. 电磁继电器产品及研究技术发展综述[J]. 电器与能效管理技术,2016(2):1-8.
ZHAI G F, CUI X L, YANG W Y. Overview for Development of Research and Technologies of Electromagnetic Relays[J]. Electrical & Energy Management Technology, 2016(2):1-8. (in Chinese)

[2] 王淑娟,余琼,翟国富. 电磁继电器接触失效机理判别方法[J]. 电工技术学报,2010,25(8):38-44.
WANG S J, YU Q, ZHAI G F. Discrimination Method of Contact Failure Mechanisms for Electromagnetic Apparatus[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2010, 25(8):38-44. (in Chinese)

[3] 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 X R, LIN Y G, HUANG X Y, 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. (in Chinese)

[4] 付饶,梁慧敏,叶雪荣,等. 接触器触点超程分析及其退化状态的诊断[J]. 电工技术学报,2020,35(1):125-133.
FU R, LIANG H M, YE X R, et al. Analysis of the Contact Overtravel of Contactor and Its Degradation State Evaluation[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2020, 35(1):125-133. (in Chinese)

[5] 陆俭国,骆燕燕,李文华,等. 航天继电器贮存寿命试验及失效分析[J]. 电工技术学报,2009,24(2):54-59.
LU J G, LUO Y Y, LI W H, et al. Storage Life Test and Failure Analysis of Aerospace Relays[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2009, 24(2):54-59. (in Chinese)

[6] KIM E H, OH S K, PEDRYCZ W, et al. Design of Reinforced Fuzzy Model Driven to Feature Selection through Univariable-Based Correlation and Multivariable-Based Determination Coefficient Analysis [J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2022, 30(10):4224-4238.

[7] KANG Y X, MAO S H, ZHANG Y H, et al. Fractional Derivative Multivariable Grey Model for Nonstationary Sequence and Its Application[J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2020, 31(5):1009-1018.

[8] CHEN H T, CHAI Z, DOGRU O, et al. Data-Driven Designs of Fault Detection Systems via Neural Network-Aided Learning[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2022, 33(10):5694-5705.

[9] LI W L, MONTI A, PONCI F. Fault Detection and Classification in Medium Voltage DC Shipboard Power Systems with Wavelets and Artificial Neural Networks[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2014, 63(11):2651-2665.

[10] 徐晓滨,张镇,李世宝,等. 基于诊断证据静态融合与动态更新的故障诊断方法[J]. 自动化学报,2016,42(1):107-121.

- XU X B, ZHANG Z, LI S B, et al. Fault Diagnosis Based on Fusion and Updating of Diagnosis Evidence [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2016, 42(1): 107-121. (in Chinese)
- [11] 李文立, 郭凯红. D-S 证据理论合成规则及冲突问题 [J]. *系统工程理论与实践*, 2010, 30(8): 1422-1432.
LI W L, GUO K H. Combination Rules of D-S Evidence Theory and Conflict Problem [J]. *Systems Engineering-theory & Practice*, 2010, 30(8): 1422-1432. (in Chinese)
- [12] 张琳, 刘婧文, 王汝传, 等. 基于改进 D-S 证据理论的信任评估模型 [J]. *通信学报*, 2013, 34(7): 167-173.
ZHANG L, LIU J W, WANG R C, et al. Trust Evaluation Model Based on Improved D-S Evidence Theory [J]. *Journal on Communications*, 2013, 34(7): 167-173. (in Chinese)
- [13] JIAO Z B, GONG H T, WANG Y F. A D-S Evidence Theory-Based Relay Protection System Hidden Failures Detection Method in Smart Grid [J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2018, 9(3): 2118-2126.
- [14] CHEN L Y, ZHOU Z J, ZHANG C C, et al. A Performance Evaluation Method Based on Interval Evidential Reasoning Approach with Function Monotonicity [J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2022, 71: 3530115.
- [15] 周志杰, 刘涛源, 胡冠宇, 等. 一种基于数据可靠性和区间证据推理的故障检测方法 [J]. *自动化学报*, 2020, 46(12): 2628-2637.
ZHOU Z J, LIU T Y, HU G Y, et al. A Fault Detection Method Based on Data Reliability and Interval Evidence Reasoning [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2020, 46(12): 2628-2637. (in Chinese)
- [16] 蔡军, 肖乔元, 吴凡. 基于超程时间测量的电磁继电器故障检测 [J]. *电子测量与仪器学报*, 2023, 37(6): 93-100.
CAI J, XIAO Q Y, WU F. Fault Detection of Electromagnetic Relay Based on Super-Path Time Measurement [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2023, 37(6): 93-100. (in Chinese)
- [17] 仇国庆, 顾逸霏. 基于区间证据推理的继电器接触系统故障检测 [J]. *电子测量与仪器学报*, 2022, 36(6): 126-133.
QIU G Q, GU Y F. Fault Detection of Relay Contact System Based on Interval Evidence Reasoning [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2022, 36(6): 126-133. (in Chinese)
- [18] 吕泽红. 直流电磁继电器加速退化试验与评价的研究 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨理工大学, 2017.
LYU Z H. Research on Accelerated Degradation Test and Evaluation of DC Electromagnetic Relay [D]. Harbin: Harbin University of Science and Technology, 2017. (in Chinese)
- [19] 管永超. 不同类型负载下电磁继电器失效模式研究 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨理工大学, 2017.
GUAN Y C. Analysis of Contact Failure Model of Electromagnetic Relays under Different Kinds of Load Conditions [D]. Harbin: Harbin University of Science and Technology, 2017. (in Chinese)
- [20] JIANG W. A Correlation Coefficient for Belief Functions [J]. *International Journal of Approximate Reasoning*, 2018, 103: 94-106.

(编辑: 徐楠楠)