

DOI: 10.13382/j.jemi.B2306209

基于超程时间测量的电磁继电器故障检测*

蔡 军 肖乔元 吴 凡
(重庆邮电大学自动化学院 重庆 400065)

摘 要:针对现有电磁继电器隐性故障检测率较低的问题,提出一种基于超程时间测量的电磁继电器故障检测方法。首先,通过离线优化获取最优模糊阈值,然后应用线性回归方法,对超程时间监测数据进行在线预测,并利用拟合误差将预测值扩展为预测区间;其次,根据最优模糊阈值,将监测数据和预测区间分别转换为当前和预测故障证据,利用区间证据推理迭代融合积累、当前、预测 3 种故障证据,获取更新后的积累故障证据;最后,按照故障判据,由积累故障证据得到继电器故障检测结果。所提方法充分考虑了继电器隐性故障的渐变性特征以及超程时间测量过程所包含的不确定性,使故障证据更贴近于继电器实际工况。实验结果表明,与现有方法相比,所提方法在证据准确性和收敛速度上具有显著优势,能够有效提升电磁继电器隐性故障的检测精度。

关键词: 电磁继电器;故障检测;超程时间;区间证据推理

中图分类号: TM58;TN06 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 470.40

Fault detection of electromagnetic relay based on super-path time measurement

Cai Jun Xiao Qiaoyuan Wu Fan
(College of Automation, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China)

Abstract: In order to improve the hidden fault detection rate of electromagnetic relay, a fault detection method based on super-path time measurement for electromagnetic relay is proposed in this paper. Firstly, the fuzzy threshold is optimized offline. Secondly, the super-path time data is predicted online using sliding window linear regression, and extended to predicted interval based on fitting error. Then, the relay super-path time measured data and predicted interval are converted into current fault evidence and predictive fault evidence using fuzzy threshold, and cumulative fault evidence is updated by iterative fusing cumulative, current and predictive fault evidence using interval evidence reasoning. Finally, the result of fault detection can be obtained from cumulative fault evidence according to fault criteria. The proposed method considers the slow-changing features of hidden relay fault and uncertainty in super-path time measurement process, so that the fault evidence is closer to the actual working condition of relay. The experimental results show that the proposed method has significant advantages in evidence accuracy and convergence speed, and can effectively improve the detection accuracy of electromagnetic relay hidden fault.

Keywords: electromagnetic relay; fault detection; super-path time; interval evidential reasoning

0 引 言

电磁继电器是一种重要的开关控制元件,具有转换深度高、可多路同步切换、抗干扰能力强等固态器件不具备的优势^[1],可实现高可靠的电路通断、负载控制等重要

功能,在工业、军事及航空航天等领域得以广泛应用。电磁继电器自身的可靠性对于整体系统的可靠性将产生直接影响,其故障机理也非常复杂^[2]。随着继电器线圈的反复通断电,其电接触机构将发生一系列的物理和化学过程,如触点磨损、触点弹跳、触点间材料转移等,使继电器性能逐渐退化,可能产生触点接触不良、继电器误动作

等故障,当达到极限状态时,继电器将无法可靠吸合或释放,称为完全失效。尽管人工判别继电器是否完全失效较为简单,但对于大多数系统而言,在继电器完全失效之前就已经出现隐性故障,存在严重的安全隐患。因此,根据继电器关键性能参数的动态变化,及时准确地判别继电器是否存在隐性故障,是近年来继电器领域研究的热点问题^[3],具有重要的理论意义和工程价值。

在继电器吸合过程中,常开触点与动触点存在共同运动的阶段,从二者首次接触到衔铁完全吸合所耗费的时间,称为超程时间^[4]。它可以较全面的反映触点的磨损、老化程度,与其他时间参数相对比,其获取的难度及成本也相对较低,适用于作为评判继电器是否处于稳定工况的依据^[5]。然而,继电器的每次吸合过程,触点接触位置具有一定的随机性,且振动、温度变化等外界因素也会使超程时间发生较大范围的变化。综上,超程时间与继电器触簧系统、电磁系统及负载特性之间存在复杂的关系,是具有随机不确定性和认知不确定性的变量,仅根据测量值进行人工判别具有较高的难度,很难保证隐性故障的检测率。因此,需要设计相应的故障检测算法以处理超程时间测量数据的不确定性问题。目前考虑数据具有随机不确定性的故障检测方法主要有基于报警阈值的方法^[6-8]、基于状态估计的方法^[9-11]、基于故障参数估计的方法^[12-14],但上述方法均以系统模型精确已知或目标数据的统计分布已知为前提,对于本文所研究的基于超程时间的继电器故障检测问题而言,难以直接适用。

证据理论从置信分布的角度拓展了传统概率分布的概念,是传统贝叶斯理论的拓展及延伸,也是一种有效的不确定性推理和信息融合方法^[15],目前已被应用于不同场景下的故障检测^[16-18]。基于证据理论的故障检测方法可处理兼具随机不确定性和认知不确定性特征的测量数据,是解决继电器故障检测问题的有效途径。文献[19]提出基于证据推理(evidential reasoning, ER)的报警器设计方法,其优势在于充分考虑了数据的不确定性,但未能考虑隐性故障自身渐变性的特征,对于继电器隐性故障检测率较低。文献[20]提出了基于区间证据推理(interval evidential reasoning, IER)的阈值优化方法,通过融合专家经验阈值与监测数据两种信息,实现报警阈值的自适应更新。该方法解决了故障检测方法在处理数据不确定性问题上的不足,但故障等级的参考值仅由专家知识给定,若参考值偏离实际,将会导致最终阈值优化结果产生较大偏差。

针对现有方法难以检测电磁继电器隐性故障的问题,提出一种基于超程时间测量的电磁继电器故障检测方法。首先,通过离线优化获取最优模糊阈值,同时利用拟合误差将超程时间的在线预测数据扩展为预测区间;然后,根据最优模糊阈值,将监测数据和预测区间分别转

换为当前和预测故障证据,运用区间证据推理迭代融合积累、当前、预测 3 种故障证据以得到更新后的积累故障证据;最后,由积累故障证据得出继电器故障检测结果。该方法的优势在于充分考虑了继电器隐性故障的渐变性,采用证据了迭代融合的方式符合继电器隐性故障的产生过程,且区间形式的故障证据充分考虑了测量过程中的不确定性,使故障证据更贴近于继电器实际工况。

1 超程时间及其数据获取

典型的直流电磁继电器如图 1 所示。当线圈断电时,在触簧系统提供的反力作用下,动触点与常闭触点接触。当线圈通电时,电磁系统产生吸力使衔铁向铁芯移动,直至完全闭合,在吸力和反力的共同作用下,动触点向常开触点移动,直至完成整个吸合过程。



图 1 典型电磁继电器

Fig. 1 A typical electromagnetic relay

当动触点与常开触点第 1 次接触时,衔铁尚未完全闭合,仍处于运动状态。若没有常开触点阻挡,动触点会继续沿原运动方向移动,直至衔铁完全闭合,这段未完成的位移称为继电器的超程,该位移所需时间称为超程时间。随着继电器触点磨损加剧,触点厚度逐渐减少,动触点与常开触点实现完全接触所需行程逐渐增加,而衔铁行程不变,超程逐渐减小。从接触机理可知,超程直接反映继电器触点老化及磨损的程度。但超程测量方法繁琐,无法实现在线测量,而超程时间可以间接反映超程大小,且相对易于获取,其数据可以从图 2 所示的波形上获取。

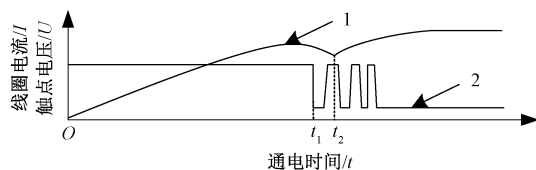


图 2 继电器吸合过程波形

Fig. 2 The wave form of relay contacting process

图 2 中,曲线 1 为继电器吸合过程中的线圈电流波

形,曲线2为动触点与常开触点之间的电压波形。 t_1 时刻触点电压急剧下降,此时动触点与常开触点发生第1次接触;此后,在触簧系统弹性形变的作用下,动触点发生若干次弹跳,使触点电压发生多次跳变。在衔铁运动过程中,衔铁与铁芯之间的气隙逐渐减小,电磁系统的磁阻减小,磁通量增大,线圈电流变化率减小到负值; t_2 时刻衔铁停止运动,此时电流变化率从最小值突变为正值,表示衔铁停止运动,随后线圈电流继续增大至额定工作电流。根据超程时间的定义, $t_c = t_2 - t_1$ 为超程时间。

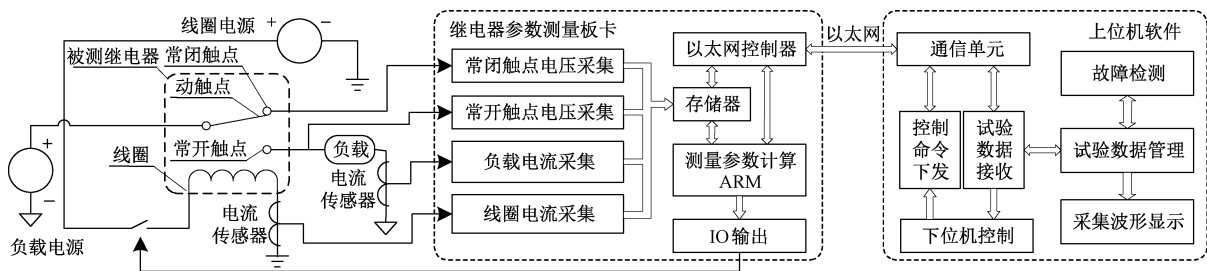


图3 继电器超程时间测量系统结构

Fig. 3 Structure diagram of relay super-path time measurement system

2 基于超程时间的故障检测算法设计

2.1 故障证据获取

在证据理论框架下解决继电器故障检测问题,定义继电器工作状态集合 $m_{r,i}$,其中 $m_{r,i}$ 表示隐性故障状态, $m_{r,i}$ 表示正常工作状态。一条区间故障证据可表示为如下区间概率质量分布形式:

$$m = \{[m^-(H_1), m^+(H_1)], [m^-(H_2), m^+(H_2)]\} \quad (1)$$

式中: $[m^-(H_1), m^+(H_1)]$ 表示继电器隐性故障的区间概率质量, $[m^-(H_2), m^+(H_2)]$ 表示继电器正常的区间概率质量。

根据故障机理可知,随着继电器动作次数的增加,超程时间逐渐减小,继电器从正常状态逐渐过渡到隐性故障状态。考虑超程时间数据存在不确定性,因此,这两种状态的边界是模糊的,可设置超程时间的模糊阈值,并构造模糊隶属度函数,通过模糊隶属度来描述这种不确定性,并表示为故障证据。

设超程时间数据为 x ,其模糊阈值为 $[T_c^-, T_c^+]$ 。当 $x \leq T_c^-$ 时, x 绝对隶属于 H_1 ,当 $x \geq T_c^+$ 时, x 绝对隶属于 H_2 ,当 $T_c^- \leq x \leq T_c^+$ 时, x 在一定程度隶属于 H_1 和 H_2 ,为简化处理,表示为三角隶属度函数:

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

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

式中: $\mu_{H_1}(x)$ 和 $\mu_{H_2}(x)$ 分别为 x 相对于 H_1 和 H_2 的隶属度。把隶属度作为证据的概率质量,得到继电器故障证据的概率质量分布:

$$m(H_1) = \mu_{H_1}(x); m(H_2) = \mu_{H_2}(x) \quad (4)$$

式中: $m(H_1)$ 、 $m(H_2)$ 为精确的单值故障证据。考虑测量所得的超程时间数据具有区间不确定性,设为 $[x^-, x^+]$,则概率质量分布可表示为:

$$\begin{cases} m^-(H_1) = \min(\mu_{H_1}(x^-), \mu_{H_1}(x^+)) \\ m^+(H_1) = \max(\mu_{H_1}(x^-), \mu_{H_1}(x^+)) \\ m^-(H_2) = \min(\mu_{H_2}(x^-), \mu_{H_2}(x^+)) \\ m^+(H_2) = \max(\mu_{H_2}(x^-), \mu_{H_2}(x^+)) \end{cases} \quad (5)$$

式(4)所示的单值故障证据可被认为是区间证据的特殊形式,也可表示为:

$$\begin{cases} m^-(H_1) = m^+(H_1) = \mu_{H_1}(x) \\ m^-(H_2) = m^+(H_2) = \mu_{H_2}(x) \end{cases} \quad (6)$$

严格来讲,模糊阈值的设置应充分考虑继电器的实时工况。由继电器说明手册给出的参数范围或凭借专家经验得到的模糊阈值,在一定程度上能够反映继电器工况特点,但难以准确估计工况变化的不确定性。为此,将先验知识给出的阈值范围作为约束条件,利用训练数据对模糊阈值进行优化。

根据先验知识设置模糊阈值上下界的约束, $T_c^- \in [a_1, b_1], T_c^+ \in [a_2, b_2]$, 利用模糊阈值 $[T_c^-, T_c^+]$ 和式(2)~(4)将 N 个训练数据 $x(1), x(2), \dots, x(N)$ 转换为单值故障证据 $m_i (i = 1, \dots, N)$, m_i 是继电器工作状态的观测结果。根据继电器真实工作状态设定参考故障证据,记为 $m_{r,i}$, 通过其与 m_i 的证据距离来衡量观测结果与真实状态之间的差距,即式(7):

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

式中: $m_{r,i}$ 的设定原则为:当 $x(i)$ 对应继电器处于隐性故障状态时, $m_{r,i}(H_1) = 1, m_{r,i}(H_2) = 0$; 否则, $m_{r,i}(H_1) = 0, m_{r,i}(H_2) = 1$ 。根据式(7),得到 m_i 与 $m_{r,i}$ 之间的证据距离总和为:

$$G = \sum_{i=1}^N d(m_i, m_{r,i}) \quad (8)$$

其中, G 是关于模糊阈值 $[T_c^-, T_c^+]$ 的函数,它反映了故障证据准确性。 G 越小,代表转换的故障证据越接近于继电器真实工作状态,相应的模糊阈值越能准确描述工况变化的不确定性。由此得到优化模型为:

$$\min Gs. t. \quad a_1 \leq T_c^- \leq b_1, a_2 \leq T_c^+ \leq b_2 \quad (9)$$

通过求解优化模型(9),得到最优模糊阈值 $[T_c^-, T_c^+]$ 。

2.2 故障信息在线预测

考虑继电器隐性故障具有渐变特征,其故障信息是可在线预测的,通过预测得到的故障信息在一定程度上反映了继电器潜在的故障变化趋势。在信息融合中引入预测故障信息,能有效提高检测性能。

使用滑动窗口对超程时间监测数据进行截断处理,并应用线性回归方法,获取其预测值。设 t 时刻滑动窗口内的数据为 $x(t-P+1), x(t-P+2), \dots, x(t)$, 其中, P 为滑动窗口的大小。对其应用线性回归方法,得到拟合值序列 $\hat{x}_i(t-P+1), \hat{x}_i(t-P+2), \dots, \hat{x}_i(t)$ 以及下一时刻的预测值 $\hat{x}_i(t+1)$, 下标 t 表示在 t 时刻对数据进行处理。根据拟合值序列计算平均绝对误差:

$$\bar{e}_i = \frac{1}{P} \sum_{i=0}^{P-1} e_i(t-i) = \frac{1}{P} \sum_{i=0}^{P-1} |\hat{x}_i(t-i) - x(t-i)| \quad (10)$$

考虑预测结果存在区间不确定性, $\bar{e}_i$ 越大, $\hat{x}_i(t+1)$ 的不确定性越大。因此,利用 $\bar{e}_i$ 将 $\hat{x}_i(t+1)$ 扩展为区间

形式:

$$\hat{x}_i(t+1) = [\hat{x}_i(t+1) - \bar{e}_i, \hat{x}_i(t+1) + \bar{e}_i] \quad (11)$$

与精确的预测值相比,区间形式的预测结果更能反映继电器在复杂环境下的工况变化,具有一定的抗干扰能力。

2.3 故障证据迭代融合

根据最优模糊阈值 $[T_c^-, T_c^+]$, 将 t 时刻的超程时间数据 $x(t)$ 代入式(6)得到当前故障证据 m_t , 将在线预测结果 $\hat{x}_i(t+1)$ 代入式(5)得到预测故障证据 $\hat{m}_{t+1}$ 。获取 m_t 和 $\hat{m}_{t+1}$ 后,下一步是故障证据融合。为了充分体现继电器随触点损伤不断积累而发生隐性故障的变化规律,设置积累故障证据,通过迭代融合积累、当前、预测三种故障证据,使故障信息逐渐积累,提高故障证据融合结果的可靠性。

应用 IER 方法,融合上一时刻的积累故障证据 $m_{1:t-1}$ 、当前故障证据 m_t 、预测故障证据 $\hat{m}_{t+1}$, 得到当前时刻积累故障证据 $m_{1:t}$, 记为:

$$m_{1:t} = m_{1:t-1} \oplus m_t \oplus \hat{m}_{t+1} \quad (12)$$

由于 $\hat{m}_{t+1}$ 是区间证据的形式,因此融合结果 $m_{1:t}$ 也是区间证据的形式。通过不断地迭代融合, $m_{1:t}$ 积累了 $1 \sim t$ 时刻的所有故障信息,信息量丰富。由故障机理可知,继电器隐性故障的发展是一个积累损伤的过程,因此,根据 $m_{1:t}$ 可以得到更加可靠的继电器故障检测结果。

根据 IER 方法,式(12)所示的故障证据融合结果,可通过证据加权和最值求解两个步骤得到。首先,在故障证据融合前,根据式(13)对 3 种故障证据进行加权处理:

$$\begin{cases} \tilde{\omega}_i = \frac{\omega_i(t)}{1 + \omega_i(t) - r_i(t)}, \bar{m}_i(H) = 1 - \tilde{\omega}_i \\ [\tilde{m}_1^-(H_j), \tilde{m}_1^+(H_j)] = [\tilde{\omega}_1 m_1^-(H_j), \tilde{\omega}_1 m_1^+(H_j)] \\ [\tilde{m}_2^-(H_j), \tilde{m}_2^+(H_j)] = [\tilde{\omega}_2 \hat{m}_{t+1}^-(H_j), \tilde{\omega}_2 \hat{m}_{t+1}^+(H_j)] \\ [\tilde{m}_3^-(H_j), \tilde{m}_3^+(H_j)] = [\tilde{\omega}_3 m_{1:t-1}^-(H_j), \tilde{\omega}_3 m_{1:t-1}^+(H_j)] \end{cases} \quad (13)$$

式中: $i = 1, 2, 3, j = 1, 2, \omega_i(t) (0 \leq \omega_i(t) \leq 1, i = 1, 2, 3)$

分别表示 $m_t, \hat{m}_{t+1}, m_{1:t-1}$ 的权重,满足 $\sum_{i=1}^3 \omega_i(t) = 1$;

$r_i(t) (0 \leq r_i(t) \leq 1, i = 1, 2, 3)$ 分别表示 $m_t, \hat{m}_{t+1}, m_{1:t-1}$

的可靠度; $\tilde{\omega}_i$ 表示同时考虑权重和可靠度的证据加权系数; $\bar{m}_i(H)$ 表示因证据加权,暂时转移到继电器工作状态集合的概率质量,转移的概率质量越多,对融合结果影响越小,该证据越不可靠; $\tilde{m}_i(H_j)$ 是精确的单值概率质

量,满足 $\tilde{m}_i^-(H_j) \leq \tilde{m}_i(H_j) \leq \tilde{m}_i^+(H_j)$, $\sum_{i=1}^3 \tilde{m}_i(H_j) + \bar{m}_i(H) = 1$ 。

然后,求解式(14)的最大值和最小值,分别作为融合结果的区间概率质量上下界,即 $[m_{1:t}^-(H_j), m_{1:t}^+(H_j)]$, 得到融合结果 $m_{1:t} = \{[m_{1:t}^-(H_j), m_{1:t}^+(H_j)]\}$; $j = 1, 2$ 。

$$m_{1:t}(H_j) = \frac{k \left[\prod_{i=1}^3 (\tilde{m}_i(H_j) + \bar{m}_i(H)) - \prod_{i=1}^3 \bar{m}_i(H) \right]}{1 - k \left[\prod_{i=1}^3 \bar{m}_i(H) \right]}$$

$$k = \left[\sum_{j=1}^2 \prod_{i=1}^3 (\tilde{m}_i(H_j) + \bar{m}_i(H)) - \prod_{i=1}^3 \bar{m}_i(H) \right]^{-1}$$

$$\text{s. t. } \tilde{m}_i^-(H_j) \leq \tilde{m}_i(H_j) \leq \tilde{m}_i^+(H_j), i = 1, 2, 3, j = 1, 2$$

$$\sum_{i=1}^3 \tilde{m}_i(H_j) + \bar{m}_i(H) = 1, i = 1, 2, 3, j = 1, 2 \quad (14)$$

在 IER 方法中,权重和可靠度是重要的参数,需要合理地设定。权重反映了故障证据之间的相对重要性,如果某个故障证据与其他故障证据的相似度高,说明该证据被其他证据支持,应赋予较高的权重。

证据之间的相似度可以用证据距离来度量,定义两个区间故障证据的证据距离为:

$$d_j(m_1, m_2) = \frac{1}{2} \sqrt{\sum_{j=1}^2 [(m_1^-(H_j) - m_2^-(H_j))^2 + (m_1^+(H_j) - m_2^+(H_j))^2]} \quad (15)$$

故障证据的相似度与该距离呈反比,定义两个区间故障证据的相似度为:

$$\text{Sim}(m_1, m_2) = 1 - d_j(m_1, m_2) \quad (16)$$

根据 $\text{Sim}(m_1, m_2)$, m_t , $\hat{m}_{t+1}$ 和 $m_{1:t-1}$ 的支持度表示为:

$$\text{Sup}(m_t) = \text{Sim}(m_t, m_{1:t-1}) + \text{Sim}(m_t, \hat{m}_{t+1}) \quad (17)$$

$$\text{Sup}(\hat{m}_{t+1}) = \text{Sim}(\hat{m}_{t+1}, m_{1:t-1}) + \text{Sim}(\hat{m}_{t+1}, m_t) \quad (18)$$

$$\text{Sup}(m_{1:t-1}) = \text{Sim}(m_{1:t-1}, m_t) + \text{Sim}(m_{1:t-1}, \hat{m}_{t+1}) \quad (19)$$

支持度表示某个证据被其他证据支持的程度,是该证据与其他证据的相似度总和。由支持度可得到 m_t 的证据权重为:

$$\omega_1(t) = \text{Sup}(m_t) / (\text{Sup}(m_t) + \text{Sup}(m_{1:t-1}) + \text{Sup}(\hat{m}_{t+1})) \quad (20)$$

$\hat{m}_{t+1}$ 的证据权重为:

$$\omega_2(t) = \text{Sup}(\hat{m}_{t+1}) / (\text{Sup}(m_t) + \text{Sup}(m_{1:t-1}) + \text{Sup}(\hat{m}_{t+1})) \quad (21)$$

$m_{1:t-1}$ 的证据权重为:

$$\omega_3(t) = \text{Sup}(m_{1:t-1}) / (\text{Sup}(m_t) + \text{Sup}(m_{1:t-1}) + \text{Sup}(\hat{m}_{t+1})) \quad (22)$$

故障证据的可靠度取决于证据源的可靠程度。对于 m_t , 其证据源是当前时刻的超程时间测量值,由于继电器超程时间的测量数据带有噪声、扰动等不确定性因素, m_t 的可靠度受到影响。假设当前时刻的测量值 $x(t)$ 服从正态分布 $N(\hat{x}_{t-1}(t), \sigma^2)$, 其均值为上一时刻得到的预测值 $\hat{x}_{t-1}(t)$, 方差为 σ^2 。利用该分布的概率密度函数来计算 m_t 的可靠度:

$$r_1(t) = (1 / (\sqrt{2\pi}\sigma)) \exp(- (x(t) - \hat{x}_{t-1}(t))^2 / (2\sigma^2)) \quad (23)$$

σ^2 可通过计算滑动窗口内数据的方差得到:

$$\sigma^2 = \frac{1}{P-1} \sum_{i=0}^P (x(t-i) - \bar{x})^2 \quad (24)$$

$\hat{m}_{t+1}$ 的证据源是通过在线预测得到的故障信息,其可靠度主要取决于所使用预测方法的准确性,将平均绝对百分比误差 (MAPE) 作为度量标准,对预测方法的准确性进行定量评估,并将其作为 $\hat{m}_{t+1}$ 的可靠度:

$$r_2(t) = \frac{1}{t-1} \sum_{i=1}^{t-1} \frac{|x(i+1) - \hat{x}_i(i+1)|}{x(i+1)} \quad (25)$$

$m_{1:t-1}$ 的证据源来自于故障证据的迭代融合,它的可靠度应是其他证据可靠度的平均值。 $m_{1:t-1}$ 的可靠度为:

$$r_3(t) = \frac{1}{t} \sum_{i=1}^t \frac{r_1(i) + r_2(i)}{2} \quad (26)$$

通过 IER 方法得到融合结果 $m_{1:t}$ 后,根据以下故障检测判据给出故障检测输出。

1) 如果 $m_{1:t}^-(H_1) > m_{1:t}^+(H_2)$, 即故障证据“绝对地”支持命题 H_1 (继电器隐性故障), 则输出 $D(t) = 1$ 。

2) 如果 $m_{1:t}^-(H_2) > m_{1:t}^+(H_1)$, 即故障证据“绝对地”支持命题 H_2 (继电器正常), 则输出 $D(t) = 0$ 。

3) 其他情况,认为受到干扰,维持上一次的检测结果,输出 $D(t) = D(t-1)$ 。

2.4 故障检测算法步骤

基于超程时间的故障检测算法的具体步骤如下:

步骤 1) 根据技术手册、专家经验等先验知识给定模糊阈值的上下界约束 $T_c^- \in [a_1, b_1]$, $T_c^+ \in [a_2, b_2]$; 设置 0 时刻的积累故障证据 $m_{1:0}$ 。

步骤 2) 利用模糊阈值 $[T_c^-, T_c^+]$, 根据式(2)~(4) 将训练数据 $x(1), x(2), \dots, x(N)$ 转换为故障证据 m_t , 求解优化模型(9), 得到最优模糊阈值 $[T_c^-, T_c^+]'$ 。

步骤 3) 获取到最新超程时间数据 $x(t)$ 后,对数据 $x(t-P+1), x(t-P+2), \dots, x(t)$ 应用线性回归方法,

得到 $\hat{x}_i(t-P+1), \hat{x}_i(t-P+2), \dots, \hat{x}_i(t+1)$, 根据式 (10) 计算 $\hat{e}_i$, 再根据式 (11), 将 $\hat{x}_i(t+1)$ 扩展为预测区间 $\hat{\mathbf{x}}_i(t+1)$ 。

步骤 4) 根据最优模糊阈值 $[T_c^-, T_c^+]$, 将 $\hat{\mathbf{x}}_i(t+1)$ 代入式 (5), 得到预测故障证据 $\hat{m}_{i,t+1}$, 将 $x(t)$ 代入式 (6), 得到当前故障证据 m_i 。

步骤 5) 根据式 (15) ~ (22) 计算故障证据权重 $\omega_i(t)$, 根据式 (23) ~ (26) 计算故障证据可靠度 $r_i(t)$ 。

步骤 6) 根据式 (13) 对故障证据进行加权处理, 然后求解式 (14) 的最小值和最大值, 得到故障证据融合结果 $m_{1:t}$ 。

步骤 7) 根据第 2.3 节给出的故障检测判据, 由 $m_{1:t}$ 得到故障检测输出 $D(t)$ 。

之后重复执行步骤 3) ~ 7), 可以得到每个时刻继电器的隐性故障检测结果。

3 继电器故障检测过程及结果分析

3.1 故障检测过程

利用超程时间测量系统对继电器进行测试, 得到 5 000 组超程时间数据如图 4 所示, 隐性故障出现在第 3 750 组数据附近。分析数据可知, 随着继电器动作次数增加, 超程时间从 502 μs 减小至 220 μs , 逐渐减小, 继电器触点的磨损程度加剧, 容易产生接触故障。实测结果说明超程时间适用于作为评判继电器故障的重要依据, 但从整体看, 数据分散性比较强, 仅凭经验知识难以准确判断继电器是否处于隐性故障状态, 需要结合具有先进性的故障检测算法。

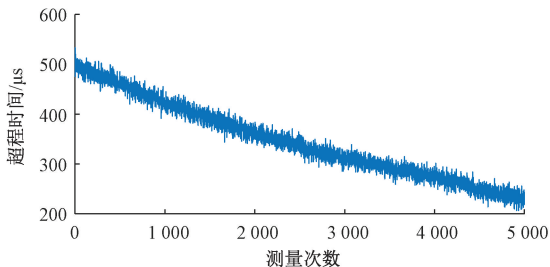


图 4 超程时间测量数据

Fig. 4 Super-path time data

选取第 3 001 ~ 3 200 组数据作为正常状态的训练数据 $x'(1), x'(2), \dots, x'(200)$, 第 4 101 ~ 4 300 组数据作为隐性故障状态的训练数据 $x'(201), x'(202), \dots, x'(400)$, 用于优化模糊阈值; 选取第 3 401 ~ 4 100 组数据作为在线检测数据 $x(1), x(2), \dots, x(700)$, 其中 $x(351), \dots, x(700)$ 为继电器隐性故障数据。

首先, 根据被测继电器使用说明书上的性能参数

范围, 设定模糊阈值上下界的约束条件为 $T_c^- \in [255, 270]$, $T_c^+ \in [275, 290]$; 同时, 采用协方差矩阵自适应进化策略 (CMA-ES) 求解优化模型 (9), 得到最优模糊阈值 $[T_c^-, T_c^+] = [265.6, 285.3]$ 。

然后, 设置滑动窗口大小 $P = 20$, 根据步骤 4) 得到预测区间 $\hat{\mathbf{x}}_i(t+1)$ 。 $[T_c^-, T_c^+]$ 和 $\hat{\mathbf{x}}_i(t+1)$ 如图 5 所示。

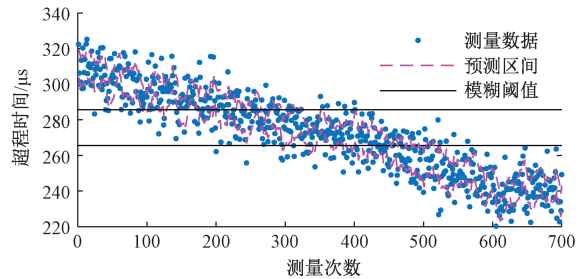


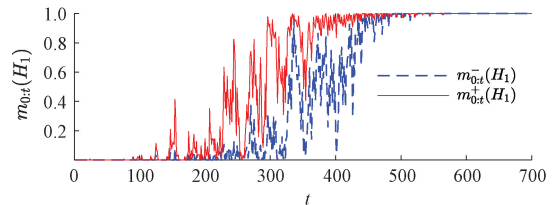
图 5 模糊阈值和预测区间

Fig. 5 Fuzzy threshold and prediction interval

其次, 利用 $[T_c^-, T_c^+]$, 将 $x(t)$ 和 $\hat{\mathbf{x}}_i(t+1)$ 分别转化为当前故障证据 m_i 和预测故障证据 $\hat{m}_{i,t+1}$, 设置 0 时刻的积累故障证据为:

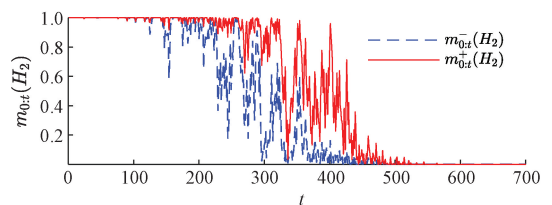
$$m_{1:0} = \{m_{1:0}^-(H_1) = m_{1:0}^+(H_1) = 0, m_{1:0}^-(H_2) = m_{1:0}^+(H_2) = 1\}$$

计算每个时刻各个故障证据的权重 $\omega_i(t)$ 和可靠度 $r_i(t)$, 利用 IER 方法迭代融合积累、当前、预测 3 种故障证据, 得到积累故障证据 $m_{1:t}$, 如图 6 所示。



(a) $m_{1:t}$ 对 H_1 的区间概率质量赋值

(a) Interval probabilistic quality assignment of $m_{1:t}$ to H_1



(b) $m_{1:t}$ 对 H_2 的区间概率质量赋值

(b) Interval probabilistic quality assignment of $m_{1:t}$ to H_2

图 6 积累故障证据 $m_{1:t}$

Fig. 6 Cumulative fault evidence $m_{1:t}$

最后, 根据故障检测判据, 由 $m_{1:t}$ 得到故障检测输出 $D(t)$, 如图 7 所示。

3.2 故障检测结果分析

从图 5 可以看出, 除了部分波动幅度比较大的点, 预

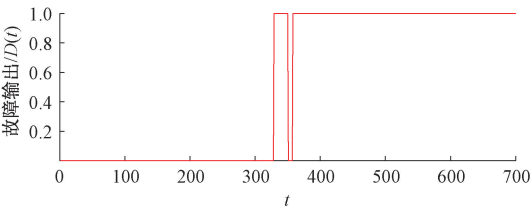


图 7 故障检测输出 $D(t)$

Fig. 7 Fault detection output $D(t)$

测区间基本可以反映实际数据的变化范围和继电器故障的发展趋势。最优模糊阈值与故障发生点附近的数据变化范围相当,能准确描述工况变化的不确定性。从图 6 可以看出,迭代融合过程促进了区间概率质量的两极分化,使继电器隐性故障更容易分辨。根据图 7 可知,误报警发生在第 329~350 组数据,漏报警发生在第 351~358 组数据。结合图 6 和 7 可以发现,故障判据实际上起到了自适应死区的作用,能够减小数据异常波动对故障检测的影响。出现误漏报的主要原因在于:继电器工作状态分界点附近的数据出现了大幅度扰动,存在较大的不确定性,导致区间故障证据的宽度增加,触发了死区机制。当大幅度扰动消失时,故障证据迅速收敛,避免误漏报的继续发生。

为验证所提方法的有效性,同时使用本文引言述评的方法^[19]和文献[20]进行实验对比,结果如表 1 所示。

表 1 故障检测方法效果比较

Table 1 Comparison of fault detection effects (%)

方法	误报率	漏报率
ER 报警器	3.2	8.5
IER 阈值优化方法	6.3	7.4
本文方法	5.4	2.0

在本次实验中,ER 报警器方法反应比较迟缓,虽然误报率比较低,但在故障发生后,经过 13 个数据点才检测到故障,漏报率比较高。IER 阈值优化方法中,评价等级的参考值根据专家经验设置,由于超程时间数据存在一定的噪声和扰动,专家不能给出准确的参考值,导致优化后的区间阈值偏离实际,效果不佳。

本文方法的综合效果优于以上两种方法,其主要原因在于:通过故障证据迭代融合,使故障信息不断积累,符合继电器触点积累损伤的变化规律,并且通过优化模糊阈值,保证了故障证据的准确性,有效地提升了检测继电器隐性故障的能力;其次,在信息融合中引入预测故障信息,考虑了继电器隐性故障的渐变特性,能够有效捕捉到故障的发展趋势,加速故障证据的收敛;预测结果为区间形式,考虑了预测结果的不确定性,发挥了区间证据推理在处理区间不确定性问题上的优势。

4 结 论

针对现有电磁继电器隐性故障检测率较低的问题,本文提出了一种基于超程时间测量的电磁继电器故障检测方法。实验结果表明:

- 1) 根据先验知识设置约束条件,通过离线优化获取模糊阈值,能够准确地反映继电器的工况变化,弥补了先验知识不能准确估计数据不确定性的缺陷。
- 2) 在线预测故障信息,能够反映继电器故障的发展趋势,区间形式的预测结果考虑了预测的不确定性,具有一定的抗干扰能力。
- 3) 由于本文方法考虑了继电器隐性故障的渐变特性,证据迭代融合的方式符合继电器触点积累损伤的变化规律,与常规方法相比,检测率更高。

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.

[2] RAMIREZ E, SAGUES C, LLORENTE S. A new model of electromechanical relays for predicting the motion and electromagnetic dynamics [J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2016, 52(3): 2545-2553.

[3] LI L L, MA D J, LI Z G. Cox-proportional hazards modeling in reliability analysis—A study of electromagnetic relays data [J]. IEEE Transactions on Components, Packaging and Manufacturing Technology, 2015, 5(11): 1582-1589.

[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.

[5] LIU L X, YANG W Y, CHAI Y Y, et al. A new theoretical model to study the closing bounce characteristics of the electromagnetic relay under capacitive loads [J]. IEEE Transactions on Components, Packaging and Manufacturing Technology, 2020, 10(8): 1358-1366.

[6] CHEN X L, GAI J Y, LIANG Z N, et al. Adaptive double threshold detection method for range-spread

- targets[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2022, 29: 254-258.
- [7] SUN Z J, LUO Y Z, LI H Y. Uncertainty-dependent warning threshold for spacecraft rendezvous collision probability[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2019, 55(1): 2-16.
- [8] YANG X, LEI K J, PENG S L, et al. Analytical expressions for the probability of false-alarm and decision threshold of Hadamard ratio detector in non-asymptotic scenarios[J]. IEEE Communications Letters, 2018, 22(5): 1018-1021.
- [9] LIU J Z, CHEN F, FENG M Y, et al. Diffusion distributed quantized state estimation with variable bandwidth[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2022, 58(1): 406-419.
- [10] ZAMZAM A S, LIU Y J, BERNSTEIN A. Model-free state estimation using low-rank canonical polyadic decomposition[J]. IEEE Control Systems Letters, 2021, 5(2): 605-610.
- [11] LOUIS A, LEDWICH G, WALKER G, et al. Measurement sensitivity and estimation error in distribution system state estimation using augmented complex Kalman filter[J]. Journal of Modern Power Systems and Clean Energy, 2020, 8(4): 657-668.
- [12] NA J, HE H R, HUANG Y B, et al. Adaptive estimation of asymmetric dead-zone parameters for sandwich systems[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2022, 30(3): 1336-1344.
- [13] BELEGA D, PETRI D. Algorithms for real-valued noisy damped sinusoid parameter estimation[J]. IEEE Open Journal of Instrumentation and Measurement, 2022, 1: 1-10.
- [14] HAN D, BAI T Y. Parameter estimation using EM algorithm for lifetimes from step-stress and constant-stress accelerated life tests with interval monitoring[J]. IEEE Transactions on Reliability, 2021, 70(1): 49-64.
- [15] TANG S W, ZHOU Z J, HAN X X, et al. A new evidential reasoning rule considering interval uncertainty and perturbation[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2023, 53(5): 3021-3034.
- [16] WU X M, WANG D H, CAO W H, et al. A genetic-algorithm support vector machine and D-S evidence theory based fault diagnostic model for transmission line[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2019, 34(6): 4186-4194.
- [17] 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.
- [18] LIN Y, LI Y Y, YIN X H, et al. Multisensor fault diagnosis modeling based on the evidence theory[J]. IEEE Transactions on Reliability, 2018, 67(2): 513-521.
- [19] WENG X, XU X B, BAI Y, et al. A data-driven industrial alarm decision method via evidence reasoning rule[J]. Journal of Process Control, 2021, 105: 15-26.
- [20] 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 ZH 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.

作者简介



蔡军(通信作者), 2000 年于电子科技大学获得学士学位, 2007 年于重庆邮电大学获得硕士学位, 现为重庆邮电大学自动化学院教授, 主要研究方向为控制理论与控制工程、机器人技术应用。

E-mail: caijun@cqupt.edu.cn

Cai Jun (Corresponding author) received his B. Sc. degree from University of Electronic Science and Technology of China in 2000, M. Sc. degree from Chongqing University of Posts and Telecommunications in 2007. Now he is a professor in College of Automation, Chongqing University of Posts and Telecommunications. His main research interests include control theory and control engineering, and application of robot technology.



肖乔元, 2018 年于重庆邮电大学获得学士学位, 现为重庆邮电大学硕士研究生, 主要研究方向为检测技术及自动化装置。

E-mail: qiaoyuanxiao@foxmail.com

Xiao Qiaoyuan received his B. Sc. degree from Chongqing University of Posts and Telecommunications in 2018. Now he is a M. Sc. candidate in Chongqing University of Posts and Telecommunications. His main research interests include detection technology and automation device.



吴凡, 2020 年于重庆邮电大学获得学士学位, 现为重庆邮电大学硕士研究生, 主要研究方向为检测技术及自动化装置。

E-mail: wufan2978@163.com

Wu Fan received his B. Sc. degree from Chongqing University of Posts and Telecommunications in 2020. Now he is a M. Sc. candidate in Chongqing University of Posts and Telecommunications. His main research interests include detection technology and automation device.