

基于多阶段退化建模的列车电空阀退化预测方法

熊柳景¹, 牛刚¹, 王彪²

(1. 同济大学 交通学院, 上海 201804; 2. 北京交通大学 轨道交通控制与安全国家重点实验室, 北京 100044)

摘要: 为了提高列车电空制动系统的可靠性, 提出了一种考虑多阶段退化趋势动态变化的电空 (electro pneumatic, EP) 阀电磁线圈退化状态自适应预测方法。首先, 利用加速退化试验数据和指数估计形式来推导扩展卡尔曼滤波 (EKF) 算法的状态方程和观测方程。其次, 基于 EKF 算法对退化数据进行最优估计, 减少退化数据不确定性波动对预测的干扰。然后, 根据历史数据的 EKF 最优估计结果建立退化模型, 将下一退化阶段的预测值和观测值信息交互结果用于退化模型的更新。最后, 采用自适应遗忘因子对 EKF 优化后的历史数据样本和新观测数据样本进行动态权重调整, 通过多阶段退化建模完成退化模型的参数自适应更新。试验验证结果表明: 所提出的退化预测方法可以准确有效地实现多阶段连续退化预测; 所提出的自适应遗忘因子权重调整策略可以有效提高退化预测的准确性。

关键词: 退化预测; 多阶段退化建模; 扩展卡尔曼滤波; 自适应遗忘因子; 电空阀电磁线圈

中图分类号: U279.5

文献标志码: A

Degradation Prediction Method for Train Electro Pneumatic Valve Based on Multi-phase Degradation Modeling

XIONG Liujing¹, NIU Gang¹, WANG Biao²

(1. College of Transportation, Tongji University, Shanghai 201804, China; 2. State Key Laboratory of Rail Traffic Control & Safety, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China)

Abstract: To improve the reliability of train electro-pneumatic brake system, an adaptive degradation condition prediction method for electromagnetic coils of electro pneumatic (EP) valve, considering multi-phase dynamic changes of degradation trend, is proposed. First, the accelerated degradation test data and exponential fitting form are used to derive the state and observation

equations of the extended Kalman filter (EKF) algorithm. Second, the EKF algorithm is used to obtain the optimal estimation of degradation data, reducing the interference caused by uncertain volatility of degradation data. Third, the original degradation model is established based on the optimal estimation of historical data, and the interaction between the predictions and observations of the next degradation phase is used to update the degradation model. In the end, adaptive forgetting factors are used to adjust weights of historical data and new observations after EKF optimal estimation, and adaptive updates of degradation model are accomplished through multi-phase degradation modeling. The verification results show that the proposed approach can accurately and effectively achieve multi-phase continuous degradation prediction; the proposed weight adjustment strategy with adaptive forgetting factors can significantly improve the accuracy of degradation prediction.

Keywords: degradation prediction; multi-phase degradation modeling; extended Kalman filter; adaptive forgetting factor; electromagnetic coils of electro pneumatic(EP)valve

电空阀(EP)是列车电空制动系统的关键驱动部件,其性能好坏直接影响着电空制动系统的可靠性。列车运行中,EP阀内部处于“电—磁—力—热”多物理场耦合环境且外部载荷多变^[1-2]。由于长期在相对恶劣的工况下运行,其不可避免地会出现性能逐渐退化的情况,会导致列车制动力下降甚至引发严重的铁路安全事故。根据工程经验统计,电磁线圈绝缘老化是引起EP阀性能退化的最主要原因^[3]。这种失效模式会伴随着热应力和压应力的集中,出现

收稿日期: 2023-07-31

基金项目: 北京交通大学轨道交通控制与安全国家重点实验室开放课题基金(RCS2023K005);中央高校基本科研业务费专项资金(2022-5-ZD-04)

第一作者: 熊柳景, 博士生, 主要研究方向为列车制动系统故障诊断与容错控制。E-mail: tjxj@tongji.edu.cn

通信作者: 牛刚, 教授, 博士生导师, 工学博士, 主要研究方向为车辆智能维护与健康。E-mail: gniu@tongji.edu.cn;

合作通信作者: 王彪, 副教授, 工学博士, 主要研究方向为轨道交通安全技术及工程。E-mail: wbiao@bjtu.edu.cn.



论文
拓展
介绍

绝缘材料破损、匝间短路,甚至线圈烧毁^[4]。所以,开展有效的EP阀电磁线圈退化预测方法研究有助于提高列车电空制动系统的可靠性。

目前,国内外相关工作主要集中在基于离线测试的状态监测方法研究^[5]。武汉大学张亚东教授团队^[6]在不同退化阶段采用扫描电镜离线观测线圈绝缘材料的热老化情况,通过红外光谱分析绝缘材料表面裂纹等缺陷程度来评估不同退化阶段的健康状态。万鹏^[7]等人在加速退化试验每完成一个退化循环周期后,对热老化测试样品的匝间和层间介电强度进行测试,根据离线测试结果来评估电磁线圈当前的退化程度。Kang^[8]等人通过不同退化阶段离线测量的绝缘电阻大小来评估测试样本在高温、过流测试环境下的退化程度。Wang^[9]等人提出了一种从电气参数到匝间绝缘蠕变变形的映射方法来评估电磁线圈的退化状态,将匝间绝缘蠕变变形确定为微观水平上的绝缘退化评价指标。由于离线测试需要中断机械设备的运行,测试只能严格按照工程上规划好的检修周期来进行,如每月甚至每季度一次,导致实际工程应用时离线测试积累的退化数据量往往不足以支撑退化预测算法的开展^[5]。此外,设备在不同退化阶段往往具有不同的退化趋势,传统预测方法由于不能动态调整退化模型以适应变化的趋势特征往往难以获得较好的预测效果^[10-12]。

本文以列车电空制动系统EP阀性能退化预测技术需求为牵引,针对传统理论方法在工程应用方面的缺陷,提出了一种基于多阶段退化建模的预测方法,通过定期对退化模型进行自适应参数更新,解决了各阶段退化趋势不断变化的问题,通过动态扩展新观测数据准确地实现了从少样本情况开始的多阶段连续退化预测,利用自适应遗忘因子权重调整策略有效地提高了预测的准确性。本文通过加速退化试验验证了该方法的有效性,与传统的自然退化预测方式、无权重调整策略对比,所提出的方法能更准确地预测EP阀电磁线圈的实际退化趋势。

1 EP阀结构原理和电磁线圈退化预测方案

1.1 EP阀基本结构及其工作原理

本文所研究的EP阀属于模拟式电空阀,目前广泛应用于我国CRH2、CRH6动车组制动系统上,它按照“输入电流—输出压力”的工作原理无级控制空气制动预控压力(AC压力)。EP阀的基本结构如图

1所示,其工作过程主要包括以下三种状态:

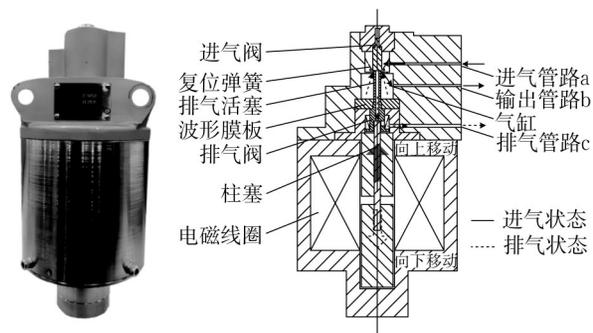


图1 EP阀的基本结构及组成

Fig.1 The structure and internal components of an EP valve

(1)进气状态:电磁线圈接通工作电流,柱塞在电磁力的作用下向上移动。当排气活塞向上接触到进气阀门时,其顶部的排气口变为关闭状态。随后,柱塞和排气活塞继续向上移动把进气阀门打开,此时压缩空气进入波形膜板和进气阀座之间的气缸。

(2)保压状态:随着管路b输出的AC压力逐渐上升,作用在波形膜板上的压力也随之增大。当波形膜板上的作用力增大到约等于电磁力时,进气阀门会在复位弹簧的作用下向下移动直到关闭进气通道,从而使得AC压力保持在一个恒定的水平。

(3)排气状态:当输入电流减少或停止供电时,电磁力会相应减少或消失。排气活塞会向下移动直到与进气阀门底部完全分离。此时,排气活塞顶部的排气口露出,气缸内的压缩空气将通过排气活塞内部的空心管道到达排气阀,通过管路c排出以实现AC压力的缓解。

根据EP阀基本结构及其工作原理可知,电磁部分的性能好坏直接影响着输出AC压力的大小。结合具体工程经验,超过60%的EP阀失效是由电磁线圈绝缘退化引起的^[13]。所以,接下来具体介绍EP阀电磁线圈退化预测方案及其理论方法。

1.2 电磁线圈退化预测方案

由于不同退化阶段的退化趋势不同,决定了初始退化模型只在有限的时间范围内是可靠的,退化模型的参数需要跟随退化阶段的演变进行动态更新。如图2所示,为了提高退化预测的准确性,本文提出了一种可动态更新的退化模型,从而实现连续准确的多阶段退化预测。具体的多阶段退化建模过程如下:

(1)初始阶段建模:基于EKF算法计算历史退化数据的最优估计并以此建立初始退化模型;

(2)退化阶段识别:将退化模型的预测值和下一退化阶段的观测值进行对比并计算预测段的趋势误差,如果预测误差超过可接受的误差上限就说明退化过程已进入下一阶段,需要更新退化模型;

(3)退化模型更新:在历史数据EKF的基础上加入新观测数据EKF组成新的训练样本,基于新训练样本重新进行参数辨识,从而更新退化模型的参数;

(4)信息交互:由于近期观测数据对未来退化趋势的影响要远远超过远期历史数据,在参数更新的过程中需要降低远期历史数据的权重并提高新观测数据的权重,采用自适应遗忘因子动态调整训练样本的权重分配,直到退化模型在新观测阶段内的趋势误差最小化,从而得到本次更新的退化模型;

(5)重复步骤(2)~(4)的过程以实现退化模型的动态更新和多阶段退化预测。

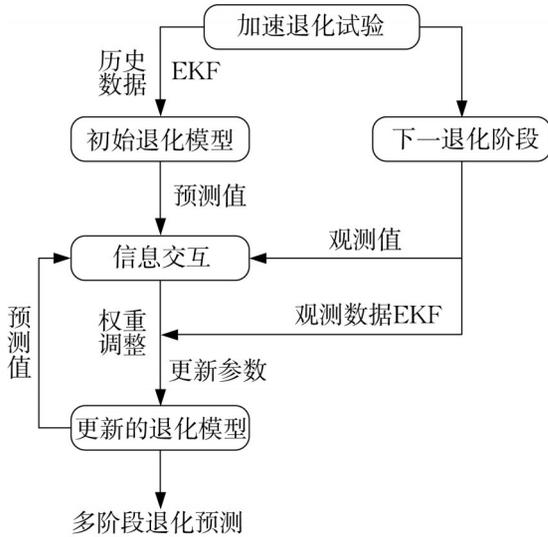


图2 EP阀电磁线圈退化预测方案

Fig.2 Degradation prediction scheme of EP valve electromagnetic coil

2 退化预测理论方法

2.1 拟合退化数据

根据EP阀电磁线圈加速退化试验结果,电磁线圈的直流电阻(DCR)可以用来评估匝间短路的故障程度。对于直流驱动的EP阀,随着电磁线圈绝缘材料的老化,匝间短路现象会逐渐加剧从而导致线圈DCR不断降低。在实际运行中,由于各种难以量化的干扰因素影响,电磁线圈退化的趋势是复杂多变的^[3],所以退化过程中DCR观测值存在明显不确定波动这一现象。为了描述DCR退化轨迹的分布,考

虑了以下两种常见形式的退化模型^[14-15]:

$$P_0(t) = a \exp(bt) + c \exp(dt) \quad (1)$$

$$P_0(t) = p_j t^j + p_{j-1} t^{j-1} + \dots + p_1 t + p_0 \quad (2)$$

式中: P_0 为直流电阻预测值, t 为退化时间, j 为多项式模型的阶数, a 、 b 、 c 、 d 和 p_1 到 p_j 是与退化趋势相关的参数,利用加速退化试验退化数据来辨识这些参数。

分别采用式(1)的指数模型和式(2)的多项式模型对不同大小的训练数据进行拟合。如图3a和图3b所示,由于DCR观测值具有不确定波动,多项式模型容易出现过拟合问题,所以多项式模型不适合用于退化初期的预测。从图3c和图3d可以看出,即使训练数据增加,多项式模型仍然有过拟合的倾向,这导致其中期退化阶段的预测效果同样较差。相反,指数模型在退化初期和退化中期都有更好的预测效果。所以,式(1)更适合用来描述和预测电磁线圈对象的退化趋势。

2.2 扩展卡尔曼滤波(EKF)算法

EKF的原理是对目标非线性系统使用Taylor展开来实现其线性化,然后再基于常规的卡尔曼滤波(KF)原理完成信号的滤波。非线性系统状态向量 $x \in \mathbb{R}^n$,EKF算法的预测方程和观测方程基本形式分别为

$$\begin{cases} x_k = f(x_{k-1}, u_{k-1}, \omega_{k-1}) \\ z_k = h(x_k, v_k) \end{cases} \quad (3)$$

式中: x_k 和 x_{k-1} 分别为 k 和 $k-1$ 时刻的状态量, u_{k-1} 为外界输入, ω_{k-1} 为过程噪声; z_k 为观测值, v_k 为测量噪声。

构建DCR的EKF数学模型,采用Taylor展开二阶截断形式可得

$$x_k = x_{k-1} + \dot{x}_{k-1} \Delta t + \ddot{x}_{k-1} \frac{(\Delta t)^2}{2!} + \omega_{k-1} \quad (4)$$

式中: $x_k = [u_k^1, u_k^2]^T$; $u_k^1 = a \exp(bt_k)$; $u_k^2 = c \exp(dt_k)$; $\dot{x}_{k-1} = [bu_{k-1}^1, du_{k-1}^2]^T$; $\ddot{x}_{k-1} = [b^2 u_{k-1}^1, d^2 u_{k-1}^2]^T$; Δt 为采样时间间隔; ω_{k-1} 是均值为零的高斯白噪声。将式(4)改写成矩阵形式:

$$\begin{bmatrix} u_k^1 \\ u_k^2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} u_{k-1}^1 \\ u_{k-1}^2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} bu_{k-1}^1 \\ du_{k-1}^2 \end{bmatrix} \Delta t + \begin{bmatrix} b^2 u_{k-1}^1 \\ d^2 u_{k-1}^2 \end{bmatrix} \frac{(\Delta t)^2}{2} + \omega_k \quad (5)$$

根据状态方程 $x_k = Ax_{k-1} + \omega_{k-1}$ 的形式可知状态转移矩阵 $A = [1 + b\Delta t + b^2(\Delta t)^2/2, 0; 1 + d\Delta t + d^2(\Delta t)^2/2, 0]$

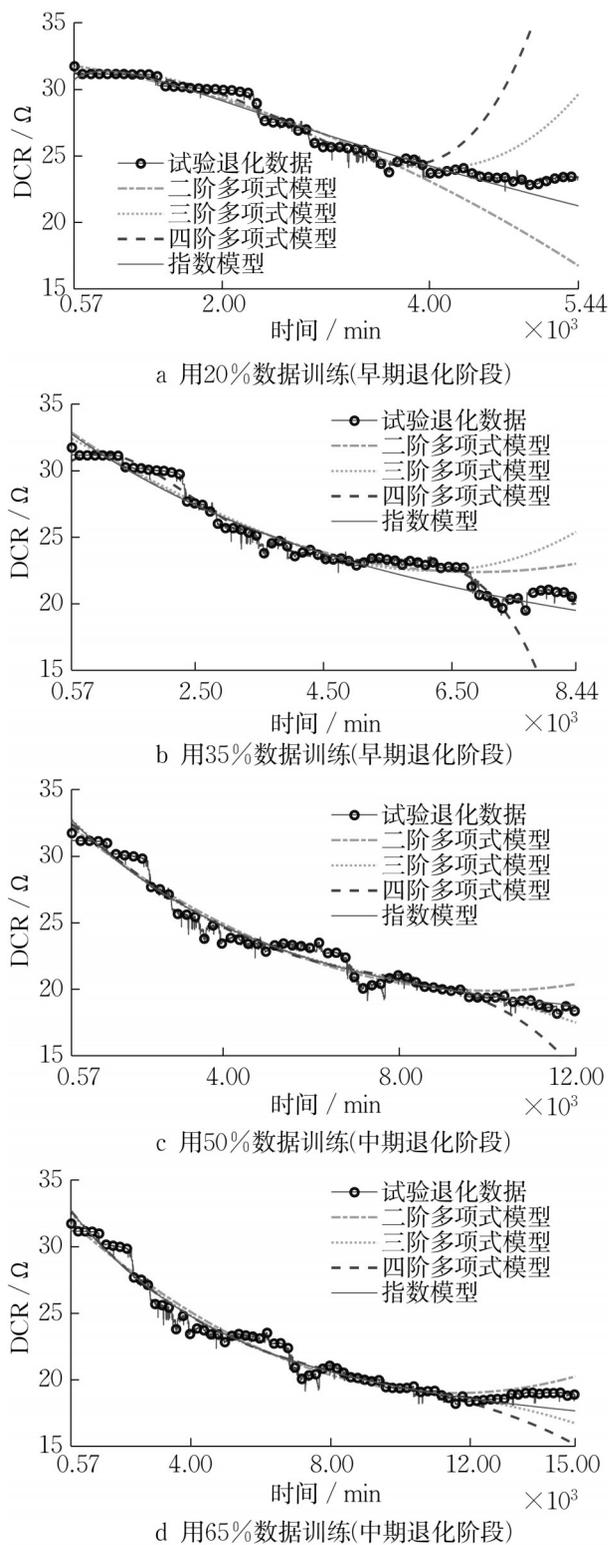


图3 不同模型对应的退化数据拟合结果

Fig.3 Curve-fitting of different models to degradation data

$$d\Delta t + d^2(\Delta t)^2/2, 0].$$

EKF算法流程^[13]:①赋初值:给定状态变量的初值 x_0 和协方差矩阵初值 P_0 ;②预测步:估计状态变量

\hat{x}_{k+1} ,计算先验值 \hat{P}_{k+1} ;③更新步:计算卡尔曼增益 K_k ,修正状态变量 x_{k+1} ,更新协方差矩阵 P_{k+1} 。重复步骤②~③完成基于EKF的最优估计。

2.3 初始退化模型

通过2.1节的对比分析可知,式(1)的形式不仅可以避免大量的过拟合问题,而且可以提高早期和中期退化阶段的预测性能。所以,本文选择式(1)作为电磁线圈这一对象的退化模型参数辨识形式。通过EKF算法获得历史退化数据的最优估计 P_1 ,然后在此及基础上通过参数辨识建立初始退化模型:

$$P_1(t) = a \exp(bt) + c \exp(dt) \quad (6)$$

由于初始退化模型参数取决于当前退化阶段的先验知识,所以初始退化模型只在有限时间内是可靠的。在当前退化阶段内,退化模型的参数可以认为是保持不变的。然而随着实际退化的演变,当电磁线圈退化从上一退化阶段进入下一退化阶段时,退化模型的参数也会随着退化趋势的演变而随之发生变化。所以,为了始终保持退化模型对时变退化趋势的有效跟踪,还需要定期对退化模型参数进行更新。

2.4 多阶段退化建模

为了实现退化模型随实际退化过程的动态更新,本文提出了一种带自适应遗忘因子的多阶段退化建模方法,该方法通过退化模型预测结果和随后的观测结果之间的信息交互来定期更新退化模型的参数。具体的更新过程如下:

(1)当EP阀电磁线圈发生绝缘退化后,将退化开始的时刻标记为 t_0 。当退化过程进行到下一个时刻 t_1 时,将 $t_0 \sim t_1$ 阶段试验退化数据 $E|_{t_0 \sim t_1}$ 作为训练数据。根据式(6)的初始退化模型,建立 t_1 时刻所对应的退化模型,利用该模型预测下一阶段(即 $t_1 \sim t_2$ 阶段)的退化趋势 $P|_{t_1 \sim t_2}$ 。

(2)继续退化试验,当退化进程达到 t_2 时刻时,使用从 $t_1 \sim t_2$ 阶段新获得的试验观测值 $E|_{t_1 \sim t_2}$ 与先前的预测值 $P|_{t_1 \sim t_2}$ 进行比较。根据式(7)计算结果,如果预测段趋势误差超过3%,则使用从 $t_0 \sim t_2$ 的所有试验测量数据 $E|_{t_0 \sim t_2}$ 来更新退化模型,从而获得 t_2 时刻所对应的退化模型;相反地,如果预测段趋势误差小于3%,说明当前退化阶段与上一退化阶段保持相对一致的退化趋势,则此阶段不需要更新退化模型。然后,利用 t_2 时刻确定的退化模型来预测下一阶段的退化趋势。

(3)重复上述步骤以定期更新退化模型。

预测段趋势误差 ξ 的计算方式如下:

$$\hat{\xi} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{E(t) - P_1(t)}{E(t)} \right| \quad (7)$$

需要注意的是,实际预测中近期观测数据对未来的影响要远远大于远期历史数据,且近期观测的数据量也远小于历史样本的数据量。所以,如果新观测样本和历史样本中所有采样点被赋予相同的训练权重,近期观测样本所表征的最新退化趋势往往会被弱化。为了解决该问题,本文引入遗忘因子的概念来调整权重,通过梯度降低历史数据的权重来遗忘远期历史数据所表征的退化趋势特征,从而达到强化最新退化趋势特征的目的。

退化模型的参数估计应符合加权最小二乘的形式:

$$Y = \sum_{i=1}^{n+l} \omega_i (E_1(t) - P_1(t))^2 \quad (8)$$

式中: E_1 为DCR退化数据的EKF最优估计; P_1 为退化模型预测数据; n 为历史数据的采样点数; l 为新获得的观测数据的采样点数; t 为时间。

假设每个采样点的初始权重为 $\omega_0 = 1/(n+l)$,对新获得的观测数据中的每个采样点赋予相同的权值,即

$$\omega_i = \omega_{i+1}, \quad i = n+1, n+2, \dots, n+l-1 \quad (9)$$

相反,历史数据中的每个采样点被赋予不同的权重,即

$$\omega_i = \omega_0 \beta_i, \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (10)$$

$$\beta_i = 1 - \exp(-\lambda^{n-i+1}), \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (11)$$

式中: β_i 为遗忘因子; λ 为调节遗忘程度的指标。

通过自适应调整遗忘程度可以优化权重的分配,在一定程度上保留历史数据特征的同时,使得新观测数据的退化特征占主导地位。其中,遗忘程度的调整方法如式(12)所示。

$$\lambda(k) = \lambda_0 + p(k-1), \quad k = 1, 2, \dots, m, \dots, s \quad (12)$$

式中: λ_0 为 λ 的初值; p 为更新的步长; k 为当前迭代的循环数; s 为 k 的上限。

将式(9)~式(12)代入式(8),使 Y 取得最小值,根据式(13)就可以求得每次迭代的解 X 。

$$Y_{\min} = \sum_{i=1}^n \frac{1}{n+l} (1 - \exp(-\lambda^{n-i+1}(k))) (E_1(i) - P_1(i))^2 + \sum_{i=n+1}^{n+l} \frac{1}{n+l} (E_1(i) - P_1(i))^2 \quad (13)$$

$$X = \begin{bmatrix} \lambda(1) & a_1 & b_1 & c_1 & d_1 \\ \lambda(2) & a_2 & b_2 & c_2 & d_2 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \lambda(m) & a_m & b_m & c_m & d_m \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \lambda(s) & a_s & b_s & c_s & d_s \end{bmatrix} \quad (14)$$

令 $G = \text{RMSE}[E_1(t), P_1(t)|_{\lambda(k)}]$ 。假设在第 m 次迭代时 G 的最小值如式(15)所示。然后,在第 m 次迭代时的解 a_m, b_m, c_m, d_m 则为本次更新的最终解。

$$G_{\min} = \text{RMSE}[E_1(t), P_1(t)|_{\lambda(m)}] = \sum_{i=n+1}^{n+l} \left(E_1(i) - a_m \exp(b_m i) - c_m \exp(d_m i) \right)^2 \quad (15)$$

为了准确评价该方法的预测性能,本文采用均方根误差(RMSE)和对数均方误差(LMSE)两个评价指标进行定量分析^[17]。

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{l} \sum_{i=n+1}^{n+l} (P_1(t) - E_1(t))^2} \quad (16)$$

$$\text{LMSE} = 10 \log_{10} \left\{ \frac{1}{L} \| P_1(t) - E_1(t) \|_2^2 \right\} \quad (17)$$

式中: P_1 为退化模型的预测结果; E_1 为试验数据的EKF最优估计; L 为预测的时间长度。

3 试验验证

3.1 试验设计与实施

(1)选择加速应力:合适的加速应力能够对试验起到良好的加速效果,通过对产品施加高于正常工作条件下的应力等级,加快产品失效或性能退化的过程,针对高可靠性产品,可选用负载、温度等作为加速应力^[18]。针对列车EP阀,控制电流越大、工作环境温度越高,其电磁线圈损坏越快,且这种损坏逐渐累加,测试过程中不易受其他因素影响,操作方便、效果较好。

(2)选取加速应力加载值:根据试验时应力的施加方式,加速退化试验可以被分为3种类型:恒定应力加速退化试验、步进应力加速退化试验和序进应力加速退化试验。在步进应力和序进应力加速退化试验中,其加速退化模型与外推结果数学关系复杂,相关外推参数不确定性大。因此,本试验在不改变电磁线圈失效机理的前提下,根据表1中电磁线圈绝缘种类、工作电流范围和温度上升规定,采用单一

恒定应力方式进行,即选取恒定温度 190℃和恒流源 800 mA 来进行。

表 1 EP 阀电磁线圈测试条件

Tab.1 Test conditions of the electromagnetic coil in EP valve

| 项目 | 参数/特性 |
|------------|-------------------|
| 绝缘种类 | F 种 |
| 电磁线圈正常工作电流 | 200~600 mA |
| 电磁线圈最大允许电流 | 1 000 mA |
| 电磁线圈温度上升 | 130 ℃以下 |
| 绝缘电阻 | 10 MΩ以下 |
| 绝缘耐压 | 交流 1 200 V(1 min) |
| 周围湿度范围 | 95% 以下(以不结露为条件) |

(3)选择失效标准:以 EP 阀的电空转换性能作为电磁线圈的可靠性评判标准,当常温下(25℃)施加工作电流 800mA 时 EP 阀输出的 AC 压力低于紧急制动 AC 压力目标范围,即为失效。本试验以徐州地铁 1 号线所采用的架控制动系统为例,正常的输出压力允许范围为目标压力值±15kPa,即:试验输出 AC 压力低于紧急制动 AC 压力目标值 15 kPa 时,视为完全失效。

(4)试验环境搭建:由于 EP 阀电磁线圈加速退化试验需要在恒温箱环境中进行,搭建了如图 4 所示的 EP 阀电磁线圈加速退化试验环境。测试中使用的具体设备有:KIKUSUI PBZ40-10 电源(-40 V~+40 V,-10 A~+10 A)、NI cRIO-9038 数据采集设备、LC-233 对流烘箱(60℃~ 200℃)、采集卡(包括电流模块 NI9227、电压模块 NI9201/NI9229 和热模块 NI9217)、两个铂电阻、2000 型台式万用表,以及安装了 LABVIEW 软件的笔记本电脑。如图 5 所示,将 3 个测试样品串联起来置于对流烘箱中,用对流烘箱提供恒温测试环境,测试电路采用恒流电源为回路供电。

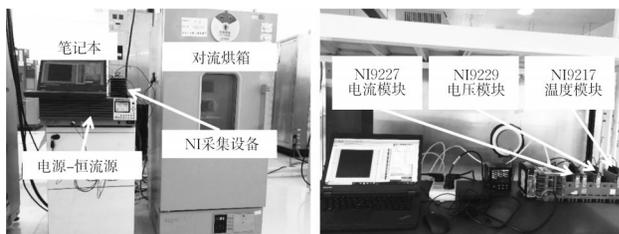


图 4 加速退化试验环境

Fig.4 Accelerated degradation test environment

(5)试验过程:利用 NI 采集设备的电流和电压模块分别在线采集每个样品的线圈电流值和线圈电压值,并在每个被测样品外壳上贴一个铂电阻来测



图 5 对流烘箱中的 EP 阀测试样品及电路结构

Fig.5 Test samples and the circuit structure in the convection oven

量工作温度,同时在对流烘箱中也放置一个铂电阻来测量试验的环境温度。所有数据采集工作均使用 LABVIEW 程序进行管理。对流烘箱内控制环境温度保持在 190℃,恒流源设置为 800mA。当监测到某个测试样品发生退化后,将该样品取出放入单独的对流烘箱继续进行退化试验,并将对流烘箱温度降至 25℃,继续对该测试样品施加 800mA 恒流源,直到测试样品电磁线圈功能完全失效。由于三个样品的测试结果具有相似的退化规律,因此本文随机选取其中一组退化数据进行方法验证。以 2 号 EP 阀为例,该测试样品在第 40d 开始出现性能退化,然后对该测试样品进行单独的退化试验,从第 40d 直到完全失效的退化试验结果如图 6 试验退化数据曲线所示,该测试样品的 DCR 值随着退化程度的不断加深呈现持续下降的趋势,从初始值 31.7Ω 不断减小到 17.13Ω,在退化试验进行到 20 000min 后该测试样品电磁线圈完全失效。

3.2 退化预测结果

根据在线采集的线圈电流、线圈电压、线圈工作温度以及对流烘箱内环境温度数据就可以推导退化过程的电磁线圈 DCR 值:

$$E(t) = \frac{V_{\text{coil}}(t)}{I_{\text{coil}}(t)} \{1 + \alpha [T_2(t) - T_1(t)]\} \quad (18)$$

式中: E 为试验退化数据; I_{coil} 为线圈电流测量值; V_{coil} 为线圈电压测量值; T_2 为线圈工作温度测量值; T_1 为对流烘箱内环境温度测量值; α 为电阻温度系数,铜线圈取 $\alpha=0.0039$ 。

首先,对试验退化数据 E 进行 EKF 最有估计,得到 E_1 数据。然后,以 E_1 数据为训练样本,按照式 (6) 的形式进行参数辨识,建立初始退化模型。最

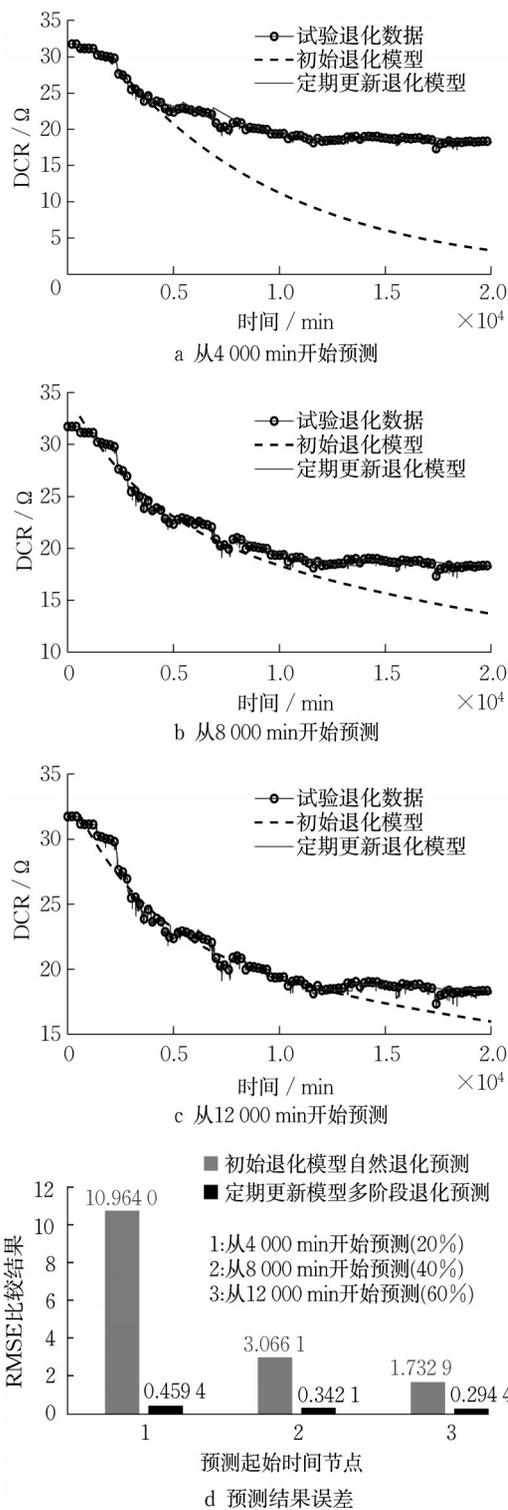


图 6 预测结果比较: 初始退化模型和定期更新退化模型
 Fig.6 Prediction comparisons: original degradation model and updated degradation model

后,按照 2.4 节的步骤完成多阶段退化建模及退化预测。具体地,在定期更新过程中,每次更新的时间间隔设置为 24h,即 $t_2 - t_1 = t_3 - t_2 = \dots = 1\,440$ min。由于 λ 通常为 0.9~1 的值^[19],所以每次更新时 λ 的初始

值都设置为 $\lambda_0 = 0.9$ 。考虑到模型训练所需的时间成本和精度要求,本案例研究的步长和周期数设置为 $p = 0.000\,1$, $s = 999$ 。

根据图 6 所示的退化试验结果,测试样品从开始出现退化到完全失效的退化寿命周期为 20 000 分钟,为了验证所提出方法在缺乏足够退化数据的情况下进行连续预测的有效性,分别从 4 000、8 000 和 12 000 分钟退化节点开始进行预测,即分别从只有 20%、40% 和 60% 样本数据的条件下开始进行退化预测。分别采用退化寿命周期数据的 20%、40% 和 60% 进行参数辨识,可以得到 3 个不同退化阶段的初始退化模型参数。如表 2 和图 6 所示,不同退化阶段的模型参数和退化轨迹具有明显的差异:在早期退化阶段,电磁线圈的退化速率较快,随着退化程度的不断加深,其退化速率变得逐渐缓慢。这说明 EP 阀电磁线圈的退化趋势是动态变化的,只有通过动态调整退化模型以适应变化的趋势特征才能获得较好的退化预测效果。

表 2 初始退化模型参数辨识结果

Tab.2 Parameter identification results of original degradation model

| 初始退化模型参数 | 20% 数据训练 | 40% 数据训练 | 60% 数据训练 |
|----------|-------------------------|-------------------------|-------------------------|
| a | 38.34 | 12.28 | 13.29 |
| b | -1.228×10^{-4} | -2.701×10^{-4} | -2.577×10^{-4} |
| c | -11.35 | 22.54 | 21.54 |
| d | -1.472×10^{-3} | -2.511×10^{-5} | -1.511×10^{-5} |

初始退化模型自然退化预测和定期更新模型多阶段退化预测的结果如图 6 所示。从图 6 a 可以看出,当训练样本的数据量较少时,基于先验知识建立的初始退化模型会存在较大的预测误差。尽管如此,定期更新的退化模型通过权重调整和参数修正后依然可以较好地跟踪实际的退化发展趋势,即使在初始训练样本较少的情况下开始进行退化预测,多阶段退化建模方法仍然可以连续准确地预测后续的退化趋势。因此,本文所提出的退化预测方法可以解决高可靠性产品往往缺乏足够退化数据的问题。

如图 7 和表 3 所示,分别计算有权重调整和无权重调整两种策略在多阶段退化预测时的误差,其中评价指标 LMSE 越小则说明退化预测的误差越小且每次更新时的跳变波动也越小。比较从不同退化阶段开始预测的结果可知,带权重调整的更新策略明显具有更加优异的退化预测性能。

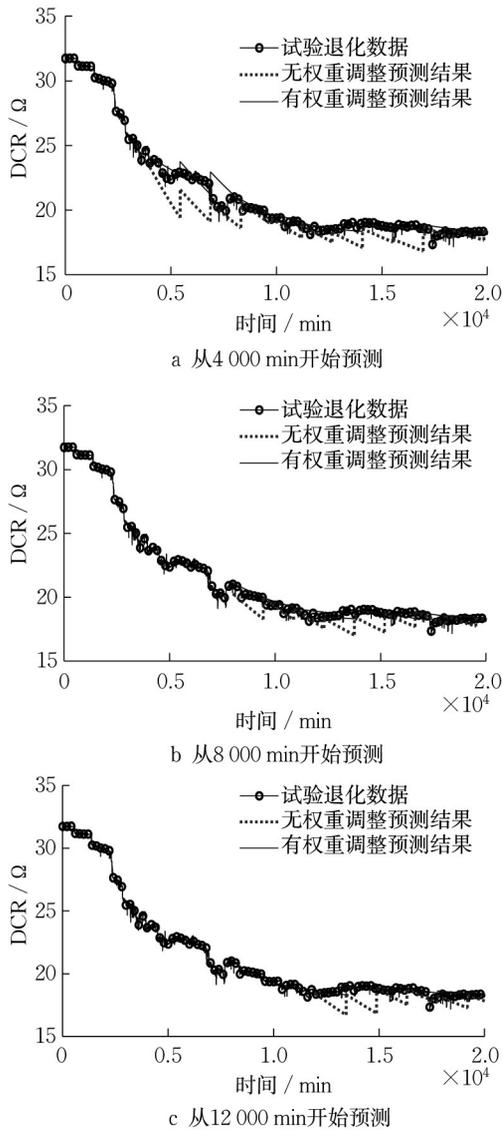


图 7 不同更新策略比较:无权重调整预测结果和有权重调整预测结果

Fig.7 Different update strategies comparisons: predictions without and with weight adjustments

表 3 不同更新策略的退化预测性能比较

Tab.3 Degradation prediction performance comparison of different update strategies

| 评价指标 | 预测起始时间节点 | 有权重调整 | 无权重调整 |
|------|------------------|-----------|----------|
| LMSE | 从 4 000min 开始预测 | -8.432 2 | -1.246 6 |
| | 从 8 000min 开始预测 | -9.800 8 | -4.257 1 |
| | 从 12 000min 开始预测 | -10.842 6 | -2.438 5 |

由于本文所提出的退化预测方法不是推导一个具有固定参数的退化模型,而是建立一个基于数据驱动的变参自适应退化模型,加速退化过程和实际退化过程不存在外推比例关系,采用加速退化试验数据辨识得到的即是加速退化模式下的退化模型,采用实际退化数据辨识得到的即是实际退化情况所

对应的退化模型。在实际工程应用时,只需基于实际退化过程的监测数据来进行多阶段退化建模即可获得实际退化情况的预测结果。

3 结语

有效的 EP 阀电磁线圈退化预测方法可以提高电空制动系统的可靠性,为此本文提出了一种基于多阶段退化建模的预测方法,并采用 EP 阀电磁线圈加速退化试验数据进行了验证。为了克服传统电磁线圈状态监测方法的弊端及其工程应用的局限性,本研究采用加速退化试验过程中在线监测的 DCR 数据来评估电磁线圈的退化状态。通过试验验证可知,在训练样本较少的情况下传统的自然退化预测方式往往存在较大的预测误差,所提出的多阶段退化建模方法可以有效提高早期和中期退化阶段的预测效果。此外,根据 LMSE 预测性能评价指标的比较结果可知,相比于传统的无权重调整方法,所提出的自适应遗忘因子权重调整策略可以更好地跟踪最新的退化趋势并且可以有效抑制退化模型在阶段更新时的跳变波动,显著地提高了多阶段连续退化预测的性能。

作者贡献声明:

熊柳景:提供研究思路,算法推导并撰写论文;
 牛刚:关键科学问题提出、实验指导以及论文完善工作;
 王彪:方案理论论证,技术指导。

参考文献:

[1] 应之丁,高伟航,高立群.能流波动规律对电空制动电磁阀性能的影响[J].同济大学学报(自然科学版),2017,45(7):1050.
 YING Zhiding, GAO Weihang, GAO Liqun. Effect of energy fluctuation law on performance of electro-pneumatic brake [J]. Journal of Tongji University (Natural Science), 2017, 45(7): 1050.

[2] HE Yifan, NIU Gang. Structure optimization design for electromagnet on EPLA electro-pneumatic change valve[C]//2019 Prognostics and System Health Management Conference. Qingdao: IEEE, 2019: 121-126

[3] ANGADI S V, JACKSON R L. A critical review on the solenoid valve reliability, performance and remaining useful life including its industrial applications [J]. Engineering Failure Analysis, 2022, 136: 106231.

[4] KAVANAGH DF, GYFTAKIS KN, MCCULLOCH MD. Thermal degradation phenomena of polymer film on magnet wire for electromagnetic coils [J]. IEEE Transactions on

- Industry Applications, 2021, 57: 458.
- [5] 王锴,郭海丰,徐皓冬,等.面向智能制造的电磁线圈绝缘退化监测方法[J].信息与控制,2017,46(4):469.
WANG Kai, GUO Haifeng, XU Aidong, *et al.* Degradation monitoring method of electromagnetic coil insulation for smart manufacturing [J]. Information and Control, 2017, 46(4): 469.
- [6] 张亚东,李凯翔,祝明智,等.电磁线圈发射器环氧材料高温老化特性研究[J].海军工程大学学报,2023,35(4):13.
ZHANG Yadong, LI Kaixiang, ZHU Mingzhi, *et al.* Study on high temperature aging characteristics of epoxy material for electromagnetic coil launcher [J]. Journal of Naval University of Engineering, 2023,35(4):13.
- [7] 万鹏,陈飞宏,宋世明.ETL标准F级填料线圈老化试验[J].中国科技信息,2022(8):104.
WAN Peng, CHEN Feihong, SONG Shiming. Coil aging test of level #F packing under ETL standard [J]. China Science and Technology Information, 2022(8): 104.
- [8] KANG S-D, KIM J-H. Investigation on the insulation resistance characteristics of low voltage cable [J]. Energies, 2020,13(14): 3611.
- [9] WANG K, GUO H, XU A, *et al.* Degradation monitoring of insulation systems used in low-voltage electromagnetic coils under thermal loading conditions from a creep point of view [J]. Sensors, 2020, 20(13): 3696.
- [10] 吴晗,刘梦娟,曾晓辉.高速磁浮列车悬浮间隙仿真预测[J].同济大学学报(自然科学版),2023,51(3):351.
WU Han, LIU Mengjuan, ZENG Xiaohui. Suspension gap prediction of highspeed maglev train [J]. Journal of Tongji University (Natural Science), 2023, 51(3): 351.
- [11] GUO H, XU A, WANG K, SUN Y, *et al.* Particle filtering based remaining useful life prediction for electromagnetic coil insulation [J]. Sensors,2021, 21(2): 473.
- [12] 牛刚,刘峥,余旭涛.车用IGBT模块健康管理技术综述[J].同济大学学报(自然科学版),2022,50(7):1026.
- NIU Gang, LIU Zheng, YU Xutao. Review on Health Management Technology of Vehicle IGBT Module [J]. Journal of Tongji University (Natural Science), 2022, 50(7): 1026.
- [13] JAMESON N J, AZARIAN M H, PECHT M. Fault diagnostic opportunities for solenoid operated valves using physics-of-failure analysis [C]// International Conference on Prognostics and Health Management. Cheney, WA, USA: IEEE, 2014: 85-91.
- [14] WANG B, LEI Y, LI N. A hybrid prognostics approach for estimating remaining useful life of rolling element bearings [J]. IEEE Transactions on Reliability, 2020, 69(1): 401.
- [15] CUI L, LI W, WANG X, *et al.* Comprehensive remaining useful life prediction for rolling element bearings based on time-varying particle filtering [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement,2022, 71: 1.
- [16] 韦仲爽,侯巍,赵彦,等.基于扩展卡尔曼滤波算法的磷酸铁锂电池荷电状态估计[J].中山大学学报(自然科学版),2023,62(5):92.
WEI Zhongshuang, HOU Wei, ZHAO Yan, *et al.* State of charge estimation of lithium-ion batteries based on extended Kalman filter [J]. *Acta Scientiarum Naturalium Universitatis Sunyatseni*, 2023, 62(5): 92.
- [17] JIANG Y, NIU G. An iterative frequency-domain envelope-tracking filter for dispersive signal decomposition in structural health monitoring [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2022, 179: 109329.
- [18] KIM S J, MUN B M, BAE S J. A cost-driven reliability demonstration plan based on accelerated degradation tests [J]. Reliability Engineering & System Safety, 2018, 183: 226.
- [19] SHI N, CHEN ZW, NIU M, *et al.* State-of-charge estimation for the lithium-ion battery based on adaptive extended Kalman filter using improved parameter identification [J]. Journal of Energy Storage, 2022, 45: 103518.