

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2315090

基于电子阀工况的永磁步进电机剩余寿命预测*

杨超群^{1,2} 段书用¹ 杨天豪^{1,2} 李珊珊^{1,2}

(1. 省部共建电工装备可靠性与智能化国家重点实验室(河北工业大学)天津 300401;

2. 河北省电磁场与电器可靠性重点实验室(河北工业大学)天津 300401)

摘要: 微型永磁步进电机作为电子阀核心器件,其运行状态对电子阀能否正常执行操作有着直接影响。为了准确掌握电机剩余寿命情况,提出了一种考虑个体差异 Wiener 过程的剩余寿命预测方法。首先通过分析电机性能退化失效过程,选取相电流有效值作为性能退化特征量;其次由于同型号多台电机同时参与实验,建立考虑个体差异 Wiener 过程的电机性能退化模型并基于 EM 算法进行参数估计;最后,设计一种将启停次数作为电机剩余寿命参考的实验,并与基于传统 Wiener 过程的预测结果进行对比。实验结果表明所提方法平均预测误差下降了 3.74%,具有更高的预测精度。

关键词: 微型永磁步进电机;Wiener 过程;EM 算法;剩余寿命预测

中图分类号: TM383 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 470.4024

Remaining useful life prediction of permanent magnet stepper motor based on electronic valve operating conditions

Yang Chaqun^{1,2} Duan Shuyong¹ Yang Tianhao^{1,2} Li Shanhu^{1,2}

(1. State Key Laboratory of Reliability and Intelligence of Electrical Equipment (Hebei University of Technology), Beichen District, Tianjin 300401, China; 2. Key Laboratory of Electromagnetic Field and Electrical Apparatus Reliability of Hebei Province (Hebei University of Technology), Beichen District, Tianjin 300401, China)

Abstract: As the core device of the electronic valve, the operating state of the micro permanent magnet stepping motor has a direct impact on whether the electronic valve can perform operations normally. In order to accurately grasp the remaining useful life of the motor, a prediction method considering individual differences in the Wiener process is proposed. Firstly, by analyzing the failure process of motor performance degradation, the effective value of phase current is selected as the characteristic quantity of performance degradation. Secondly, due to the simultaneous participation of multiple motors of the same model in the experiment, a motor performance degradation model considering the individual differences in the Wiener process is established, and parameter estimation is carried out based on the EM algorithm. Finally, the number of starting and stopping times is designed as the reference of the motor's remaining useful life in the experiment and compared with the prediction results based on the traditional Wiener process. The experimental results show that the average prediction error of the proposed method decreases by 3.74%, which has a higher prediction accuracy.

Keywords: micro permanent magnet stepper motor; Wiener process; EM algorithm; remaining useful life prediction

0 引言

电机作为执行元件,是机电一体化的关键组成部分,其中微型永磁步进电机因其体积小、控制灵活、误差累积等优点被应用于电脑绘图仪、石英钟表、以及电子阀等日常生活和工业中,尤其是在电子阀中应用更为广泛^[1]。因此,在

电机性能退化过程中,通过准确监测性能退化特征量并预测其剩余寿命(remaining useful life, RUL),则可以提高电子阀系统的可靠性水平。

目前,对于电机寿命和 RUL 的研究主要集中在大功率、中小功率电机上^[2]。Wang 等^[3]通过对电机定子绝缘材料进行加速老化试验,准确预测其寿命。Chen 等^[4]针对同

收稿日期:2023-11-30

* 基金项目:国家自然科学基金(52175222)、国家自然科学基金(51907049)项目资助

服电机的原始振动信号,构建一种新型循环神经网络模型进行RUL预测。而伴随着微型电机需求增长迅速,对微型电机的RUL研究变得愈发重要,熊大顺等^[5]利用经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)算法分析电磁转矩信号得到电机的性能退化参数,将Wiener过程应用于微型直流无刷电机RUL预测。刘硕等^[6]以电信号和摩擦材料分别作为输入量和输出量,实现微型超声电机的寿命预测。尽管很多研究已经对各种电机RUL进行了成功预测,但是针对微型永磁步进电机RUL预测的研究却鲜见报导,同时本文针对电机应用工况设计寿命实验更符合工程要求和发展趋势。

由于现代机电产品愈发复杂,想要建立准确的机理模型就愈发困难,而基于数据驱动方法为解决复杂设备的建模、RUL预测和可靠性评估提供了可行途径^[7]。数据驱动方法主要分为两类:人工智能方法和随机模型方法^[8]。基于人工智能方法的预测结果较为准确,但难以得到表征RUL随机不确定性特征的概率分布函数,缺乏物理意义。相比之下以概率统计理论为基础的随机模型方法,可以准确地求得RUL的概率分布,对量化RUL预测结果的不确定性提供了方便^[9]。代表性的随机过程主要包括Gamma过程^[10]、马尔科夫链^[11]、Wiener过程等^[12],其中Gamma过程仅适用于单调退化过程建模且难以利用解析法求解寿命分布函数,马尔科夫链要求考虑无记忆性,在性能退化建模时有一定的局限性。而Wiener过程是一种具有独立增量特性的随机过程,并且具备良好的数学特性。利用Wiener过程可以精确地推导出寿命的概率分布函数,已被广泛应用于可靠性分析和RUL预测等研究中^[13]。Zhang等^[14]提出一种基于传统Wiener过程的产品早期阶段的RUL预测方法,并通过锂离子电池实际案例进行验证。但是更多学者倾向于考虑产品长期退化过程,以提高预测的准确性^[15]。Zhang等^[16]提出一个具有随机时变协变量的非线性Wiener过程模型,相比于传统线性Wiener过程计算过于复杂,且不同非线性项对预测结果有影响。另外,可以通过引入适当的非线性变换将非线性Wiener过程转化为线性Wiener过程^[17]。同时,针对一些产品的退化数据具有阶段性变化的特点,董青等^[18]提出一种两阶段自适应Wiener过程RUL预测方法,并通过仿真和实例验证了所提方法的有效性,但是此方法仅适用于退化数据满足阶段性的情况,适用性受限制,且二阶段的预测受到一阶段预测结果的影响,有可能将误差放大。而目前由于制造工艺水平、以及随机因素等原因的影响,产品之间普遍存在个体差异性不可避免。因此,对于产品的可靠性评估而言,准确描述产品之间的个体差异性具有重要意义^[19]。通过将传统Wiener过程的漂移参数和扩散参数随机化,Hou等^[20]提出一种改进锂离子电池随机效应Wiener过程加速退化实验模型,但是此模型复杂度过高,参数估计困难,适用性较差。为解决模型复杂问题,纪超等^[21]提出以仅将扩散

参数随机化的Wiener过程,对火炮身管的性能退化过程进行建模,但忽略了扩散参数自身就可以表示产品退化过程中的不确定性的属性。

基于上述分析,对于目前微型永磁步进电机RUL研究不充分的情况进行针对性的探讨是有必要的。在诸多学者研究的基础上,本文根据其应用在电子阀的实际启停工况,提出一种仅将漂移参数随机化的考虑个体差异Wiener过程模型。该模型既可以描述产品之间的差异性,又保留产品之间的共同属性,提高灵活性和适用性。首先通过对微型永磁步进电机故障特征进行分析,选取相电流有效值作为电机的性能退化特征量。在此基础上,分别建立了传统Wiener过程和考虑个体差异Wiener过程电机性能退化模型,并设计一种将启停次数作为寿命参考的实验。最后,通过实验证明,基于考虑个体差异Wiener过程的建模方式对电机进行RUL预测更准确。

1 提取电机性能退化特征量

永磁步进电机在实际工况中其结构、材料等处于退化型失效过程,为了避免对电机的可靠性评估结果造成较大误差,不能将电机定义为正常工作 and 失效两种状态。通常利用退化量来描述整个失效过程,随着电机的使用,不断接近其设计寿命,所表现出来的工作能力也会越来越弱。当电机的退化量沿着退化轨迹达到失效阈值时,则判定其失效^[22]。

1.1 永磁步进电机的数学模型

利用有限元计算方法,永磁步进电机的数学模型被Hoang等成功构建^[23]。由两相四线制永磁步进电机的工作原理可知, a 相与 b 相的分析效果相同,所以本文只针对 a 相进行分析,电机数学模型为:

$$u_a = i_a R_a + L_a \frac{di_a}{dt} + e_a(\theta) \quad (1)$$

$$e_a(\theta) = -p\psi_m \sin(p\theta) \frac{d\theta}{dt} \quad (2)$$

式中: u_a 和 i_a 分别为 a 相电压和电流; R_a 和 L_a 分为 a 相电阻和电感。由于磁体引入的气隙较大,永磁步进电机的绕组电感可以认为与转子位置无关。 $e_a(\theta)$ 为反电势, θ 为转子位置, p 为极对数, Ψ_m 为最大磁通量。

1.2 特征分析和性能退化特征量提取

匝间短路和永磁体退磁是永磁步进电机在生产应用中最常见的两种故障。匝间短路故障的主要原因是线圈的绝缘损坏,在早期匝间短路故障时,即线圈被短路的匝数较少时,此时参数变化并不明显,随着匝间故障加重,短路匝数增多,线圈内的有效匝数减少,使得电机 a 相回路的等效电阻 R_a 减小。步进电机稳态运行时, $L_a(di_a/dt)$ 等于0,根据电压平衡方程式(1)可知,此时 a 相电流 i_a 将增大。

永磁步进电机的永磁体通常会受到温度,外磁场、机械作用等因素影响。其中,定子匝间短路故障会使短路相电

流增大,从而导致电机内部温度升高,大电流会对永磁体产生去磁磁动势,增加永磁体退磁的可能性。由电压平衡方程式(1)和(2)可知,发生永磁体退磁故障时, a 相电流 i_a 将增大。

2 传统 Wiener 过程模型

在可靠性领域中,Wiener 过程被广泛应用于性能退化建模中。在 t 时刻产品的退化量 $I(t)$ 表达式为:

$$I(t) = I_0 + \lambda t + \sigma B(t) \quad (3)$$

式中: I_0 为初始退化量; λ 为漂移参数,表示模型的性能退化趋势; σ 为扩散参数,表示测量误差等随机因素对性能的影响; $B(t)$ 为标准布朗运动。通常,为了描述某批次产品的整体性能, λ 和 σ 两个参数均用常数表示。此时退化增量 $\Delta I(t) = I(t + \Delta t) - I(t)$ 服从正态分布,即:

$$\Delta I(t) \sim N(\lambda \Delta t, \sigma^2 \Delta t) \quad (4)$$

2.1 基于传统 Wiener 过程的电机 RUL 预测模型

受永磁步进电机自身结构、材料和外部冲击等各种随机因素的影响,电机的退化失效可以看作是一个随机过程。将 Wiener 过程引入电机的性能退化模型中,相电流有效值作为反映电机健康状态的性能退化特征量。当性能退化特征量达到其失效阈值 l ,则视为电机失效,定义 T 为电机性能特征量 $I(t)$ 首次达到失效阈值所用的时间,即:

$$T = \inf\{t \mid I(t) \geq l, t \geq 0\} \quad (5)$$

则电机在当前时刻 t_w 的剩余寿命 T_w 定义为:

$$T_w = \inf\{t \mid I(t + t_w) \geq l, t \geq 0\} \quad (6)$$

经证明,产品首次达到失效阈值 l 的寿命 T 服从逆 Gauss 分布^[24],其概率密度函数、可靠度函数分别为:

$$f(t) = \frac{l}{\sqrt{2\pi\sigma^2 t^3}} \exp\left[-\frac{(l - \lambda t)^2}{2\sigma^2 t}\right] \quad (7)$$

$$R(t) = \Phi\left(\frac{l - \lambda t}{\sqrt{\sigma^2 t}}\right) - \exp\left(-\frac{2\lambda l}{\sigma^2}\right) \Phi\left(-\frac{l + \lambda t}{\sqrt{\sigma^2 t}}\right) \quad (8)$$

式中: $\Phi(\cdot)$ 表示标准正态分布函数。

在 t_w 时刻的 RUL 概率密度函数为:

$$f_{I_w}(t) = \frac{l - I_w}{\sqrt{2\pi\sigma^2 t^3}} \exp\left[-\frac{(l - I_w - \lambda t)^2}{2\sigma^2 t}\right] \quad (9)$$

其中, λ 和 σ 为未知参数; I_w 为 t_w 时刻的退化量。

2.2 模型参数估计

假设退化实验涉及 n 个样本,每个样本测量 m 次。记 $I_{ij}(i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, m)$ 表示第 i 个电机的第 j 次测量时的相电流有效值,则 $\Delta I_{ij} = I_{ij} - I_{ij-1}$ 表示第 i 个电机在时间 $\Delta t_{ij} = t_{ij} - t_{ij-1}$ 的性能退化增量,此时利用极大似然估计对模型进行参数估计。

未知参数 λ 和 σ 的似然函数通过退化增量数据得到:

$$L(\lambda, \sigma) = \prod_{i=1}^n \prod_{j=1}^m \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2 \Delta t_{ij}}} \cdot \exp\left[-\frac{(\Delta I_{ij} - \lambda \Delta t_{ij})^2}{2\sigma^2 \Delta t_{ij}}\right] \quad (10)$$

对式(10)通过极大似然估计求得参数估计值 $\hat{\lambda}$ 和 $\hat{\sigma}$ 分别为:

$$\begin{cases} \hat{\lambda} = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m \Delta I_{ij}}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m \Delta t_{ij}} \\ \hat{\sigma} = \sqrt{\frac{1}{nm} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m \frac{(\Delta I_{ij} - \hat{\lambda} \Delta t_{ij})^2}{\Delta t_{ij}}} \end{cases} \quad (11)$$

然而,即使同一批产品通常也会由于加工工艺、设计误差等因素导致不同个体间存在差异,从而造成了其性能的不确定性。上述因素的影响通常会在退化数据上有所体现,因而有必要对其进行描述。

3 考虑个体差异 Wiener 过程模型

为表征各产品间的共同属性,扩散参数 σ 被视为固定常数,但为了表达产品间的个体差异性,漂移参数 λ 被假设为服从某个正态分布,即 $\lambda \sim N(\mu_\lambda, \sigma_\lambda^2)$ 。此时模型中的未知参数 $\Theta = (\mu_\lambda, \sigma_\lambda^2, \sigma^2)$,则考虑个体差异 Wiener 过程被描述为:

$$\begin{cases} I(t) = I_0 + \lambda t + \sigma B(t) \\ \lambda \sim N(\mu_\lambda, \sigma_\lambda^2) \end{cases} \quad (12)$$

3.1 基于考虑个体差异 Wiener 过程的电机 RUL 预测模型

考虑参数 λ 是随机变量,利用连续性随机变量的全概率公式并在传统 Wiener 过程的基础上进行推导,可得产品的寿命 T_1 的概率密度函数为:

$$f_1(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) f(\lambda \mid \mu_\lambda, \sigma_\lambda) d\lambda = \frac{l}{\sqrt{2\pi t^3 (\sigma_\lambda^2 t + \sigma^2)}} \exp\left[-\frac{(l - \lambda t)^2}{2t(\sigma_\lambda^2 t + \sigma^2)}\right] \quad (13)$$

式中: $f(\lambda \mid \mu_\lambda, \sigma_\lambda)$ 表示 λ 的概率密度函数,此时产品的可靠度函数为:

$$R_1(t) = \Phi\left(\frac{l - \mu_\lambda t}{\sqrt{\sigma_\lambda^2 t^2 + \sigma^2 t}}\right) - \exp\left(\frac{2\mu_\lambda l}{\sigma^2} + \frac{2\sigma_\lambda^2 l^2}{\sigma^4}\right) \cdot \exp\left[-\frac{(\Delta I_{ij} - \lambda \Delta t_{ij})^2}{2\sigma^2 \Delta t_{ij}}\right] \quad (14)$$

在 t_w 时刻的 RUL 概率密度函数为:

$$f_{1I_w}(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} f_{I_w}(t) f(\lambda \mid \mu_\lambda, \sigma_\lambda) d\lambda = \frac{l - I_w}{\sqrt{2\pi t^3 (\sigma_\lambda^2 t + \sigma^2)}} \exp\left[-\frac{(l - I_w - \lambda t)^2}{2t(\sigma_\lambda^2 t + \sigma^2)}\right] \quad (15)$$

3.2 模型参数估计

此时,通过最大期望(expectation maximization, EM)算法对模型进行参数估计。通过隐变量计算对数似然函数的期望,称为 E 步;对 E 步得到的结果进行极大似然估计求得未知参数,称为 M 步,上述两个步骤通过迭代反复进

行,直到达到指定收敛条件为止,其优势在于计算简单并且保证结果收敛^[25]。

记 $\mathbf{I} = (\mathbf{I}_1, \dots, \mathbf{I}_n)$ 为对 n 个样本进行监测获得的数据集, \mathbf{I}_i 为对应于第 i 个单体的退化数据集,且满足 $\mathbf{I}_i = (I_{i0}, I_{i1}, \dots, I_{im}), \Delta I_{ij}$ 和 Δt_{ij} 的定义与第2节定义相同。设 λ_i 表示对应单体 i 的漂移参数,是一个随机变量,被称为隐变量,可以用集合 $\boldsymbol{\Omega} = (\lambda_1, \dots, \lambda_n)$ 表示。根据 Wiener 过程的性质,对于给定的 λ_i , 对应 \mathbf{I}_i 的抽样分布服从如下形式的多变量高斯分布,即:

$$p(\mathbf{I}_i | \lambda_i, \boldsymbol{\Theta}) = \prod_{j=1}^m \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2\Delta t_j}} \exp\left[-\frac{(\Delta I_{ij} - \lambda_i\Delta t_j)^2}{2\sigma^2\Delta t_j}\right] \quad (16)$$

对应的完全似然函数为:

$$L(\boldsymbol{\Theta} | \mathbf{I}, \boldsymbol{\Omega}) = -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^n [(m+1)\ln 2\pi + m\ln\sigma^2 + \sum_{j=1}^m \frac{(\Delta I_{ij} - \lambda_i\Delta t_j)^2}{\sigma^2\Delta t_j} + \sum_{j=1}^m \ln\Delta t_j + \ln\sigma_\lambda^2 + \frac{(\lambda_i - \mu_\lambda)^2}{\sigma_\lambda^2}] \quad (17)$$

假设 $\boldsymbol{\Theta}^{(k)} = (\mu_\lambda^{(k)}, \sigma_\lambda^{2(k)}, \sigma^{2(k)})$ 表示第 k 步基于退化数据 \mathbf{I}_i 对模型未知参数的估计值。前面已经假设漂移参数 λ_i 服从均值为 μ_λ 方差为 σ_λ^2 的正态分布。因此,在 \mathbf{I}_i 和 $\boldsymbol{\Theta}^{(k)}$ 已知的条件下, λ_i 的后验分布仍然服从正态分布,令其均值为 $\mu_i^{(k)}$, 方差为 $\sigma_i^{2(k)}$ 。在贝叶斯框架下, λ_i 的后验分布可以通过贝叶斯公式更新,如下:

$$p(\lambda_i | \mathbf{I}_i, \boldsymbol{\Theta}^{(k)}) \propto p(\mathbf{I}_i | \lambda_i, \boldsymbol{\Theta}^{(k)}) p(\lambda_i | \boldsymbol{\Theta}^{(k)}) \propto \exp\left[-\sum_{j=1}^m \frac{(\Delta I_{ij} - \lambda_i\Delta t_j)^2}{\sigma^{2(k)}\Delta t_j}\right] \exp\left[-\frac{(\lambda_i - \mu_\lambda^{(k)})^2}{2\sigma_\lambda^{2(k)}}\right] \propto \exp\left[-\left[\lambda_i - \frac{(I_{im}\sigma_\lambda^{2(k)} + \mu_\lambda^{(k)}\sigma^{2(k)})}{(t_m\sigma_\lambda^{2(k)} + \sigma^{2(k)})}\right]^2 \cdot \frac{t_m\sigma_\lambda^{2(k)} + \sigma^{2(k)}}{2\sigma^{2(k)}\sigma_\lambda^{2(k)}}\right] \quad (18)$$

已知 \mathbf{I}_i 和 $\boldsymbol{\Theta}^{(k)}$ 已知的条件下,由 λ_i 服从正态分布的性质,可以得到:

$$p(\lambda_i | \mathbf{I}_i, \boldsymbol{\Theta}^{(k)}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_i^{2(k)}}} \exp\left[-\frac{(\lambda_i - \mu_i^{(k)})^2}{2\sigma_i^{2(k)}}\right] \quad (19)$$

通过式(18)和(19),可以得到后验参数(基于假设分布和已知分布求解的参数)与先验参数(基于假设分布的参数)之间的关系:

$$\mu_i^{(k)} = \frac{I_{im}\sigma_\lambda^{2(k)} + \mu_\lambda^{(k)}\sigma^{2(k)}}{t_m\sigma_\lambda^{2(k)} + \sigma^{2(k)}} \quad (20)$$

$$\sigma_i^{2(k)} = \frac{\sigma^{2(k)}\sigma_\lambda^{2(k)}}{t_m\sigma_\lambda^{2(k)} + \sigma^{2(k)}} \quad (21)$$

首先通过 E 步骤可求得关于 $\boldsymbol{\Omega} = (\lambda_i, \dots, \lambda_n)$ 的似然函数的期望值,然后,通过 M 步对所求得的期望进行最大化,得到新的参数估计值 $\boldsymbol{\Theta}^{(k+1)} = (\mu_\lambda^{(k+1)}, \sigma_\lambda^{2(k+1)}, \sigma^{2(k+1)})$ 为:

$$\mu_\lambda^{(k+1)} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mu_i^{(k)} \quad (22)$$

$$\sigma_\lambda^{2(k+1)} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [(\mu_i^{(k)})^2 + \sigma_i^{2(k)} - 2\mu_i^{(k)}\mu_\lambda^{(k+1)} + (\mu_\lambda^{(k+1)})^2] \quad (23)$$

$$\sigma^{2(k+1)} = \frac{1}{nm} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m \left[\frac{(\Delta I_{ij})^2 - 2\mu_i^{(k)}\Delta I_{ij}\Delta t_j + (\Delta t_j)^2((\mu_i^{(k)})^2 + \sigma_i^{2(k)})}{\Delta t_j} \right] \quad (24)$$

上述步骤经过多次迭代之后会产生一系列的估计值 $\{\boldsymbol{\Theta}^{(0)}, \boldsymbol{\Theta}^{(1)}, \dots\}$, 最终会收敛到接近真实参数值的一个估计值 $\hat{\boldsymbol{\Theta}} = (\hat{\mu}_\lambda, \hat{\sigma}_\lambda^2, \hat{\sigma}^2)$ 。取两次更新获得的参数 $\boldsymbol{\Theta}^{(k)}$ 和 $\boldsymbol{\Theta}^{(k+1)}$ 之间的差值小于一个预先设定的阈值(10^{-6})时迭代终止。

结合前3章分析,基于传统 Wiener 过程(模型1,不包含虚线框内容)和考虑个体差异 Wiener 过程(模型2)RUL 预测方法的流程图如图1所示。模型1通过极大似然估计获取参数 λ 和 σ , 模型2通过 EM 算法获取参数 $\mu_\lambda, \sigma_\lambda^2$ 和 σ^2 。将采集的数据分成多个监测周期并将得到的参数分别带入 RUL 概率密度函数式(9)和式(15)中,由概率密度函数定义可知,此时各周期的概率密度函数最大值处对应的电机启停次数即为该周期内电机的 RUL。

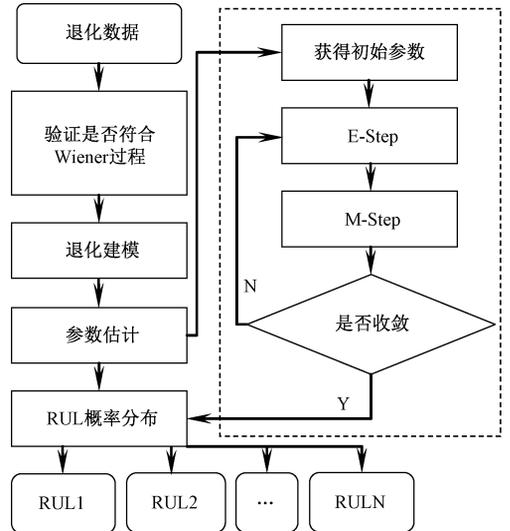


图1 微型永磁步进电机 RUL 预测方法流程

3.3 确定正态分布检验方法

微型永磁步进电机能否利用 Wiener 过程进行退化建模的前提是其数据退化增量是否符合正态分布。本文选择定性和定量相结合的正态分布检验方法,定性分析选择分布直方图曲线拟合方法,直方图变化趋势与正态密度曲线相吻合,则可以初步判断增量数据符合正态分布。而定量分析方法选择偏度峰度系数法,偏度(skewness)是统计数据分布偏斜方向和程度的度量,可以用 X_s 表示;峰度(Kurtosis)是统计数据分布尖峰和扁平程度的度量,可以用 X_k 表示,偏度峰度系数具体表达式如下:

$$X_s = E \left[\left(\frac{X - \mu}{\sigma} \right)^3 \right] = \frac{\mu_3}{\sigma^3} \quad (25)$$

$$X_k = E \left[\left(\frac{X - \mu}{\sigma} \right)^4 \right] - 3 = \frac{\mu_4}{\sigma^4} - 3 \quad (26)$$

式中: $E(\cdot)$ 表示求均值; μ, σ 分别表示样本 X 均值和标准差; μ_3, μ_4 分别是 X 的 3 阶、4 阶中心距。此时, 偏度系数、峰度系数对应标准误差为:

$$S_s = \sqrt{\frac{6n^2 - 6n}{n^3 + 2n^2 - 5n - 6}} \quad (27)$$

$$S_k = 2S_s \sqrt{\frac{n^2 - 1}{n^2 + 2n - 15}} \quad (28)$$

式中: n 为样本数量。

通过式(25)~(28), 得到偏度系数和峰度系数的检验公式为:

$$R_s = \left| \frac{X_s}{S_s} \right| \quad (29)$$

$$R_k = \left| \frac{X_k}{S_k} \right| \quad (30)$$

在显著性水平 $\alpha = 0.05$ 时, 当满足 $R_s < 1.96$ 和 $R_k < 1.96$ 时, 可认为偏度系数和峰度系数显著等于 0, 即样本符合正态分布。

4 实例分析与误差对比

4.1 实验设计

电子阀中的微型永磁步进电机需要驱动阀门的开合。阀门往往频繁进行开合过程, 而一次开合的过程并不需要电机长时间运行。因此, 结合电机实际的运行情况, 本文设计了一种基于启动-停止过程的实验, 以模拟电子阀需要频繁开合的工况条件。实验平台如图 2 所示, 启停试验是通过步进驱动板控制步进电机完成周期性循环启停, 因此, 将电机的启动-停止次数作为其寿命参考更具有实际意义。



图 2 实验平台图

4.2 实验数据与仿真分析

对额定电压为 7 V 的某品牌微型永磁步进电机进行试验, 共有 12 台步进电机参与实验, 步进驱动板控制步进电机进行启停过程, 一个周期为 5 s, 其中运行 4 s, 停止 1 s。

为进一步验证选择相电流有效值作为电机退化特征量的合理性, 模拟实际工况, 搭建永磁步进电机 Simulink 仿真进行分析。通过调整步进电机仿真的电阻和磁链参数来模拟发生匝间短路和永磁体退磁现象, 并对比参数修改前

后的仿真电流波形, 如图 3 所示。从图 3 可以看出, 模拟退磁和匝间短路运行时电流值增大且平稳性下降, 电流波形的变化趋势符合发生局部匝间短路和退磁故障引起的变化特征。

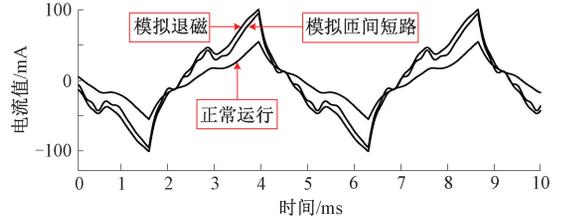
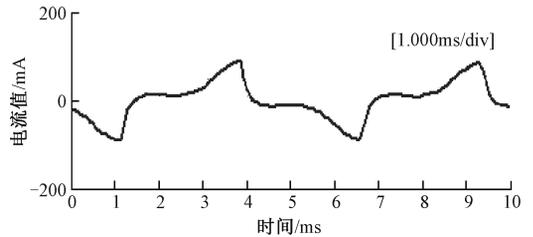
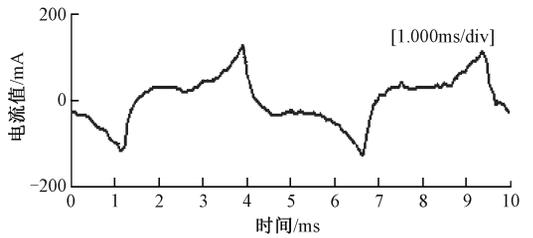


图 3 电机仿真波形

图 4 为电机运行时的 a 相电流波形, 从图中可以看出实验初期和末期的 a 相电流波形变化趋势与图 3 的仿真波形变化趋势相同, 通过建模分析、仿真与实验结果证明, 选择相电流有效值作为电机退化特征量是合理的。



(a) 实验初期波形



(b) 实验末期波形

图 4 电机实验波形

图 5 为微型永磁步进电机相电流有效值随启停次数的变化曲线, 其中 T_f 表示电机启停次数, $I(k)$ 表示第 k 次测量时的相电流有效值, 实验过程中每隔 5 760 次 (8 h) 启停操作测量一次各电机的 $I(k)$, 各台电机同一时间段测量 3 次, 求取平均值, 直到最后一台电机达到其失效阈值时, 停止实验。最终每台电机各测量 105 次, 共有 1 260 个数据。从图 5 中可以看出, 随着启停次数增加, 各台样机 $I(k)$ 皆为上升趋势, 呈现累计损伤过程。

为方便将 $I(k)$ 与失效阈值比较, 判断电机的运行情况, 故进一步将 $I(k)$ 标么化, 基准值选定为初始状态下的相电流有效值 $I(0)$, 如式(31)所示。

$$I_1(k) = \frac{I(k) - I(0)}{I(0)} \quad (31)$$

通过式(31), 标么化的相电流有效值 $I_1(k)$ 随永磁步进电机启停次数变化的曲线如图 6 所示。根据图 6 试验数

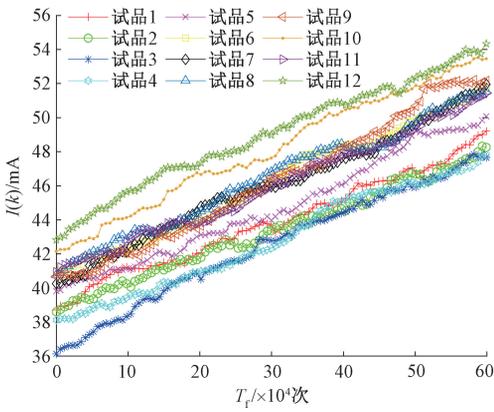


图5 电机 $I(k)$ 退化轨迹

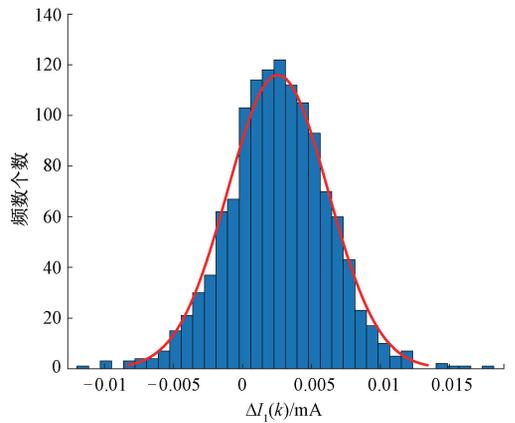


图7 电机 $\Delta I_1(k)$ 分布直方图

据对电机进行可靠性评估,将 $I_1(k)$ 达到初始状态下电流值的 25% 设置为失效阈值,即此时电机老化严重^[26]。

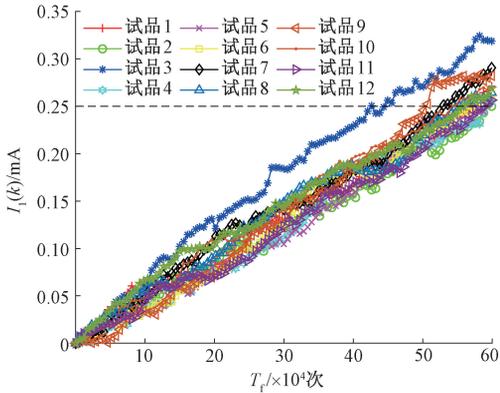


图6 电机 $I_1(k)$ 退化轨迹

微型永磁步进电机的退化过程可以基于 Wiener 过程建模的必要条件是 $I_1(k)$ 相对增量符合正态分布。相邻两次的相对增量定义为 $\Delta I_1(k) = I_1(k) - I_1(k - 1)$, 结合图 6 的实验数据,可以得到各个样品在性能退化过程中 $\Delta I_1(k)$ 的分布直方图如图 7 所示。从图 7 中可以看到, $\Delta I_1(k)$ 的值大多集中在 $-0.005 \sim 0.01$ 之间,且拟合出来正态密度曲线与直方图吻合。此时通过式(29)、(30)计算的偏度系数和峰度系数分别为 $R_s = 0.163 < 1.96, R_k = 0.125 < 1.96$, 结合两种检验方法可以确定 $\Delta I_1(k)$ 符合正态分布,可以基于 Wiener 过程建立电机退化模型。

4.3 Wiener 过程评估结果

1) 电机寿命预测结果对比

利用式(11)对模型1的未知参数进行极大似然估计,获得的参数值如式(32):

$$\begin{cases} \lambda = 0.004\ 937 \\ \sigma = 0.004\ 647 \end{cases} \quad (32)$$

设定 $\mu_\lambda, \sigma_\lambda$ 和 σ 3 个参数的初值分别为 0.005、0.000 1 和 0.000 1,利用式(20)~(24),通过 EM 算法对模型 2 的未知参数进行估计,3 个参数最终收敛结果如式(33):

$$\begin{cases} \mu_\lambda = 0.004\ 807 \\ \sigma_\lambda = 0.000\ 121 \\ \sigma = 0.004\ 152 \end{cases} \quad (33)$$

将式(32)的结果带入式(7),式(33)的结果带入式(13),获得基于两种建模方式的寿命概率密度曲线如图 8 所示。从图 8 可知,模型 2 的概率密度曲线相比于模型 1 概率密度曲线形状更高更窄,表明前者预测结果波动小,更稳定。

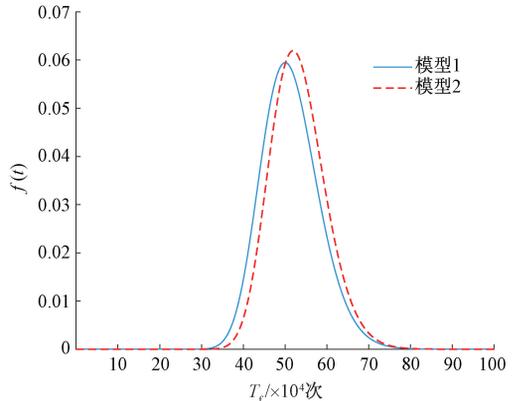


图8 寿命概率密度曲线对比图

将式(32)的结果带入式(8),式(33)的结果带入式(14),获得基于两种建模方式的可靠度函数曲线,如图 9 所示。从图 9 可知,模型 2 的可靠度曲线分布在模型 1 可靠度曲线后侧,模型 1 建模方式将漂移参数作为固定常数处理,这种方法得到的结果比较保守,从而对可靠性分析结果产生影响。

综上,基于 Wiener 过程进行可靠性分析和寿命预测主要受到两个方面的影响,分别是模型选择是否符合实际情况和数据质量是否满足建模要求。本文通过建立考虑个体差异的 Wiener 过程退化模型,增加模型的灵活性和适用性;同时,对各台电机每次测量的数据平均化处理,降低数据波动和测量误差的影响,并充分验证标幺化后的数据是否符合 Wiener 过程建模标准,从而保证数据是可靠的,提

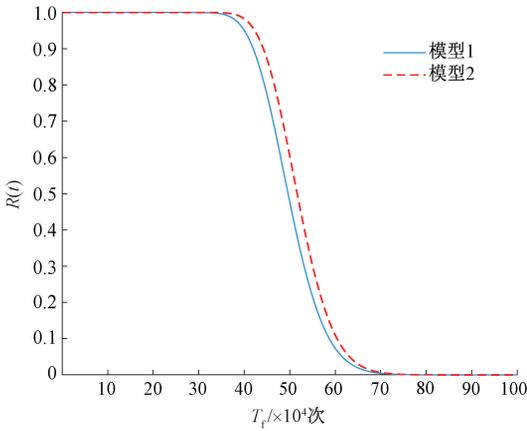


图 9 可靠度函数曲线对比图

高可靠性分析和寿命预测的准确度。

2) 电机 RUL 预测结果对比

为更清晰的比较两种方法的预测精度情况,进行 RUL 预测结果的误差对比,取图 6 中的低于 0.25 的数据进行分析。根据 RUL 概率密度分布与监测周期内数据量的关系,将获得的 1 140 个数据分成 9 个监测区间,每个监测区间包含 120 个数据,余下 60 个数据作为剩余寿命参考,各台

电机对应的平均剩余数据为 5 个,每个数据对应电机启停 5 760 次,所以剩余参考寿命为 28 800 次。利用第 2.2 节和第 3.2 节的参数估计过程,求得各监测周期的初值(前一监测周期数据的均值),并估计漂移参数和扩散参数。基于模型 1 的参数估计结果如表 1 所示,基于模型 2 参数估计值如表 2 所示。由表 1 和 2 可知,基于模型 1 和模型 2 求得的参数值不同,从而引起电机 RUL 预测结果有差异。

表 1 模型 1 各监测区间参数估计值

监测周期 (测量次数)	初值	λ	σ
周期 1(1~120)	11.1×10^{-3}	5.137×10^{-3}	4.647×10^{-3}
周期 2(121~240)	37.8×10^{-3}	5.141×10^{-3}	4.647×10^{-3}
周期 3(241~360)	65.3×10^{-3}	5.120×10^{-3}	4.795×10^{-3}
周期 4(361~480)	94.3×10^{-3}	5.017×10^{-3}	4.747×10^{-3}
周期 5(481~600)	122.8×10^{-3}	5.028×10^{-3}	4.923×10^{-3}
周期 6(601~720)	148.1×10^{-3}	5.097×10^{-3}	5.012×10^{-3}
周期 7(721~840)	172.4×10^{-3}	5.387×10^{-3}	4.815×10^{-3}
周期 8(841~960)	200.9×10^{-3}	5.346×10^{-3}	4.746×10^{-3}
周期 9(961~1 080)	226.4×10^{-3}	5.897×10^{-3}	6.648×10^{-3}

表 2 模型 2 各监测区间参数估计值

监测周期(测量次数)	初值	μ_λ	σ_λ	σ
周期 1(1~120)	11.1×10^{-3}	4.612×10^{-3}	0.121×10^{-3}	3.842×10^{-3}
周期 2(121~240)	37.8×10^{-3}	4.658×10^{-3}	0.121×10^{-3}	3.743×10^{-3}
周期 3(241~360)	65.3×10^{-3}	4.707×10^{-3}	0.121×10^{-3}	3.752×10^{-3}
周期 4(361~480)	94.3×10^{-3}	4.713×10^{-3}	0.411×10^{-3}	3.754×10^{-3}
周期 5(481~600)	122.8×10^{-3}	4.678×10^{-3}	0.301×10^{-3}	3.789×10^{-3}
周期 6(601~720)	148.1×10^{-3}	3.789×10^{-3}	0.502×10^{-3}	3.821×10^{-3}
周期 7(721~840)	172.4×10^{-3}	3.821×10^{-3}	0.518×10^{-3}	3.813×10^{-3}
周期 8(841~960)	200.9×10^{-3}	3.813×10^{-3}	0.404×10^{-3}	4.042×10^{-3}
周期 9(961~1 080)	226.4×10^{-3}	4.042×10^{-3}	0.302×10^{-3}	6.053×10^{-3}

图 10 所示为 9 个周期电机 RUL 概率密度分布和预测对比结果。根据图 10 的观察结果,在每个监测周期中,两种建模方式的 RUL 预测值都分布在 RUL 实际值周围。另外,RUL 概率密度函数随着数据量的增加变得越来越窄,这表明步进电机的启停次数逐渐接近阈值,预测结果的不确定性不断减小。

具体的电机 RUL 预测值与实际值的对比可以参考表 3。从表 3 可以看出,基于模型 1 的建模方式在 9 个周期的 RUL 预测的相对误差在 5%~8%之间;而基于模型 2 的建模方式在 9 个周期的 RUL 预测的相对误差仅在 2%~5%之间,且大多集中在 2%~3%之间,符合低于 10%的工程要求。这从另一个角度证明了在实际工况

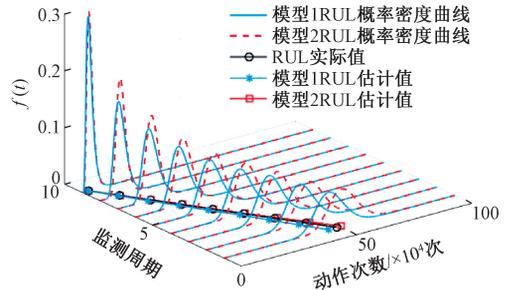


图 10 电机 RUL 预测对比图

中,对于多个个体进行 RUL 预测时,模型 2 预测结果更准确。

表3 电机 RUL 预测误差对比

监测周期	RUL 预测值/次	RUL 实际值/次	误差/次	相对误差/%
周期 1	453 027	489 600	36 573	7.47
	509 314		19 714	4.03
周期 2	400 856	432 000	31 144	7.21
	447 100		15 100	3.49
周期 3	348 723	374 400	25 677	6.86
	384 031		9 631	2.57
周期 4	297 696	316 800	19 104	6.03
	323 542		6 742	2.13
周期 5	243 182	259 200	16 018	6.18
	264 810		5 610	2.16
周期 6	187 725	201 600	13 875	6.88
	206 106		4 506	2.23
周期 7	135 908	144 000	8 092	5.62
	147 319		3 319	2.30
周期 8	81 902	86 400	4 498	5.21
	88 448		2 048	2.37
周期 9	27 070	28 800	1 730	6.01
	29 525		725	2.51

5 结 论

本文分析了微型永磁步进电机的性能退化失效过程,选取相电流有效值 $I(k)$ 作为电机的性能退化特征量,建立了考虑个体差异的 Wiener 过程的电机性能退化模型,完成了基于电子阀实际工况的永磁步进电机的 RUL 预测。主要结论如下:

提出一种基于考虑个体差异 Wiener 过程的永磁步进电机性能退化模型并通过 EM 算法对其参数估计。针对目前微型永磁步进电机 RUL 研究不足的问题,实现对其 RUL 的预测。预测结果相比于传统 Wiener 过程预测结果更精准,实验结果表明平均预测误差下降了 3.74%。

针对电子阀需要频繁开合,而不需要长时间运行的工作特点,利用微型永磁步进电机设计了基于启停工况的实验,符合电子阀的实际工况特点,对工程领域可靠性的研究有一定的意义。

参考文献

- [1] SAMSON C M, LERCA E, STICEA D. System for study stepper motor control and clock application[C]. 2020 International Conference and Exposition on Electrical And Power Engineering, 2020: 594-597.
- [2] 麻翠娟, 张雪峰, 杨晨炜, 等. 水下无人飞行器用电机的集成设计[J]. 微电机, 2022, 55(5): 89-92.
- [3] WANG J, XU L, CAI J, et al. CFD-based temperature field analysis and lifetime prediction of

- brushless DC motor[C]. 2022 IEEE Transportation Electrification Conference and Expo, 2022: 1-5.
- [4] CHEN D, QIN Y, LUO S. Gated adaptive hierarchical attention unit neural networks for the life prediction of servo motors[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2022, 69(9): 9451-9461.
- [5] 熊大顺, 李颖晖, 朱喜华, 等. 基于 EMD 的随机 Wiener 过程电机剩余寿命预测方法[J]. 微电机, 2013, 46(11): 14-17.
- [6] 刘硕, 李锦棒, 曲建俊, 等. 基于最小二乘支持向量机超声电机摩擦材料寿命的预测[J]. 微电机, 2018, 51(1): 78-82.
- [7] 覃小素, 黄成泉, 陈阳, 等. 基于非局部空间约束的可靠性核 FCM 算法的图像分割[J]. 国外电子测量技术, 2023, 42(12): 31-38.
- [8] 郭敏, 张浩. 基于改进 Bi-LSTM 网络下的多时变状态锂电池剩余寿命预测方法[J]. 国外电子测量技术, 2023, 42(10): 59-68.
- [9] 关存贺, 许高斌, 王焕章, 等. 复杂应力条件下 MEMS 加速度传感器可靠性分析[J]. 电子测量与仪器学报, 2023, 37(7): 17-25.
- [10] FERNANDEZ A J. Gamma reliability test times with minimal costs and limited risks [J]. IEEE Transactions on Reliability, 2022, 71(2): 555-563.
- [11] 姚成玉, 韩丁丁, 陈东宁, 等. 考虑共因失效的新型连续时间动态贝叶斯网络可靠性分析方法[J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(6): 174-184.
- [12] ZHANG Z, JEONG Y, JANG J. A pattern-driven stochastic degradation model for the prediction of remaining useful life of rechargeable batteries [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2022, 18(12): 8586-8594.
- [13] LI T, PEI H, PANG Z. A sequential bayesian updated Wiener Process model for remaining useful life prediction[J]. IEEE Access, 2020, 8: 5471-5480.
- [14] ZHANG Y, YANG Y, XIU Y, et al. A remaining useful life prediction method in the early stage of stochastic degradation process[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Express Briefs, 2021, 68(6): 2027-2031.
- [15] KOU G, YI K, XIAO H, et al. Reliability of distributed data storage system considering the external impacts [J]. IEEE Transactions on Reliability, 2023, 72(1): 3-14.
- [16] ZHANG S, ZHAI Q, SHI X, et al. A wiener process model with dynamic covariate for degradation modeling and remaining useful life prediction [J]. IEEE Transactions on Reliability, 2023, 72(1):

- 214-22.
- [17] 林圣, 李楠, 杨超, 等. 基于可线性化 Wiener 过程的牵引供电设备状态检修决策研究[J]. 铁道学报, 2021, 43(4): 51-59.
- [18] 董青, 郑建飞, 胡昌华, 等. 基于两阶段自适应 Wiener 过程的剩余寿命预测方法[J]. 自动化学报, 2022, 48(2): 539-553.
- [19] KONG Z, WANG D, YAN T, et al. Accelerated stress factors based nonlinear Wiener Process model for lithium-Ion battery prognostics [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2022, 69(11): 11665-11674.
- [20] HOU Y, DU Y, PENG Y, et al. An improved random effects wiener process accelerated degradation test model for lithium-ion battery [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2021, 70: 1-11.
- [21] 纪超, 吕卫民, 张超. 考虑退化特征相关性的火炮身管可靠寿命预测[J]. 火炮发射与控制学报, 2022, 43(5): 77-83.
- [22] ZHOU D, BLAABJERG F, FRANKE T, et al. Comparison of wind power converter reliability with low-speed and medium speed permanent magnet synchronous generators [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2015, 62(10): 6575-6584.
- [23] HOANG L H, BRUNELLE P, SYBILLE G. Design and implementation of a versatile stepper motor model for simulink' s simpower systems [C]. 2008 IEEE International Symposium on Industrial Electronics, 2008:437-442.
- [24] 王泽洲, 陈云翔, 蔡忠义, 等. 基于复合非齐次泊松过程的不完美维修设备剩余寿命预测[J]. 机械工程学报, 2020, 56(22): 14-23.
- [25] 李欣. 车用锂离子电池全生命周期寿命预测与健康管理工作方法研究[D]. 长春:吉林大学, 2023.
- [26] 王鹏, 张作君. 直流电机电刷磨损预测的粒子滤波方法[J]. 微电机, 2021, 54(8): 43-46,97.

作者简介

杨超群, 硕士研究生, 主要研究方向为电机可靠性。

E-mail: qun20210408@163.com

段书用, 博士, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为机器人动力学、机器人可靠性、计算反求技术。

E-mail: duanshuyong@hebut.edu.cn

杨天豪, 硕士研究生, 主要研究方向为电机可靠性。

E-mail: 517907708@qq.com

李珊瑚(通信作者), 博士, 副教授, 博士生导师, 主要研究方向为电机驱动控制与可靠性分析, 机器人伺服运动控制。

E-mail: shanhuli@hebut.edu.cn